DOI:10.16016/j.2097-0927.202406055

基于深度学习的MRI影像女性尿控解剖元件及相关结构的自动分割

张子沁[1],吴 毅[2],张小勤[2],徐 洲[2],雷 玲[3],王延洲[4],王 艳[1] [1]重庆师范大学数学科学学院,重庆;陆军军医大学(第三军医大学):[2]生物医学工程与影像医学系数字医学教研室,[4]第一附属医院妇产科,重庆;[3]安顺人民医院妇科,贵州安顺

[**摘要**] **目的** 基于深度学习方法,运用自动分割模型分割MRI影像下女性尿控解剖元件结构,提高分割效率和准确率。**方法** 以来自陆军军医大学生物医学工程与影像医学系的49例女性盆底肌肉MRI图像(其中不同程度的盆腔脏器脱垂病例30例,正常人19例)作为数据集对模型进行训练和测试,按照8∶2的比例划分为训练集和测试集,最终选取17例正常人和22例盆腔脏器脱垂病例作为训练集,4例正常人和6例盆腔脏器脱垂病例作为测试集。将训练集放入UNet、UNet+++、Dense UNet以及UNet++模型分别训练,再将测试集放入网络中进行精度测试,选取精度最高的模型作为主干网络。**结果** 在UNet、UNet+++、Dense UNet以及UNet++模型的训练下,4个模型得到尿道压肌、尿道括约肌主体部、膀胱壁、膀胱腔、尿道黏膜下层5种结构的平均Dice相似性系数分别为61.82%、57.94%、57.63%和62.76%,交并比分别为49.74%、46.59%、46.07%和49.44%,准确率分别为61.74%、55.03%、59.23%和61.91%。结果显示UNet++的3个指标基本高于UNet、UNet+++、Dense UNet的指标,表明UNet++总体分割精度最优。**结论** 利用UNet、UNet+++、Dense UNet以及UNet++模型对女性盆底尿道压肌、尿道括约肌主体部、膀胱壁、膀胱腔、尿道黏膜下层5种结构进行了自动分割,其中UNet++总体分割精度最优。

[**关键词**] 深度学习;图像分割;智能辅助诊断;核磁共振图像

[**中图法分类号**] R319;R322.63;R445.2 [**文献标志码**] A

Automatic segmentation of female urine control anatomical elements and related structures in MRI images based on deep learning

ZHANG Ziqin[1], WU Yi[2], ZHANG Xiaoqin[2], XU Zhou[2], LEI Ling[3], WANG Yanzhou[4], WANG Yan[1] [1]School of Mathematical Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing; [2]Department of Digital Medicine, Faculty of Biomedical Engineering and Imaging Medicine, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing; [3]Department of Gynecology, Anshun People's Hospital, Anshun, Guizhou; [4]Department of Obstetrics and Gynecology, First Affiliated Hospital, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing, China

[**Abstract**] **Objective** To construct an automatic segmentation model to segment female urine control anatomy on MRI images based on deep learning methods in order to improve the segmentation efficiency and accuracy. **Methods** A dataset comprising 49 female pelvic floor muscle MRI images [30 women with varying degrees of pelvic organ prolapse (POP) and 19 healthy individuals], obtained from Faculty of Biomedical Engineering and Medical Imaging in Army Medical University, was used for model training and

[**基金项目**] 国家自然科学基金(31971113);重庆市自然科学基金(CSTB2023NSCQ-LZX0054)

[**通信作者**] 王 艳,E-mail:wycq2006@sina.com

2097-0927/Copyright © 2025, 陆军军医大学(第三军医大学)。这篇开放获取文章遵循CC BY许可协议(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

引用格式:张子沁,吴毅,张小勤,等. 基于深度学习的MRI影像女性尿控解剖元件及相关结构的自动分割[J]. 陆军军医大学学报,2025,47(14):1568-1576. DOI:10.16016/j.2097-0927.202406055.

Citation:ZHANG Z Q, WU Y, ZHANG X Q, *et al*. Automatic segmentation of female urine control anatomical elements and related structures in MRI images based on deep learning[J]. J Army Med Univ, 2025, 47(14):1568-1576. DOI:10.16016/j.2097-0927.202406055.

testing. The dataset was split into a training set (17 normal cases and 22 POP cases) and a testing set (4 normal cases and 6 POP cases) in a ratio of 8∶2. The training set was used to train UNet, UNet+++, Dense UNet, and UNet++ models separately, and then input into each network. The model achieving the highest testing accuracy was selected as the backbone network. **Results** Under the training of UNet, UNet+++, Dense UNet, and UNet++, the 4 models achieved average Dice similarity coefficients of 61.82%, 57.94%, 57.63%, and 62.76%, respectively, for the segmentation of 5 anatomical structures (compressor urethrae, urethra sphincter body, bladder wall, bladder cavity and urethra submucosa). The corresponding Intersection over Union (IoU) score was 49.74%, 46.59%, 46.07%, and 49.44%, while the accuracy rate was 61.74%, 55.03%, 59.23%, and 61.91%, respectively for the 4 models. Notably, UNet++ consistently outperformed UNet, UNet+++, and Dense UNet across the 3 metrics, indicating that UNet++ achieved the highest overall segmentation accuracy. **Conclusion** In UNet, UNet++, Dense UNet and UNet++ for automatic segmentation of 5 female urine control anatomical elements, UNet++ achieves the best overall segmentation accuracy.

[**Key words**] deep learning; image segmentation; intelligent assisted diagnosis; nuclear magnetic resonance image

Supported by the National Natural Science Foundation of China (31971113) and the Natural Science Foundation of Chongqing (CSTB2023NSCQ-LZX0054). Corresponding author: WANG Yan, E-mail: wycq2006@sina.com

膀胱过度活动综合征(overactive bladder,OAB)是泌尿系统常见的临床综合征,以尿急、尿频、夜尿等症状为特征,常表现为膀胱活动过度、排尿力增强、膀胱逼尿肌频繁收缩,出现盆底尿失禁情况,往往合并尿道括约肌收缩无力。据统计,OAB的发病率为16.6%,女性明显高于男性。一项涉及美国19 000名18岁以上成年女性的流行病学调查估计,女性OAB的发病率为7.7%~31.3%。

众多研究表明,肌肉体积与其功能和疾病诊断有很大的相关性[1]。WU等[2]基于薄层高精度数字解剖图像,对盆底控尿和排尿的解剖元件进行了数字解剖学研究。研究表明,女性尿道控尿解剖元件由肛提肌、尿道括约肌主体部、尿道压肌和尿道阴道括约肌组成。女性排尿解剖元件(主要为膀胱逼尿肌)过度肥大,伴随尿道控尿元件(尿道压肌、尿道括约肌主体部)薄弱或功能减弱,容易导致OAB。因此,女性OAB患者排尿和控尿解剖元件的快速智能分割,三维可视化和长度、厚度、体积的测量对于女性控尿排尿功能的快速评估,以及OAB严重程度诊断和预后评估具有重要的临床意义[3]。

磁共振成像(MRI)是一种多参数、高分辨率的断层成像技术,它可以为肌肉组织的形态结构解析、分割、三维重建及体积测量等提供精准影像数据。临床上,主要借助商业软件对盆底MRI图像中的肌肉进行人工勾画,但尿控复合体结构包含的肌肉三维解剖形态及其空间毗邻关系比较复杂,在MRI图像断层上进行手动勾画的方式分割步骤繁琐并且耗时较长,结果也易受到医师主观经验影响,分割结果误差大。因此,临床上亟需构建尿控复合体结构的智能分割模型,以提高分割效率和精准度,缩短医师工作强度,实现尿控复合体结构的快速三维重建和可视化。

随着深度学习技术在医学影像处理领域的深入[4],许多基于卷积神经网络的自动分割模型被提出,如UNet[5]、UNet++[6]、UNet+++[7]、Dense UNet[8]等。针对医学MRI图像的分割,学者们近年来也提出了一些有效的自动分割模型,如GUO等[9]针对前列腺MRI图像提出了一种结合深度特征学习和稀疏补丁匹配的可变形分割方法;LAVDAS等[10]提出一个三维卷积神经网络全自动分割算法,可实现基于MRI图像肿瘤学的全身病变检测;BELLO等[11]利用深度学习方法,首次实现了心脏四维MRI影像数据的全自动处理;ZHANG等[12]以Dense UNet为主干,搭建了一个主要由编码器模块、上下文提取模块和解码器模块组成的网络模型,用于自动分割MRI女性盆底肌肉图像中的肛提肌、肛门外括约肌和闭孔内肌,以辅助临床诊断盆腔脏器脱垂。此外,深度学习已应用于盆底超声中肛提肌裂孔的分割,并取得了较好的分割结果[13-15]。然而,由于MRI图像下尿控复合体结构中肌肉细小,解剖形态和空间毗邻关系复杂,MRI图像下基于深度学习的尿道压肌、尿道括约肌主体部分、膀胱壁、膀胱腔和尿道黏膜下层自动分割研究还非常少。

本研究在前期盆底MRI图像数据库基础上,针对女性尿控解剖元件及相关结构(尿道压肌、尿道括约肌主体部以及膀胱腔和尿道黏膜下层)的自动分割进

行研究,测试和比较4个主流分割模型(UNet、UNet++、UNet+++和Dense UNet)的分割性能,并对分割结果进行了分析,旨在运用基于深度学习的MRI影像女性尿控解剖元件及相关结构的自动分割模型,提高分割效率和准确度。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本研究的实验数据来自陆军军医大学生物医学工程与影像医学系,数据集为49例女性盆底肌肉MRI图像,其中含30例不同程度的盆腔脏器脱垂病例和19例正常人。按照8∶2的比例划分为训练集和测试集,最终选取17例正常人和22例盆腔脏器脱垂病例作为训练集,4例正常人和6例盆腔脏器脱垂病例作为测试集。

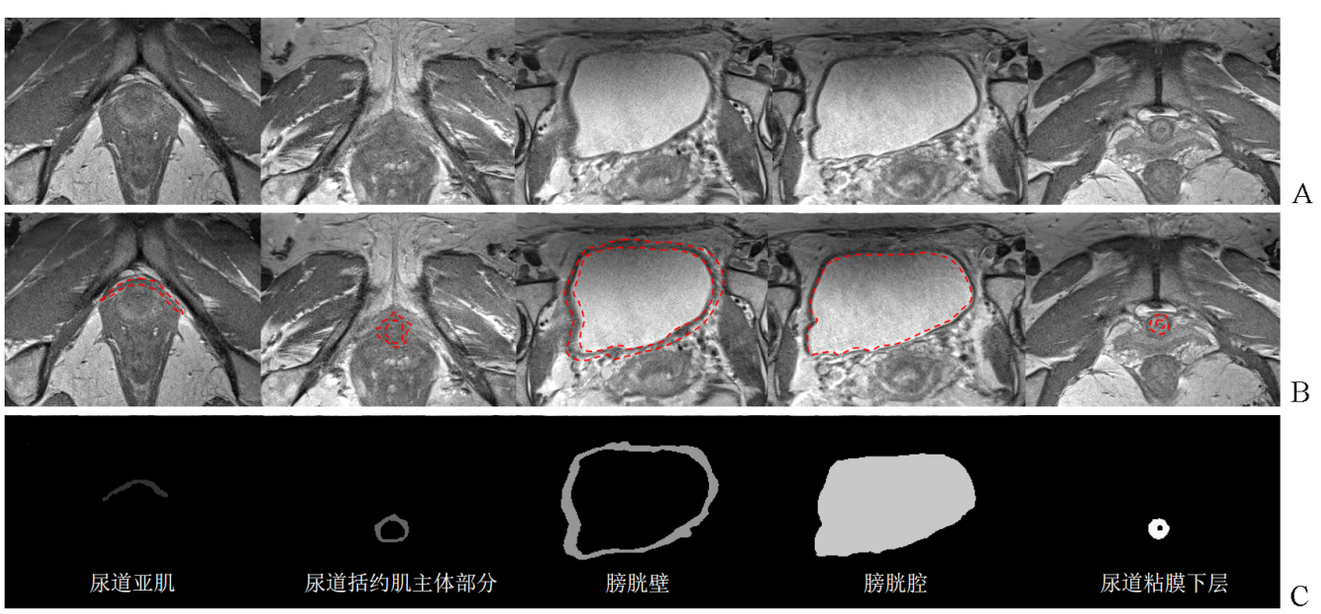
原始数据和掩膜图像通过Amira软件进行目标勾画后导出为DICOM文件,再利用DICOM软件直接导出保存为PNG格式,最后利用Python代码裁剪图片的ROI区域,得到大小为256×192的实验图像及其掩膜,如图1所示。最终得到包含尿道压肌的训练图像131张,测试图像28张;包含尿道括约肌主体部分的训练图像585张,测试图像156张;包含膀胱壁的训练图像966张,测试图像252张;包含膀胱腔的训练图像874张,测试图像225张;包含尿道黏膜下层的训练图像530张,测试图像144张。

1.2 分割模型

1.2.1 实验设备和参数设置 实验系统为64位Windows11系统,显卡为NVIDIA GeForce RTX 4060(显存8 G),Python版本为3.11.5,PyTorch版本为2.1.0。

由于部分肌肉图像数据太少,故对读入的训练图像进行了数据增强(CLAHE均衡直方图、Gamma校正、高斯滤波操作),利用OpenCV裁剪图像ROI区域大小为256×192。图像掩模与训练图像的操作相同。网络权重在学习率为0.000 1的Adam优化器下更新迭代,尿道压肌、膀胱壁、膀胱腔的训练轮次为40,批次大小为4;尿道括约肌主体部和尿道黏膜下层训练轮次为30,批次大小为4。网络中采用了早停机制,当满足连续5个轮次没有提升、连续的轮次中指标改善<0.001,以及学习率<0.000 001这3个条件中任意1个条件时触发早停机制。

1.2.2 UNet分割模型 UNet[5]是一种用于生物医学图像分割的全卷积神经网络,其结构由对称的编码器和解码器架构加上跳跃连接组成,以保持空间信息并提高分割精度。编码器通过2次3×3卷积层和2×2最大池化层进行特征提取和降采样,使得特征层数逐步增加,同时空间分辨率逐渐降低,以提取高级语义信息。在瓶颈层,网络通过2次3×3卷积层进一步学习全局特征,同时保持通道数不变。随后,解码器采用转置卷积或上采样逐步恢复空间分辨率,同时通过跳跃连接将编码器对应层的特征拼接到解码器,以保留低级特征信息,提高边界分割精度。在每次上采样



A:实验图像;B:人工标注的肌肉图像;C:肌肉对应的掩膜,灰度值分别为50、100、150、200、250

图1 5种肌肉图像及其掩膜

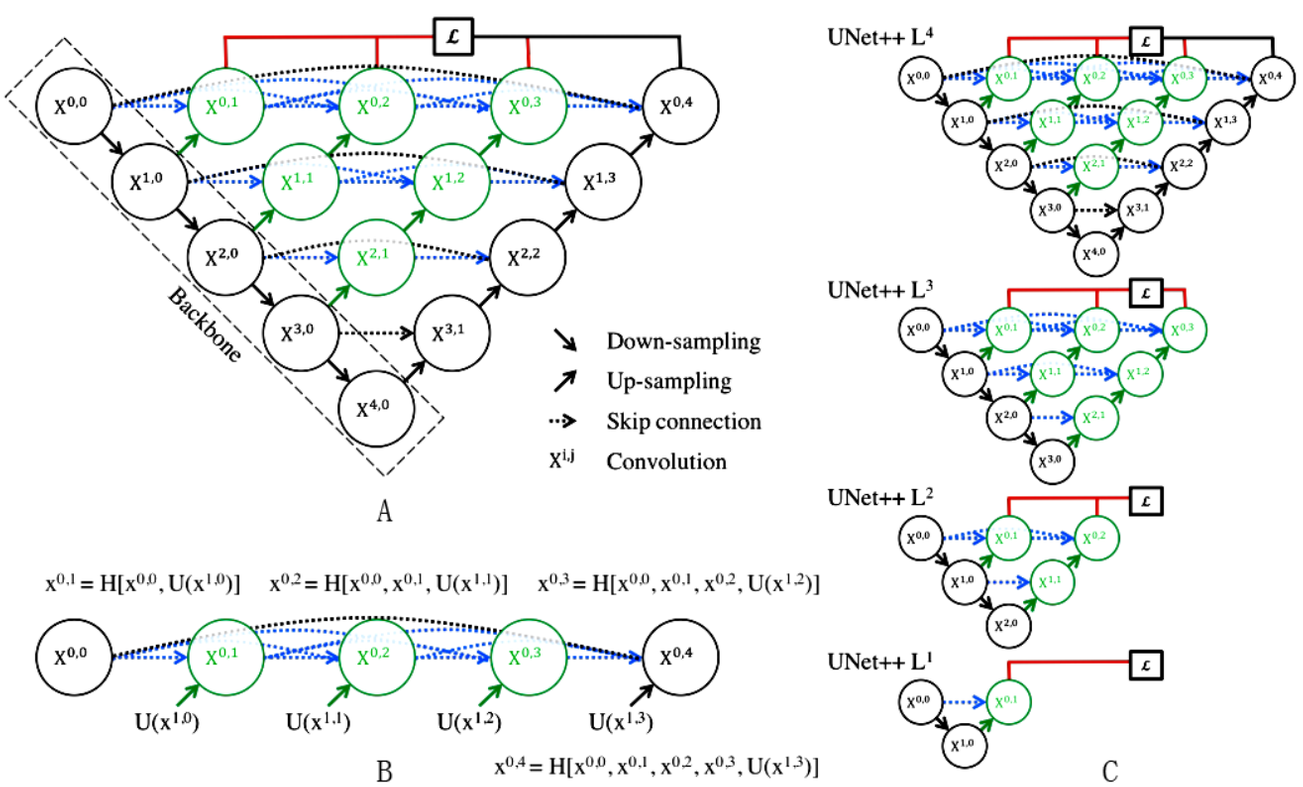
后,均采用2次3×3卷积层进行特征细化。最终,通过1×1卷积层将特征映射到目标类别数,并使用Softmax或Sigmoid激活函数进行像素级分类。跳跃连接的引入有效缓解了信息丢失和梯度消失问题,使得U-Net在医学图像分割任务中表现出色,尤其在需要精确边界检测的应用场景中具有明显优势。

1.2.3　UNet++分割模型

1.2.3.1　UNet++模型架构　UNet++模型[6]是UNet[5]的改进版本,主要通过引入多层级的跳跃连接来增强UNet的特征提取能力,其网络结构如图2所示。

UNet++模型的编码器部分采用4次下采样,每一次下采样经过2个卷积核大小为3×3、步幅为1、填充为1的卷积层,通过ReLU激活函数输出给卷积核大小为2×2的最大池化层实现下采样,结构如图3所示。图像经过卷积层后大小不变,通道数为原来的2倍;经过最大池化层后长和宽变为原来的1/2,通道数不发生改变。这样的操作可以捕获图像更高级别的抽象信息,并增加感受野大小。

在编码器部分,UNet++的上采样操作使用转置卷积(也称为反卷积或分数步长卷积)来增加特征图的尺寸,用于将特征图的尺寸恢复到与编码器阶段相同的大小。上采样的操作经过卷积核大小为4×4、步幅为2、填充为1的转置卷积层将图像的长和宽放大到原来的2倍,将扩大后的特征图与来自编码器阶段的特征图以及与编码器相同大小级别的所有特征图连接起来,沿着维度进行拼接,最后经过卷积层将通道数变为扩大后特征图通道数的1/2。即每经过上采样实现图像长和宽加倍,通道数减半的效果。当来自编码器网络的高分辨率特征图在与来自解码器网络的相应语义丰富的特征图融合之前逐渐丰富时,该模型可以更有效地捕获前景对象的细粒度细节。当来自解



A:UNet++总体框架;B:UNet++的第1次跳跃路径;C:深度监督训练下UNet++的修剪;黑色示原始UNet,绿色和蓝色示跳跃路径上的密集卷积块,红色示深度监督

图2　UNet++模型框架

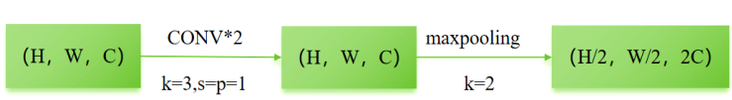


图3　下采样模块结构

码器和编码器网络的特征映射在语义上相似时，网络将更容易处理学习任务。这与UNet中常用的普通跳跃连接形成对比，后者直接将高分辨率特征图从编码器快速推进到解码器网络，从而导致语义上不同的特征图融合[4]。上采样结构如图4所示。

将得到的4个UNet++子网络输出特征图$X^{0.1}$、$X^{0.2}$、$X^{0.3}$、$X^{0.4}$分别进行卷积核大小为1×1的卷积层操作，输出通道数为2、图像大小不变的特征图，然后对其相加后输出平均值。这个操作将特征图映射到类别数量的空间中，以生成对每个像素的类别预测。

1.2.3.2　跳跃路径的重新设计　　UNet++模型在UNet结构的基础上，对跳跃连接进行了重新设计和增强，以改善网络的特征传播和语义信息捕获能力。重新设计的跳跃路径改变了编码器和解码器子网络的连通性。在UNet中，编码器的特征映射直接在解码器中接收；然而，在UNet++中，它们经过一个密集的卷积块，其卷积层的数量取决于金字塔级别[11]。

针对数据集中既存在大目标（尿道压肌、尿道括约肌主体部、尿道黏膜下层）又存在小目标（膀胱壁、膀胱腔）的复杂情况，本研究采用UNet++模型，该模型所设计的跳跃路径能够把来自不同深度、与同层编码器相同大小级别的特征图连接起来，帮助特征更好地在编码器和解码器之间传播。基于UNet++多层级的密集连接方式，使得网络能够从不同尺度和语义级别获取特征，将浅层特征与深层特征融合，从而保留每一层的细节信息和全局特征，提高网络分割的准确性和鲁棒性。

1.2.3.3　深度监督　　深度监督是指在网络结构中引入多个辅助监督信号，即除了最终的预测结果，还会在不同层级处生成额外的预测结果。这些额外的预测结果在网络的不同深度处产生，因此可以捕获不同层次的特征信息，将来自多个不同层级的预测结果与主要预测结果进行结合。此外，还可以通过剪枝操作减少参数，降低训练时间。

在UNet++结构中，深度监督的实现主要体现在两个方面。一方面，在多个解码器层上添加输出分支。与标准UNet只在最后一层输出预测不同，UNet++在不同深度的解码器层上引入了多个预测分支，每个分支都可以输出一个预测结果。在解码器的每个阶段都会有一个额外的输出分支。这些输出分支可以被独立监督，从而促进梯度流动。这种方式确保了较浅层的解码器节点也能接收到强监督信号，使得整个网络在多尺度特征学习方面表现更好。另一方面，逐层计算损失函数。在训练过程中，所有这些分支的损失都会被计算，并通过反向传播来优化整个网络。

通过引入深度监督，UNet++可以解决传统UNet模型在训练过程中梯度消失或梯度爆炸的问题，并且能够更好地利用不同层级的特征信息，从而提高模型的性能和泛化能力，以及对目标分割的准确度和细节捕获能力。

1.2.3.4　损失函数　　UNet++使用二元交叉熵损失函数与Dice损失函数的结合作为网络的损失函数。

二元交叉熵损失函数（binary cross entropy，BCE）通常用于二分类任务，用来衡量模型预测的概率分布与实际标签的分布之间的差异。对于图像分割任务而言，BCE用于衡量模型对每个像素点的预测值与实际标签之间的差异，其表达式如下：

$$H(y,\hat{y})=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[y_i\log(\hat{y}_i)+(1-y_i)\log(1-\hat{y}_i)\right]$$

其中，N是样本数量；y_i是实际标签（0或1）；$\hat{y}_i$是模型预测的概率（通常是0~1之间的值，表示属于类别1的概率）；log是自然对数函数。

Dice系数是一种用于衡量2个集合相似度的指标，常用于图像分割中。它定义为2倍的预测区域和真实区域的交集大小与它们的并集大小的比值。Dice系数的取值范围在0~1之间，值越接近1表示模型的预测结果与真实标签越相似。Dice系数的表达式

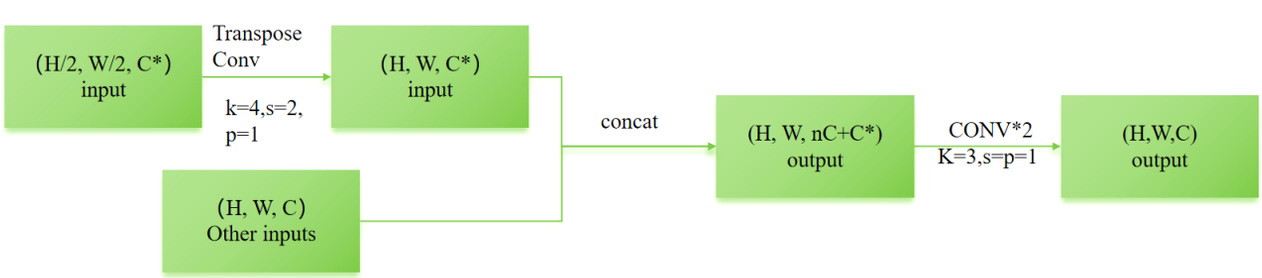


图4　上采样模块结构

如下：

$$Dice=\frac{2\times|A\cap B|}{|A|+|B|}$$

其中，A是真实标签的集合，B是模型预测的集合，$|A|$表示集合A的元素个数，$|B|$表示集合B的元素个数，$|A\cap B|$表示集合A和B的交集的元素个数。

结合二元交叉熵损失函数和Dice系数，可以在训练过程中同时考虑到像素级别的分类准确度和分割区域的相似度，从而提高模型在图像分割任务中的性能，其表达式如下：

$$L(Y,\hat{Y})=-\frac{1}{N}\sum_{b=1}^{N}\left(\frac{1}{2}\cdot Y_b\cdot\log\hat{Y}_b+\frac{2\cdot Y_b\cdot\hat{Y}_b}{Y_b+\hat{Y}_b}\right)$$

其中，Y_b为真值掩膜二值图，$\hat{Y}_b$为预测掩膜二值图。显然，$L(Y,\hat{Y})$的值越接近于1，表明分割结果越好；值越接近于0，表明分割结果越差。

1.2.4 UNet+++分割模型 UNet+++[7]是对传统UNet结构的改进版本，通过密集跳跃连接和深度监督增强了分割性能。该网络仍采用编码器和解码器架构。UNet+++的核心改进在于其嵌套式的密集跳跃连接，即在编码器与解码器之间的跳跃路径上额外引入了多个卷积核大小为1×1和3×3卷积层，使特征在逐层传递时不断被细化，而不是直接进行简单的特征拼接。这种密集连接方式能够有效减少编码器和解码器之间的语义鸿沟，增强不同层级特征的融合。此外，UNet+++采用深度监督机制，即在解码器的不同深度位置输出多个分割结果，从而在训练过程中提供更细粒度的梯度信息，提升模型的优化效果。最终的预测结果可以通过最深层的输出或多个中间输出的集成获得。通过这些结构上的优化，UNet+++在需要精细结构分割和多尺度特征学习的任务中表现出更优的性能。

1.2.5 Dense UNet分割模型 Dense UNet[8]是对传统UNet结构的改进版本，通过引入DenseNet的思想增强特征复用能力，提高医学图像分割的精度。其网络结构仍然由编码器、瓶颈层和解码器组成，但在每个编码器和解码器块中嵌入Dense Block，即在同一块内的所有卷积层之间建立密集连接，使得每一层的输入由所有前面层的输出共同组成。这种设计能够有效缓解梯度消失问题，提高特征传递效率，并增强不同层级特征的融合。在编码器部分，每个Dense Block由多个3×3卷积层组成，并通过1×1卷积层进行通道数调整，同时采用最大池化进行降采样。在解码器部分，采用转置卷积或双线性插值上采样逐步恢复空间分辨率，并结合Dense Block进一步优化特征表达。此外，Dense UNet仍然保留了跳跃连接，但其跳跃方式不同于传统UNet，而是通过密集连接的方式逐级传递高分辨率信息，进一步提升分割精度。最终，经过1×1卷积层进行通道数调整，并采用Softmax或Sigmoid激活函数生成像素级预测结果。通过引入DenseNet结构，Dense UNet在提高网络参数效率的同时，增强了特征重用和信息流传递能力，尤其在医学图像分割任务中展现出更优的性能。

1.3 精确度评估

运用4个分割模型将测试集中的目标肌肉进行分割，求出五类肌肉的Dice相似性系数（Dice）、交并比（intersection over union，IoU）和准确率3个指标后求平均值。其中Dice系数用于衡量2个集合的相似度，通常用于医学图像分割和语义分割任务。IoU用于衡量预测区域和真实区域之间的相似度，表达式如下：

$$IoU=\frac{|A\cap B|}{|A\cup B|}$$

其中，A∩B是预测和真实目标区域的交集像素数；A∪B是预测和真实目标区域的并集像素数。

准确率是分类问题中的1个基本指标，衡量所有预测正确的样本占总样本的比例，表达式如下：

$$Accuracy=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

其中，TP（true positive）表示预测为正类，且实际也是正类；TN（true negative）表示预测为负类，且实际也是负类；FP（false positive）表示预测为正类，实际为负类；FN（false negative）表示预测为负类，实际为正类。

2 结果

为评估4个模型对MRI影像下女性尿控复合体结构的总体分割效果，将4个模型分别用于尿道压肌、尿道括约肌主体部、膀胱壁、膀胱腔、尿道黏膜下层5种结构的分割，分别计算评价指标的平均值，结果如表1所示。结果显示，UNet++模型在Dice相似性系数和准确率上取得了最优的结果。

为了比较4个模型对不同形态、大小的肌肉的分割性能，表2~4分别列出了4个模型对这5种结构分割结果的Dice相似性系数、交并比和准确率3个评价指标值。结果显示，UNet模型和UNet++模型相较于其

表1 分割结果的定量化评价

模型	Dice相似性系数(%)	交并比(%)	准确率(%)
UNet	61.82	49.74	61.74
UNet+++	57.94	46.59	55.03
Dense UNet	57.63	46.07	59.23
UNet++	62.76	49.44	61.91

他2个模型分割结果较优,UNet模型对数据量少、目标小的肌肉(如尿道压肌和尿道括约肌主体部)分割精度较高,UNet++模型对训练数据量比较大、组织结构较大的肌肉(如膀胱壁、膀胱腔以及尿道黏膜下层)分割精度较高,特别是对尿道黏膜下层,3个指标均有较大的提升。对这5种结构总体分割结果而言,UNet++模型总体最优。

表2 分割结果的Dice相似性系数评价(%)

模型	尿道压肌	尿道括约肌主体部	膀胱壁	膀胱腔	尿道黏膜下层
UNet	45.57	56.47	60.22	79.62	67.22
UNet+++	36.48	53.25	56.04	76.76	67.15
Dense UNet	35.56	53.67	58.32	76.63	63.96
UNet++	42.85	55.58	63.58	80.29	71.51

表3 分割结果的交并比评价(%)

模型	尿道压肌	尿道括约肌主体部	膀胱壁	膀胱腔	尿道黏膜下层
UNet	31.38	41.92	46.46	72.79	56.14
UNet+++	24.58	39.88	42.76	69.22	56.54
Dense UNet	24.13	39.77	44.27	69.50	52.69
UNet++	28.54	39.25	49.50	71.20	58.69

表4 分割结果的准确率评价(%)

模型	尿道压肌	尿道括约肌主体部	膀胱壁	膀胱腔	尿道黏膜下层
UNet	45.65	60.57	60.20	77.71	64.58
UNet+++	32.21	51.72	52.74	73.22	65.27
Dense UNet	34.56	55.40	65.16	79.79	61.26
UNet++	39.30	57.44	63.67	75.04	74.13

为了更加直观地比较UNet++模型与其他模型的分割效果,本研究对4个模型分割结果进行可视化比较,见图5。与其他3个模型相比,UNet++模型不仅对训练数据量比较大、目标大的肌肉(膀胱壁、膀胱腔以及尿道黏膜下层)分割精度更高,且膀胱壁和膀胱腔分割后肌肉形态保持良好。对于尿道黏膜下层的分割虽然相似度比较高,但是存在肌肉形态分裂的现象。对于数据含量少、目标小的肌肉(尿道压肌和尿道括约肌主体部),分割精度虽然稍显逊于UNet模型,但肌肉的形态相对保持较好。

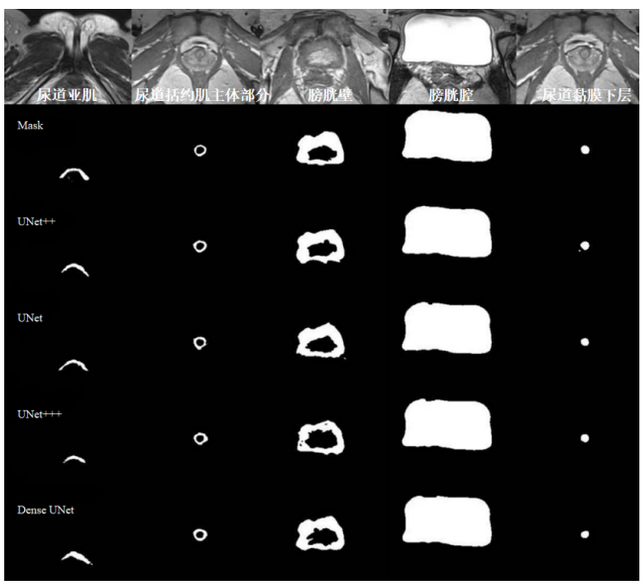


图5 4个模型对5种结构的分割结果可视化比较

3 讨论

女性盆底肌肉的厚度、体积等解剖结构的量化对于女性OAB的临床诊疗至关重要[2]。MRI影像下女性OAB患者排尿和控尿解剖元件的快速智能分割,有助于后续快速实现解剖结构的三维可视化以及长度、厚度、体积的测量,从而实现对女性控尿排尿功能的快速评估,这对于OAB严重程度的诊断和预后评估具有重要的临床意义。

基于深度学习的女性尿控解剖元件结构的自动分割,可有效辅助医师读片、缩短时间、减少主观经验影响,提高OAB临床诊断和治疗的准确性和效率,从而改善治疗和预后。目前,深度学习用于尿控相关疾病的诊断和治疗,主要集中在对某一类肌肉的专门研究或者基于解剖结构的功能分析等[2-3, 16-20]。如WANG等[3]通过分析尿控肌肉相关的生理信号或影像数据(如肌电图信号、超声波图像等),来检测尿失禁的发生和预测尿失禁的风险;VAN DEN BERG等[16]基于深度学习提出了一种逼尿肌过度活动诊断方法;ZHOU等[17]提出了一种基于深度学习的方法自动分割逼尿肌壁并测量厚度。目前,基于MRI影像的女性尿控解剖元件多种结构同时分割的相关研究还比较少。本研究是人工智能技术应用于MRI影像下尿控复合

体结构自动分割的有效尝试,所得到的4个经典模型测试和评估的结果,可以为设计和构建更为合适的模型提供借鉴思路和方法。

通过对比UNet、UNet+++和Dense UNet模型,本研究所使用的UNet++模型取得了相对最优的效果。可能的主要原因是,UNet++使用了重新设计的跳跃路径和深度监督机制。针对本分割任务,UNet++重新设计的跳跃路径将深层次的位置信息与同大小各个层次的细节信息结合,使得网络可以更好地学习肌肉的不同特征。其深度监督机制使得网络在训练过程中更多地利用中间层的特征,从而减轻了梯度消失的问题,有助于加速网络的收敛,相比于其他网络能够在训练集数量多的目标(肌肉尿道括约肌主体部、膀胱壁和膀胱腔)上的表现优于其他3种网络。缺点在于,由于加入了新的跳跃路径,导致模型参数量相比UNet有所增加,训练时长明显大于UNet。UNet模型的优点在于其网络结构较UNet++更为简单,对于目标小、数据量少的尿道压肌数据集,不容易发生过拟合现象,故在UNet上的表现反而优于UNet++。

UNet模型使用简单的skip连接虽然可以将低级别和高级别的特征图进行连接,但并没有充分利用这些特征图之间的关联信息,导致模型在处理边界模糊的区域时表现不佳,总体来说表现不如UNet++。DenseUNet引入了密集连接机制,存在特征重复利用不足的问题,这同样导致模型在处理边界模糊的区域时表现不佳。尽管UNet+++有更为复杂的结构和更强大的特征融合能力,但容易出现过拟合问题,尤其对于数据量极少的尿道压肌表现极不理想,这也降低了模型的泛化性,导致其在测试集的新样本数据中总体表现不如UNet++。

本研究存在以下不足:一是实验数据的质和量引起的网络模型性能受限问题,特别是对于尿道压肌这种小目标,训练图像仅为131张,加上图像背景信息多、边界模糊不清等因素,导致4个模型分割效果不理想,而且难以提升。二是由于5种结构形态和解剖特性差异较大,分割精度难以全面提升,比如在下采样的过程中加入CBAM注意力机制[15],可以帮助UNet++更好地捕捉图像中的特征信息,提高了数据量少、目标小的尿道压肌的分割精度。然而,由于新加入了4层注意力机制,使得网络对不同特征的整合不合理,导致其余4种肌肉的分割精度全部下降。三是分割精度暂未达到临床要求,特别是对于数据量少的尿道压肌和尿道括约肌主体部2种肌肉。后续工作将关注小样本学习方法,以及生成网络(例如GAN[21]、VAE[22]等)辅助数据集增强,以进一步提高5种结构的分割精度,实现MRI影像下女性尿控解剖元件结构的快速、准确、自动分割,从而为临床女性OAB严重程度的诊断和预后评估提供智能辅助。

综上所述,本研究探索了MRI影像下尿控复合体结构的自动分割技术,利用UNet、UNet+++、Dense UNet以及UNet++对女性盆底尿道压肌、尿道括约肌主体部、膀胱壁、膀胱腔、尿道黏膜下层5种结构进行了自动分割,其中UNet++总体分割精度最优。本研究为后续进一步构建、优化模型提供了借鉴思路。

利益冲突 本文所有作者声明不存在利益冲突

参考文献:

[1] HUANG C W C, TSENG I J, YANG S W, *et al*. Lumbar muscle volume in postmenopausal women with osteoporotic compression fractures: quantitative measurement using MRI [J]. Eur Radiol, 2019, 29(9): 4999-5006. DOI: 10.1007/s00330-019-06034-w.

[2] WU Y, DABHOIWALA N F, HAGOORT J, *et al*. Architectural differences in the anterior and middle compartments of the pelvic floor of young-adult and postmenopausal females[J]. J Anat, 2017, 230(5): 651-663. DOI: 10.1111/joa.12598.

[3] WANG Y Y, YAO J, CHEN N, *et al*. Study of female pelvic floor muscle in overactive bladder based on MRI 3D reconstruction[J]. BMC Urol, 2022, 22(1): 132. DOI: 10.1186/s12894-022-01090-9.

[4] 吴毅, 张小勤. 人工智能在医学图像处理中的研究进展与展望[J]. 第三军医大学学报, 2021, 43(18): 1707-1712. DOI: 10.16016/j.1000-5404.202106194.
WU Y, ZHANG X Q. Artificial intelligence in medical image processing: progress and prospect[J]. J Third Mil Med Univ, 2021, 43(18): 1707-1712. DOI: 10.16016/j.1000-5404.202106194.

[5] SIDDIQUE N, PAHEDING S, ELKIN C P, *et al*. U-Net and its variants for medical image segmentation: a review of theory and applications[J]. IEEE Access, 2021, 9: 82031-82057. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3086020.

[6] ZHOU Z W, 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 International Publishing, 2018: 3-11. DOI: 10.1007/978-3-030-00889-5_1.

[7] HUANG H M, LIN L F, TONG R F, *et al*. UNet 3: a full-scale connected UNet for medical image segmentation[C]// International Conference on Acoustics, Speech and Signal

Processing 2020. IEEE, 2020: 1055-1059. DOI: 10.1109/ICASSP40776.2020.9053405.

[8] CAI S J, TIAN Y X, LUI H, *et al*. Dense-UNet: a novel multiphoton *in vivo* cellular image segmentation model based on a convolutional neural network[J]. Quant Imaging Med Surg, 2020, 10(6): 1275-1285. DOI: 10.21037/qims-19-1090.

[9] GUO Y R, GAO Y Z, SHEN D G. Deformable MR prostate segmentation *via* deep feature learning and sparse patch matching[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016,35(4): 1077-1089. DOI: 10.1109/TMI.2015.2508280.

[10] LAVDAS I, GLOCKER B, KAMNITSAS K, *et al*. Fully automatic, multiorgan segmentation in normal whole body magnetic resonance imaging (MRI), using classification forests (CFs), convolutional neural networks (CNNs), and a multi-atlas (MA) approach[J]. Med Phys, 2017, 44(10): 5210-5220. DOI: 10.1002/mp.12492.

[11] BELLO G A, DAWES T J W, DUAN J M, *et al*. Deep learning cardiac motion analysis for human survival prediction[J]. Nat Mach Intell, 2019, 1: 95-104. DOI: 10.1038/s42256-019-0019-2.

[12] ZHANG X Q, XIANG Y J, YAO J, *et al*. Automatic segmentation of the female pelvic floor muscles on MRI for pelvic floor function assessment[J]. Quant Imaging Med Surg, 2023, 13(7): 4181-4195. DOI: 10.21037/qims-22-1198.

[13] LI X, HONG Y, KONG D X, *et al*. Automatic segmentation of levator hiatus from ultrasound images using U-Net with dense connections[J]. Phys Med Biol, 2019, 64(7): 075015. DOI: 10.1088/1361-6560/ab0ef4.

[14] 胡鹏辉, 王娜, 王毅, 等. 基于全卷积神经网络的肛提肌裂孔智能识别[J]. 深圳大学学报(理工版), 2018, 35(3): 316-323. DOI: 10.3724/SP.J.1249.2018.03316.
HU P H, WANG N, WANG Y, *et al*. Automatic recognition of levator hiatus based on fully convolutional neural networks[J]. J Shenzhen Univ Sci Eng, 2018, 35(3): 316-323. DOI: 10.3724/SP.J.1249.2018.03316.

[15] 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. DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_1.

[16] VAN DEN BERG I, SPAANS R N, WESSELS F J, *et al*. Automated pelvic MRI measurements associated with urinary incontinence for prostate cancer patients undergoing radical prostatectomy[J]. Eur Radiol Exp, 2024, 8(1): 1. DOI: 10.1186/s41747-023-00402-4.

[17] ZHOU Q, CHEN Z, WU B, *et al*. A pilot study: detrusor overactivity diagnosis method based on deep learning[J]. Urology, 2023, 179: 188-195. DOI: 10.1016/j. urology. 2023.04.030.

[18] AKKUS Z, KIM B H, NAYAK R, *et al*. Fully automated segmentation of bladder sac and measurement of detrusor wall thickness from transabdominal ultrasound images[J]. Sensors (Basel), 2020, 20(15): 4175. DOI: 10.3390/s20154175.

[19] CHO Y, YOUN S. Intravesical bladder treatment and deep learning applications to improve irritative voiding symptoms caused by interstitial cystitis: a literature review[J]. Int Neurourol J, 2023, 27(Suppl 1): S13-S20. DOI: 10.5213/inj.2346106.053.

[20] JIN J, CHUNG Y, KIM W, *et al*. Classification of bladder emptying patterns by LSTM neural network trained using acoustic signatures[J]. Sensors (Basel), 2021, 21(16): 5328. DOI: 10.3390/s21165328.

[21] CRESWELL A, WHITE T, DUMOULIN V, *et al*. Generative adversarial networks: an overview[J]. IEEE Signal Process Mag, 2018, 35(1): 53-65. DOI: 10.1109/MSP.2017.2765202.

[22] LARSEN A B L, SØNDERBY S K, LAROCHELLE H, *et al*. Autoencoding beyond pixels using a learned similarity metric[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on International Conference on Machine Learning. PMLR, 2016: 1558-1566. DOI: 10.5555/3045390.3045555.

(收稿:2024-06-17;修回:2024-07-22)

(编辑 张 维)