

基于深度学习的椎体分割和Cobb角计算方法

肖亚婷¹, 陈燕¹, 张勇², 张润杰², 宋宇锋², 张权¹

(1. 中北大学信息与通信工程学院, 山西太原 030051; 2. 山西医科大学第二医院, 山西太原 030001)

摘要: 为了满足脊柱侧弯诊断中自动计算Cobb角的临床需求, 需要对脊柱的每个椎体进行分割。为此, 本文提出了一个结合高分辨率定位网络HRNet和分割网络VP-UNet的椎体分割模型, 以实现椎体的精确分割和Cobb角的自动计算。首先设计了骨方向损失函数(Bone Direction Loss, BD-Loss), 利用脊柱姿态作为先验知识来指导HRNet的训练, 从而提高HRNet对脊柱复杂形态的适应能力; 其次提出了位置信息感知模块(Position Information Perception Module, PIPM), 将HRNet的定位特征融入到VP-UNet分割网络中, 以获取脊柱图像的多层次信息。VP-UNet在VGG-Net的基础上增加了Dropout层和密集单元, 在减少参数的同时提取更多的图像全局信息; 最后基于椎体的定位和分割结果, 提出了一种脊柱类型判断及Cobb角计算方法。实验结果表明, 改进后的分割模型相比VGG-Net的召回率提高了2.18个百分点, 精确度提升了1.7个百分点, Dice系数增加了0.69个百分点, 交并比提高了3.09个百分点, 能够有效地定位和分割每个椎体。Cobb角计算的结果满足临床需求, 可以为脊柱侧弯的诊断提供技术支持。

关键词: 深度学习; 椎体定位; 椎体分割; Cobb角

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/jnuc.issn.1673-3193.2024.07.0011

引用格式: 肖亚婷, 陈燕, 张勇, 等. 基于深度学习的椎体分割和Cobb角计算方法[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2025, 46(4): 422-429.

XIAO Yating, CHEN Yan, ZHANG Yong, et al. Vertebral segmentation and Cobb angle calculation based on deep learning[J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2025, 46(4): 422-429.

Vertebral Segmentation and Cobb Angle Calculation Based on Deep Learning

XIAO Yating¹, CHEN Yan¹, ZHANG Yong², ZHANG Runjie², SONG Yufeng², ZHANG Quan¹

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. The Second Hospital of Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, China)

Abstract: In order to meet the clinical need for automatic calculation of Cobb angle in scoliosis disease, it is necessary to segment each vertebra of the spine. In this paper, a vertebra segmentation model combining HRNet and VP-UNet was proposed to achieve accurate vertebra segmentation and automatic calculation of Cobb angle. Firstly, the bone direction loss function (BD-Loss) was designed, and the spinal posture was used as a prior knowledge to guide the training of HRNet, so as to improve the adaptability of HRNet to the complex spinal morphology. Secondly, a position information perception module (PIPM) was proposed to integrate HRNet localization features into VP-UNet segmentation network to obtain multi-level information of spinal image. VP-UNet added Dropout layer and dense unit on the basis of

收稿日期: 2024-07-10

基金项目: 山西省基础研究计划项目(202103021224204)

作者简介: 肖亚婷(2000-), 女, 硕士生, 主要从事图像处理的研究。

通信作者: 张权(1974-), 男, 副教授, 博士, 主要从事图像处理、科学可视化的研究。E-mail: zhangibmet@nuc.edu.cn.

VGG-Net to extract more global image information while reducing parameters. Finally, based on the results of vertebral localization and segmentation, a method of spine type judgment and Cobb angle calculation was proposed. The experimental results show that compared with VGG-Net, the improved segmentation model has improved Recall by 2.18 percentage points, Precision by 1.7 percentage points, Dice by 0.69 percentage points and IoU by 3.09 percentage points, which can accurately locate and segment each vertebra. The calculated results of Cobb angle meet the clinical needs and provide the technical support for the diagnosis of scoliosis.

Key words: deep learning; vertebral localization; vertebral segmentation; Cobb angle

0 引言

脊柱侧弯是一种常见的脊柱异常,表现为脊柱单个或多个椎体向侧面弯曲,使脊柱呈现C型或S型,从而严重影响了人们的生活质量并对社会经济造成了一定的负担^[1]。Cobb角是定量评估脊柱侧弯程度的关键临床指标,目前医生常通过手动分割椎体来计算Cobb角,耗时且易受主观因素的影响^[2]。因此,研究自动分割椎体和计算Cobb角的方法对提升脊柱侧弯诊断的效率和确保诊断的一致性具有重要意义。

深度学习凭其出色的非线性映射能力,已被广泛应用于多个领域^[3]。在脊柱Cobb角计算领域,一些学者提出使用端到端的深度学习网络直接从脊柱图像中提取曲率信息来计算Cobb角^[4-6],这种方法处理速度较快,但可能会忽略椎体的位置和结构信息。因此,通过深度学习网络直接识别椎体4个角点来计算Cobb角的方法^[7-9]逐渐受到关注,其适应性强,但对图像噪声较为敏感且鲁棒性需要进一步提高。最近,研究者们提出在椎体分割的基础上计算Cobb角^[10-12],不仅保留了椎体空间结构信息,还减少了噪声的干扰。

椎体分割是将椎体作为感兴趣区域,将其与周围区域在像素级别上进行分类。使用基于U-Net网络的椎体分割在准确性和效率上取得了显著进展^[13-15],但在捕捉全局信息方面存在局限性。为此,研究者们引入了注意力机制和多特征融合技术^[16-17]。然而,脊柱的不规则形态对网络精确分割椎体造成了干扰。为了提高网络的适应性,研究者们引入了先验知识,使网络能较好地适应不同形状的椎体^[18-19]。此外,结合了多个任务的椎体分割方法^[20-21],在训练中能够学习到不同任务之间的相互关系,整体性能表现优异。

在分析现有算法基础上,本文提出了一种结合脊柱先验知识并结合椎体定位任务的椎体分割

模型,以实现椎体的精确分割和Cobb角的自动计算。主要贡献为:

1) 提出了骨方向损失函数(BD-Loss),将脊柱姿态作为先验知识,通过比较脊柱预测姿态与实际标注姿态之间的差异来指导HRNet的训练,从而在HRNet中引入了方向性约束。

2) 提出了位置信息感知模块(PIPM),将HRNet提取的特征转换为引导矩阵,并通过矩阵相乘的方式融入到VP-UNet,实现了VP-UNet对HRNet提取信息的有效融合。

3) 提出了分割网络VP-UNet,编码器使用VGG16提取椎体边缘信息,并增加Dropout层以增强其在小规模脊柱数据集上的泛化能力;解码器引入了密集单元和PIPM以获取脊柱图像多方面的信息。

4) 提出了基于椎体定位和分割结果,通过确定脊柱类型和椎体倾斜度来计算Cobb角的方法。

1 本文方法

所提模型结构如图1所示。模型包含了定位和分割两个网络,其中,定位网络采用高分辨率网络HRNet^[22]来确定椎体中心,分割网络是基于U-Net^[23]改进的VP-UNet,在位置信息感知模块(PIPM)的指导下实现椎体的分割。随后,结合定位和分割的结果来计算Cobb角。

1.1 网络的构建

1.1.1 定位网络

为了提取一组具有高度代表性的椎体定位特征,本文选取HRNet作为定位网络。HRNet始终保持高分辨率分支,以保留目标边缘的特征和其他细节,并在并行的高分辨率和低分辨率分支之间迭代交换信息,以捕获远程特征。然而,HRNet在最后的融合阶段采用直接上采样的方式

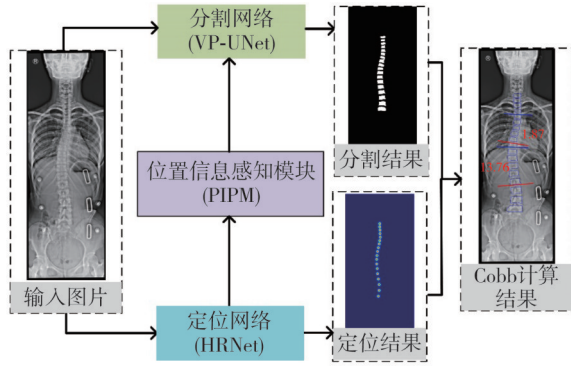


图1 模型结构

Fig. 1 The architecture of the model

对不同分辨率的特征图进行融合,忽略了特征图的全局信息。因此,本文提出了一个空洞单元(Atrous Unit, AU),该模块整合了不同卷积核和膨胀率的卷积操作,针对不同分辨率大小的特征图使用不同的卷积操作来捕获全局特征。改进后的HRNet不仅保持了其对坐标扰动的鲁棒性,还增强了捕获不同尺度特征和感受野的能力。

定位网络如图2所示。输入图像首先经过下采样,将分辨率减少到原来的1/4。随后通过多个融合和过渡阶段,生成4幅不同分辨率的特征图,记为 C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_4 ,对应于输入图像的1/4、1/8、1/16和1/32。然后,通过直接上采样和空洞单元得到 P_1 和 P_2 特征图。空洞单元包含3种卷积操作:首先是 1×1 卷积,以减少HRNet的参数数量;其次是 3×3 卷积,以捕捉椎体内部的细节特征;最后是不同膨胀率的膨胀卷积,以获取更广泛的上下文信息。根据特征图的分辨率,本文设置 C_1 、 C_2 和 C_3 膨胀卷积的膨胀率分别为5、3和1。通过将 P_1 和 P_2 特征图融合并放大4倍得到椎体定位结果。

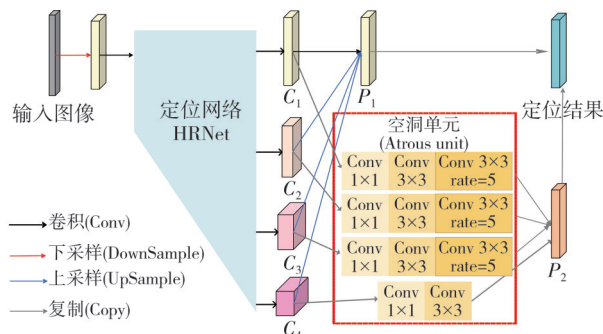


图2 改进的HRNet结构

Fig. 2 The architecture of the improved HRNet.

1.1.2 分割网络

为了准确地从背景中分离椎体,并解决相邻椎体之间的粘连问题,本文基于U-Net设计了一个新

型分割网络VP-UNet。在VP-UNet编码器阶段,采用了简单高效、卷积核较小的VGG16网络,有效地捕捉了椎体边缘信息。此外,为了应对处理小规模脊柱数据集时出现的过拟合问题,编码器中还引入了Dropout层,有效地对VP-UNet进行了正则化。

在VP-UNet解码器阶段,引入了一个指导单元(Guidance Unit),利用提出的PIPM将HRNet的定位特征转换为引导矩阵 M ,并通过矩阵乘法与VP-UNet的分割特征相结合。这一策略有效地利用了椎体定位任务的空间定位信息,减少了椎体分割过程中外部干扰因素的影响。PIPM模块如图3所示,将定位特征转换为由两个权重系数 M_1 和 M_2 组成的引导矩阵 M 。 M_1 关联了脊柱图像所有位置的特征。首先,定位特征经过卷积运算,得到不同的特征图 f_a 、 f_b 和 f_c 。 f_a 和 f_b 通过训练分别用于区分椎体的类内变异性 and 类间相似性。接着, f_a 和 f_b 执行矩阵乘法,并应用Softmax激活函数将结果转换成概率分布图。最后,将概率分布图与 f_c 相乘得到 M_1 权重系数。 M_2 关注于椎体的局部特征。首先,定位特征依次应用了最大池化(MaxPool)和平均池化(AvgPool),可以在保持不变性的同时提取椎体的显著特征。随后,通过Sigmoid层得到 M_2 权重系数。获得 M_1 和 M_2 权重系数后,采用通道融合技术生成引导矩阵 M , M 中像素值越高表示椎体位置的可能性越大。此外,在解码器中还引入了密集单元,使得每层都能够直接接收前一层的信息,增强了脊柱图像特征的表达并缓解了VP-UNet的梯度消失问题。

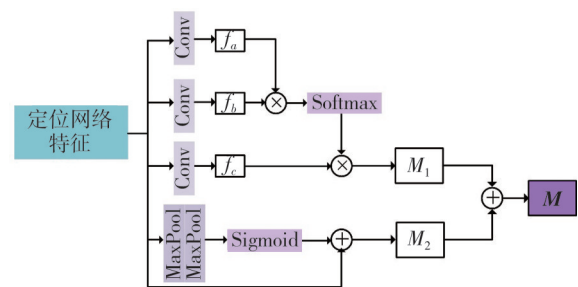


图3 PIPM模块

Fig. 3 The module of the PIPM

分割网络如图4所示。VP-UNet编码器由12个卷积单元(Conv Unit)、4个最大池化层(MaxPool)以及3个Dropout层组成。每个卷积单元包括一个 3×3 的卷积层、批量归一化(Batch-Norm)层和ReLU激活函数。在前4个下采样层中,采用了窗口为2、步长为2的最大池化层。通

过叠加卷积单元和最大池化层, VP-UNet 逐步减小特征图的尺寸并提取脊柱图像的特征。第3、第4和第5个下采样层引入了Dropout层, 以最小化过拟合。VP-UNet 解码器由8个卷积单元、3个密集单元(Dense Unit)、3个引导单元以及一个1×1的卷积层构成。在前3个上采样层中, 加入

了密集单元和引导单元。通过密集单元的堆叠, 可以在较少的参数下获得较大的感受野。引导单元融合HRNet的定位信息, 指导VP-UNet更准确地分割椎体。最后, 通过1×1的卷积生成输入脊柱图像的概率图, 得到椎体分割结果。

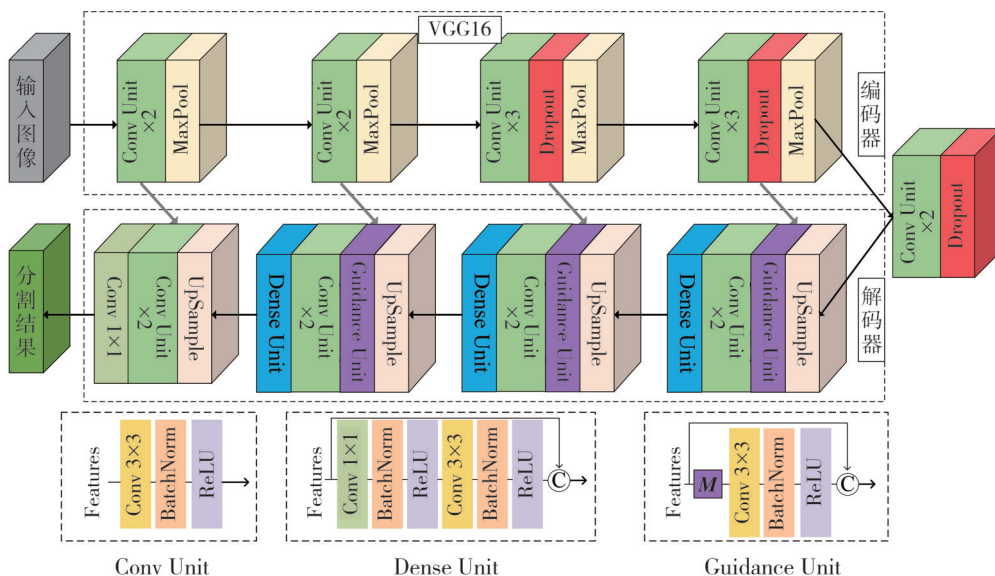


图4 VP-UNet网络结构

Fig. 4 The architecture of the VP-UNet

1.1.3 损失函数

本文的椎体定位网络HRNet和分割网络VP-UNet采用了各自特定的损失函数, 整个网络的损失函数如式(1)所示。

$L = W_a L_{MSE} + W_b L_{BD} + W_c L_{CE} + W_d L_{Dice}$, (1)
 式中: L_{MSE} 为均方差损失, L_{BD} 为所提出的骨方向损失, 两者共同构成了HRNet的回归损失; L_{CE} 为交叉熵损失, L_{Dice} 为骰子损失, 两者共同构成了VP-UNet的分类损失; 权重 W_a , W_b , W_c 和 W_d 分别代表了不同损失对整体损失 L 的影响程度。

在定位网络HRNet中, L_{MSE} 简单且易于优化, 有助于HRNet快速收敛。所提出的 L_{BD} 将脊柱姿态作为先验知识, 实现了在HRNet训练中加入方向性约束, 增强了HRNet对脊柱形态变化的适应能力。 L_{BD} 将脊柱预测姿态与实际标注姿态之间的差异转化为椎体预测倾斜角度与实际标注倾斜角度之间的差值。当差值较大时, 预测姿态与实际标注姿态存在显著差异, 表明HRNet仍需进一步训练; 当差值较小时, 预测姿态已接近实际标注姿态, 说明HRNet已较好地掌握了椎体形态的变化。 L_{BD} 的计算步骤为: 首先连接相邻椎体的中心点形成直线, 其次计算该直线与水平方向

的夹角 θ , 最后将预测角度 θ^* 与标注角度 θ 之间的差异转换为余弦值。式(2)中 (x_i, y_i) 和 (x_{i+1}, y_{i+1}) 分别表示相邻椎体中心点的标注坐标, (x_i^*, y_i^*) 和 (x_{i+1}^*, y_{i+1}^*) 分别表示相邻椎体中心点的预测坐标。

$$\theta = \arctan \frac{y_i - y_{i+1}}{x_i - x_{i+1}},$$

$$\theta^* = \arctan \frac{y_i^* - y_{i+1}^*}{x_i^* - x_{i+1}^*},$$

$$L_{BD} = \sum_{i=1}^{N-1} (1 - \cos(|\theta - \theta^*|)). \quad (2)$$

在分割网络VP-UNet中, 针对脊柱分割任务, 结合了目前常用的交叉熵损失函数 L_{CE} 与骰子损失函数 L_{Dice} 。 L_{CE} 通过强调椎体与背景之间的差异, 提高了VP-UNet识别椎体的能力。 L_{Dice} 则减轻了椎体与背景像素数量不均衡的影响, 同时增强了VP-UNet对椎体形状的捕捉能力。

1.2 脊柱Cobb角的计算

Cobb角是定量评估脊柱侧弯的关键指标, 定义为在所有弯曲节段中, 最倾斜椎体的上端板延伸线与最倾斜椎体的下端板延伸线之间的夹角。本文通

过椎体定位结果来判断脊柱类型后确定Cobb角的个数,然后利用椎体分割的结果来计算Cobb角。

椎体定位结果是以椎体中心为中心的高斯热图,峰值位置即为椎体中心。为了判定侧弯类型,根据椎体中心构建了从脊柱底端到顶端椎体的向量 \vec{V}_{18} ,以及其它椎体到顶端椎体的向量 \vec{V}_n ($n=2\sim 17$)。若 \vec{V}_{18} 与 \vec{V}_n 的夹角为单一正值或负值,脊柱为C型侧弯,有一个Cobb角;若夹角同时包含正负值,脊柱为S型侧弯,有两个Cobb角。夹角 α 的计算公式如式(3)所示。

$$\alpha = \arccos\left(\frac{|\vec{V}_{18} - \vec{V}_n|}{|\vec{V}_{18}| |\vec{V}_n|}\right) \quad (3)$$

接着,利用外接矩形拟合椎体分割结果,以获取椎体的4个角点。然后,通过上下端两个角点确定椎体的倾斜度,根据脊柱类型选择合适的倾斜椎体,进而计算Cobb角。

2 实验结果及分析

2.1 数据集

实验数据集为公共数据集AASCE 2019,包含了脊柱疾病、手术植入物、图像质量不佳等多种复杂情况,真实反映了脊柱图像的多样性和挑战性。数据集由全脊柱X射线冠状面图像组成,本文利用Labelme软件对每张脊柱图片的18个椎体进行了标注。为了防止网络过拟合,本文采用了平移、镜像和旋转等数据增强技术对数据集进行了扩充,生成了1 800张图像,并按9:1的比例划分为训练集和验证集。每张图像的大小约为

3 400像素 \times 7 300像素,在输入网络之前,通过向两侧添加灰色条带方式,将其无失真地调整为256像素 \times 512像素的大小。

2.2 实验设置与评价指标

实验平台为NVIDIA GeForce RTX 3080,采用初始学习率为0.01的Adam优化器。训练过程中对训练和验证损失进行监控,并且每5个训练周期对网络性能进行一次评估,在训练损失持续下降而验证损失不再降低或开始上升时训练终止。

实验使用召回率(Recall)、精确度(Precision)、Dice和交并比(IoU)四个指标来客观评价网络性能。Recall用于衡量网络识别椎体的能力。Precision用于评估网络预测的椎体像素中有多少属于标记椎体像素的能力。Dice和IoU都用于衡量网络预测结果与标注结果之间的重叠程度,其中Dice在计算时给予真阳性结果更高的权重。

2.3 实验结果与分析

2.3.1 消融实验

为了评价所提出的分割网络VP-UNet、位置信息感知模块(PIPM)、空洞单元(AU)以及骨方向损失函数(BD-Loss)对模型的提升效果,本文在VGG-Net的基础上设计了5个消融实验,方法5为本文提出的完整模型。为了更清晰地展示各模块的实际效果,图5中对各个实验中脊柱胸椎和腰椎相同区域进行了局部放大。本文模型的Recall、Precision、Dice和IoU指标分别为95.13%,96.78%,95.95%和92.21%,尤其在Recall、Dice和IoU三个指标上表现最佳。

表1 消融实验指标结果

Tab. 1 Index results of ablation experiment

方法	VGG-Net	VP-UNet	PIPM	AU	BD-Loss	Recall/%	Precision/%	Dice/%	IoU/%
方法1	■					92.955	95.078	94.248	89.122
方法2		■				93.045	95.310	95.178	90.799
方法3		■	■			93.535	97.596	95.522	91.429
方法4		■	■	■		95.090	96.272	95.779	91.899
方法5		■	■	■	■	95.133	96.780	95.949	92.214

注:“■”表示加入此模块。

在VGG-Net基准实验中,各项指标的表现不理想,椎体分割效果差。如图5(b)所示,骨盆、外科植入物等区域被错误标记为椎体。与VGG-Net相比,VP-UNet在各项指标上均有所提升,Precision增长了0.23百分点,Dice增长了0.93百分点。如图5(c)所示,椎体误分割区域显著减少。然而,与

标注结果的重叠度依旧不高,反映在较低的IoU上。加入HRNet网络和位置信息感知模块(PIPM)后,网络性能进一步提升,特别是Precision达到了最高值97.6%,比单独的VP-UNet提高了2.29百分点。但是过分割和欠分割的现象没有解决,尤其是在椎体附近存在手术植入物的区域,如图5(d)所示。在

HRNet引入空洞单元(AU)后, Recall显著提升至95.09%, Dice也升至95.78%。然而, Precision有所下降, 表明空洞单元增强了网络捕获全局信息的能力, 但也使网络对噪声更敏感。此外, 图5(e)中相邻椎体定位不准确和粘连的问题仍然存在。为此

提出了BD-Loss来约束HRNet, 进一步提高了所有指标。无论脊柱姿势如何变化, 每个椎体都能被准确定位, 且边缘清晰可见。在此基础上, 利用本文Cobb角计算方法得到的诊断结果如图5(g)所示, 满足临床需求。

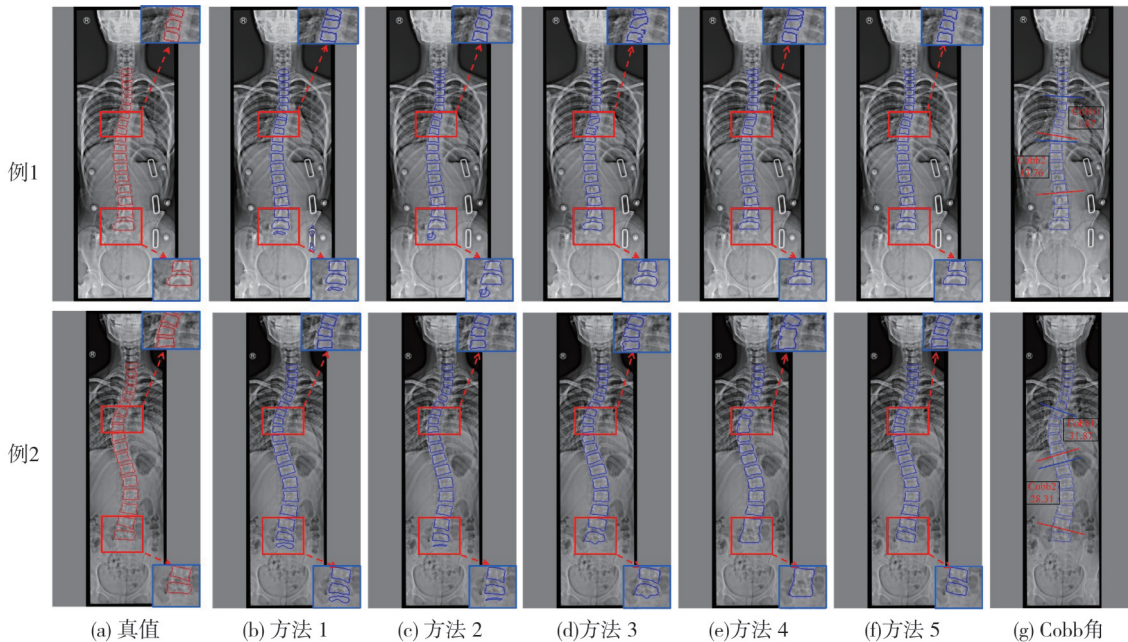


图5 消融实验结果

Fig. 5 Results of ablation experiment

2.3.2 对比实验

此外, 本文与U-Net^[23]、Deeplabv3+^[24]和GCN^[25]模型在AASCE 2019数据集和相同的实验平台上重新进行了一系列对比实验, 实验结果如图6和表2所示。

表2 对比实验指标结果

Tab. 2 Index results of contrast experiment

模型	Recall/%	Precision/%	Dice/%	IoU/%
U-Net	92.577	91.700	92.136	85.419
Deeplabv3+	96.065	82.821	88.953	80.103
GCN	89.980	91.726	90.844	83.225
Ours	95.133	96.780	95.949	92.214

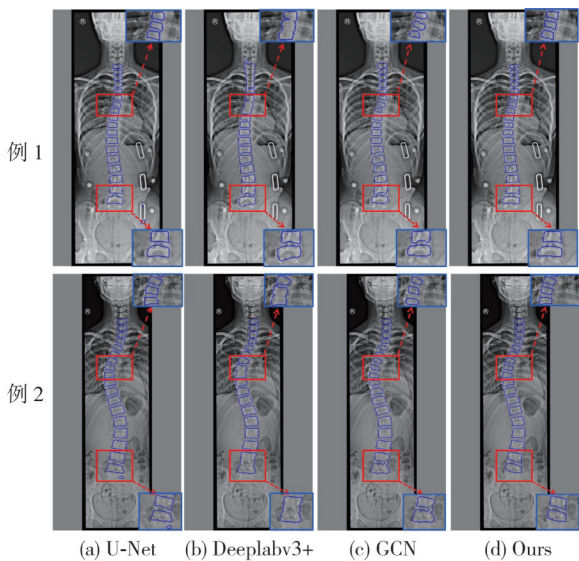


图6 对比试验结果

Fig. 6 Results of contrast experiment

对比方法所用的模型架构均基于原论文的描述, 训练策略则与本文模型相同, 见2.2节所述。为了更清晰地展示本文模型的性能优势, 图6中对各个实验中脊柱胸椎和腰椎的相同区域进行了局部放大。可以看出, 本文模型在Precision、Dice和IoU指标上取得了最高值。各模型均能够识别椎体相关区域, 但本文模型在细节捕捉方面表现出色, 并且有效克服了过分割、误分割以及椎体粘连等问题。Deeplabv3+有着最高的Recall, 达到96.07%, 但其它指标相对较低。这表明Deeplabv3+通过膨胀卷积成功捕捉到了更广泛的上下文信息, 但在椎体边界分割方面有所欠缺。如图6(b)所示, 相邻椎体存在严重的粘连现象。GCN通过将卷积运算扩展到图像域, 有效定位了每个椎体, 如图6(c)所示。然而, GCN在识别椎

体像素方面不如其它模型,体现在较低的Recall上。本文模型无论是在椎体识别还是在椎体边界的精确分割方面均表现出色,整体性能突出。

3 结 论

本文提出了一种基于深度学习的椎体分割和Cobb角计算方法。首先,通过损失函数引入脊柱姿态的先验知识,以适应脊柱形态的变化,从而获得更准确的椎体定位结果。其次,基于VGG-Net改进的VP-UNet分割网络,在引入的位置信息感知模块下,更有效地结合了椎体定位网络的特征。最后,基于椎体定位和分割的结果,在判断脊柱类型后计算了Cobb角。实验结果表明,椎体分割和Cobb角计算符合临床要求。然而,在手术植入物等情况下,椎体边缘区域存在欠拟合问题,模型也未充分考虑局部椎体粘连,影响了Cobb角计算的精度。未来的研究将专注于开发能够精确分割椎体边界的方法,并结合其它的Cobb角计算方法,以提高Cobb角计算的精确度。

参考文献:

- [1] 黄忍, 王星, 李志军, 等. 青少年特发性脊柱侧弯的诊治进展[J]. 中国临床解剖学杂志, 2016, 34(4): 472-475.
HUANG Ren, WANG Xing, LI Zhijun, et al. Research progress in diagnosis and treatment of adolescent idiopathic scoliosis[J]. Chinese Journal of Clinical Anatomy, 2016, 34(4): 472-475. (in Chinese)
- [2] MASOOD R F, TAJ I A, KHAN M B, et al. Deep learning based vertebral body segmentation with extraction of spinal measurements and disorder disease classification[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 71: 103230.
- [3] 姜百浩, 刘静, 仇大伟, 等. 深度学习在脊柱图像分割中的应用综述[J]. 计算机工程, 2024, 50(3): 1-15.
JIANG Baihao, LIU Jing, QIU Dawei, et al. Review of deep learning applications in spinal image segmentation[J]. Computer Engineering, 2024, 50(3): 1-15. (in Chinese)
- [4] LIN Y, ZHOU H Y, MA K, et al. Seg4Reg networks for automated spinal curvature estimation[C]// Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging, 2020: 69-74.
- [5] CHEN B, XU Q, WANG L, et al. An automated and accurate spine curve analysis system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 124596-124605.
- [6] HUO L, CAI B, LIANG P, et al. Joint spinal center-line extraction and curvature estimation with row-wise classification and curve graph network [C]// Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2021: 377-386.
- [7] ZOU L, GUO L, ZHANG R, et al. VLTENet: A deep-learning-based vertebra localization and tilt estimation network for automatic Cobb angle estimation [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2023, 27(6): 3002-3013.
- [8] RAHMANIAR W, SUZUKI K, LIN T L. Auto-CA: Automated Cobb angle measurement based on vertebrae detection for assessment of spinal curvature deformity [J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2024, 71(2): 640-649.
- [9] MAEDA Y, NAGURA T, NAKAMURA M, et al. Automatic measurement of the Cobb angle for adolescent idiopathic scoliosis using convolutional neural network[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 14576.
- [10] CAESARENDRA W, RAHMANIAR W, MATHEW J, et al. Automated Cobb angle measurement for adolescent idiopathic scoliosis using convolutional neural network[J]. Diagnostics, 2022, 12(2): 396.
- [11] SUN Y, XING Y, ZHAO Z, et al. Comparison of manual versus automated measurement of Cobb angle in idiopathic scoliosis based on a deep learning keypoint detection technology [J]. European Spine Journal, 2022, 31(8): 1969-1978.
- [12] HORNG M H, KUOK C P, FU M J, et al. Cobb angle measurement of spine from x-ray images using convolutional neural network [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2019, 2019(1): 1-18.
- [13] PANG S, PANG C, ZHAO L, et al. SpineParseNet: spine parsing for volumetric MR image by a two-stage segmentation framework with semantic image representation [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2021, 40(1): 262-273.
- [14] CHENG P, YANG Y, YU H, et al. Automatic vertebrae localization and segmentation in CT with a two-stage Dense-U-Net [J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 22156.
- [15] 程敏, 沈林鹏, 罗作煌. 多维度卷积的两阶段脊柱三维实例分割方法[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(12): 134-138.
CHENG Min, SHEN Linpeng, LUO Zuohuang. Two-stage spine 3D instance segmentation method

- based on multi-dimensional convolutional [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2022, 41(12): 134-138. (in Chinese)
- [16] HAN Z, WEI B, MERCADO A, et al. Spine-GAN: Semantic segmentation of multiple spinal structures [J]. *Medical Image Analysis*, 2018, 50: 23-35.
- [17] 赵阳, 张俊华. 多尺度特征融合的脊柱 X 线图像分割方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(8): 214-219.
ZHAO Yang, ZHANG Junhua. Multi-scale feature fusion method for spinal X-ray Image segmentation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(8): 214-219. (in Chinese)
- [18] RAK M, STEFFEN J, MEYER A, et al. Combining convolutional neural networks and star convex cuts for fast whole spine vertebra segmentation in MRI [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2019, 177: 47-56.
- [19] WU Y, NAMDAR K, CHEN C, et al. Automated adolescence scoliosis detection using augmented U-net with non-square kernels [J]. *Canadian Association of Radiologists Journal*, 2023, 74(4): 667-675.
- [20] PANG S, PANG C, SU Z, et al. DGMSNet: Spine segmentation for MR image by a detection-guided mixed-supervised segmentation network [J]. *Medical Image Analysis*, 2022, 75: 102261.
- [21] AL ARIF S M M R, KNAPP K, SLABAUGH G. Fully automatic cervical vertebrae segmentation framework for X-ray images [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2018, 157: 95-111.
- [22] SUN K, XIAO B, LIU D, et al. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation [C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019: 5693-5703.
- [23] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//*Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2015: 234-241.
- [24] 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.
- [25] ZHANG H, LU G, ZHAN M, et al. Semi-supervised classification of graph convolutional networks with Laplacian rank constraints [J]. *Neural Processing Letters*, 2022, 54(4): 2645-2656.