计算机科学
COMPUTER SCIENCE

基于多尺度注意力和不确定性损失的两阶段左心房疤痕分割

张鑫艳, 唐振超, 李一夫, 刘振宇

引用本文

张鑫艳, 唐振超, 李一夫, 刘振宇. 基于多尺度注意力和不确定性损失的两阶段左心房疤痕分割[J]. 计算机科学, 2025, 52(6): 264-273.

ZHANG Xinyan, TANG Zhenchao, LI Yifu, LIU Zhenyu. Two-stage Left Atrial Scar Segmentation Based on Multi-scale Attention and Uncertainty Loss [J]. Computer Science, 2025, 52(6): 264-273.

相似文章推荐（请使用火狐或 IE 浏览器查看文章）

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

FDiff-Fusion:基于模糊逻辑驱动的医学图像扩散融合网络分割模型

FDiff-Fusion:Medical Image Diffusion Fusion Network Segmentation Model Driven Based onFuzzy Logic

计算机科学, 2025, 52(6): 274-285. https://doi.org/10.11896/jsjkx.240600006

基于先验驱动的体素内不相干运动的参数估计

Parameter Estimation of Intravoxel Incoherent Motion Based on Prior-driven

计算机科学, 2025, 52(6): 211-218. https://doi.org/10.11896/jsjkx.240300060

基于多层次嵌套Transformer的船名识别网络

Ship License Plate Recognition Network Based on Pyramid Transformer in Transformer

计算机科学, 2025, 52(6): 179-186. https://doi.org/10.11896/jsjkx.240500064

基于自适应图自编码器的离群点检测方法

Outlier Detection Method Based on Adaptive Graph Autoencoder

计算机科学, 2025, 52(6): 129-138. https://doi.org/10.11896/jsjkx.240500092

基于Transformer的时间序列预测方法综述

Survey of Transformer-based Time Series Forecasting Methods

计算机科学, 2025, 52(6): 96-105. https://doi.org/10.11896/jsjkx.240500043

计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.241200197

基于多尺度注意力和不确定性损失的两阶段左心房疤痕分割

张鑫艳[1,2]　唐振超[3,4]　李一夫[5]　刘振宇[1,2]
1 安徽医科大学公共卫生学院　合肥 230032
2 中国科学院自动化研究所分子影像重点实验室　北京 100190
3 北京航空航天大学医学科学与工程学院/医工交叉创新研究院　北京 100191
4 北京航空航天大学大数据精准医学重点实验室　北京 100191
5 北京航空航天大学卓越工程师学院　北京 100191
(zhangxinyan_2022@163.com)

摘　要　心房颤动(AF)是临床上最常见的心律失常之一。左心房及其心肌梗死后疤痕区域的准确分割和面积评估,对于心肌梗死患者出现AF的早期诊断、治疗规划以及预后评估具有极其重要的临床意义。深度学习方法是进行左心房及其心肌梗死后疤痕区域自动分割的主流方向。但是由于心肌梗死后疤痕体积小且容易受到周围增强组织的影响,分割精度尚有待提高。为此,提出了一种基于多尺度注意力和不确定性损失的两阶段深度学习模型。一方面,在网络上采样之前引入多尺度注意力模块(MSAM),该模块能够编码丰富的多尺度语义信息并让模型更为关注重要的语义信息及空间信息。另一方面,引入不确定性损失(Uncertainty Loss)以增强模型对疤痕不确定性的建模能力。此外,还采用直方图匹配(HM)增强图像质量,提高网络的分割能力。将所提出的方法在验证集以及左心房和疤痕量化与分割挑战赛(LAScarQS++)验证平台上进行验证,实验结果均表明该方法分割的疤痕更加完整,分割精度也得到了提升。与nnU-Net相比,心肌梗死后疤痕分割骰子系数(Dice)提高了8.12%。

关键词:心肌梗死后疤痕;深度学习;图像分割;不确定性损失;nnU-Net;多尺度注意力
中图分类号　TP391.7

Two-stage Left Atrial Scar Segmentation Based on Multi-scale Attention and Uncertainty Loss

ZHANG Xinyan[1,2], TANG Zhenchao[3,4], LI Yifu[5] and LIU Zhenyu[1,2]
1 School of Public Health, Anhui Medical University, Hefei 230032, China
2 CAS Key Laboratory of Molecular Imaging, Institute of Automation, Beijing 100190, China
3 Beijing Advanced Innovation Center for Big Data-Based Precision Medicine, School of Engineering Medicine, Beihang University, Beijing 100191, China
4 Key Laboratory of Big Data-Based Precision Medicine, Beihang University, Ministry of Industry and Information Technology, Beijing 100191, China
5 National Superior College for Engineers, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract　Atrial Fibrillation (AF) is one of the most common arrhythmias clinically. Accurate segmentation and area assessment of the left atrium and its scar area after myocardial infarction are of great clinical significance for the early diagnosis, treatment planning and prognosis assessment of AF in patients with myocardial infarction. The deep learning-based method is the mainstream direction for automatic segmentation of the left atrium and the scar area after myocardial infarction. However, as the scar after myocardial infarction is small in size and easily affected by the surrounding enhanced tissue, the segmentation accuracy still remains to be improved. Therefore, a two-stage deep learning model based on multi-scale attention and uncertainty loss is proposed. On the one hand, a Multi-Scale Attention Module (MSAM) is introduced before sampling on the network. This module can encode rich multi-scale semantic information and make the model pay more attention to important semantic and spatial information. On the other hand, uncertainty loss is introduced to enhance the model's ability to model scar uncertainty. In addition, this study also uses histogram matching (HM) to enhance image quality and improve the segmentation ability of the network. The proposed method is verified on the validation set and the left atrial and scar quantification and segmentation (LAScarQS++) evaluation platform. The experimental results show that the scar segmented by this method is more complete and the segmenta-

到稿日期:2024-12-27　返修日期:2025-03-18
基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金(YWF-23-Q-1074);国家重点研发计划(2021YFA1301603)
This work was supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(YWF-23-Q-1074) and National Key R&D Program of China(2021YFA1301603).
通信作者:刘振宇(zhenyu.liu@ia.ac.cn)

tion accuracy is also improved. Compared with nnU-Net, the Dice coefficient (Dice) of scar segmentation after myocardial infarction is increased by 8.12%.

Keywords Post-Myocardial infarction scar, Deep learning, Image segmentation, Uncertainty loss, nnU-Net, Multi-scale attention

1 引言

心房颤动(Atrial Fibrillation, AF)是临床上最常见的心律失常之一，在中国成年人群中的患病率为1.6%[1]。据估计，到2030年，全球将有超过1 200万人受到AF的影响[2]。AF的发生与左心房(Left Atrial, LA)心肌梗死后疤痕的形成密切相关，这些疤痕区域为研究AF的发病机制和进展提供了重要信息，并且其位置和范围对治疗策略的选择起到了决定性作用。临床上通常采用晚期钆增强磁共振成像(Late Gadolinium Enhancement Magnetic Resonance Imaging, LGE-MRI)技术可视化LA心肌梗死后的疤痕，并通过手动勾画的方式进行疤痕面积评估。然而手动勾画LA和疤痕非常耗时且需要具备专业知识，因此开发基于LGE-MRI的LA和疤痕的自动分割算法的必要性极强。由于LGE-MRI图像质量差、LA壁薄且形状多变以及周围组织噪声增强，心肌梗死后疤痕的精准自动分割仍然具有挑战性。

由于心肌梗死后疤痕位于LA壁上，因此目前大多数研究在进行疤痕分割之前，一般先进行LA的定位及分割，如图1所示，其中左心房区域用红色表示，左心房边界用白色表示，疤痕用绿色表示。Karim等[3]首先分割LA，然后通过定义与LA心内膜的固定距离来生成LA壁分割，再从LA壁中提取疤痕。Lefebvre等[4]提出了一种LA疤痕分割网络LASSNET，其采用多网络顺序方法，分为2个阶段4个步骤来进行LA和疤痕的分割，最终取得了Dice为0.591的分割精度。针对疤痕小且离散的问题，Li等[5]提出了一种利用图切割框架结合卷积神经网络预测图的边权重的方法来进行自动疤痕分割，并且通过引入多尺度网络以同时学习局部和全局特征，最终提高了分割性能。但是该方法需要训练3个网络，不仅时间代价昂贵，而且空间复杂度高。Li等[6]提出了一个端到端的多任务分割网络AtrialJSQnet，他们通过隐式表面投影的形状注意机制，利用LA和疤痕之间的内在空间关系，最终取得了Dice为0.543的分割精度。Zhou等[7]提出了一个由粗到细框架下的多任务学习模型，其中细模型可以同时分割LA和疤痕；并且他们开发了一个边缘增强的特征引导模块，使用3D中心差分卷积来探索LA和疤痕之间的空间关系，最终取得了Dice为0.631的分割精度。这些方法虽然极大地促进了心肌梗死后疤痕分割的性能，但是对于不确定和不准确的疤痕分割，目前的分割精度还有待提高。

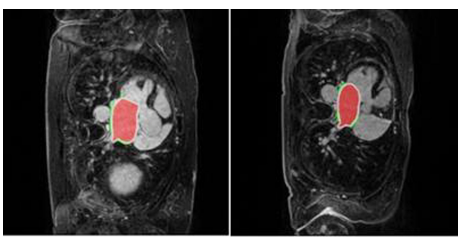


图1 左心房与疤痕空间关系示例图(电子版为彩图)

Fig. 1 Example of the spatial relationship between the left atrium and scar

针对上述分割模型存在的问题，本文构建了一个基于多尺度注意力和不确定性损失的两阶段分割模型。其中，多尺度模块(Multi-Scale Module, MSM)可以扩大网络内的感受野，从而实现多尺度特征和全局上下文信息的整合，这种整合可以增强网络对不同尺度疤痕的识别能力；通道注意力模块(Channel Attention Module, CAM)和位置注意力模块(Positional Attention Module, PAM)加强网络对感兴趣区域的注意力，突出疤痕组织，降低背景的影响。此外，本文引入了一种新颖的不确定性损失[8]，它在网络训练过程中通过Monte-Carlo dropout学习不确定性信息，无需对网络进行任何额外修改。为了增强图像质量，对心肌梗死后的疤痕训练集图像进行直方图匹配(Histogram Matching, HM)[9]。具体来说，本文的贡献如下：

1)提出一种多尺度注意力模块(Multi-Scale Attention Module, MSAM)以增强模型对丰富语义信息的捕捉能力，MSM之后的注意力机制能够增强模型对疤痕的感知能力，这有助于更精确地识别和分割离散分布的疤痕体积。

2)为了提升模型对不确定和不准确的疤痕的分割能力，采用不确定性损失函数，在模型训练过程中学习疤痕不确定性估计，有效改善了疤痕预测的不确定性。

3)提出了一个两阶段分割网络，在充分利用LA作为初始化的基础上简化模型设计，易用性强。

2 相关工作

2.1 多尺度方法

多尺度方法可以利用不同尺度的特征，在医学图像分割中非常有效。Su等[10]和Khan等[11]通过构建多尺度网络来捕获多尺度信息；Zhou等[7]提出了一个扩展初始模块来学习LA和疤痕的多尺度特征。尽管这些2D多尺度方法取得了不错的效果，但它们并未将体积图像视为一个整体，因为它们仅逐片分析图像数据，而忽略了来自其他切片的信息。Li等[12]基于3D U-Net提出一种基于多尺度决策层融合策略的分割方法，以解决LA跨域分割问题。但是，该方法需要修改3D U-Net的解码器部分，泛化能力有限。本文通过在nnU-Net[13]上采样之前引入多尺度模块，既可以充分利用体积信息提取多尺度特征，又不需要对网络主干进行修改。

2.2 注意力机制

注意力机制使模型更关注重要区域，从而提高特征提取的效果。压缩激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks, SENet)[14]通过建模卷积特征通道之间的相互依赖关系，来增强网络的特征提取能力，但是忽略了空间维度。卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)由Woo等[15]于2018年提出，其不仅对通道注意力进行建模，还对空间注意力进行建模。瓶颈注意力模块(Bottleneck Attention Module, BAM)[16]进一步扩展了CBAM，通过在网络

的瓶颈层引入注意力机制，增强网络对关键特征的关注。目前很少有研究将注意力机制应用于心肌梗死后疤痕的分割任务，本文假设在网络上采样之前引入注意力机制，能够进一步增强网络对多尺度特征中重要语义信息及位置信息的定位能力。

2.3 心脏 MRI 分割的不确定性估计

在医学图像分割中，由于数据量有限而导致的模型参数不确定性被称为模型不确定性。模型不确定性与分割准确性相关，神经网络不确定性度量可以帮助识别潜在的不准确分割[17]。Sander 等[18]将基于 Monte Carlo Dropout 的方法应用于心脏 MRI 分割，他们通过校正不确定的像素改进分割结果。Yang[19]等采用 Overlap loss 来解决 LA 分割中边界模糊性导致的背景与前景分类的不确定性。晚期钆增强图像质量差、左心房疤痕形状多变且分散的特点，决定了 LA 疤痕分割具有高度不确定性。因此，本文采用由 Dice，Cross Entropy 和 Uncertainty Loss 组成的混合损失在模型训练过程中进行不确定性估计，以改善疤痕分割效果。

3 两阶段左心房疤痕分割网络设计

3.1 整体框架

本文所提方法的总体框架如图 2 所示，采用两阶段方法进行 LA 及心肌梗死后疤痕的分割。第一阶段：因为疤痕小且离散分布在 LA 边界，因此首先用 nnU-Net 分割出 LA，从而起到定位疤痕的作用。通过对 LA 预测掩码进行膨胀和腐蚀操作，得到 LA 边界，即 LA 壁。第二阶段：将 LGE-MRI 图像与 LA 壁图像一起作为该阶段的输入。由于晚期钆增强图像质量较差，图像对比度低，因此随机将验证集中分割结果差的图像与训练集中的图像进行 HM，然后将其输入到改进后的 nnU-Net 中进行训练。改进后的 nnU-Net 如图 3 所示，其由 14 个卷积层组成，在每个 LeakyReLu 激活函数之后加一个 Dropout 层，以防止模型过拟合。为了充分利用图像的多尺度信息并让网络更加注意到重要的语义信息和空间信息，在 nnU-Net 上采样之前引入 MSAM[20]，帮助模型更精确地识别和分割心肌梗死后的疤痕区域。

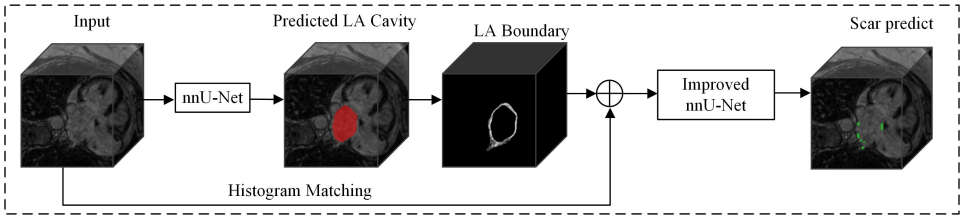


图 2 总体网络架构

Fig. 2 Overall network structure

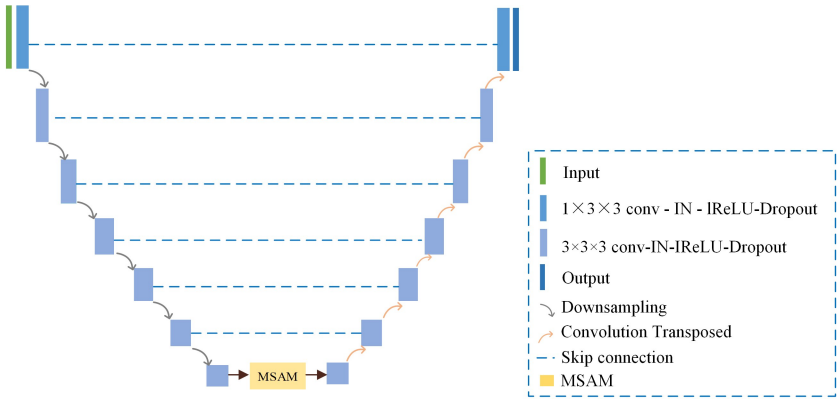


图 3 改进后的 nnU-Net

Fig. 3 Improved nnU-Net

3.2 提取 LA 壁

LA 壁的生成步骤如下[21]：

1）对模型第一阶段输出的预测掩码进行膨胀操作。根据文献[22]，LA 壁的平均厚度为 2～3 mm，因此将 LA 边界向外膨胀 3 个像素。膨胀能够扩大边界，从而模拟 LA 壁的厚度。

2）对 LA 边界执行腐蚀操作。腐蚀与膨胀相反，它使边界向内收缩。这一步通过考虑 LA 的内边界来细化 LA 壁的估计。

3）计算膨胀边界B_D和腐蚀边界B_E之间的差异，该差异可以被视为 LA 壁的粗略估计，因为它位于膨胀的外边界和腐蚀的内边界之间。接着进一步细化 LA 壁，计算膨胀边界与 LA 预测掩码 B 之间的差异，确保膨胀边界不包括与 LA 预测掩码重叠的区域。LA 壁掩码计算式如式(1)所示。

$$M_{Wall}=B_D-B_E-B \tag{1}$$

然后对体素强度进行归一化和阈值处理，使得体素强度对应于 LA 壁体素，0 对应于背景体素。

4）将步骤 3）获得的 LA 壁掩码与原始 LGE-MRI 图像叉乘，粗略确定 LA 壁I_{Wall}，如式(2)所示。

$$I_{Wall}=I\odot M_{Wall} \tag{2}$$

I_{Wall}中的像素值非零区域即为 LA 壁区域LA_{Wall}，如式(3)所示。

$$LA_{Wall}=\{P\mid P\in I_{Wall},P>0\} \tag{3}$$

为了减少患者个体差异、扫描时长及造影剂的影响，对

LA 壁区域进行体素强度归一化，如式(4)所示。

$$\widetilde{LA}_{wall}=LA_{\mathrm{Wall}}/\tilde{P} \tag{4}$$

这样做的目的是增强第二阶段 U-Net 网络的泛化能力。

3.3 直方图匹配

HM，又称直方图规定化，是指将一幅图像的灰度直方图转换成指定形状的直方图，即将一幅图像的直方图与另一幅图像进行匹配的图像增强算法。因为直方图反映了图像全局像素灰度值的分布，所以直方图匹配可以调节全局亮度和对比度[23-24]。其原理如下：

s 和 t 分别表示源图像和目标图像的灰度级，$P_s(s)$ 和 $P_t(t)$ 分别表示 s 和 t 的概率密度函数。在直方图均衡化中，S 是 s 均衡化后图像的灰度值，其转换式如下：

$$S=F(s)=(L-1)\int_0^s P_s(s)\mathrm{d}s \tag{5}$$

其中，L 表示灰度级数目，在 8-bit 灰度图像中，L 为 256；S 为随机变量；s 通过变换函数 $F(s)$ 转换为 S。

对于目标图像，其变换函数如下：

$$T=M(t)=(L-1)\int_0^t P_t(t)\mathrm{d}t=S \tag{6}$$

其中，T 为随机变量，t 通过变换函 $M(t)$ 转换为 T。

因为 $F(s)=M(t)$，所以 t 满足如下条件：

$$t=M^{-1}[F(s)]=M^{-1}(S) \tag{7}$$

以上 3 个算式表明，经过以下步骤，即可求出指定图像经 HM 后的目标图像。

1)由源图像得到 $P_s(s)$，并由式(5)得到 S 的值。

2)由式(6)指定的概率密度函数，求得变换函数 $M(t)$。

3)对均衡后的图像中具有 S 值的每个像素执行反变换函数 $t=M^{-1}(S)$，得到输出图像中的相应像素。

4)当图像中的像素被逐个处理完后，目标图像的概率密度函数将等于指定的概率密度函数。

3.4 多尺度注意力模块

如图 4 所示，MSAM 由 MSM，CAM 和 PAM 组成。MSAM 输入编码器端特征，输出捕获的全局信息、重要的语义信息和空间位置信息。$F\in\mathbb{R}^{C\times H\times W\times D}$，其中 C,H,W,D 分别表示特征图的通道、高度、宽度和深度。MSAM 依次计算多尺度信息注意力图 $M_{\text{Mul-scale}}\in\mathbb{R}^{B\times C\times H\times W\times D}$、语义信息注意力图 $M_{\text{Semantic}}\in\mathbb{R}^{B\times C\times 1\times 1\times 1}$、位置信息注意力图 $M_{\text{Positional}}\in\mathbb{R}^{B\times 1\times H\times W\times D}$，用于加权输入特征图 F，从而得到精炼的特征图 F'，如式(8)－式(10)所示：

$$F_1=M_{\text{Mul-scale}}(F)\copyright F \tag{8}$$

$$F_2=M_{\text{semantic}}(F_1)\otimes F_1 \tag{9}$$

$$F'=M_{\text{Positional}}(F_2)\otimes F_2 \tag{10}$$

其中，$F_1,F_2\in\mathbb{R}^{C\times H\times W\times D}$ 是中间结果，©表示特征图拼接，⊗表示元素乘法。

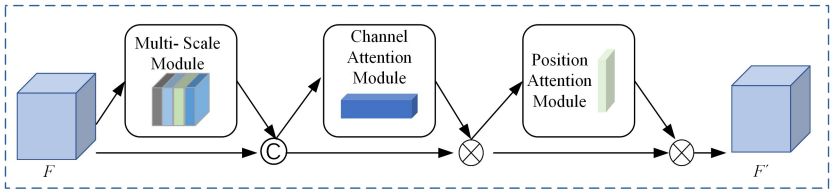


图 4 多尺度注意力模块

Fig. 4 Multi-scale attention module

3.4.1 多尺度模块

为了让模型注意到细节信息，提高分割精度，采用一个 MSM 将编码器特征 F 作为输入以捕获多尺度信息。MSM 有 4 条并行路径，通过不同膨胀率的空洞卷积获取不同感受野的特征，可以增强模型边界处理能力，同时也可以捕获不同大小的疤痕特征；最后通过拼接和融合这些特征增强模型的表达能力，提高疤痕分割精度。由于疤痕体积很小，MSM 模块中采用的膨胀率为[1,2,4,8]。多尺度模块的详细结构如图 5 所示。

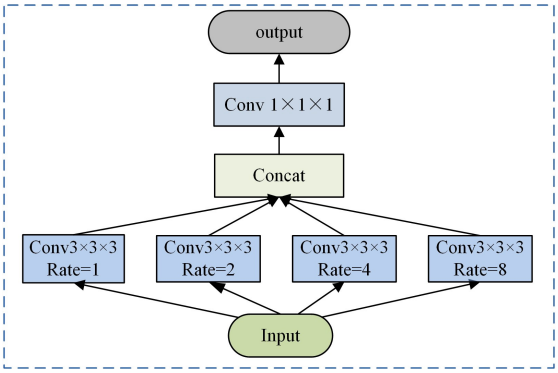


图 5 多尺度模块

Fig. 5 Multi-scale module

3.4.2 通道注意力模块

CAM 将 F_1 作为输入特征并生成通道注意力图 M_{semantic}，该注意力图关注 3D 体积中哪些语义信息是重要的。区别于传统二维通道注意力机制，本方法针对三维医学图像特性进行了适应性改进。全局平均池化关注每个类别的信息，有助于捕获更广泛的上下文信息。医学图像常存在部分容积效应和伪影干扰。全局平均池化通过特征平均抑制局部异常值的影响。考虑到 LGE-MRI 图像质量较差，图像对比度低，易受周围增强噪声的影响，同时 LA 疤痕形状多变，采用全局平均池化有助于捕获全局特征。因此，仅在特征维度执行全局平均池化，得到 1 个 $B\times C\times 1\times 1\times 1$ 的特征图，然后进行 $1\times 1\times 1$ 卷积操作，并通过 Sigmoid 函数得到 CAM 的权重系数 $M_{\text{semantic}}(F_1)$，如式(11)所示。

$$M_{\text{semantic}}(F_1)=\sigma(MLP(AP(F_1))) \tag{11}$$

其中，$\sigma(\cdot)$ 表示 sigmoid 激活函数，$MLP(\cdot)$ 表示全连接层，$AP(\cdot)$ 表示全局平均池化。

最后将该权重系数与 F_1 相乘，得到最终的通道特征图。通过以上步骤和算式，模型能够学习每个通道的重要性，为每个通道分配不同的权重，更好地聚焦于关键特征，从而提升整体性能。通道注意力模块的详细结构如图 6 所示。

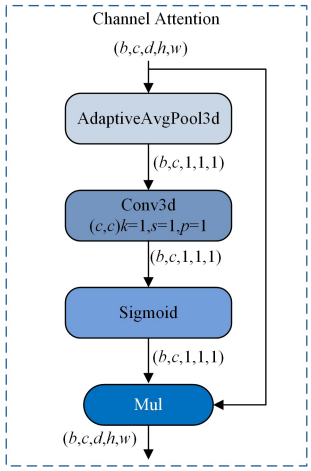


图 6 通道注意力模块

Fig. 6 Channel attention module

3.4.3 位置注意力模块

PAM 将 F_2 作为输入特征，并生成位置注意力图 $M_{\text{Positional}}$，如图 7 所示。PAM 对特征图中特定空间位置进行加权，能够自适应地选择关注的区域，抑制不重要的空间信息，关注输入体积中重要信息的位置。输入特征 F_2，首先在特征通道维度求平均值和最大值，得到两个 $B\times1\times D\times H\times W$ 的特征图，然后将全局最大池化和全局平均池化的结果按照通道拼接，再通过一个 $7\times7\times7$ 卷积和 sigmoid 激活函数，得到最终的 3D 空间注意力图，如式(12)所示。

$$M_{\text{Positional}}(F_2)=\sigma(Conv(MP(F_2);AP(F_2))) \tag{12}$$

其中，$MP(\cdot)$ 表示全局最大池化；$AP(\cdot)$ 表示全局平均池化；$Conv(\cdot;\cdot)$ 表示卷积操作，分号表示对全局最大池化和全局平均池化进行拼接。

通过上述步骤和计算，模型能够有效地捕捉特征图中的重要区域，学习不同空间的重要程度，从而提高模型的性能和准确性。

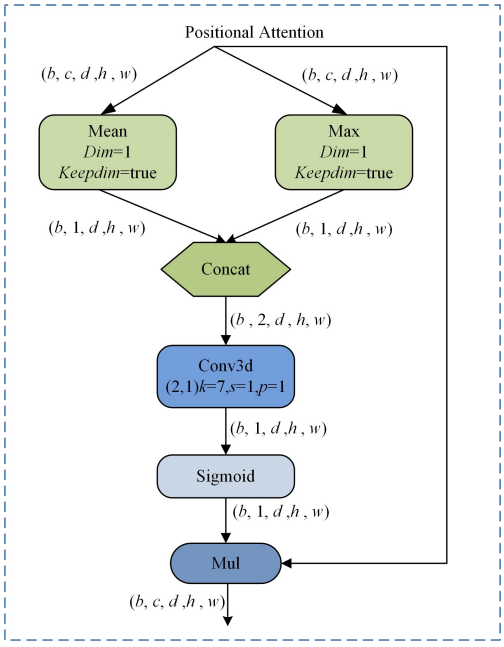


图 7 位置注意力模块

Fig. 7 Positional attention module

3.5 损失函数

对于 LA 分割，损失函数为 Dice 和 Cross Entropy Loss 之和，如式(13)所示。

$$Loss_{\text{LA}}=Loss_{\text{Dice}}+Loss_{\text{CE}} \tag{13}$$

为了改善疤痕预测的不确定性，采用 Uncertainty 与 Dice 和 Cross Entropy Loss 的混合损失来进行 LA 心肌梗死后疤痕的分割。采用 Monte-Carlo dropout (MC-dropout)来建模网络训练过程中的不确定性(Sample Variance)[8]。MC-dropout 的原理为首先训练一个含有 dropout 层的网络，然后在训练期间对网络进行 N 次采样，即获取 Monte-Carlo dropout samples(MC-samples)的过程，这些样本的平均值(μ_i)被用作最终分割[8]，如式(14)所示。

$$\mu_i=1/N\sum_n(y_{i,n}) \tag{14}$$

Sample Variance 被计算为每个像素 i 的 N 个 MC-samples 的方差(σ_i^2)，如式(15)所示。

$$\sigma_i^2=1/N\sum_n(y_{i,n}-\mu_i)^2 \tag{15}$$

由于样本方差是像素级的不确定性度量，为了获得图像级不确定性(Uncertainty Loss)，计算图像所有像素的σ_i^2的均值，如式(16)所示。

$$L_{\text{UncertaintyLoss}}=1/I\sum_i(\sigma_i^2) \tag{16}$$

LA 疤痕分割的最终损失如式(17)所示，其中超参数 γ 控制不确定性损失对总损失的贡献。

$$L_{\text{Total}}=Loss_{\text{Dice}}+Loss_{\text{CE}}+\gamma L_{\text{UncertaintyLoss}} \tag{17}$$

4 实验

4.1 数据集和实验设置

数据集由左心房和疤痕量化与分割挑战赛(Left Atrial and Scar Quantification and Segmen-tation，LAScarQS++)组织者提供[25-26]。该挑战赛有两个任务：第一个任务侧重于从多中心 LGE-MRI 中分割 LA，第二个任务侧重于分割 LA 疤痕。本研究主要关注第二个任务。该数据集包括 60 例房颤患者消融前后 3 到 6 个月的晚期钆增强磁共振图像(LGE-MRI)以及相应的 LA 和疤痕分割标签，3D LGE-MRI 扫描的空间分辨率为 $0.625\times0.625\times2.5\ \text{mm}^3$。这些图像是在 3 个中心(犹他大学、贝斯以色列女执事医疗中心和伦敦国王学院)收集的。将数据集的 80%用于训练，20%用于推理，以评估模型的性能。基线模型(BL)为两个 nnU-Netv2[13]，不对 nnU-Netv2 做任何修改，模型基于 PyTorch 实施，使用 3 个 NVIDIA GeForce RTX 4090 GPU。所有网络均使用 Adam 优化器进行训练，初始学习率为 0.000 3，最大 epochs 设置为 500，batch_size 为 2。模型从头开始训练，并在训练集上使用 5 倍交叉验证进行评估。为了防止过度拟合，在训练期间，采用随机旋转、随机缩放、随机弹性变形、伽马校正增强和镜像等数据增强方法。本文采用 SimpleITK 内置的 Histogram_matching 函数来进行直方图匹配[27]。

4.2 评价指标

本文验证集采用骰子系数(Dice)、豪斯多夫距离(Hausdorff Distance，HD)和广义骰子系数(Generalized Dice Score，

GDice)作为评价指标，LAScarQS++验证平台采用 Dice 和 GDice 作为评价指标。

Dice 是一种常用于评估预测的分割掩码与实际的分割掩码之间的相似性或重叠性的度量，对于评估图像分割任务的性能特别重要。

$$Dice=\frac{2|S_k^{\text{auto}}\cap S_k^{\text{manual}}|}{|S_k^{\text{auto}}|+|S_k^{\text{manual}}|} \tag{18}$$

其中，S_k^{auto}，S_k^{manual}分别为标签 k 的预测标签和真值。

HD 用于评估感兴趣对象的形状和轮廓精度，计算 3D 分割的最大误差距离。因此，HD 可以进一步衡量异常值的存在。

$$h(x,y)=\max_{x\in X}\{\min_{y\in Y}\{d(x,y)\}\} \tag{19}$$

其中，X，Y 表示两组轮廓点，$d(x,y)$表示点 x 和 y 之间的欧氏距离。

GDice 是通过评估所有标签的分割得到的加权 Dice 分数[28]。

$$GDice=\frac{2\sum_{k=0}^{N_k-1}|S_k^{\text{auto}}\cap S_k^{\text{manual}}|}{\sum_{k=0}^{N_k-1}(|S_k^{\text{auto}}|+|S_k^{\text{manual}}|)} \tag{20}$$

其中，S_k^{auto}，S_k^{manual}分别表示自动分割的预测标签 k 和人工手动勾画的标签 k，N_k为标签数量。

4.3 消融实验

为了验证 MSAM 中 MSM，CAM 和 PAM 的有效性，在 BL 的基础上构建 7 个消融网络，采用 LAScarQS++数据集进行训练和验证。如表 1 所列，添加 MSM，CAM 和 PAM 的消融模型均提高了分割精度。具体而言，添加 MSM 后，消融模型 Dice 提高了 3.87%，HD 减少了 1.0375 mm，GDice 提高了 0.91%。这表明对于分割大小不固定的目标，添加多尺度信息后能够捕获更丰富的语义信息，从而提升模型分割精度。添加 CAM 后，消融模型 Dice 提高了 3.42%，HD 减少了 1.084 mm，GDice 提高了 1.02%。这表明 CSM 可以让模型更加关注到重要信息，提升模型捕捉关键特征的能力。添加 PAM 后，消融模型 Dice 提高了 3.69%，HD 减少了 1.3676 mm，GDice 提高了 1.18%。这表明 PAM 可以使模型注意到疤痕的位置信息，从而提升分割精度。当将 MSM，CAM 和 PAM 两两组合添加到消融模型后，分割精度进一步得到了提升。同时添加 MSM 和 CAM 的消融模型 Dice 提高了 4.67%，HD 降低了 2.7092 mm，GDice 提高了 1.26%。这表明同时添加 MSM 和 CAM 后，模型在提取多尺度特征的基础上融合通道特征，进一步提升了分割能力。同时添加 MSM 和 PAM 的消融模型 Dice 提高了 5.28%，HD 降低了 2.7123 mm，GDice 提高了 1.47%。这表明同时添加 MSM 和 PAM 后，模型在提取多尺度特征的基础上融合空间特征，加强了模型多尺度空间学习能力，增强了模型对疤痕位置特征的感知能力。同时添加 CAM 和 PAM 后，由于模型提取的语义信息和空间特征更加丰富，左心房疤痕分割精度 Dice 提高了 4.63%，HD 降低了 3.1000 mm，GDice 提高了 1.22%。同时添加 MSM，CAM 和 PAM 模块的消融模型，分割精度得到了极大的提升，Dice 提高了 5.67%，HD 减少了 3.2165 mm，GDice 提高了 1.67%。这表明本文所提出的 MSAM 模块可以充分提取多尺度特征并融合通道特征和空间特征，实现多维度的特征融合，从而提升模型分割性能。

表 1 MSAM 中 MSM，CAM，PAM 有效性验证实验结果

Table 1 Results of the experimental validation of MSM，CAM and PAM in MSAM

Method	MSM	CAM	PAM	*Dice*	*HD*/mm	*GDice*
BL	×	×	×	0.4964	9.6944	0.8911
BL	√	×	×	0.5351	8.6569	0.9002
BL	×	√	×	0.5306	8.6099	0.9013
BL	×	×	√	0.5333	8.3268	0.9029
BL	√	√	×	0.5431	6.9852	0.9037
BL	√	×	√	0.5492	6.9821	0.9058
BL	×	√	√	0.5427	6.5944	0.9033
BL	√	√	√	**0.5531**	**6.4779**	**0.9078**

注：粗体为最优结果。

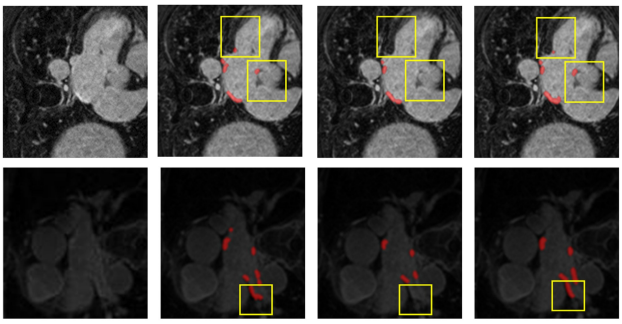
为了验证损失函数对模型分割能力的影响，基于 BL，在 LAScarQS++数据集上构建了 4 个消融网络。BL 默认采用 Cross Entropy 和 Dice Loss 的组合(DC_Loss)。从表 2 中可以发现，添加 Uncertainty_Loss 后，消融模型的分割精度都得到了提升。具体来说，将基线模型损失函数修改为 Uncertainty_Loss 后，消融模型 Dice 提高了 1.6%，HD 降低了 2.7092 mm，GDice 提高了 1.54%。由于疤痕相对于 LA 很小，形态多变且位置分散，因此本文通过引入不确定信息，将其作为模型学习过程的一部分，可以增强模型建模疤痕不确定性的能力，从而提高分割精度。相比于 BL+MSAM(DC_Loss)，BL + MSAM(Uncertainty_Loss)的 Dice 提高了 1.23%，GDice 提高了 0.28%。以上消融实验说明，添加 Uncertainty_Loss 可以使得 LA 疤痕分割任务获益。

图 8 和图 9 给出了使用与不使用 Uncertainty_Loss 的可视化示例，其中黄色框表示微小的疤痕，黄色箭头表示疤痕分割的完整性，一行表示一例患者。BL 中使用 Uncertainty_Loss 后，两例患者的微小疤痕均被识别出，如图 8(d)所示；而没有使用 Uncertainty_Loss 的 BL 未能将微小疤痕识别出，如图 8(c)所示，这主要是因为 Uncertainty_Loss 能够改善疤痕预测的不确定性。为了进一步验证 Uncertainty_Loss 对 LA 疤痕分割性能的提升，对改进后的 nnU-Net 中使用与不使用 Uncertainty_Loss 的 LA 疤痕分割结果进行了可视化，如图 9 所示。可以发现，使用 Uncertainty_Loss 的模型对微小疤痕的识别能力较强，能够准确分割出微小疤痕，与 Ground Truth 最接近，如图 9(d)黄框所示；并且使用 Uncertainty_Loss 的模型，疤痕分割得更加完整，如图 9(d)箭头所示，没有使用 Uncertainty_Loss 的模型对微小疤痕的识别能力有限，未能分割出微小疤痕，如图 9(c)黄框所示。上述结果再次说明了使用 Uncertainty_Loss 可以提升 LA 疤痕分割性能。

表 2 使用 Uncertainty_Loss 的影响的消融研究

Table 2 Ablation study of the impact of using Uncertainty-Loss

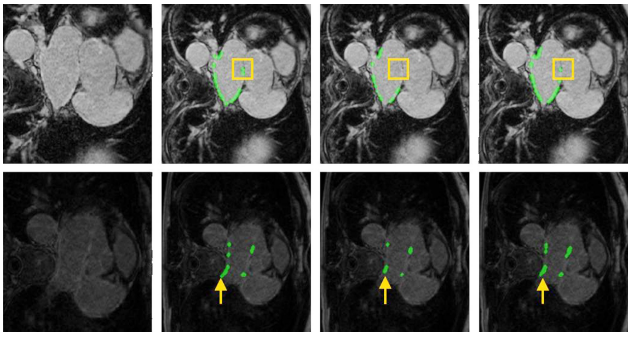
Method	Dice	HD	GDice
BL(DC_Loss)	0.4964	9.6944	0.8911
BL(Uncertainty_Loss)	0.5124	6.9852	0.9065
BL+MSAM(DC_Loss)	0.5531	6.4779	0.9078
BL+MSAM(Uncertainty_Loss)	0.5654	6.8345	0.9106



(a)Image (b)Ground Truth (c)BL without Uncertainty_Loss (d)BL with Uncertainty_Loss

图 8 基线中使用与不使用 Uncertainty_Loss 的可视化示例(电子版为彩图)

Fig. 8 Visualization examples with and without Uncertainty_Loss in a baseline



(a)Image (b)Ground Truth (c)BL+MSAM without Uncertainty_Loss (d)BL+MSAM with Uncertainty_Loss

图 9 改进后的 nnU-Net 中使用与不使用 Uncertainty_Loss 的可视化示例(电子版为彩图)

Fig. 9 Visualization examples of using and not using Uncertainty_Loss in the improved nnU-Net

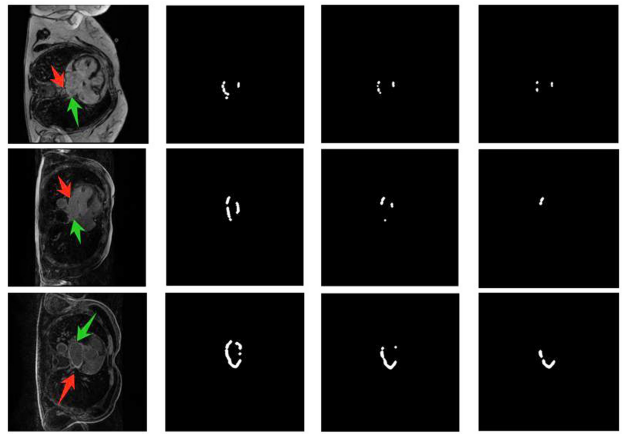
为了验证 HM 对模型分割性能的影响,在 BL 的基础上添加 HM,构建 3 组消融网络。如表 3 所列,添加 HM 后,3 组消融网络相比基线网络 Dice 都得到了提升。与基线模型相比,添加 HM 后,Dice 提高了 3.46%,HD 降低了 1.0852 mm,GDice 提高了 1.48%。LGE-MRI 图像质量较差,图像对比度低,模型在学习的过程中容易受到噪声影响。而添加 HM 可以提高图像的对比度,从而使得模型更容易识别出疤痕区域。在第一组消融模型基础上引入 MSAM 并且添加 HM 后(BL+MSAM+HM),Dice 提高了 3.28%,HD 降低了 1.6038 mm,GDice 降低了 0.04%;但是其与第二组不添加 HM 的模型(BL+MSAM)相比,Dice 反而降低了 2.39%,HD 增加了 1.6127 mm。为了探究其背后的原因,本文对 BL+MSAM 及 BL+MSAM+HM 的分割结果进行了可视化,如图 10 所示,红色箭头表示对比度高的疤痕区域,绿色箭头表示对比度低的疤痕区域。BL 表示基线模型,MSAM 表示多尺度注意力模块,HM 表示直方图匹配。BL+MSAM 相比 BL+MSAM+HM,疤痕分割更加完整。这可能是由于对图像进行 HM 后,MSAM 的加入使模型更容易注意到对比度强的区域,从而忽视了对比度低但包含疤痕的区域。BL+MSAM+Uncertainty_Loss 的 Dice 为 0.5654,HD 为 6.8345 mm,GDice 为 0.9106。添加 HM 后,该消融模型获得了 Dice 为 0.5729,HD 为 6.5944 mm,GDice 为 0.9114 的最高分割精度,Dice 提高了 0.75%,HD 降低了 0.2401 mm,GDice 提高了 0.08%。虽然 HM 在部分图像中不能很好地发挥作用,但是由于本文的损失函数能够对不确定信息进行建模,添加 HM 后模型分割精度还是有所提升,因此总体来说添加 HM 是有益的。

表 3 使用 HM 的影响的消融研究

Table 3 Ablation study of the impact of using HM

Method	*Dice*	*HD*/mm	*GDice*
BL	0.4964	9.6944	0.8911
BL+HM	0.5310	8.6092	0.9059
BL+MSAM	0.5531	6.4779	0.9078
BL+MSAM+HM	0.5292	8.0906	0.9074
BL+MSAM+Uncertainty_Loss	0.5654	6.8345	0.9106
BL+MSAM+Uncertainty_Loss+HM	**0.5729**	**6.5944**	**0.9114**

注:粗体为最优结果。



(a)Image (b)Ground Truth (c)BL+MSAM (d)BL+MSAM+HM

图 10 BL+MSAM 与 BL+MSAM+HM 的可视化结果示例(电子版为彩图)

Fig. 10 Examples of visualization results of BL+MSAM and BL+MSAM+HM

4.4 对比实验

为了验证所提方法的优越性能,将其与经典网络 Attention U-Net[29],3D nnU-Net,ResU-Net[30] 和目前的一些 LA 疤痕分割网络 AtrialJSQnet[6],MDBAnet[31],TESSLA[21] 以及 MedSegDiffv2[32] 进行比较,所有实验结果均在 LAScarQS++验证集上得到,如表 4 所列。从表中可以看出,与 Attention U-Net,3D nnU-Net 和 ResU-Net 相比,所提方法极大地提高了心肌梗死后疤痕的分割精度,Dice 最高提升了 14.68%。即使是目前最好的 3D 分割模型,nn U-Net,在分割具有病理结构不规则、体积小的疤痕目标时,也难以获得很高的分割精度。原因在于 UNet 系列网络仅提取分割目标的通道特征,而本文所提的方法可以在捕获多尺度图像特征的基础上融合分割目标的通道特征,因而增强模型识别疤痕的能力。虽然 MedSegDiff v2 的生成能力很强,但是在所有的分割模型中,它取得了最低的分割精度,Dice 为 0.4216,这也说明扩散模型不适用于 LA 疤痕分割任务。与 AtrialJSQnet,TESSLA 和 MDBAnet 这 3 种方法类似,本文所提方法也考

虑到 LA 与疤痕之间的空间关系，并且本文所提方法 Dice 分别比这 3 种方法高出 2.99%，4.39%，6.09%。心肌梗死后的疤痕 3D 可视化结果如图 11 所示，可以看出，本文所提方法能够更精确地识别离散分布的不同尺度的疤痕，疤痕分割更加连贯，过分割和欠分割的情况更少，疤痕的范围和位置更接近真实标签(Ground Truth)，从而分割精度较高。

表 4 LAscarQS++验证集上各方法分割结果

Table 4 Segmentation results of each method on LAscarQS++ validation set

Method	*Dice*	*HD*/mm	*GDice*
BL	0.4964	9.6944	0.8911
Attention U-Net[29]	0.5011	9.6543	0.8965
3D nnU-Net[13]	0.4841	11.7321	0.9011
MedSegDiff v2[32]	0.4216	17.6101	0.8811
AtrialJSQnet[6]	0.5430	N/A	0.8980
MDBAnet[31]	0.5120	31.6700	N/A
ResU-Net[30]	0.4261	13.2583	0.8906
TESSLA[21]	0.5290	N/A	N/A
Ours	**0.5729**	**6.5944**	**0.9114**

注：粗体为最优结果，N/A 表示缺失值(文献中没有报道)。

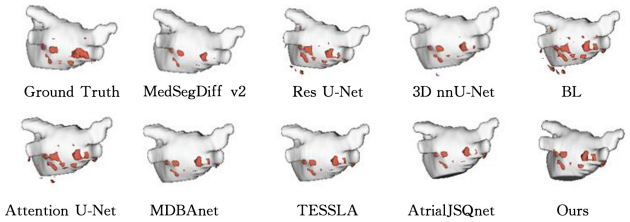


图 11 各方法的左心房疤痕 3D 可视化

Fig. 11 3D visualization of left atrial scar by each method

为了进一步验证本文所提方法的泛化能力，在 LAscarQS++验证平台对所提方法进行了验证，并与文献结果进行比较。如表 5 所列，相比于 3D nnU-Net，LASSNet，MDBAnet，Bound-ary2Patches，Siping Zhou，TESSLA，Arega 等方法，本文所提方法 Dice 分别提高了 8.12%，5.92%，4.22%，9.22%，1.92%，1.62%，0.96%。相比于 BL，本文所提方法的 Dice 和 GDice 分别提高了 7.64%和 0.48%。相比于对比方法中最好的 Boundary-Focused nnU-Net 方法，本文所提方法的 Dice 提高了 0.94%。上述结果说明，本文所提方法分割性能优异，而且鲁棒性较好。

表 5 LAscarQS++验证平台各方法分割结果

Table 5 Segmentation results of various methods on LAscarQS++ evaluation platform

Method	*Dice*	*GDice*
BL	0.5738	0.9078
3D nnU-Net[13]	0.5690	0.9083
LASSNet[4]	0.5910	0.9004
MDBAnet[31]	0.6080	N/A
Boundary2Patches[11]	0.5580	N/A
Boundary-Focused nnU-Net[33]	0.6408	N/A
Siping Zhou[7]	0.6310	0.9160
TESSLA[21]	0.6340	N/A
Arega[34]	0.6406	0.9205
Ours	**0.6502**	0.9126

注：粗体为最优结果，N/A 表示缺失(文献中没有报道)。

4.5 参数分析

4.5.1 模型引入 MSM 后参数分析

为了验证引入 MSM 模块后，是否会导致模型运行效率降低，本文基于 BL 进行了实验。实验结果如表 6 所列。BL 可训练参数为 4.458×10^7，训练时间为 46 mins/100 epochs，推理速度为 30 s。BL 中增加 MSM 后，可训练参数为 6.691×10^7，训练时间为 50 mins/100 epochs，推理速度为 35 s。虽然与 BL 相比，BL+MSM 的参数和运行时间有所增加，但是左心房疤痕分割 Dice 提升了 3.87%，HD 减少了 1.0375 mm，GDice 提高了 0.91%，因此引入 MSM 是可行的。

表 6 MSM 参数分析

Table 6 MSM parameter analysis

Method	Params	*Dice*	*HD*/mm	*GDice*
BL	4.458×10^7	0.4964	9.6944	0.8911
BL+MSM	6.691×10^7	**0.5351**	**8.6569**	**0.9002**

注：粗体为最优结果，Params 表示可训练参数。

4.5.2 通道注意力机制中不同池化方式的比较

本文基于 BL 对通道注意力机制中采用全局平均池化、全局最大池化、全局平均池化加全局最大池化 3 种方式进行了实验，结果如表 7 所列。可以看出，采用全局平均池化左心房疤痕分割效果更好。

表 7 通道注意力机制中不同池化方式的比较

Table 7 Comparison of different pooling methods in channel attention

Method	*Dice*	*HD*/mm	*GDice*
全局平均池化	**0.5306**	**8.6099**	**0.9013**
全局最大池化	0.5272	8.7537	0.9007
全局平均池化+全局最大池化	0.5285	8.9716	0.9010

注：粗体为最优结果。

结束语 本文提出了一个基于多尺度注意力机制和不确定性损失的两阶段 LA 疤痕分割网络，进一步提升了 LA 疤痕的分割精度。首先，为了充分利用 LA 与疤痕之间的内在空间关系，通过利用 LA 预测掩膜来获得 LA 壁，并将其加入 LA 疤痕训练模型中。其次，结合分割目标小且尺度不一的特点，构建了一个 MSAM 模块，并将其引入 nnU-Net 的瓶颈处，可以充分提取目标的多尺度特征和丰富的语义信息。MSAM 的组件 CAM 和 PAM 在多尺度特征的基础上进一步关注重点特征及其位置信息，使得模型能够更精确地识别微小疤痕。另外还通过观察验证集结果，将 Dice 得分较低的图像与训练集中随机选取的图像进行 HM，增强图像对比度和亮度。最后，损失函数采用 Dice Loss，Cross Entropy 和 Uncertainty_Loss 的组合，通过在模型训练过程中学习不确定信息，增强模型对疤痕这种具有不规则病理结构的分割目标的建模能力。消融实验和对比实验表明，本文所提方法在多个评价指标上均有提升。

本文所提方法虽然有效地提高了心肌梗死后地疤痕分割精度并且将疤痕分割得更加完整，但仍然存在不足，如 HM 在增强图像对比度的过程中可能会覆盖 LGE-MRI 的一些特征，灰度直方图的变化可能会降低疤痕组织的相关信息。后续研究将尝试对 LGE-MRI 图像感兴趣区域进行 HM，减少周围增强组织的影响，将其优势最大化，更好地用于心肌梗死

后疤痕分割任务中。此外，现有数据集规模不足也增加了LA心肌梗死后疤痕分割的难度，因此收集大量高质量的LA心肌梗死后的疤痕数据集也有着重要意义。

参 考 文 献

[1] SHI S, TANG Y, ZHAO Q, et al. Prevalence and risk of atrial fibrillation in China: A national cross-sectional epidemiological study [J]. The Lancet regional health Western Pacific, 2022, 23: 100439.

[2] AMERICAN HEART ASSOCIATION. Living With AFib Guide[EB/OL]. https://www.hear-t.org/en/health-topics/atrial-fibrillation.

[3] KARIM R, HOUSDEN R J, BALASUBR-AMANIAM M, et al. Evaluation of current algorithms for segmentation of scar tissue from late Gadolinium enhancement cardiovascular magnetic resonance of the left atrium: an open-access grand challenge [J]. Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance, 2013, 15(1): 105.

[4] LEFEBVRE A L, YAMAMOTO C A P, SHADE J K, et al. LASSNet: A Four Steps Deep Neural Network for Left Atrial Segmentation and Scar Quantification [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation: First Challenge, LAScarQS 2022 Held in Conjunction with MICCAI 2022, Singapore, September 18, 2022, Proceedings. 2023: 1-15.

[5] LI L, WU F, YANG G, et al. Atrial scar quantification via multi-scale CNN in the graph-cuts framework [J]. Medical Image Analysis, 2020, 60: 101595.

[6] LI L, ZIMMER V A, SCHNABEL J A, et al. AtrialJSQnet: a new framework for joint segmentation and quantification of left atrium and scars incorporating spatial and shape information [J]. Medical Image Analysis, 2022, 76: 102303.

[7] ZHOU S, WANG K, ZHOU G. Edge-Enhanced Feature Guided Joint Segmentation of Left Atrial and Scars in LGE MRI Images [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023: 93-105.

[8] AREGA T W, BRICQ S, MERIAUDEAU F. Leveraging Uncertainty Estimates to Improve Segmentation Performance in Cardiac MR [C]// Proceedings of the Uncertainty for Safe Utilization of Machine Learning in Medical Imaging, and Perinatal Imaging, Placental and Preterm Image Analysis. 2021: 24-33.

[9] MA J. Histogram Matching Augmentation for Domain Adaptation with Application to Multi-centre, Multi-vendor and Multi-disease Cardiac Image Segmentation [C]// Proceedings of the Statistical Atlases and Computational Models of the Heart M&Ms and EMIDEC Challenges. 2021: 177-186.

[10] SU R, ZHANG D, LIU J, et al. MSU-Net: Multi-scale U-Net for 2D medical image segmentation [J]. Frontiers inGenetics, 2021, 12: 639930.

[11] KHAN A, ALWAZZAN O, BENNING M, et al. Sequential Segmentation of the Left Atrium and Atrial Scars Using a Multi-scale Weight Sharing Network and Boundary-Based Processing [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023: 69-82.

[12] LI F, LI W. Cross-Domain Segmentation of Left Atrium Based on Multi-scale Decision Level Fusion [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023: 124-132.

[13] ISENSEE F, JAEGER P F, KOHL S A A, et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation [J]. Nature Methods, 2021, 18(2): 203-211.

[14] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-Excitation Networks [C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 7132-7141.

[15] WOO S, PARK J, LEE J, et al. Cbam: Convolutional block attention module [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 3-19.

[16] PARK J, WOO S, LEE J, et al. BAM: Bottleneck Attention Module [C]// Proceedings of the British Machine Vision Conference. 2018.

[17] NG M, GUO F, BISWAS L, et al. Estimating Uncertainty in Neural Networks for Cardiac MRI Segmentation: A Benchmark Study [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2023, 70(6): 1955-1966.

[18] SANDER J, VOS B D, WOLTERINK J M, et al. Towards increased trustworthiness of deep learning segmentation methods on cardiac MRI [C]// Proceedings of the Medical imaging 2019: image Processing. 2019: 324-330.

[19] YANG X, WANG N, WANG Y, et al. Combating Uncertainty with Novel Losses for Automatic Left Atrium Segmentation [C]// Proceedings of the Statistical Atlases and Computational Models of the Heart Atrial Segmentation and LV Quantification Challenges. 2019: 246-254.

[20] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]// Proceedings of the Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 801-818.

[21] OGBOMO-HARMITT S, GRZELAK J, QURESHI A, et al. TESSLA: Two-Stage Ensemble Scar Segmentation for the Left Atrium [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023: 106-114.

[22] BEINART R, ABBARA S, BLUM A, et al. Left atrial wall thickness variability measured by CT scans in patients undergoing pulmonary vein isolation [J]. Journal of Cardiovascular Electrophysiology, 2011, 22(11): 1232-1236.

[23] ZHANG X, YANG X, HUANG L, et al. Two Stage of Histogram Matching Augmentation for Domain Generalization: Application to Left Atrial Segmentation [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023: 60-68.

[24] SHAPIRA D, AVIDAN S, HEL-OR Y. Multiple histogram matching [C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Image Processing. 2013: 2269-2273.

[25] LI L, ZIMMER V A, SCHNABEL J A, et al. Medical image analysis on left atrial LGE MRI for atrial fibrillation studies: A review [J]. MedicalImage Analysis, 2022, 77: 102360.

[26] LI L, ZIMMER V A, SCHNABEL J A, et al. AtrialGeneral: domain generalization for left atrial segmentation of multi-center

LGE MRIs [C]// Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI 2021). 24th International Conference. 2021:557-566.

[27] YANIV Z,LOWEKAMP B C,JOHNSON H J,et al. SimpleITK image-analysis notebooks:a collaborative environment for education and reproducible research [J]. Journal of Digital Imaging,2018,31(3):290-303.

[28] LI L,ZIMMER V A,SCHNABEL J A,et al. Medical image analysis on left atrial LGE MRI for atrial fibrillation studies:A review [J]. Medical Image Analysis,2022,77:102360.

[29] OKTAY O,SCHLEMPER J,FOLGOC L L,et al. Attention u-net:Learning where to look for the pancreas [J]. arXiv:1804.03999,2018.

[30] DIAKOGIANNIS F I,WALDNER F,CACCETTA P,et al. ResUNet-a:A deep learning framework for semantic segmentation of remotely sensed data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry Remote Sensing,2020,162:94-114.

[31] WU M,DING W,YANG M,et al. Multi-depth boundary-aware left atrial scar segmentation network [C]// Proceedings of the Challenge on Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2022:16-23.

[32] WU J,JI W,FU H,et al. Medsegdiff-v2:Diffusion-based medical image segmentation with transformer [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023:6030-6038.

[33] ZHANG Y,MENG Y,ZHENG Y. Automatically segment the left atrium and scars from LGE-MRIs using a boundary-focused nnU-Net [C]// Proceedings of the Challenge on Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2022:49-59.

[34] AREGA T W,BRICQ S,MERIAUDEAU F. Using Polynomial Loss and Uncertainty Information for Robust Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation [C]// Proceedings of the Left Atrial and Scar Quantification and Segmentation. 2023:133-144.



ZHANG Xinyan, born in 1996, postgraduate. Her main research interests include deep learning and medical image analysis.



LIU Zhenyu, born in 1986, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include artificial intelligence, pattern recognition, medical imaging big data analysis and multimodal medical image big models.

(责任编辑:柯颖)