

融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉分割方法

董坤朋, 陈 辉

安徽理工大学 计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001

摘 要:目的 针对结肠息肉图像中息肉形状和大小存在多样性以及息肉与其周围组织对比度低等因素影响息肉精确分割的问题,提出一种基于 DeepLabv3+网络模型的融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉图像分割方法。方法 首先,提出 BAM_ASPP 模块,在空洞空间金字塔池化(ASPP)模块中添加 BAM 注意力机制,从而获取重要的语义信息,提高模型的特征表示能力;其次,在空洞空间金字塔池化模块特征融合后,引入 SA(Shuffle Attention)注意力机制获取关键特征;最后,提出 CBAMFF(Convolutional Block Attention Module Feature Fusion)模块,融合主干网络的第三层和第四层特征,同时引入注意力机制关注位置信息以提高模型的分割精度。结果 实验结果表明,该算法在 Kvasir-SEG 数据集上的 mIoU 和 mDice 分别达到了 91.63%、95.54%。结论 该算法的分割效果优于对比的其他分割方法,可实现对结肠息肉图像的精确分割,从而辅助医生准确切除息肉。

关键词:息肉图像分割;DeepLabv3+;注意力机制;空洞空间金字塔池化

中图分类号:R735.34;TP391.41 文献标识码:A doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2026.0004.004

Segmentation of Colon Polyps by Integrating Attention Mechanisms and Multilevel Features

DONG Kunpeng, CHEN Hui

School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, Anhui, China

Abstract: Objective To address the issue that the diversity of polyp shapes and sizes in colon polyp images and the low contrast between polyps and their surrounding tissues affect the precise segmentation of polyps, a colon polyp image segmentation method based on the DeepLabv3+ network model that integrates attention mechanisms and multilevel features is proposed. **Methods** Firstly, the BAM_ASPP module was proposed and the BAM attention mechanism was added to the atrous spatial pyramid pooling (ASPP) module, so as to obtain important semantic information and improve the feature representation ability of the model. Secondly, after the feature fusion of the atrous spatial pyramid pooling module, the shuffle attention (SA) mechanism was introduced to obtain the key features. Finally, the convolutional block attention module feature fusion (CBAMFF) module was proposed, which fused the features of the third and fourth layers of the backbone network. Meanwhile, the attention mechanism was introduced to focus on location information to improve the segmentation accuracy of the model. **Results** Experimental results demonstrated that the mIoU and mDice of the proposed algorithm reached 91.63% and 95.54%, respectively, on the Kvasir-SEG dataset. **Conclusion** The segmentation performance of the proposed algorithm is superior to that of other compared methods. The proposed algorithm enables precise segmentation of colon polyp images, thereby assisting doctors in accurately removing polyps.

Keywords: polyp image segmentation; DeepLabv3+; attention mechanism; atrous spatial pyramid pooling

收稿日期:2024-06-14 修回日期:2024-10-18 文章编号:1672-058X(2026)04-0028-07

基金项目:安徽省重点教学科研项目资助(2020JYXM0458)。

作者简介:董坤朋(1999—),男,安徽涡阳人,硕士研究生,从事图像处理研究。

通信作者:陈辉(1973—),男,安徽庐江人,副教授,博士,从事深度学习及物联网技术应用研究。Email:1115858010@qq.com.

引用格式:董坤朋,陈辉.融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉分割方法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2026,43(4):28-34.

Dong Kunpeng, Chen Hui. Segmentation of colon polyps by integrating attention mechanisms and multilevel features[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2026, 43(4): 28-34.

结直肠癌是一种常见的胃肠道恶性肿瘤,具有较高的发病率^[1-2]。根据专业机构的统计分析,结直肠癌是癌症新发和癌症致死的第三大杀手^[3]。据研究表明,息肉检测每增加1%,结直肠癌的发病率就会降低约3%^[4]。因此,准确的息肉诊断对于避免和治疗结肠癌具有重要意义。目前,结肠镜检查是临床诊断中最常见和有效的结肠异常息肉筛查方法^[5]。然而,结肠镜检查严重依赖医生的经验和熟练程度,且容易发生漏检。此外,息肉的不同大小和病变程度也会使医生误判^[6]。因此,为了减少漏诊率、降低人工成本和提高诊断效率,可利用图像分割技术^[7]设计一个计算机辅助诊断系统以提高息肉检测与诊断的准确率,从而降低结直肠癌的发病率。其中,从肠镜图像中精确分割出息肉是该系统准确诊断的关键。

在过去的几年时间里,为了准确诊断出息肉,越来越多的科研人员着手进行肠镜图像息肉分割的研究。传统的息肉分割方法是基于形状、纹理、颜色特征或者是它们之间的组合^[8],如Hwang等^[9]使用椭圆形状信息自动检测息肉;Ameling等^[10]采用纹理特征,包括灰度共生矩阵和局部二值模式,以实现息肉分割。尽管这些方法取得了一定的成就,但息肉的纹理和形状在实际应用中差异很大,这使得传统的结肠息肉分割方法由于手工特征的能力有限,导致分割效果不理想,无法精确地分割结肠息肉。

近年来,随着深度学习的发展,基于深度学习的神经网络逐渐开始被广泛应用于医学图像领域。U-Net^[11]是医学图像分割任务的一个重要代表。它通过跳跃连接实现高级和低级特征的融合,但由于编码过程中直接使用池化操作压缩分辨率,很容易导致一些空间信息的丢失。此外,由于没有使用更深层的信息,造成了高级特征与低级特征之间的语义差距。Zhou等^[12]提出了UNet++,通过改变跳跃路径并增加模型中的跳跃连接数量来获取不同层次的特征,使得解码层能够利用上下文信息,减少编码器高级特征与解码器低级特征之间的语义差距,提高了结肠息肉图像的分割精度。然而,其感受野固定,只能提取部分多尺度信息。Jha等^[13]提出了ResUNet++,通过引入挤压与激励注意力机制以及残差块等提高对息肉的分割能力,实现以较高准确率分割息肉部分区域的能力;然而,它忽略了图像的多尺度特征,导致对息肉边界存在误分割和漏分割问题。Zhang等^[14]提出TransFuse,使用卷积和Transformer作为双分支,并行提取不同感受野的特征信息,然后使用融合模块对双分支特征进行融合,提

高了结肠息肉的分割精度;然而,融合方法只是简单相加,容易导致错误识别,从而无法准确分割息肉区域。Kim等^[15]提出了UACANet,通过注意力机制捕获上下文语义信息来提高息肉分割性能;然而,这些方法无法弥合不同级别的语义信息差距,无法实现出色的分割结果。

以上方法在结肠息肉图像分割中取得了一定的效果,但肠镜图像中息肉与背景相似,使得对比度较低,从而导致无法准确分割、分割边界模糊和分割不完全等问题的出现。针对以上问题,拟提出一个融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉分割方法。首先,改进空洞空间金字塔池化(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)模块,通过在其每个不同扩张率的空洞卷积后引入BAM(Bottleneck Attention Module)注意力机制增强特征表示能力;其次,在模型中引入SA(Shuffle Attention)注意力机制增强对重要特征的关注意度;最后,提出一个CBAMFF(Convolutional Block Attention Module Feature Fusion)模块,该模块将主干网络特征提取过程中两个浅层特征分支进行融合,并引入CBAM(Convolutional Block Attention Module)模块,关注低级特征信息来提高边界分割能力,从而提高结肠息肉图像的分割精度。

1 改进的Deeplabv3+结肠息肉图像分割方法

1.1 模型结构

本文以DeepLabv3+网络模型为基础模型架构,提出一种融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉分割方法。该模型包括编码器和解码器两部分,如图1所示。

在编码器部分,首先通过骨干网络Xception对输入的图像提取5个不同层次特征;然后将提取到的第5个层次特征的深层语义信息输入到改进的空洞空间金字塔模块(BAM_ASPP)中,从而增强图像特征的表示能力,BAM_ASPP模块的5个分支特征拼接合并后通过SA(Shuffle Attention)模块,以增强对重要特征的关注意度,提高模型的准确分割能力;最后通过 1×1 卷积调整特征通道数并进行两倍上采样。解码器部分,首先将由骨干网络提取得到的 $1/4$ 大小的浅层特征图使用 1×1 卷积调整特征通道数;然后,将从骨干网络中获取到的第3层特征图和第4层特征图使用CBAMFF模块进行特征融合,之后与编码器部分的输出进行相加并进行两倍上采样操作;最后将调整过通道数的浅层特征图与上采样后的特征图进行融合,融合后通过 3×3 卷积和4倍上采样操作调整至原图大小并得到分割结果图像。

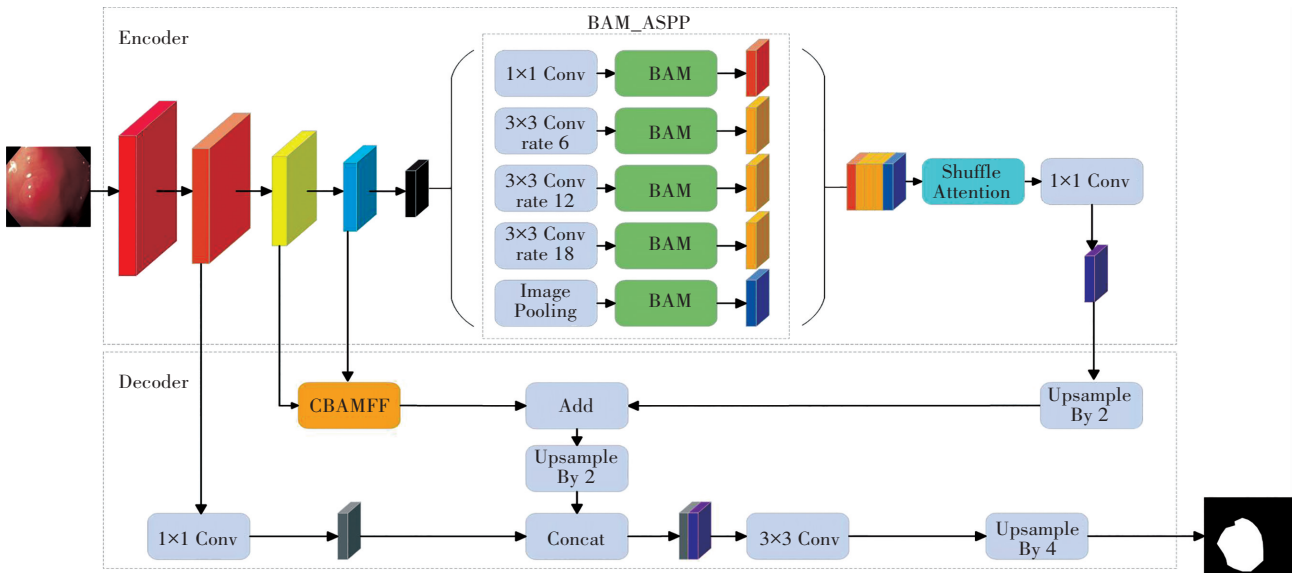


图 1 改进的 Deeplabv3+模型结构

Fig. 1 Structure of the improved Deeplabv3+ model

1.2 BAM_ASPP 模块

DeepLabv3+网络模型原始的空洞空间金字塔池化(ASPP)模块包含4个空洞卷积分支和一个全局平均池化分支。4个空洞卷积分支可通过不同系数的空洞率在不损失分辨率和不增加参数量的基础上增大感受野;全局平均池化分支可以获取全局特征信息,通过将这5个分支进行拼接,从而融合不同分支提取到的特征信息。因此,ASPP模块可以获取不同尺度的图像特征信息,并对这些图像信息进行有效拼接,从而提高图像分割的精度。但由于ASPP在捕获多尺度特征信息的过程中,可能会出现感受野过大,造成重要信息丢失,从而影响模型的分割精度。为了解决此问题,在ASPP模块的基础上,提出了BAM_ASPP模块。BAM_ASPP模块由ASPP模块和瓶颈注意力模块(BAM)组成。BAM^[16]是一种用于加强特征表示的注意力机制,包含通道注意力和空间注意力的混合注意力模块,它的主要特点是只增加很小的参数量就可以有效提高模型的表示能力。BAM模块结构如图2所示。

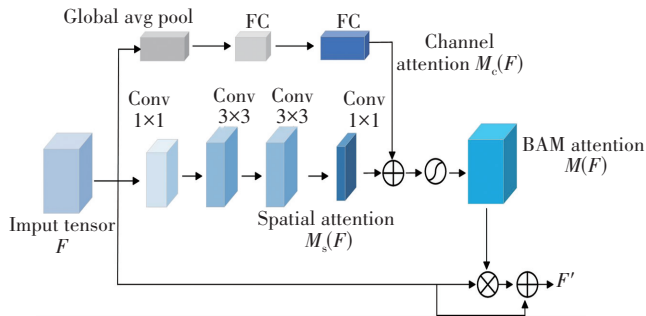


图 2 BAM 模块结构

Fig. 2 BAM module

BAM模块的实现过程如下:首先,输入特征图 F ,分别通过通道注意力和空间注意力获取通道和像素间

的关系,得到特征图 $M(F)$;然后,将特征图 $M(F)$ 与输入特征图 F 进行逐点相乘,抑制不重要特征,突出重要特征,得到新的特征图;最后,将得到的新特征图与 F 相加后得到最终的注意力特征图 F' 。特征图 $M(F)$ 和 F 的表达式如下:

$$F' = F + F \otimes M(F) \quad (1)$$

$$M(F) = \sigma(M_c(F) + M_s(F)) \quad (2)$$

式(1)、式(2)中, σ 表示sigmoid函数, $M_c(F)$ 和 $M_s(F)$ 分别表示通道注意力网络和空间注意力网络得到的特征图, $\otimes$ 表示逐点相乘。

通道注意力分支中,首先将输入特征图 F 通过全局平均池化层聚集每个通道的特征,得到通道向量,然后将得到的通道向量通过具有一个隐藏层的多层感知器进行评估,最后通过BN层进行批量归一化,调整其大小与空间注意力网络输出的特征图相同。通道注意力分支的表达式如下:

$$M_c(F) = \varphi_{bn}(M_{LP}(A_{vgPool}(F))) \quad (3)$$

式(3)中, φ_{bn} 表示批量正则化处理, M_{LP} 表示多层感知器, A_{vgPool} 表示全局平均池化层, F 表示输入的特征, $M_c(F)$ 表示经过通道注意力网络得到的特征图。

空间注意力分支中,首先将输入特征图 F 通过 1×1 卷积进行通道压缩,然后通过两个连续 3×3 卷积捕获上下文信息,最后通过 1×1 卷积降低维度,并加入BN调整空间注意力输出特征图的大小。空间注意力分支的表达式如下:

$$M_s(F) = \varphi_{bn}(f_3^{1 \times 1}(f_2^{3 \times 3}(f_1^{3 \times 3}(f_0^{1 \times 1}(F)))))) \quad (4)$$

式(4)中, $f_0^{1 \times 1}$, $f_1^{3 \times 3}$, $f_2^{3 \times 3}$, $f_3^{1 \times 1}$ 分别表示第1步使用 1×1 卷积,第2步使用 3×3 卷积,第3步使用 3×3 卷积,第4步使用 1×1 卷积。

BAM模块由一个通道注意力模块和一个空间注意力模块并联组成,分别获取空间和通道特征关系,最终

将两者进行权重相加,从而实现对重要特征的关注。在ASPP模块的每一个分支之后添加BAM注意力模块,可以提高模型的特征表示能力,最终提升模型的分割精度。BAM_ASPP结构如图3所示。

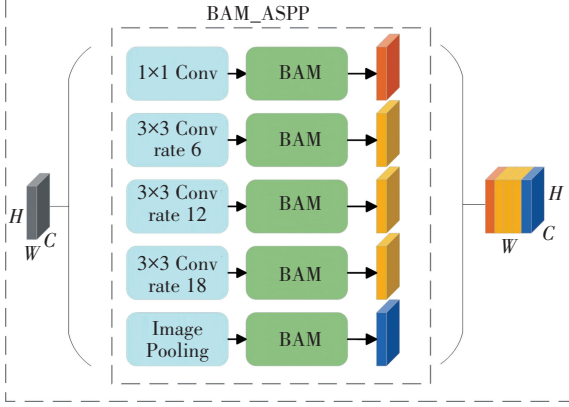


图3 BAM_ASPP模块
Fig.3 BAM_ASPP module

1.3 CBAMFF模块

DeepLabv3+网络模型的主干网络在进行特征提取时,往往包含多个层次的特征图,提取的层次越浅,浅层特征越精细,提取的层次越深,深层语义信息越丰富。但是,传统的DeepLabv3+网络模型仅使用一个层次的浅层特征信息与深层特征信息进行融合,容易造成浅层特征信息的丢失,使得DeepLabv3+网络模型无法准确对目标进行精确分割。

为了充分利用浅层特征信息,达到对目标的精确分割,本文提出了CBAMFF(Convolutional Block Attention Module Feature Fusion)模块。该模块将主干网络特征提取过程中第3层和第4层的浅层特征信息进行融合,并引入CBAM(Convolutional Block Attention Module)模块^[17]关注空间和通道信息,加强对浅层特征信息的关注程度,减少浅层特征信息的丢失,提高模型对目标边界的精确分割。CBAMFF模块结构如图4所示。其中, F_1 和 F_2 分别是骨干网络提取的第3个和第4个层次特征

图,它们作为CBAMFF模块的输入。 F_1 先利用 1×1 卷积调整通道数,再经过BN层,然后利用CBAM模块关注关键特征; F_2 先进行两倍上采样,再经过卷积层和BN层,然后同样利用CBAM模块关注重要特征。最后将经过处理得到的 F'_1 和 F'_2 相加后再经过Relu层获得最终的融合特征 F' 。

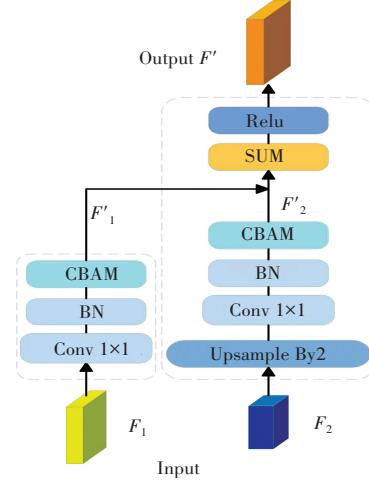


图4 CBAMFF模块
Fig.4 CBAMFF module

1.4 SA模块

为了进一步突出目标图像的关键特征信息,同时抑制其中的无关特征信息,在空洞空间金字塔模块5个分支拼接之后引入SA(Shuffle Attention)模块^[18],其结构如图5所示。对于给定的输入特征图 $X \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$,其中 C, H, W 分别表示特征图的通道数、高度和宽度,SA首先沿着通道维度将 X 进行分组操作,把 X 划分为 G 组,即 $X = [X_1, X_2, \dots, X_G]$, $X \in \mathbf{R}^{C/G \times H \times W}$, X_k 的输入沿通道维度分为两个分支,即 $X_{k1}, X_{k2} \in \mathbf{R}^{C/G \times H \times W}$, X_{k1} 和 X_{k2} 分别是通道注意力分支和空间注意力分支。通道注意力分支(图5中上分支)利用通道的相互关系来生成通道注意力图,空间注意力分支(图5中下分支)利用特征的空间关系来生成空间注意力图。

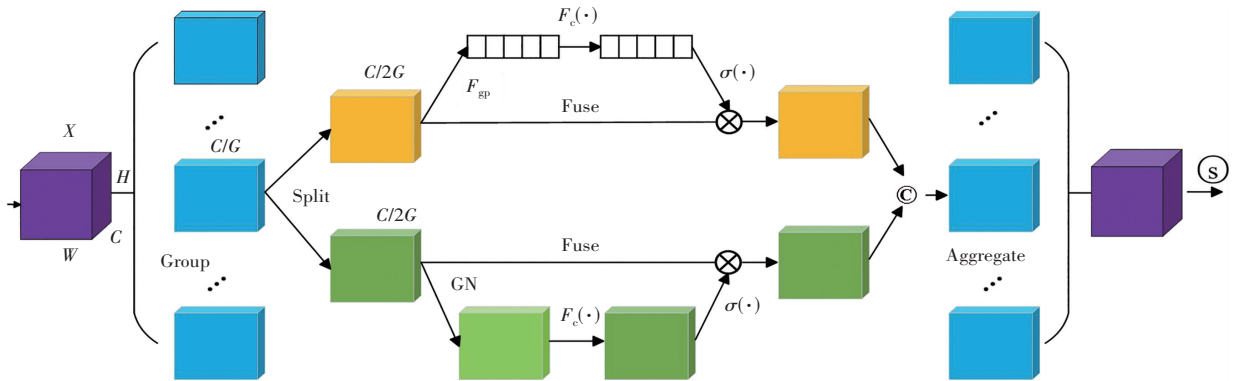


图5 SA模块
Fig.5 SA module

在图5中,上分支使用全局平均池化(GAP)来嵌入全局信息,从而获取 $s \in \mathbf{R}^{C/2G \times 1 \times 1}$ 的通道统计量,之后

通过Sigmoid激活函数来合并通道特征信息。通道统计量和通道注意力如下所示:

$$s = F_{gp}(X_{k1}) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_{k1}(i, j) \quad (5)$$

$$X'_{k2} = \sigma(F_c(s)) \cdot X_{k1} = \sigma(W_1 s + b_1) \cdot X_{k1} \quad (6)$$

下分支与上分支不同,下分支是空间注意力分支,它更关注信息来自哪里。下分支 X_{k2} 使用组归一化 GN 来获得空间特征,之后采用 $F_c(\cdot)$ 来增强输入。空间注意力的计算公式如下所示:

$$X'_{k2} = \sigma(W_2 \cdot \varphi_{gn}(X_{k2}) + b_2) \cdot X_{k2} \quad (7)$$

其中, φ_{gn} 表示组归一化损伤,然后将上分支和下分支连接起来,实现通道的数量与输入的通道数量相同,即 $X'_k = [X'_{k1}, X'_{k2}] \in \mathbf{R}^{C \times G \times H \times W}$ 。最后,把所有的子特征进行聚合,并使用通道混洗算子实现子特征之间的信息交互。

2 仿真实验与结果分析

2.1 数据集与实验设置

本文所用数据集为 Kvasir-SEG^[19]。Kvasir-SEG 数据集是一个用于医学图像分割的公开数据集,它包括 1 000 张结肠息肉图片。数据集中的图片分辨率不固定。将该数据集按比例随机划分,80%作为训练集,10%作为验证集,10%作为测试集。显卡为 NVIDIA GeForce RTX2080Ti,操作系统为 Ubuntu 20.04,深度学习框架为 PyTorch 1.11.0,Python 编程语言为 3.8 版本。

2.2 评价指标

在实验中使用平均 Dice 系数(Mean Dice Coefficient, mDice)、平均交并比(Mean Intersection over Union, mIoU)和 Accuracy 作为评价指标。mDice、mIoU 和 Accuracy 分数越高,分割精度越好。

Dice 系数是医学图像分割中最常用的评价指标,用来计算预测分割图与实际图的相似度^[20]。计算 Dice 系数的总和求平均值,记为 mDice。Dice 系数的计算公式如下:

$$\xi_{Dice} = \frac{2 \times N_{TP}}{2 \times N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (8)$$

交并比系数(IoU),用于计算预测值与实际值两个集合的交集与并集的比值^[21]。计算交并比系数的总和求平均值,记为 mIoU。IoU 的计算公式如下:

$$\xi_{IoU} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (9)$$

准确率(Accuracy)是计算被正确分类的像素个数和总像素之间的比例,准确率越高,分类性能越好。Accuracy 的计算公式如下:

$$\xi_{Accuracy} = \frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{TN} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (10)$$

N_{TP} 表示图像中的目标区域被正确分类为目标区域的样本数, N_{TN} 表示图像中的背景区域被正确分类为背景区域的样本数, N_{FP} 表示图像中的背景区域被错误分类为目标区域的样本数, N_{FN} 表示图像中的目标区域被错误分类为背景区域的样本数。

2.3 对比实验结果分析

为了验证本方法的分割性能,选用 U-Net、Deeplabv3+、HRNet^[22]、Polyp-PVT^[23] 作为对比模型,统一使用 Kvasir-SEG 数据集进行评估,对比实验结果如表 1 所示。不同模型在 Kvasir-SEG 数据集上的图像分割结果如图 6 所示。

表 1 对比实验结果

Table 1 Comparison of experimental results /%			
model	mDice	mIoU	Accuracy
U-Net	89.96	82.52	94.94
Deeplabv3+	93.89	88.82	96.96
HRNet	94.92	90.55	97.13
Polyp-PVT	92.03	87.07	96.72
本文	95.54	91.63	97.73

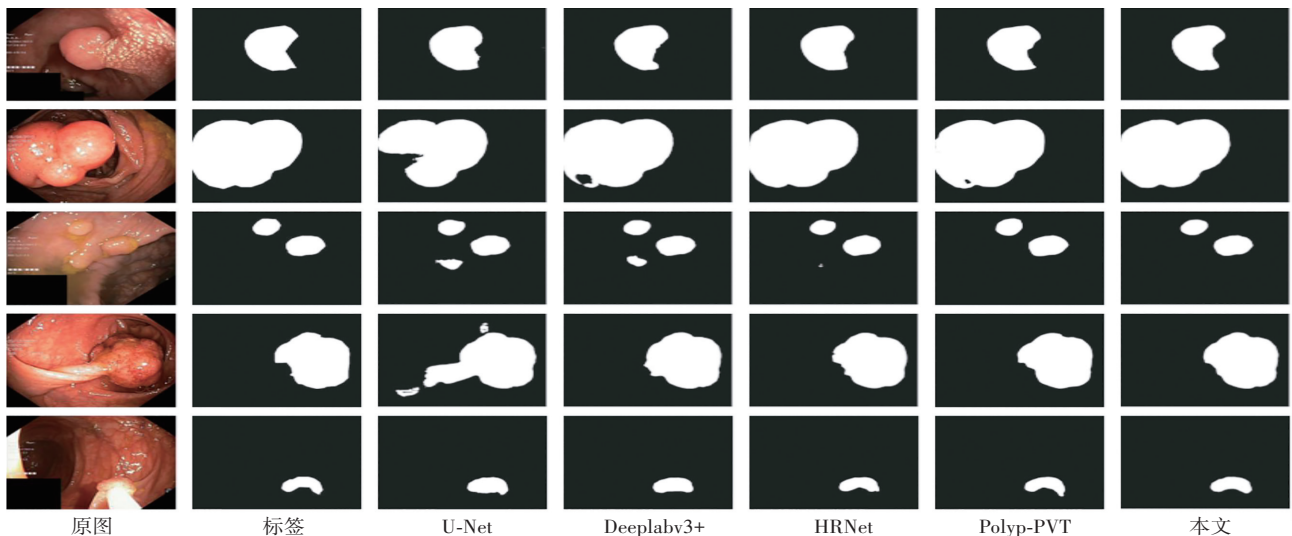


图 6 图像分割结果

Fig. 6 Image segmentation results

由表 1 可知,在 Kvasir-SEG 数据集上,本文图像分割方法优于其他模型,在 3 项评价指标 mDice、mIoU 和 Accuracy 中都取得了最好的结果,其中 mDice 达到了 95.54%,mIoU 达到了 91.63%。本文算法与 U-Net 算法相比,mDice 和 mIoU 分别提升了 6.20%、11.03%;本文算法相较于 Deeplabv3+算法,mDice 和 mIoU 分别提升了 1.75%、3.16%;本文算法与 HRNet 算法相比,mDice 和 mIoU 分别提升了 0.65%、1.19%;本文算法相较于 Polyp-PVT 算法,mDice 和 mIoU 分别提升了 3.81%、5.23%。由图 6 图像分割结果可知,结肠息肉区域与周围的组织相似度很高,这使得结肠息肉分割成为一个较大的挑战。U-Net 算法、Deeplabv3+算法和 Polyp-PVT 算法的分割结果表明,这 3 个算法都存在误分割、分割不完全以及边界分割不准确等问题;HRNet 的分割结果表明它存在误分割和边界分割不准确问题;本文算法的分割结果更接近于标签图,证明了本文算法能够较好地实现对结肠息肉图像的分割。

2.4 消融实验结果分析

为了验证本文算法中各模块对分割效果的作用,进行了 4 组对比试验。为了方便,将基线模型 Deeplabv3+记为 BL。第一组实验是基线模型;第二组是在第一组的基础上改进 ASPP 模块,提出 BAM_ASPP 模块;第三组是在第二组的基础上添加 SA 模块;第四组是在第三组的基础上添加 CBAMFF 模块。表 2 是消融实验结果。

Table 2 Ablation study results				/%
model	mDice	mIoU	Accuracy	
BL	93.89	88.82	96.96	
BL+BAM_ASPP	95.12	90.89	97.54	
BL+BAM_ASPP+SA	95.29	91.2	97.62	
BL+BAM_ASPP+SA+CBAMFF	95.54	91.63	97.73	

由表 2 可知,在基线模型的基础上,随着新模块的添加,模型的 mDice 和 mIoU 等评价指标都有明显的提升。第二组实验通过改进 ASPP 模块,提出 BAM_ASPP 模块,添加该模块后,模型的 mDice、mIoU 和 Accuracy 相较于基线模型分别提升了 1.31%、2.33%和 0.60%。第三组实验在第二组的基础上,添加 SA 模块,模型的 mDice、mIoU 和 Accuracy 与第二组相比分别提高了 0.17%、0.34%和 0.08%。第四组实验在第三组的基础上,添加 CBAMFF 模块,模型的 mDice、mIoU 和

Accuracy 相较于第三组分别提高了 0.26%、0.46%和 0.12%。BAM_ASPP 和 SA 模块增强了模型的特征表示能力和网络模型的分割能力;CBAMFF 模块通过融合两个浅层特征分支,减少了浅层特征信息的丢失,实现了充分利用浅层特征信息,从而准确分割息肉区域的目标。最后一个实验证明了在这些模块的共同作用下,模型的分割效果得到了提升。

3 结 论

针对结肠息肉图像分割中存在的息肉与周围其他组织难以区分,且形状、大小存在差异导致无法精确分割的问题,本文采用 Deeplabv3+网络作为基础模型,提出了一个融合注意力机制和多层次特征的结肠息肉图像分割方法。首先,对模型中的空洞空间金字塔池化(ASPP)模块进行改进,提出 BAM_ASPP 模块,在原 ASPP 模块每个分支之后添加 BAM 模块,增强模型的特征表示能力;其次,在 BAM_ASPP 模块的 5 个分支特征融合之后,添加 SA 模块,增强对重要特征的关注意度,同时抑制无关特征;最后,设计一个 CBAMFF 模块,将两个层次的浅层特征分支通过 CBAMFF 模块进行融合,并引用注意力机制关注重要的浅层特征信息,通过 CBAMFF 模块增强了浅层特征信息的利用,提高了模型的边界分割能力。该方法在 Kvasir-SEG 数据集上,mDice 和 mIoU 分别达到了 95.54%和 91.63%,均优于对比的其他分割方法。综合来看,该方法通过融合注意力机制和多层次特征,实现了对结肠息肉图像的精确分割。但该方法还存在一些问题,如参数量和计算量较大。在未来的研究中,可以尝试降低模型的参数量,实现模型轻量化,设计出更有效的模块进一步提升分割精度,同时尝试将该分割方法应用于其他医学图像分割中,如眼底血管分割、器官分割等。

参考文献(References):

[1] Favoriti P, Carbone G, Greco M, et al. Worldwide burden of colorectal cancer: a review[J]. Updates in Surgery, 2016, 68(1): 7-11.

[2] 梁礼明, 何安军, 朱晨锟, 等. 融合 Transformer 和跨级相位感知的结肠息肉分割方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2023, 40(2): 234-243.

Liang Liming, He Anjun, Zhu Chenkun, et al. Colorectal polyp segmentation method based on fusion of transformer and cross-level phase awareness[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2023, 40(2): 234-243.

- [3] Siegel R L, Miller K D, Wagle N S, et al. Cancer statistics, 2023[J]. CA: a Cancer Journal for Clinicians, 2023, 73(1): 17-48.
- [4] Wieszczy P, Regula J, Kaminski M F. Adenoma detection rate and risk of colorectal cancer[J]. Best Practice & Research Clinical Gastroenterology, 2017, 31(4): 441-446.
- [5] Jha D, Ali S, Tomar N K, et al. Real-time polyp detection, localization and segmentation in colonoscopy using deep learning[J]. IEEE Access, 2021(9): 40496-40510.
- [6] 王龙业, 张凯信, 曾晓莉, 等. 一种改进级联 U-Net 网络的结肠息肉分割算法[J]. 光子·激光, 2023, 34(2): 214-224.
Wang Longye, Zhang Kaixin, Zeng Xiaoli, et al. A colon polyp segmentation algorithm based on improved cascaded U-Net network[J]. Journal of Optoelectronics· Laser, 2023, 34(2): 214-224.
- [7] 郑一然. 一种基于犹豫中智集和水平集的图像分割方法[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2022, 39(5): 17-23.
Zheng Yiran. An image segmentation algorithm based on hesitant neutrosophic set and level set[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2022, 39(5): 17-23.
- [8] 王凯兵. 基于 Transformer 的息肉图像分割技术研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2022: 1-4.
Wang Kaibing. Research on polyp image segmentation technology based on transformer[D]. Hefei: Anhui University, 2022: 1-4.
- [9] Hwang S, Oh J, Tavanapong W, et al. Polyp detection in colonoscopy video using elliptical shape feature[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2007: 465-468.
- [10] Ameling S, Wirth S, Paulus D, et al. Texture-based polyp detection in colonoscopy[C]//Bildverarbeitung Für die Medizin 2009. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009: 346-350.
- [11] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [12] Zhou Z, Rahman Siddiquee M M, Tajbakhsh N, et al. UNet++: A nested U-net architecture for medical image segmentation[C]//Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. Cham: Springer, 2018: 3-11.
- [13] Jha D, Smedsrud P H, Riegler M A, et al. ResUNet++: an advanced architecture for medical image segmentation [C]//Proceedings of the IEEE International Symposium on Multimedia. Piscataway: IEEE Press, 2019: 225-255.
- [14] Zhang Y, Liu H, Hu Q. TransFuse: fusing transformers and CNNs for medical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention- MICCAI 2021. Cham: Springer, 2021: 14-24.
- [15] Kim T, Lee H, Kim D. UACANet: uncertainty augmented context attention for polyp segmentation[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2021: 2167-2175.
- [16] Park J, Woo S, Lee J Y, et al. Bam: bottleneck attention module[C]//British Machine Vision Conference 2018. Newcastle: BMVA Press, 2018: 147-161.
- [17] Woo S, Park J, Lee J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3-19.
- [18] Zhang Q L, Yang Y B. SA-net: shuffle attention for deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the ICASSP 2021—2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2021: 2235-2239.
- [19] Jha D, Smedsrud P H, Riegler M A, et al. Kvasir-SEG: a segmented polyp dataset [C]//MultiMedia Modeling. Cham: Springer, 2019: 451-462.
- [20] 郑付强, 匡定波, 胡勇, 等. 基于 Multiloss-SAM-ConvLSTM 的北极航道独立海冰运动预测[J]. 红外与毫米波学报, 2022, 41(5): 894-904.
Zheng Fuqiang, Kuang Dingbo, Hu Yong, et al. Prediction of independent sea ice motion in Arctic channel based on Multiloss-SAM-ConvLSTM [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2022, 41(5): 894-904.
- [21] 李筠, 汪芳, 杨海马, 等. 一种新型编解码结构的结肠息肉分割算法研究[J]. 软件工程, 2023, 26(10): 40-44.
Li Jun, Wang Fang, Yang Haima, et al. Research on a novel encoding and decoding structure for colon polyp segmentation algorithm[J]. Software Engineering, 2023, 26(10): 40-44.
- [22] Wang J, Sun K, Cheng T, et al. Deep high-resolution representation learning for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(10): 3349-3364.
- [23] Dong B, Wang W, Fan D P, et al. Polyp-PVT: polyp segmentation with pyramid vision transformers[J]. CAAI Artificial Intelligence Research, 2023: 9150015.

责任编辑:李翠薇