XXXX DOI:

MS-UNet:基于改进U-Net的心脏磁共振图像高精度分割方法

管昌杰[1],宋雪桦[1],张时畅[1],曹雄锋[2],朱海涛[2]
(1.江苏大学计算机科学与通信工程学院,镇江 212000;2.江苏大学附属医院影像科,镇江 212001)

【摘 要】目的:基于U-Net网络(convolutional networks for biomedical image segmentation,U-Net)构建一种多尺度特征融合与空间通道压缩激励的MS-UNet网络(multi-scale feature fusion and spatial-channel squeeze-and-excitation-Unet,MS-UNet),以提升心脏磁共振图像中的心室及心肌组织分割性能。**方法:**通过以下步骤构建MS-UNet网络:①增加下采样与上采样层数;②设计多尺度残差特征融合模块(multi-scale feature fusion,MSRF),替换传统3×3卷积层,融合不同尺度上下文信息;③在上采样与跳跃连接之间引入空间和通道压缩与激励模块(spatial-channel squeeze-and-excitation,scSE),强化关键区域特征权重。基于自动心脏诊断挑战数据集(automated cardiac diagnosis challenge dataset,ACDC),训练并测试MS-UNet的心脏分割性能,并与主流分割网络进行对比。分割性能差异比较采用单因素方差分析、Turkey检验或配对t检验。**结果:**MS-UNet在左心室(left ventricle,LV)、右心室(right ventricle,RV)及心肌(Myoglobin,MYO)分割任务中表现优异:平均相似系数(dice similarity coefficient,Dice)、平均交并比(intersection over union,IOU)、平均Hausdorff距离(hausdorff distance,HD)均显著优于其他模型,且与多个模型比较的差异均具有统计学意义(均P<0.05)。在不同期相心脏分割性能测评中,除了MYO分割Dice和IOU稍差于收缩末期(End Systolic,ES),舒张末期(End Diastolic,ED)心脏各亚结构分割性能评价指标均最佳。2个期相间各指标差异具有统计学意义(均P<0.05)。消融实验结果表明,网络模型在各心脏亚结构分割中的Dice、IOU随着模块数目增加而逐渐增加,HD逐渐降低,各模型间所有性能评价指标间差异具有统计学意义(均P<0.001)。**结论:**MS-UNet通过多尺度特征融合与自适应注意力机制,明显提升了心脏磁共振图像分割精度,具有广阔的临床应用前景。

【关键词】磁共振成像;心脏分割;U-Net网络;深度学习
【中图分类号】R322.1+1 **【文献标志码】**A **【收稿日期】**2025-04-08

MS-UNet: a high-precision segmentation method for cardiac magnetic resonance images based on Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation

Guan Changjie[1],*Song Xuehua*[1],*Zhang Shichang*[1],*Cao Xiongfeng*[2],*Zhu Haitao*[2]
(*1.School of Computer Science and Communication Engineering,Jiangsu University;2.Department of Radiology,The Affiliated Hospital of Jiangsu University*)

【Abstract】*Objective*: To construct a Multi-Scale Feature Fusion and Spatial-Channel Squeeze-and-Excitation-Unet(MS-UNet) network based on Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation(U-Net),and to improve the performance of ventricular and myocardial tissue segmentation in cardiac MRI images. ***Methods*:** The MS-UNet network was constructed by the following steps:(1) increase the number of downsampling and upsampling layers;(2)design a Multi-Scale Residual Feature Fusion(MSRF) module to replace the traditional 3 × 3 convolutional layers and fuse different scales of contextual information;and(3) introduce a Spatial-Channel Squeeze-and-Excitation (scSE) module between the upsampling and the hopping connection to strengthen the feature weights in critical regions. The cardiac segmentation performance of MS-UNet was trained and tested based on the Automated Cardiac Diagnosis Challenge dataset, and it was compared with mainstream segmentation networks. A one-way analysis of variance, the Turkey test, or the paired t-test was used for comparison of segmentation performance. ***Results*:** MS-UNet demonstrates outstanding performance in segmentation tasks for the left ventricle(LV), right ventricle(RV), and myocardial tissue(MYO) the mean similarity coefficient(Dice), intersection over union (IOU), and mean Hausdorff distance (HD)

作者介绍:管昌杰,Email:2222308013@stmail.ujs.edu.cn,研究方向:基于人工智能的医学图像处理。
通信作者:朱海涛,Email:haitaozhu@ujs.edu.cn。
基金项目:江苏省社会发展面上资助项目(编号:BE2023759);镇江市重点研发计划社会发展资助项目(编号:SH2023017)。

were significantly better than other models, and the differences compared with multiple models were statistically significant (all P< 0.05). In phase-specific cardiac segmentation performance evaluations, except for slightly lower Dice and IOU in MYO segmentation compared to end systolic (ES), end diastolic (ED) demonstrated optimal segmentation metrics for all cardiac subsystem evaluations. Differences between the two phases were statistically significant (all P<0.05). The results of the ablation experiment indicated that the Dice and IOU of the network model in the segmentation of each cardiac substructure gradually increased with the increase in the number of modules, while HD gradually decreased. The differences in all performance evaluation indicators among the models were statistically significant (all P<0.001). ***Conclusion***: MS-UNet obviously improves the segmentation accuracy of cardiac magnetic resonance images through multi-scale feature fusion and adaptive attention mechanism, and therefore, it has broad clinical application prospects.
【Key words】magnetic resonance imaging; cardiac segmentation; U-Net network; deep learning

心血管疾病每年导致约1 750万人死亡，是导致全球人类死亡的主要原因之一，其早期精准诊断对降低临床风险具有重要意义[1]。心脏磁共振成像（cardiac magnetic resonance imaging，CMRI）因其分辨率高和无电离辐射等优点，已成为心血管疾病诊断的关键技术。临床心脏评估通常需要基于磁共振成像（magnetic resonance imaging，MRI）提取左心室、右心室及心肌等解剖结构，以便进一步计算心室容积、射血分数等关键功能指标。因此，CMRI的临床应用在很大程度上依赖于对心脏图像的精准分割。心脏磁共振图像分割面临患者间心脏解剖结构差异明显、目标与背景灰度相似、右心室形态多变及边界模糊等挑战。传统的医学图像分割方法（如阈值分割、区域生长法）可通过结合图像的灰度、纹理、边缘信息及形态学信息对心脏进行分割，但在复杂解剖结构或低对比度场景中易受噪声干扰，导致传统分割方法精度有限。

随着深度学习技术的高度发展，基于编码器-解码器结构的卷积神经网络（convolutional neural networks，CNN）提高了医学图像分割结果的精度与鲁棒性。例如，Long J等[2]提出的全卷积网络（fully convolutional network，FCN）首次将卷积神经网络应用于医学图像的像素级预测任务，开启了端到端自动分割新思路。U-Net作为FCN典型改进网络，在医学图像分割领域取得突破性进展，但其仍存在多项局限性：①卷积核感受野固定，难以有效捕捉多尺度上下文信息；②在编码-解码过程中存在信息逐层损失，导致对微小结构和边界细节的建模能力不足；③跳跃连接机制缺乏对语义与空间特征融合的选择性，可能引入冗余信息，从而影响最终分割精度。为克服上述问题，研究者提出了多种基于U-Net的改进方法，主要集中于多尺度特征提取与长程依赖建模方向：BLU-Net[3]通过密集块减少信息丢失，但其特征提取仍依赖固定尺度卷积，缺乏对尺度变化敏感的上下文建模能力，难以应对心脏结构差异明显的情况；TransUNet结合Transformer增强全局特征建模，提升了语义理解能力，但其对局部细节的建模能力较弱，仍存在误分割与漏分割风险[4]。

针对上述挑战，本文提出了一种基于多尺度残差特征融合模块MSRF和空间和通道压缩与激励模块scSE的MS-UNet网络，旨在为临床心血管疾病诊断提供更可靠的自动化工具。

1 材料与方法

1.1 MS-UNet网络模型构建

MS-UNet遵循经典的U-Net网络框架，由编码器、解码器、MSRF模块和scSE模块组成，如图1所示。首先，将U-Net原有的4次下采样和上采样增加到5次，以提高模型的空间分辨率，增强对细节特征的捕捉能力，从而提升网络的分割性能。其次，使用MSRF模块替换U-Net中标准3×3卷积层，该模块通过多个并行卷积操作实现多尺度信息的提取和融合，有效结合了图像的全局和局部特征。此外，在U-Net上采样和跳跃连接之间引入scSE模块，通过并行通道和空间注意力机制，动态增强心脏区域的特征表达，抑制背景干扰，提升模型在右心室和心肌边缘的分割准确性。该方法在保持较低计算开销的同时，实现了高效和精确的心脏MRI分割效果。

1.1.1 编码器构建 心脏在跳动过程中会导致MRI图像出现模糊阴影，进而增加分割难度。为提升模型在边界模糊区域的分割鲁棒性，在编码器部分，本文使用MSRF模块替换U-Net中标准3×3卷积层，其结构如图2所示。与传统U-Net中单个3×3卷积层不同，MSRF模块是由多个并行的3×3卷积组成。在第一行中，使用4个3×3卷积替代1个7×7卷积；第二行则使用2个3×3卷积替代单个5×5卷积。这种设计在保持相同感受野的同时，明显减少了模型的参数

量，从而有效降低计算开销和显存占用。通过并行卷积操作，模型能在不同尺度上提取丰富的图像特征，帮助网络更好地捕捉多层次的信息。然后，通过1个1×1卷积实现通道压缩。此外，MSRF模块还引入ReLU激活函数，加速了网络训练收敛。

1.1.2　跳跃连接层构建　在心脏MRI图像中，心脏跳动和噪声干扰，尤其是在心肌边界和右心室区域，常常出现边界模糊与结构不连续等问题，进而导致误分割或漏分割。为提升模型对模糊结构的感知与表达能力，本文在U-Net上采样和跳跃连接之间引入了scSE模块，其具体结构如图3所示。scSE模块是1个混合注意力模块，由空间注意力模块sSE和通道注意力模块cSE组成，可同时关注空间信息和通道信息。其中，sSE模块通过1×1卷积将输入特征图U在通道维度上压缩为W×H的二维空间权重图，并采用Sigmoid激活函数对特征进行归一化，具体计算如下。

$$\omega_{i,j} = \sigma\left(\sum_{c=1}^{C} W_C \times U_{c,i,j}\right) \tag{1}$$

式中，$U \in R^{C\times H\times W}$为输入特征图，$W_c$为卷积层的权重，$\omega_{i,j}$为位置$(i,j)$的空间注意力权重。

最后，与输入特征图相乘，实现空间维度上的特征增强，输出空间增强特征图$\hat{U}_{sSE}$。

cSE模块首先对输入的特征图U进行全局平均池化，计算公式为：

$$g_c = \frac{1}{H\times W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W} U_{c,i,j} \tag{2}$$

式中，$U \in R^{C\times H\times W}$为输入特征图。

然后，通过2个1×1卷积和Sigmoid激活函数生成每个通道的注意力权重，计算公式为：

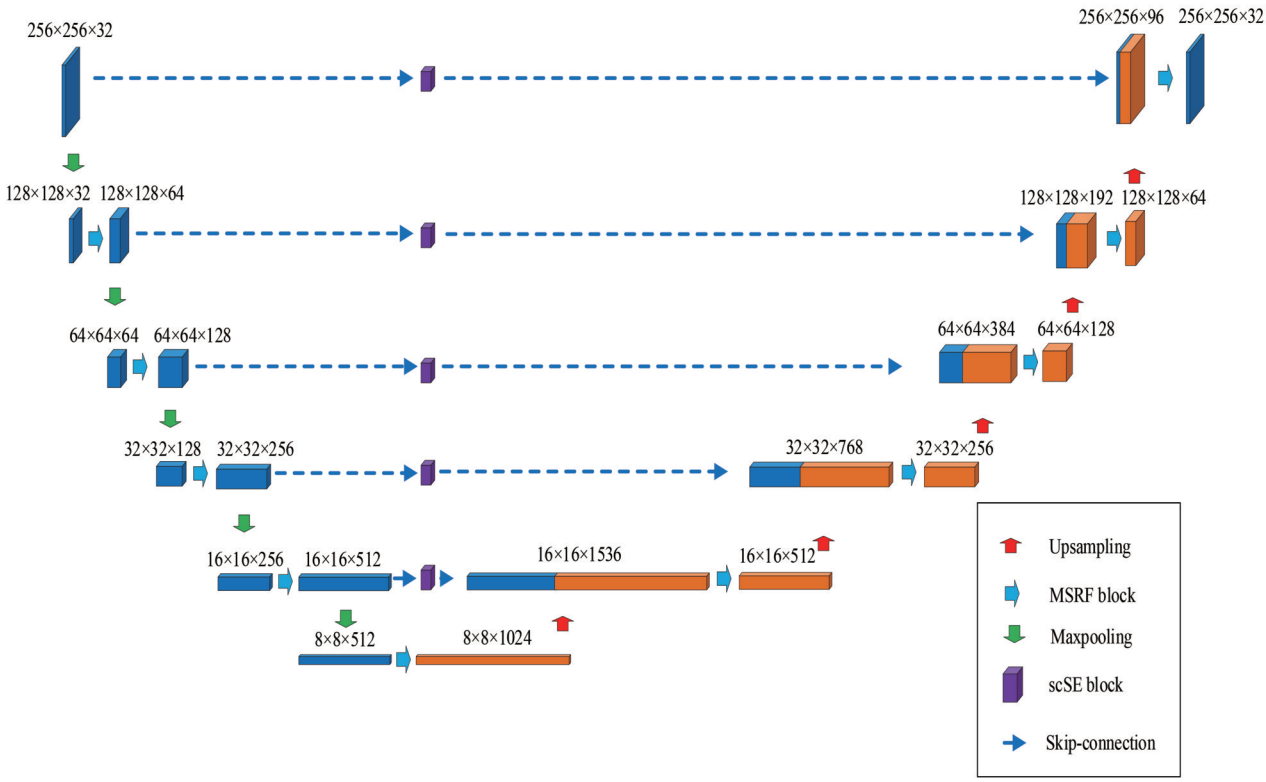


图1　MS-UNet网络结构

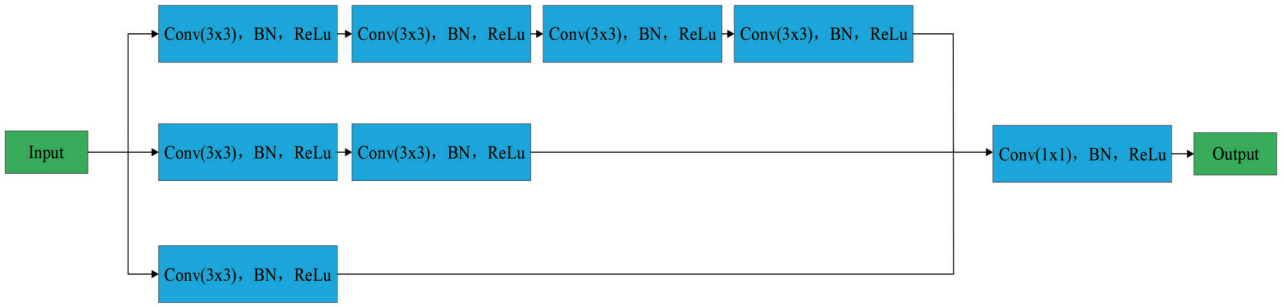


图2　MSRF模块

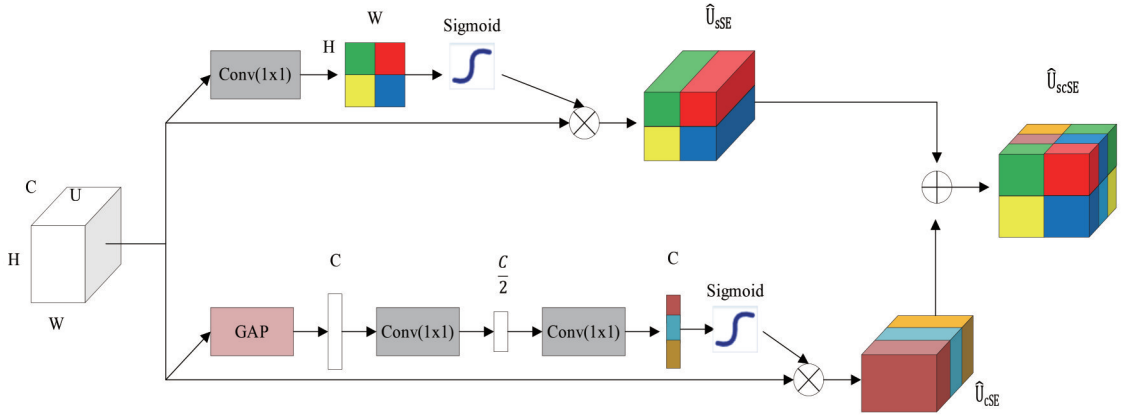


图3 scSE模块

$$\omega_c = \sigma(W_2 \times ReLu(W_1 \times g_c)) \tag{3}$$

式中，ω_c为通道c的注意力权重，W_1为通道维度c时的卷积层权重，W_2为通道维度$\frac{c}{2}$时的卷积层权重。

最后，与输入特征图通道相乘，实现通道维度上的特征增强，输出通道增强特征图$\hat{U}_{cSE}$。

scSE模块是将空间增强特征图$\hat{U}_{sSE}$和通道增强特征图$\hat{U}_{cSE}$进行加法融合，得到最终特征图$\hat{U}_{scSE}$。

1.1.3 解码器构建 在解码器部分，本文同样设计了MSRF模块替换U-Net中标准3×3卷积层，不同于编码器主要负责提取和压缩特征，解码器更侧重于逐层恢复空间分辨率并融合编码器传递的浅层信息。设计MSRF模块能够充分挖掘不同空间尺度的上下文信息，为上采样阶段提供更精准的结构信息。

1.1.4 损失函数 医学图像分割的本质上属于像素级分类任务。在心脏MRI分割中，模型需要对每个像素进行类比预测，即区分左心室、右心室和心肌区域。交叉熵损失是一种常用的分类损失函数，广泛应用于深度学习模型的训练和性能评估，其计算公式为：

$$L_{CE} = -\sum_{i=1}^{C} y_i \log(\hat{y}_i) \tag{4}$$

式中，C为分类任务中的类数，y_i为真实情况中的第i类标签，$\hat{y}_i$为模型预测为第i类的概率。

在医学图像分割中，准确评估分割区域与真实区域的重叠程度至关重要。Dice损失能够有效衡量两者之间的重叠程度，被广泛用于医学影像分割中，其计算公式为：

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2\sum_{i=1}^{N} p_i \hat{p}_i}{\sum_{i=1}^{N} p_i + \sum_{i=1}^{N} \hat{p}_i} \tag{5}$$

式中，p_i和$\hat{p}_i$分别为像素i的标签值和预测值，N为像素点总个数。

本文采用交叉熵损失和Dice损失相结合的策略，用于MS-UNet网络的训练，有效提高了心室和心肌区域的分割精度。二者结合后的损失函数计算公式为：

$$L = L_{CE} + L_{Dice} \tag{6}$$

式中，L_{CE}为交叉熵损失，L_{Dice}为Dice损失。

1.2 网络模型测评

1.2.1 数据集 为评估所提出的MS-UNet网络的性能，在公开数据集ACDC上进行了实验，数据体包含5种疾病模型，包括正常心脏，心肌梗塞，扩张型心肌病，肥厚型心肌病，右心室异常。每位患者MRI图像包括短轴电影序列2个期相，分别为收缩末期(End Systolic，ES)和舒张末期(End Diastolic，ED)。ACDC数据集是法国迪戎大学医院在6年实际临床检查中收集，使用了2台西门子3.0 T和1.5 T磁共振扫描仪进行数据采集，图像切片厚度为5~8 mm，层间距为5~10 mm。该数据集包含150例心脏电影MRI，其中100例用于训练，50例用于测试。在实验之前，对ACDC数据集进行了预处理，首先将心脏MRI切片转换为二维图像，随后统一裁剪至256×256像素，以满足批处理输入要求。

1.2.2 模型参数 实验采用了PyTorch深度学习框架，并在Nvidia RTX 3090的GPU和Intel Xeon W-2235@3.80GHz的CPU上进行。所有网络学习率设置为0.001，使用Adam优化器进行训练，批次大小为15，每次实验迭代350轮。

1.2.3 性能评价 分别评估MS-UNet的左心室(LV)、右心室(RV)和心肌(MYO)分割性能，分割性能评价包括3种方法，包括：指标评价、视觉评价和消融实验。

指标评价：在ACDC数据集中测试MS-UNet及5种主流网络模型(U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet)的分割性能。并分别使用不同期相的心脏磁共振图像(ED和ES)测试MS-UNet的心脏分割性能。测试次数为10次，每次测试记录的评价指标包括Dice、IOU、HD，具体如下：

相似系数(Dice)是指分割结果与真实标签之间的重合程度，其公式为：

$$Dice = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|} \tag{7}$$

式中，X为分割结果，Y为真实标签。

交并比(IOU)是指“预测的边框”与“真实的边框”的交叠率，即交集和并集的比值，其公式为：

$$IOU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (8)$$

式中，A表示真实区域的面积，B表示预测区域的面积。

Hausdorff距离（HD）是指预测分割的边界点与真实值之间的最大距离，用来评估算法在边界处捕获细节的能力，其公式为：

$$HD(A,B) = max\{\sup_{a\in A}\inf_{b\in B} d(a,b), \sup_{b\in B}\inf_{a\in A} d(a,b)\} \quad (9)$$

式中，A表示实际预测结果，B表示真实结果，sup和inf分别表示上界和下界，d表示两点之间的欧几里得距离。

视觉评价：从ACDC数据集中选择5例病例数据（正常心脏，心肌梗塞，扩张型心肌病，肥厚型心肌病，右心室异常）进行手动分割及网络模型自动分割，以1名具备5年以上工作经验的影像科医师的手动分割心脏磁共振图像结果作为“金标准”真实标签（Ground Truth），对比2种经典模型（U-Net、nn-UNet）及MS-UNet模型的心脏分割视觉效果。

消融实验：为了测试MS-UNet网络各模块的有效性，本研究在ACDC数据集中，以U-Net作为基线网络模型，分别测试依次添加MSRF、scSE模块的心脏分割效果，评价指标同指标评价。

1.3 统计学方法

统计分析采用SPSS统计软件（版本号：25.0）。采用Shapiro-wilk检验对计量资料进行正态性检验，符合正态分布的计量资料以均数±标准差（$\bar{x}\pm s$）表示，非正态计量资料用四分位数$M_d(P_{25},P_{75})$表示。MS-UNet的不同期相心脏分割性能差异比较采用配对t检验。指标评价中各网络模型（MS-UNet、U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet）间的心脏分割性能比较及消融实验中各网络模型[U-Net、U-Net+MSRF、U-Net+scSE、U-Net+MSRF+scSE（MS-UNet）]间的心脏分割性能比较采用方差分析，并采用Turkey检验分析MS-UNet与其他网络模型的分割性能差异。检验水准α=0.05。

2 结 果

2.1 模型指标评价

不同模型在心脏亚结构分割任务中的指标评价结果表明，6种网络模型在不同心脏亚结构中的分割性能评价指标差异具有统计学意义（均P<0.001）。除了RV分割评价指标IOU和HD稍差于排名第一的nn-UNet，MS-UNet在6种网络模型中其余各心脏亚结构的分割性能评价指标皆排名最佳。此外，在LV分割性能评价中，MS-UNet的Dice与4种网络模型（U-Net、R50-UNet、Segnet、nn-UNet）间差异具有统计学意义（均P<0.05），其IOU与2种网络模型（UNet++、Segnet）间差异具有统计学意义（均P<0.05），其HD与5种网络模型（U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet）间差异具有统计学意义（均P<0.05）。在右心室（RV）分割性能评价中，MS-UNet的Dice与4种网络模型（U-Net、R50-UNet、UNet++、nn-UNet）间差异具有统计学意义（均P<0.05），其IOU和HD与5种网络模型（U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet）间差异具有统计学意义（均P<0.05）。在心肌（MYO）分割性能评价及平均心脏亚结构分割性能评价指标中，MS-UNet的Dice、IOU和HD与5种网络模型（U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet）间差异具有统计学意义（均P<0.05），见表1。

2.2 不同期相心脏分割性能评价

MS-UNet的不同期相心脏分割性能测评结果显示，除了MYO分割Dice和IOU稍差于ES，ED心脏各亚结构分割性能评价指标均最佳，2个期相间各指标差异具有统计学意义（均P<0.05），见表2。

2.3 视觉评价

视觉评价结果显示（图4），在5个不同疾病病例心脏分割结果中，与其他2种模型相比，MS-UNet具有最佳的分割效果，且分割结果最接近于手动分割金标准真实标签，而其他模型则存在过度分割或分割不足问题（红色圈）。

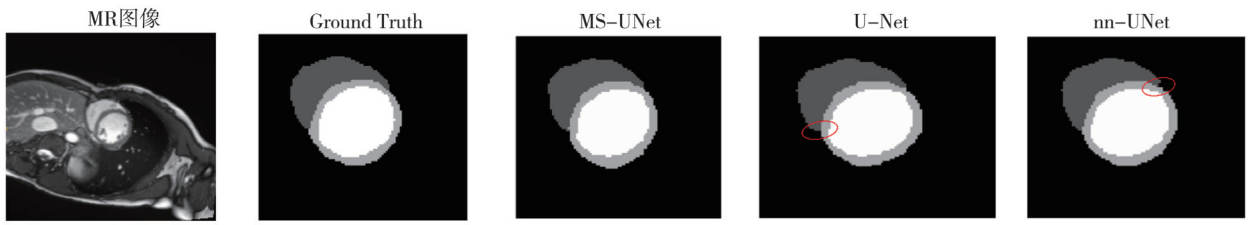
表1 不同模型在ACDC数据集中的心脏亚结构分割性能比较（$\bar{x}\pm s$）

指标	部位	U-Net	R50-UNet	UNet++	Segnet	nn-UNet	MS-UNet	F值	P值
Dice（%）	LV	92.20±0.12[a]	92.50±0.35[a]	92.80±0.33	91.95±0.32[a]	93.00±0.32[a]	95.16±0.32	146.679	<0.001
	RV	86.70±0.12[a]	91.03±0.33[a]	87.42±0.36[a]	86.12±0.34	92.30±0.36[a]	92.40±0.33	825.874	<0.001
	MYO	85.30±0.20[a]	85.70±0.35[a]	86.32±0.32[a]	82.31±0.26[a]	89.51±0.35[a]	91.02±0.34	1 030.205	<0.001
	平均	88.07±0.07[a]	89.74±0.27[a]	88.85±0.24[a]	86.80±0.19[a]	91.61±0.34[a]	92.87±0.23	899.179	<0.001
IOU（%）	LV	88.50±0.11	88.80±0.32	89.20±0.33[a]	88.81±0.33[a]	88.40±0.33	91.00±0.37	96.617	<0.001
	RV	81.30±0.18[a]	83.41±0.33[a]	81.61±0.33[a]	80.71±0.33[a]	86.81±0.33[a]	86.20±0.33	718.397	<0.001
	MYO	76.70±0.40[a]	77.60±0.33[a]	78.81±0.33[a]	75.30±0.33[a]	82.22±0.34[a]	83.50±0.32	872.655	<0.001
	平均	82.16±0.20[a]	83.28±0.26[a]	83.21±0.33[a]	81.60±0.27[a]	85.82±026[a]	86.89±0.25	623.056	<0.001
HD（mm）	LV	9.29±0.07[a]	9.21±0.3[a]	9.11±0.33[a]	9.81±0.33[a]	10.61±0.33[a]	3.11±0.33	810.272	<0.001
	RV	14.20±0.24[a]	13.60±0.33[a]	15.51±0.35[a]	15.05±0.34[a]	7.81±0.33[a]	8.61±0.33	1 100.599	<0.001
	MYO	11.90±0.41[a]	9.70±0.32[a]	11.51±0.35[a]	12.00±0.32[a]	7.71±0.33[a]	4.71±0.33	720.196	<0.001
	平均	11.79±0.16[a]	10.84±0.30[a]	12.03±0.35[a]	12.31±0.30[a]	8.71±0.33[a]	5.51±0.33	773.433	<0.001

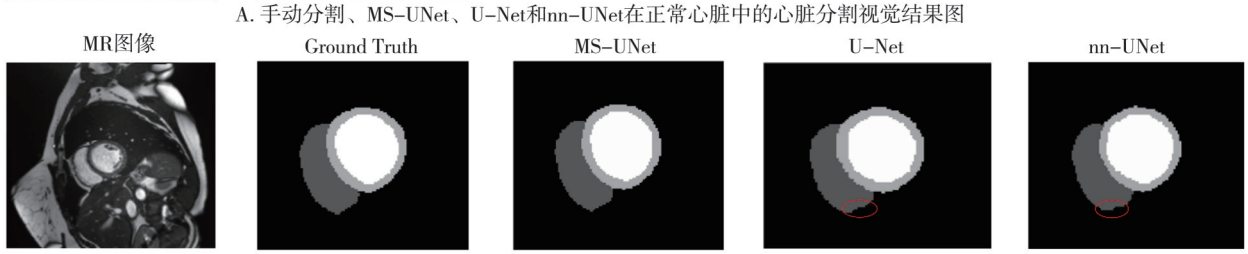
注：a，与MS-UNet组比较，P<0.05

表2 不同期相心脏分割性能评价($\bar{x} \pm s$)

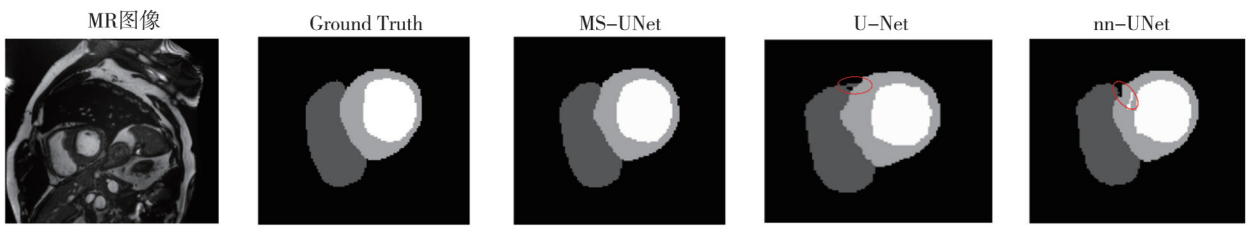
指标	部位	收缩末期(ES)	舒张末期(ED)	t值	P值
Dice(%)	LV	93.30 ± 0.37	97.02 ± 0.34	32.824	<0.001
	RV	89.90 ± 0.32	94.70 ± 0.32	321.994	<0.001
	MYO	91.70 ± 0.32	90.21 ± 0.33	−24.644	<0.001
	平均	91.63 ± 0.27	93.97 ± 0.32	55.677	<0.001
IOU(%)	LV	87.81 ± 0.33	94.12 ± 0.34	69.169	<0.001
	RV	82.30 ± 0.33	90.11 ± 0.33	67.949	<0.001
	MYO	84.71 ± 0.33	82.22 ± 0.34	−23.753	<0.001
	平均	84.94 ± 0.27	88.82 ± 0.27	133.520	<0.001
HD(mm)	LV	3.31 ± 0.33	2.91 ± 0.33	−2.513	0.033
	RV	8.91 ± 0.33	8.31 ± 0.33	−5.529	<0.001
	MYO	4.52 ± 0.34	4.91 ± 0.33	3.053	0.014
	平均	5.60 ± 0.32	5.40 ± 0.27	−5.071	0.001



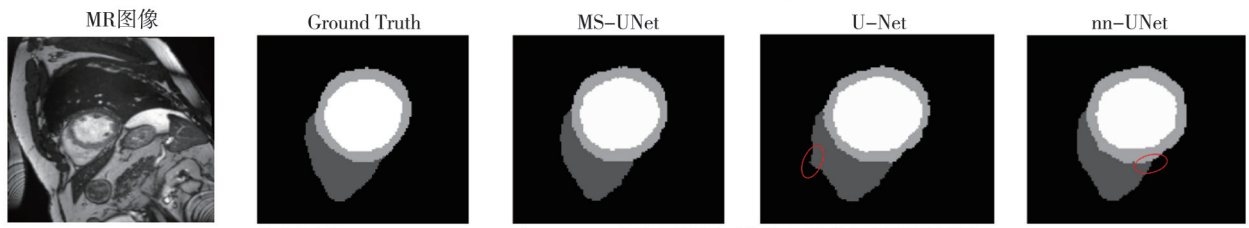
A. 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在正常心脏中的心脏分割视觉结果图



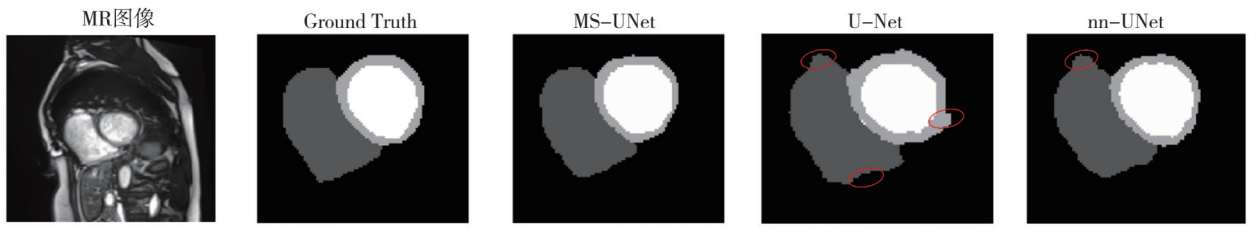
B. 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在扩张型心肌病中的心脏分割视觉结果图



C. 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在肥厚型心肌病中的心脏分割视觉结果图



D. 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在扩心肌梗死中的心脏分割视觉结果图



E. 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在右心室异常中的心脏分割视觉结果图

图4 手动分割、MS-UNet、U-Net和nn-UNet在不同疾病模型中的心脏分割视觉结果图

2.4 消融实验

各模块消融实验结果发现，随着模块数目增加，网络模型在各心脏亚结构分割中的Dice、IOU逐渐增加，HD逐渐降低，各模型间所有性能评价指标间差异具有统计学意义（均P<0.001）。在4个模型中，U-Net+MSRF+scSE（MS-UNet）具有最高的Dice、IOU，最低的HD。在左心室（LV）分割消融实验中，U-Net+MSRF+scSE（MS-UNet）的Dice与2种网络模型（U-Net、U-Net+MSRF）间差异具有统计学意义（均P<0.05），其IOU和HD与3种网络模型（U-Net、U-Net+MSRF、U-Net+scSE）间差异皆具有统计学意义（均P<0.05）。在右心室（RV）分割消融实验中，U-Net+MSRF+scSE（MS-UNet）的Dice、HD与3种网络模型（U-Net、U-Net+MSRF、U-Net+scSE）间差异皆具有统计学意义（均P<0.05），其IOU与2种网络模型（U-Net、U-Net+scSE）间差异具有统计学意义（均P<0.05）。在心肌（MYO）分割性能评价及平均心脏亚结构分割消融实验中，U-Net+MSRF+scSE（MS-UNet）的Dice、IOU和HD与3种网络模型（U-Net、U-Net+MSRF、U-Net+scSE）间差异皆具有统计学意义（均P<0.05），见表3。

3 讨 论

本研究基于改进U-Net架构提出MS-UNet网络，MS-UNet的核心改进在于MSRF模块与scSE模块的协同设计。MS-UNet通过多尺度特征融合与自适应注意力机制，提高了模型对心脏磁共振图像中心室和心肌边缘的分割性能，解决了以往模型在分割时易出现的误分割和漏分割问题，对临床研究具有一定的实际意义。

本研究一系列实验结果表明，MS-UNet明显提升了U-Net网络的心脏分割效果。在指标评价方面，相较于5种主流心脏分割网络模型（U-Net、R50-UNet、Segnet、UNet++、nn-UNet），MS-UNet各心脏亚结构（LV、RV、MYO）的分割性能评价指标（Dice、IOU和HD）皆排名最佳或靠前。以上结果提示，MSRF的加入可极大提升U-Net网络模型的心脏分割性能，具体机制可能为：MSRF模块通过引入不同深度的多尺度卷积路径（每条路径由多个3×3卷积层组成），并结合残差连接与特征融合机制，增强了MS-UNet网络对心脏不同解剖结构的表征能力。心脏不同期相的有效分割对于心功能的准确分析意义重大。在不同期相心脏分割性能评价中，MS-UNet在ES和ED心脏亚结构分割中均表现出优异的分割性能，且在ED期的分割效果更佳。导致上述结果的原因可能是：与ES期相比，心脏舒张末期心室腔体积最大，心脏各亚结构间分界更为清晰，一定程度上网络模型分割难度更低。ACDC数据集因其涵盖多种典型心脏疾病类型、结构变化复杂且挑战性高，已被广泛应用于心脏MRI分割相关研究，并成为该领域重要的基准数据集。基于其多样性和代表性，本研究在ACDC上获得的结果具有较强的参考价值和一定的泛化意义。本研究报道的MS-UNet与多种基于ACDC数据集的心脏分割网络模型的不同期相心脏分割性能评价结果相比，表现出最佳或靠前的心脏分割性能指标，ED的Dice为93.97%（其他模型均<93.97%），HD为5.40 mm（其他模型均≥5.40 mm）；ES的Dice为91.63%（其

表3 消融实验结果（$\bar{x}\pm s$）

指标	部位	U-Net	U-Net+MSRF	U-Net+scSE	U-Net+MSRF+scSE	F值	P值
Dice	LV	92.20 ± 0.12[a]	94.20 ± 0.57[a]	94.78 ± 0.32	95.17 ± 0.32	129.133	<0.001
	RV	86.70 ± 0.12[a]	91.60 ± 0.62[a]	91.30 ± 0.35[a]	92.40 ± 0.33	420.423	<0.001
	MYO	85.30 ± 0.20[a]	89.90 ± 0.26[a]	90.00 ± 0.45[a]	91.02 ± 0.34	608.972	<0.001
	平均	88.07 ± 0.07[a]	91.91 ± 0.44[a]	92.03 ± 0.30[a]	92.87 ± 0.23	541.699	<0.001
IOU	LV	88.50 ± 0.11[a]	89.40 ± 0.62[a]	90.20 ± 0.24[a]	91.00 ± 0.37	77.763	<0.001
	RV	81.30 ± 0.18[a]	85.58 ± 0.34	84.52 ± 0.95[a]	86.20 ± 0.33	164.312	<0.001
	MYO	76.70 ± 0.40[a]	82.75 ± 0.30[a]	82.40 ± 0.41[a]	83.50 ± 0.32	747.465	<0.001
	平均	82.16 ± 0.20[a]	85.90 ± 0.21[a]	85.71 ± 0.30[a]	86.89 ± 0.25	719.490	<0.001
HD	LV	9.29 ± 0.07[a]	5.40 ± 0.50[a]	4.80 ± 0.32[a]	3.11 ± 0.33	588.402	<0.001
	RV	14.20 ± 0.24[a]	10.30 ± 0.29[a]	11.22 ± 0.34[a]	8.61 ± 0.33	590.611	<0.001
	MYO	11.90 ± 0.41[a]	6.60 ± 0.3[a]	6.40 ± 0.33[a]	4.71 ± 0.33	826.467	<0.001
	平均	11.79 ± 0.16[a]	7.44 ± 0.23[a]	7.47 ± 0.20[a]	5.51 ± 0.33	1 254.435	<0.001

注：a，与U-Net+MSRF+scSE组比较，P<0.05

他模型均≤91.63%），HD为5.60 mm（其他模型均≥5.60 mm）[5-12]。在视觉评价方面，与2种模型（U-Net、nn-UNet）相比，MS-UNet在不同疾病模型中均具展现出最佳的分割效果，尤其是在处理心脏的复杂形态和细微结构时。具体机制为：scSE模块通过通道注意力（关注关键解剖特征）与空间注意力（强化边缘区域权重）的联合优化，进一步提升了MS-UNet分割结果的边界一致性。在消融实验方面，实验结果显示随着模块数目的增加，MS-UNet网络模型的各项性能指标均逐步提升，进一步验证了MSRF模块与scSE模块的协同设计的有效性。

本研究存在的局限性：①模型的训练和验证仅基于ACDC单一数据集，虽然该数据集涵盖多种典型心脏病理类型，但其图像来源相对集中，扫描参数较为统一，可能限制了模型在其他医院设备或不同人群中的泛化能力。②在训练过程中，由于心脏结构变化的高度个体差异如：右心室形态差异大和心肌边界模糊，模型仍存在学习稳定性和局部过拟合的风险。③现有模型仍依赖于全监督学习框架，标注成本高、扩展性差，限制了其在实际临床中大规模部署的可能性。为进一步提升模型的鲁棒性与适应性，未来将考虑引入多中心、多设备来源的多模态心脏MRI数据进行跨域验证，以增强泛化性能。同时，本研究将探索半监督或自监督学习策略，降低对大规模精细标注数据的依赖，并结合不确定性估计方法提升模型在边界模糊或结构异常区域的可解释性和稳定性。

综上，本文提出的改进U-Net方法为心脏磁共振图像分割提供了一种快速且高效的解决方案。通过对多尺度特征的有效融合和精细的边界处理，MS-UNet在心脏MRI的自动分割任务中展现出明显的优势，对临床心脏疾病的早期诊断、治疗方案的制定以及后续临床研究具有重要的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] Karna V V R, Karna V R, Janamala V, et al. A comprehensive review on heart disease risk prediction using machine learning and deep learning algorithms[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2025, 32(3): 1763-1795.

[2] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 3431-3440.

[3] Zhang H, Zhang W, Shen W, et al. Automatic segmentation of the cardiac MR images based on nested fully convolutional dense network with dilated convolution[J]. Biomedical signal processing and control, 2021, 68: 102684.

[4] Zhao L, Zhou D, Jin X, et al. Nn-TransUNet: an automatic deep learning pipeline for heart MRI segmentation[J]. Life, 2022, 12(10): 1570.

[5] Simantiris G, Tziritas G. Cardiac MRI segmentation with a dilated CNN incorporating domain-specific constraints[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2020, 14(6): 1235-1243.

[6] da Silva I F S, Silva A C, de Paiva A C, et al. A cascade approach for automatic segmentation of cardiac structures in short-axis cine-MR images using deep neural networks[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 197: 116704.

[7] Painchaud N, Skandarani Y, Judge T, et al. Cardiac segmentation with strong anatomical guarantees[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2020, 39(11): 3703-3713.

[8] Silva I F S, Silva A C, Paiva A C, et al. A Multi-Stage Automatic Method Based on a Combination of Fully Convolutional Networks for Cardiac Segmentation in Short-Axis MRI[J]. Applied Sciences (2076-3417), 2024, 14(16).

[9] Fan J, Pei J, Bi X, et al. Context correlation aware network for cardiac segmentation[C]//2022 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2022: 1-6.

[10] Liu C, Xu J, Xiao Z, et al. An automatic cardiac magnetic resonance image segmentation algorithm based on deep learning[J]. Computer Engineering & Science, 2022, 44(9): 1646.

[11] Ammar A, Bouattane O, Youssfi M. Automatic cardiac cine MRI segmentation and heart disease classification[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2021, 88: 101864.

[12] Singh K R, Sharma A, Singh G K. MADRU-Net: Multiscale attention-based cardiac MRI segmentation using deep residual U-Net [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 73: 1-13.

（责任编辑：周一青）