

· 骨骼肌肉影像学 ·

利用深度学习实现 CT 图像上腰骶椎各结构分割及椎间盘自动定位的可行性研究

田靖一, 王可欣, 吴鹏升, 李家轮, 张晓东, 王霄英

【摘要】 目的:探索使用 3D U-Net 深度学习模型在 CT 图像上进行腰椎各结构的自动分割及椎间盘自动定位的可行性。**方法:**回顾性搜集 2020 年 12 月 1 日—2021 年 3 月 29 日于本院行腰椎平扫 CT 的患者影像图像,排除腰椎术后、脊柱畸形及骨转移的病例,共纳入了 154 个图像数据。手工标注腰骶椎各椎体、椎间盘及硬膜囊。按 8:1:1 比例将数据随机分为训练集($n=125$)、调优集($n=14$)和测试集($n=15$)。利用 3D U-Net 分割模型进行训练,以医师手动标注结果作为参考标准,根据测试集 Dice 相似系数(DSC)、体积相似度(VS)和 Hausdorff 距离(HD)作为评价模型分割效能的指标。应用连通域分割算法进行腰椎各椎间盘定位,以医师判定为金标准,采用混淆矩阵评价模型识别各椎间盘的位置的定位效能。**结果:**测试集中 3D U-Net 深度学习模型对腰骶椎各结构分割结果 DSC 值、VS 值均 >0.96 。模型识别各椎间盘位置的准确率达 98.7%,模型预测与医师判定一致性高。**结论:**3D U-Net 深度学习模型和可用于 CT 图像中腰椎各主要结构的自动分割并通过连通域算法实现椎间盘自动定位。

【关键词】 深度学习; 腰骶椎; 定位**【中图分类号】** R-056; R681.5; R44 **【文献标志码】** A**【文章编号】** 1000-0313(2024)02-0253-09

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2024.02.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Feasibility study on the segmentation of lumbosacral vertebral structures and the automatic localization of intervertebral disc in CT images by deep learning TIAN Jing-yi, WANG Ke-xin, WU Peng-sheng, et al.
Peking University First Hospital, Radiology Department, Beijing 100034, China

【Abstract】 Objective: To explore the feasibility of using U-Net deep learning model for automatic segmentation of various lumbar structures and the automatic localization of intervertebral discs on CT images. **Methods:** From December 1, 2020, to March 29, 2021, the images of patients who underwent CT scans of lumbar spine in our hospital were retrospectively collected, excluding the cases with lumbar surgery, spinal deformity and bone metastasis, and a total of 154 data were included. The lumbosacral vertebral bodies, intervertebral discs and dural sacs were manually marked. According to the ratio of 8:1:1, the data were randomly divided into training set ($n=125$), validation set ($n=14$) and test set ($n=15$). The segmentation model was trained by 3U-Net model, and the results of manual labeling by physicians were used as the reference standard. The dice similarity coefficient (DSC), volume similarity (VS) and hausdorff distance (HD) were used as the indexes to evaluate the segmentation efficiency of the model. With physician's judgment as the gold standard, the confusion matrix was used to evaluate the positioning efficiency of the model in identifying the location of each disc. **Results:** In the test set, the DSC and VS values of the segmentation results of lumbosacral vertebral structures by 3D U-Net deep learning model were all greater than 0.96. The accuracy of the model in identifying the location of each disc was 98.7%, and the model prediction was in good agreement with the physician's judgment. **Conclusion:** The 3D U-Net deep learning model can be used to automatically segment the main structures of lumbar vertebrae in CT images and realize automatic disc localization through con-

作者单位: 100034 北京, 北京大学第一医院医学影像科(田靖一、张晓东、王霄英); 100036 北京, 北京水利医院 医学影像科(田靖一); 100069 北京, 首都医科大学基础医学院(王可欣); 100011 北京, 北京赛迈特锐医学科技有限公司(吴鹏升、李家轮)
作者简介: 田靖一(1994-), 女, 北京平谷区人, 硕士研究生, 住院医师, 主要从事 X 线、CT、MR 影像诊断工作及骨科系统人工智能临床应用研究。
通讯作者: 王霄英, E-mail: wangxiaoying@bjmu.edu.cn

nected domain algorithm.

【Key words】 Deep Learning; Lumbosacral vertebral; Positioning

CT 图像因具有良好的空间与密度分辨率,有利于观察椎小关节骨质增生、韧带增厚骨化对椎管造成的压迫程度。对于椎体细微骨折、有无游离骨片等具有较好的检出效能。腰椎 CT 检查常作为腰椎退行性骨关节病、脊柱骨折的重要检查手段^[1,2]。椎体的自动分割及精准定位作为影像诊断一部分,能够为病灶定位、术中所需各影像学参数测量以及术后随访评估奠定基础,减少诊断医师阅片时间、避免医师手工测量引起的误差。

本研究中利用深度学习完成腰骶椎各椎体、椎间盘、硬膜囊的分割,并通过连通域算法完成腰椎诸椎间盘定位,以便后续研究中获得相应水平硬膜囊径线的测量值。

材料与方法

本研究经北京大学第一医院伦理审查委员会的批准[批件号:2019(169)],按照本单位人工智能(artificial intelligence, AI)项目研发规范执行研究方案。

1. 用例定义

根据本单位 AI 训练项目管理方法,首先定义研发腰椎 CT 图像上主要解剖结构 AI 分割模型的用户样例(Use Case)。包括模型的 ID、临床问题、场景描述、模型在实际工作中的调用流程、模型输入和输出数据的结构等。AI 模型返回结果定义为腰椎椎体、椎间盘、硬膜囊的坐标。

2. 研究队列的建立

回顾性搜收集 2020 年 12 月 1 日—2021 年 3 月 29 日于本院行腰椎平扫 CT 的连续病例资料,纳入标准:腰椎 CT 检查包含清晰腰骶椎结构的病例。排除标准:①腰椎术后存在较重金属伪影;②存在明显脊柱畸形;③椎体存在明显溶骨性骨质破坏。最终搜收集 135 例患者 154 人次的 CT 检查图像,将该组图像数据用于腰骶椎各主要结构分割模型的训练。

3. CT 扫描方案及图像处理

本院腰椎 CT 图像数据来源于本科 5 台 CT 设备:Philips iCT256、GE Discovery CT750 HD、GE LightSpeed VCT、Simens Somatom Definition Flash、Simens Somatom Force,扫描层厚 5 mm,重建层厚 1~1.25 mm、层间距 1~1.25 mm。

4. 图像标注

将腰椎 CT 扫描的原始 DICOM 图像转换为 NIFTI 格式,由一名具有 5 年影像诊断经验的住院医师使用 ITK-SNAP 软件(Version 3.6.0, [http://www.itk-](http://www.itk-snap.org/)

[snap.org/](http://www.itk-snap.org/))对扫描范围内胸腰骶椎椎体及其附件结构、椎间盘及硬膜囊逐层标注,再由一名具有 26 年以上影像诊断经验的主任医师对标签进行审核、修改后确认。

椎体及其附件结构包括骨质增生及骨赘部分;椎间盘包括髓核压迹、游离髓核部分;硬膜囊以硬脊膜囊为界,不包含神经根出口部分。

5. 模型训练

对本院 154 例图像数据进行腰骶椎各主要结构进行模型训练,显存使用 GPU NVIDIA® Tesla P100 16G,软件使用包括 Python3. 6、Pytorch0. 4. 1、OpenCV、NumPy、Simple ITK,以 Adam 作训练优化器。对图像数据进行预处理,设置窗宽为 300 HU、窗位为 1000 HU,图像像素数设为 $256 \times 160 \times 128$,图像扩增技术包括旋转、随机噪声、透视变换、倾斜、平移。将图像按 8:1:1 比例随机分为训练集($n=125$)、调优集($n=14$)、测试集($n=15$),同一患者多次扫描的图像均分到相同的数据集中。训练 3D U-Net 分割模型的参数如下: $nfilter=16$,每次读取图像数=2,训练次数=400,学习率=0.0001。

6. 椎间盘及椎体自动定位

在基于模型分割完成的骶椎及腰椎各椎间盘标签的基础上,应用连通域分析算法,以骶椎为基准线,自下而上依次标记为 L5—S1 椎间盘、L5 椎体、L4—5 椎间盘、…、T12—L1 椎间盘、…。对于体积 <5000 像素的连通域认为小连通域,计算该连通域与邻近椎间盘最短距离归为同一椎间盘。

7. 模型评价

客观评价:用测试集数据的 Dice 相似系数(dDice similarity coefficient, DSC)、体积相似度(volume similarity, VS)及 Hausdorff 距离(Hausdorff distance, HD)作为评价模型分割效能的指标。DSC 及 VS 取值范围为 0~1,值越接近 1 代表模型预测结果与手工标注结果一致性越高,HD 距离越小,代表模型模型分割精度越高。

主观评价:由一名高年资医师完成。包括对分割效果的评价和椎间盘及椎体定位的评价。对测试集数据的分割的目标区域进行满意度评估时,正确分割目标区域认为满意,可应用于后续评价椎体病变及完成椎体各结构径线的测量;未正确分割目标区域认为不满意,无法用于后续评价椎体病变及完成椎体各结构径线的测量。医师对椎间盘和椎体做出定位,并与模型自动定位的结果对比。

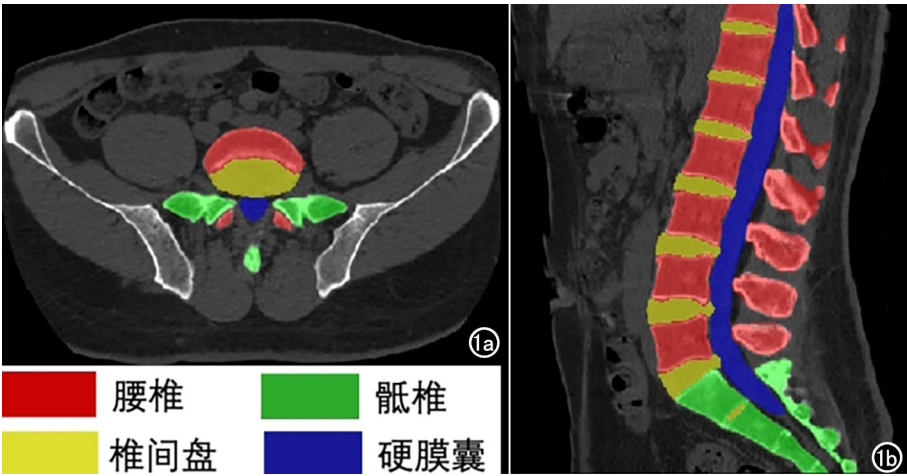


图 1 医师手工标注腰骶椎各主要结构标签示例。a)轴面图示腰骶椎、椎间盘层面医师手工标注标签,红色为腰椎椎体、黄色为椎间盘、绿色为骶椎椎体、蓝色为硬膜囊;b)腰椎正中矢状面示医师手工标注各结构标签。

8. 统计学分析

数据统计软件使用 IBM® SPSS® 24.0 和 R4.2.0。

采用 Kolmogorov Smirnov 法对计量资料进行正态性检验,符合正态分布的连续资料以平均值±标准差($\bar{x}\pm s$)表示,非正态分布的资料以中位数[上下四分位数](median[Q1,Q3])表示。分类资料以频数(百分比)表示。在单变量分析中,计量资料使用 Kurskal-Wallis 秩和检验,分类资料使用 χ^2 检验, $P<0.05$ 认为差异有统计学意义。

结 果

1. 患者临床信息

154 个全部入组数据的临床信息见表 1。患者年龄中位数为 58.5 [40.0,70.0]岁,男性 50%。诊断包括:腰椎骨质退变、椎管狭窄、椎间盘突出(膨出)、椎体滑脱、峡部

表 1 患者临床信息

项目	Overall (N=154)	Train (N=125)	Validate (N=14)	Test (N=15)	P
年龄(y)					
Median(Q1,Q3)	58.5(40.8,69.8)	59.0(43.0,70.0)	50.5(34.3,72.5)	53.0(47.5,64.5)	0.828
性别					0.995
男	7 (50.0%)	62 (49.6%)	7 (50.0%)	8 (53.3%)	
女	77 (50.0%)	63 (50.4%)	7 (50.0%)	7 (46.7%)	
骨质退变					0.694
0	6 (3.9%)	6 (4.8%)	0 (0%)	0 (0%)	
1	148 (96.1%)	119 (95.2%)	14 (100%)	15 (100%)	
椎管狭窄					0.235
0	80 (51.9%)	64 (51.2%)	5 (35.7%)	11 (73.3%)	
1	74 (48.1%)	61 (48.8%)	9 (64.3%)	4 (26.7%)	
间盘突出(膨出)					0.813
0	4 (2.6%)	4 (3.2%)	0 (0%)	0 (0%)	
1	150 (97.4%)	121 (96.8%)	14 (100%)	15 (100%)	
椎体滑脱					0.568
0	95 (61.7%)	78 (62.4%)	10 (71.4%)	7 (46.7%)	
1	59 (38.3%)	47 (37.6%)	4 (28.6%)	8 (53.3%)	
峡部裂					0.361
0	127 (82.5%)	106 (84.8%)	11 (78.6%)	10 (66.7%)	
1	27 (17.5%)	19 (15.2%)	3 (21.4%)	5 (33.3%)	
移行椎					0.871
0	151 (98.1%)	122 (97.6%)	14 (100%)	15 (100%)	
1	3 (1.9%)	3 (2.4%)	0 (0%)	0 (0%)	
轻度腰椎侧弯					0.783
0	144 (93.5%)	116 (92.8%)	14 (100%)	14 (93.3%)	
1	10 (6.5%)	9 (7.2%)	0 (0%)	1 (6.7%)	
骨折					0.360
0	146 (94.8%)	119 (95.2%)	12 (85.7%)	15 (100%)	
1	8 (5.2%)	6 (4.8%)	2 (14.3%)	0 (0%)	
椎管内占位					0.693
0	142 (92.2%)	114 (91.2%)	13 (92.9%)	15 (100%)	
1	12 (7.8%)	11 (8.8%)	1 (7.1%)	0 (0%)	
骨岛					0.840
0	147 (95.5%)	119 (95.2%)	14 (100%)	14 (93.3%)	
1	7 (4.5%)	6 (4.8%)	0 (0%)	1 (6.7%)	

裂、移行椎、轻度腰椎侧弯、骨折、椎管内占位、骨岛等。患者各项临床信息在训练集、调优集、测试集之间的差异均无统计学意义(全部 $P>0.05$)。

2. 3D U-Net 模型的分割效能

主观评价:3D U-Net 模型对椎间盘分割结果均为满意,可满足后续椎间盘自动定位的需求,模型对腰骶

椎椎体及其附件结构、硬膜囊分割满意度均为 98.7%,两结构分割模型各有两例未能完全正确分割目标区域(图 2),其中:①2 例模型预测结果存在腰骶椎标签的穿插、错位;②1 例模型误将腹主动脉管腔预测为硬膜囊结构;③1 例模型误将椎管内软组织密度占位预测为正常硬膜囊结构。

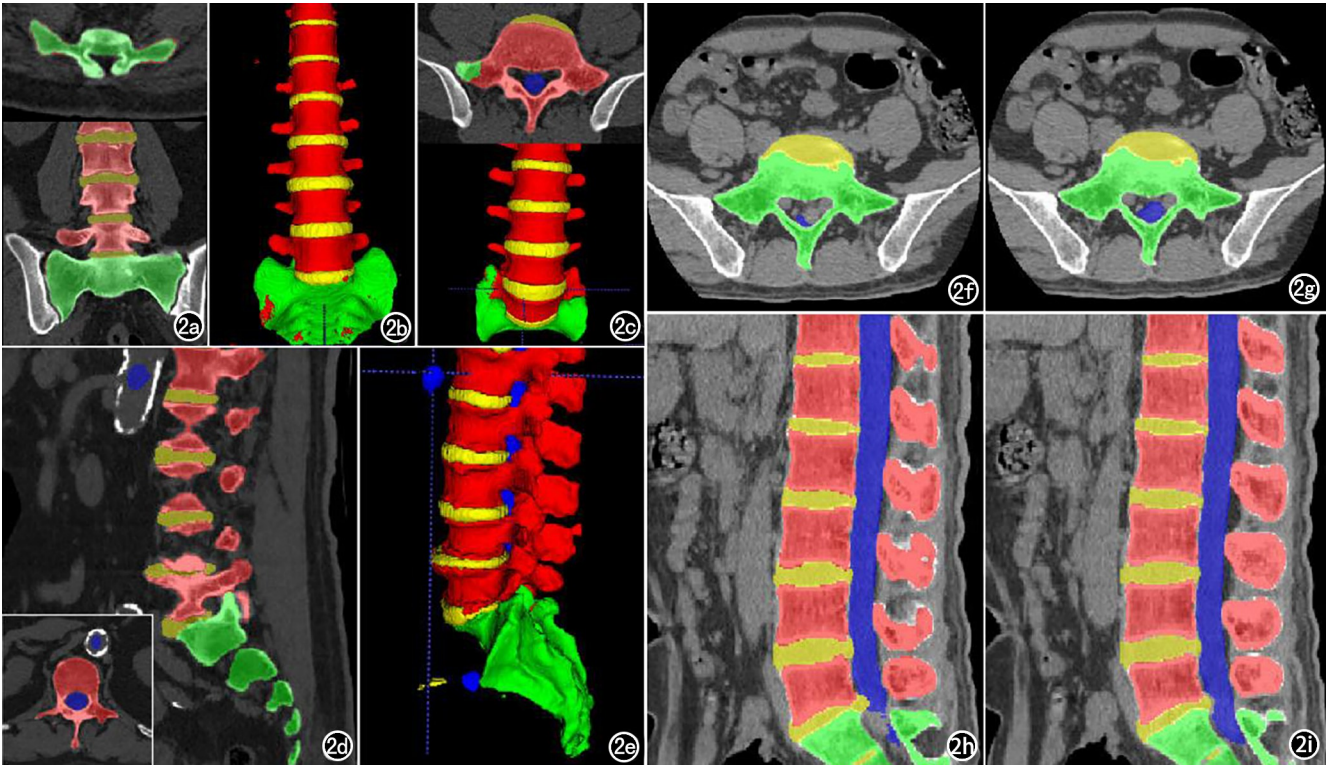


图 2 模型预测不良的结果示例。a)模型预测的腰骶椎各椎体及椎间盘的标签,可发现腰椎标签穿插于骶椎标签中;b)模型预测腰骶椎及椎间盘各标签 3D 重建图;c)模型误将腰 5 右侧横突预测为骶椎结构及模型预测腰骶椎各结构 3D 重建图;d)模型误将腹主动脉管腔预测为硬膜囊结构;e)模型预测腰骶椎各结构标签的 3D 重建图;f)轴面图像上医师手工标注腰骶椎、椎间盘及硬膜囊标签;g)模型预测腰骶椎、椎间盘及硬膜囊标签,轴面图示模型误将腰 5—骶 1 水平椎管内软组织密度占位预测为正常硬膜囊结构;h)腰椎正中矢状面图示医师手工标注腰骶椎椎体、椎间盘及硬膜囊结构标签;i)腰椎正中矢状面示模型预测腰骶椎椎体、椎间盘及硬膜囊结构标签。

表 2 3U-Net 模型对腰骶椎各结构的分割效能指标[median(Q1, Q3)]

项目	Train (N=125)	Validate (N=14)	Test (N=15)	P
DSC				
腰椎	0.980(0.980,0.980)	0.980(0.980,0.980)	0.980(0.980,0.980)	0.661
骶椎	0.990(0.980,0.990)	0.990(0.990,0.990)	0.990(0.980,0.990)	0.830
椎间盘	0.980(0.970,0.980)	0.960(0.943,0.960)	0.960(0.960,0.970)	<0.001
硬膜囊	0.980(0.960,0.980)	0.965(0.950,0.978)	0.960(0.950,0.970)	0.004
VS				
腰椎	1.00(1.00,1.00)	1.00(0.993,1.00)	1.00(1.00,1.00)	0.466
骶椎	1.00(1.00,1.00)	1.00(1.00,1.00)	1.00(1.00,1.00)	0.353
椎间盘	1.00(0.990,1.00)	0.990(0.980,0.998)	0.990(0.990,1.00)	<0.001
硬膜囊	1.00(0.990,1.00)	0.990(0.990,1.00)	1.00(0.990,1.00)	0.013
HD (mm)				
腰椎	5.31(3.09,9.79)	6.41(4.24,11.7)	7.00(5.59,9.31)	0.352
骶椎	2.12(1.56,2.52)	1.97(1.71,2.32)	1.97(1.78,2.26)	0.954
椎间盘	3.81(2.65,5.98)	4.82(4.48,8.62)	5.03(3.76,6.42)	0.029
硬膜囊	2.04(1.66,2.71)	3.28(2.76,4.24)	3.55(2.38,5.48)	<0.001

客观评价:以医师手工标注的腰椎、骶椎、椎间盘和硬膜囊各结构标签为参考标准,3D U-Net 模型对测试集中各结构的分割结果与手工标注结果覆盖率较高,其分割的腰椎、骶椎、椎间盘、硬膜囊的 DSC 值及 VS 值均 >0.96 , HD 距离中位数分别为 7.00 mm、1.97 mm、5.03 mm 和 3.55 mm。训练集、调优集和测试集,腰椎、骶椎的 DICS、VS 和 HD 的差异均无统计学意义($P>0.05$),达到了后续对椎体及附件结构进行各径线测量的要求;椎间盘和硬膜囊的 DICS、VS 和 HD 的差异均有统计学意义($P<0.05$),椎间盘与相邻椎体终板交界区域、硬膜囊与黄韧带交界区域及脊髓终丝处模型分割结果稍差(图 3、4)。

3. 椎体自动定位的一致性分析

以脊柱为单位统计,模型预测与医师判定结果的

符合率为 98.7%(152/154)。154 例中有 2 例出现定位错误,其中 1 例为腰 5 双侧横突肥大,与骶骨脊形成假关节;模型预测将腰 5 椎体识别为骶 1 椎体,实际腰 5-骶 1 椎间盘未识别。另 1 例为移行椎,腰 5 骶化(图 6)。

讨 论

在临床诊疗过程中,以脊柱疾病引起的腰痛是最常见的就诊原因之一,CT 和 MRI 是临床诊断及治疗过程中不可缺少的常规检查方法,其中 MRI 为诊断脊柱疾病的首选检查方法,例如椎间盘突出、椎管狭窄等。同时,也需要 CT 图像观察骨质结构及密度的改变,如腰椎骨折、骨质破坏等;并应用 CT 重建技术对椎弓根、椎体上进行各影像参数测量^[3,4]。所有这些

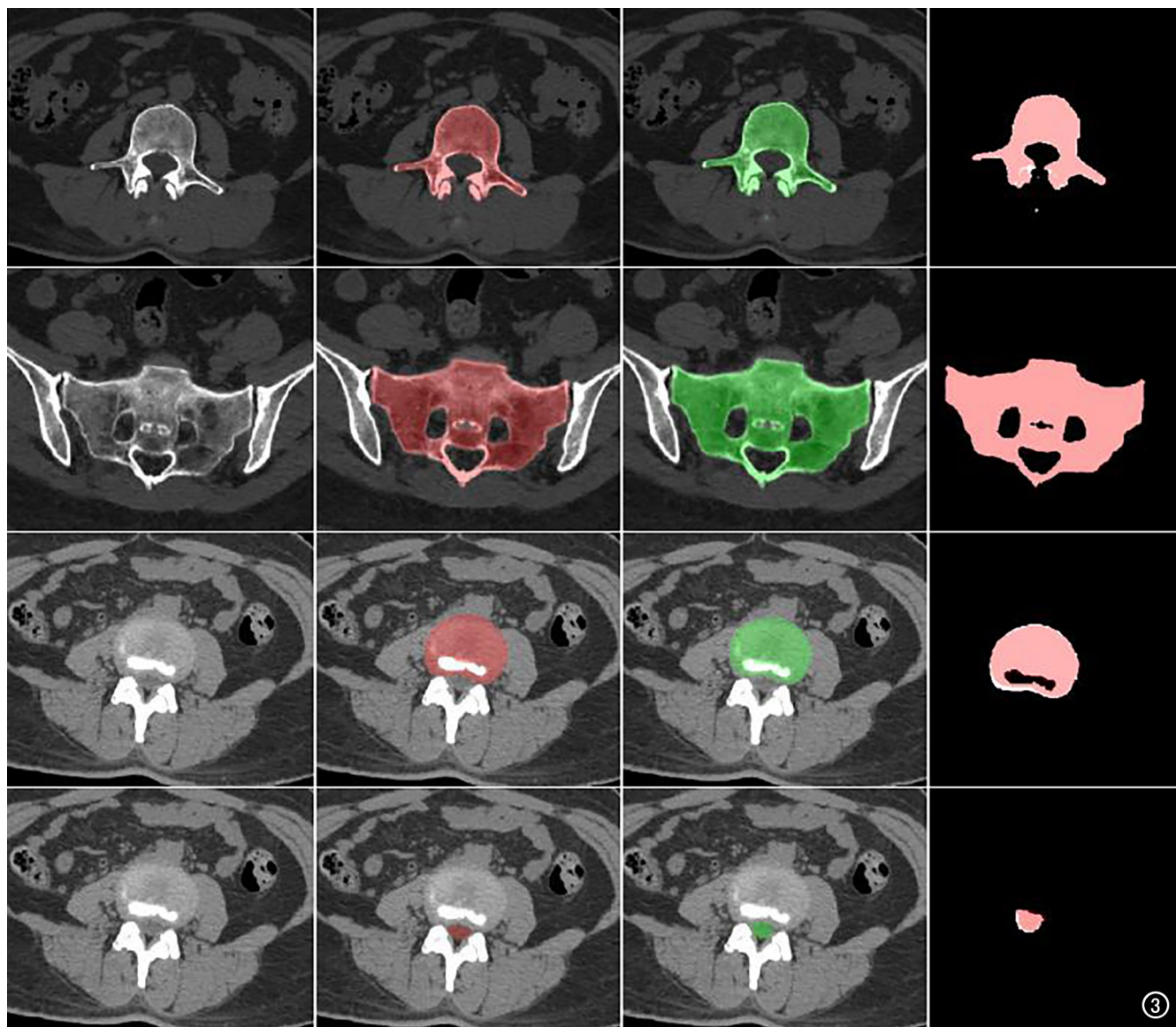


图 3 测试集中腰骶椎椎体、椎间盘及硬膜囊分割模型标注及预测结果图(轴位面)。从左至右依次为原始 CT 图像、医师手工标注各结构图像(红色标签)、模型预测各结构图像(绿色标签)、医师标注和模型预测对照图(白色为模型预测超出部分)。从上至下依次为腰椎、骶椎、椎间盘及硬膜囊结构。

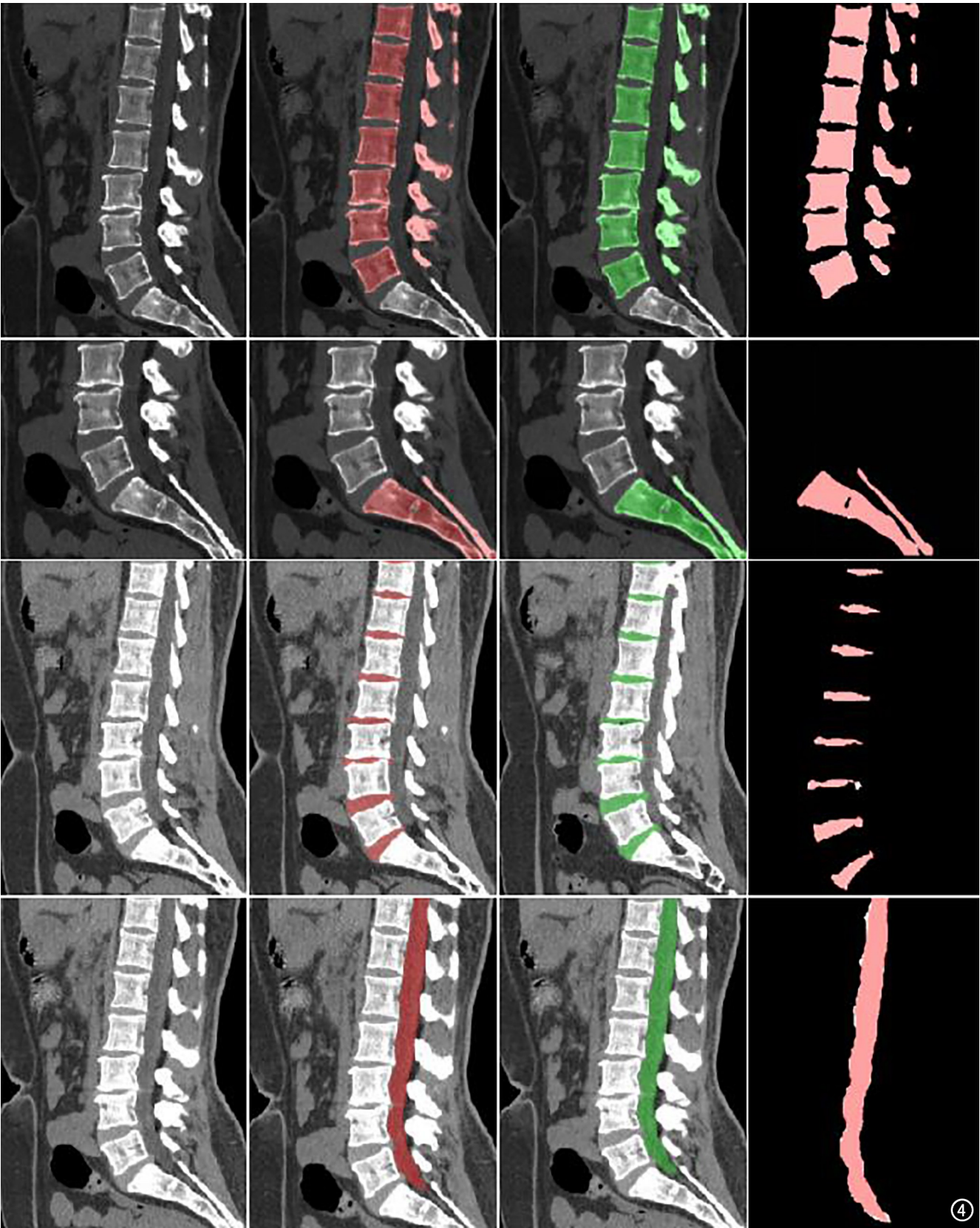


图 4 测试集中腰骶椎椎体、椎间盘及硬膜囊分割模型标注及预测结果图(腰椎正中矢状位面)。从左至右依次为原始 CT 图像、医师手工标注各结构图像(红色标签)、模型预测各结构图像(绿色标签)、医师标注和模型预测对照图(白色为模型预测超出部分)。从上至下依次为腰椎、骶椎、椎间盘及硬膜囊结构。

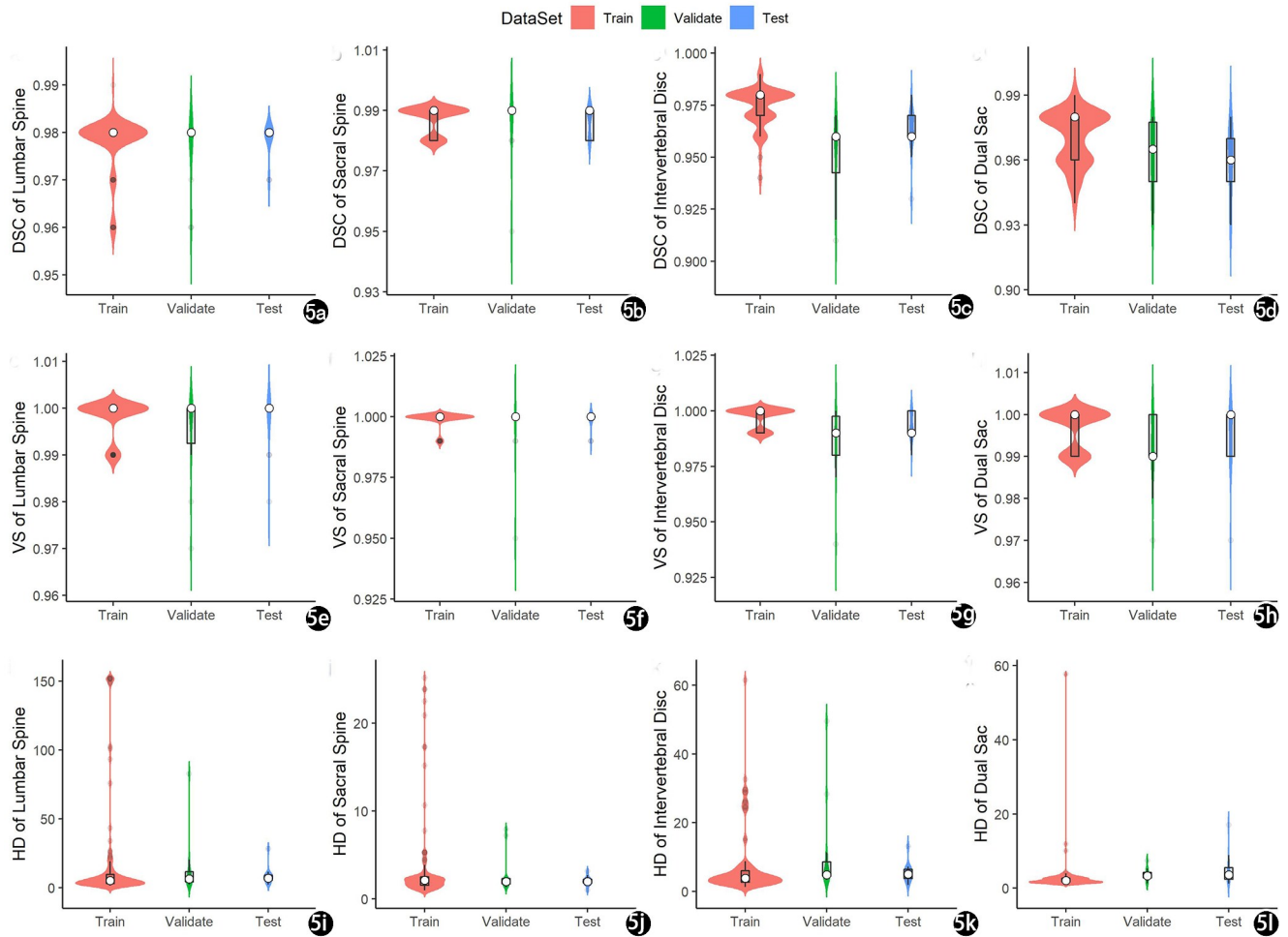


图 5 3U-Net 模型对腰骶椎各结构的在训练集、调优集和测试集的分割效能指标。a) 腰椎标签各数据集 DSC 值; b) 骶椎标签各数据集 DSC 值; c) 椎间盘标签各数据集 DSC 值; d) 硬膜囊各数据集 DSC 值; e) 腰椎标签各数据集 VS 值; f) 骶椎标签各数据集 VS 值; g) 椎间盘标签各数据集 VS 值; h) 硬膜囊各数据集 VS 值; i) 腰椎标签各数据集 HD 值; j) 骶椎标签各数据集 HD 值; k) 椎间盘标签各数据集 HD 值; l) 硬膜囊各数据集 HD 值。

临床的应用,都以精准的定位和准确的识别椎体各结构为先决条件。

近年来,随着 U-Net 卷积神经网络在医学图像分割中的广泛应用,已有多位学者在 CT、MR 图像上应用不同学习网络完成腰椎各结构的分割及定位,且结果较为准确^[5-9]。本研究中所建立的 CT 图像上腰椎各主要结构的 3D U-Net 分割模型具有较好的分割效能,与医师手工标注标签相比,各分割模型预测标签在测试集中亦具有良好的准确性。既往 Cheng 等的研究中,采用两阶段的 Destiny-U-Net 进行椎体自动定位和分割,对椎体分割的 Dice 系数为 0.953 ± 0.014 , Hausdorff 距离为 (4.013 ± 2.128) mm; Yu 等^[10]基于多图谱分割算法对 21 张腰椎 CT 图像进行各椎体分割, Dice 系数为 0.939 ± 1.0 , Hausdorff 距离为 (0.41 ± 0.08) mm。本研究与既往研究相比,采用了更大的数据量构建分割模型,腰、骶椎分割模型预测结果的

Dice 值和 Hausdorff 距离优于同类研究,达到了后续进一步对椎体及附件结构各径线测量的要求。同时本研究完成了椎间盘及硬膜囊结构的分割,测试集中,椎间盘及硬膜囊的 Dice 系数均 >0.96 ,达到了基于椎间盘标签进行自动定位及各椎间盘水平硬膜囊径线测量的需求。

椎体自动定位方面,既往研究在椎体定位中多基于椎体形态,采用随机森林、决策树、YOLOv5 等算法实现^[7,11-13]。但基于椎体的自动定位仍面临一些挑战,例如创伤或病理性骨折引起的椎体形态改变导致椎体定位偏移。也有部分学者在 MR 图像中以椎间盘为标志定位,应用 Dijkstra's 最短距离算法完成椎间盘的自动检出及定位^[14],定位精度达 96.25%。在本研究中,我们训练了 3D U-Net 模型用于分割腰骶椎各主要结构,并基于模型预测的椎间盘标签,应用连通域算法可以简单、快速完成椎间盘的自动定位,定位

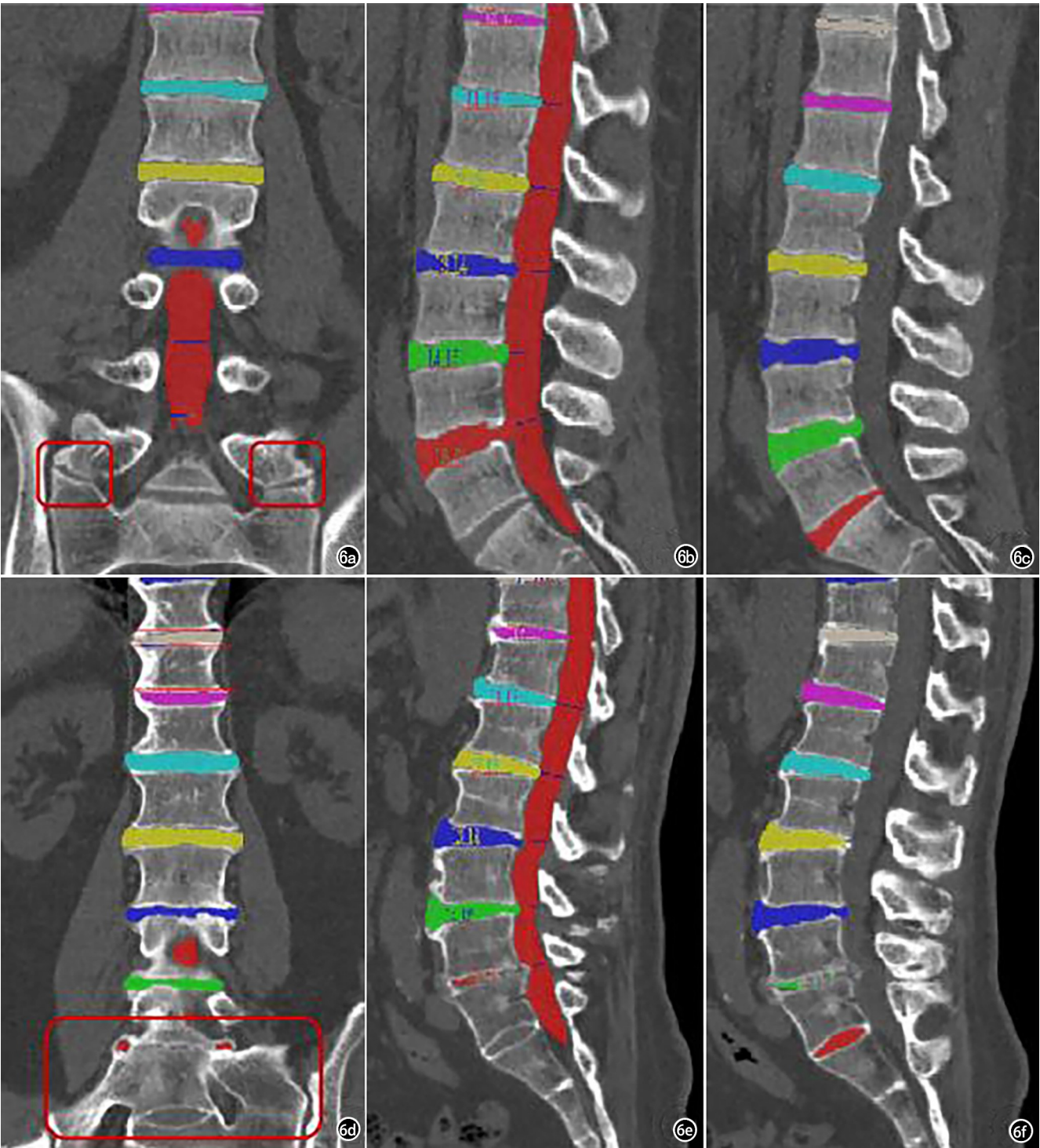


图 6 测试集中模型自动定位与医师判定结果对照。a)腰椎冠状面图示腰 5 双侧横突肥大、伴假关节面形成(红框); b) 模型预测各椎间盘标签并定位; c) 医师标注各椎间盘位置; d) 腰椎冠状面图示移行椎,腰 5 骶化,腰 5 双侧横突与骶骨侧块融合(红框); e) 模型预测各椎间盘标签并定位; f) 医师标注各椎间盘位置。

准确率达 98.7%。

本研究还存在一定的局限性,此次入组的数据为临床工作中的实际病例,病种以腰椎退行性骨关节病为主,后续研究我们将针对多种脊柱疾病收集大样本数据来提升模型的泛化能力,也为进一步术前影像参数测量做准备。椎间盘定位方面,本研究中因先天发

育变异所致的腰 5 横突肥大,考虑后续研究中增加一批同类样本数据进行学习,从而实现椎间盘自动定位的精准度。对于存在移行椎的病例,我们考虑在实际临床工作中,医师仍需结合颈胸椎影像图像判定是否存在移行椎,此类模型预测出现的偏移尚可接受。

本研究旨在为腰椎 CT 图像自动化评估流程打下

基础。本研究提出的深度学习模型可完成腰、骶椎椎体、椎间盘及硬膜囊的自动分割和定位,有望用于腰椎 CT 图像上病变的定位和测量,如腰椎骨折患者术前椎弓根径线测量、腰椎管狭窄患者各椎间盘水平硬膜囊的径线测量等,并将测量结果自动生成在结构化报告里,在日常的工作中,可减轻影像医师繁琐的测量任务,提高工作效率、增加报告的可读性及临床应用性。

参考文献:

[1] Aly M M, Al-Shoaibi AM, Abduraba S, et al. Traumatic low lumbar fractures; how often MRI changes the fracture classification or clinical decision-making compared to CT alone? [J]. Eur Spine J, 2022, 31(1): 37-45.

[2] 黄计贤, 林坚全, 黄河文, 等. CT 与磁共振成像应用于胸腰段脊柱损伤诊断的价值分析[J]. 现代医用影像学, 2021, 30(6): 1073-1075.

[3] 管喆恒, 杨惠林, 罗宗平, 等. 腰椎椎弓根 CT 影像学参数的测量与临床意义[J]. 中国组织工程研究, 2018, 22(11): 1743-1748.

[4] 李彦飞, 霍喜卫, 李东风, 等. 术前测量联合术中精准穿刺经皮椎体后凸成形术治疗骨质疏松性椎体压缩骨折的疗效分析[J]. 蚌埠医学院学报, 2021, 46(10): 1384-1388+92.

[5] Kim YJ, Ganbold B, Kim KG. Web-based spine segmentation using deep learning in computed tomography images[J]. Health Inform Res, 2020, 26(1): 61-67.

[6] 郭丽, 赵凯, 朱逸峰, 等. 使用 U-Net 深度学习网络对腰椎矢状 T₂WI 图像自动分割的可行性研究[J]. 放射学实践, 2022, 37(2): 229-234.

[7] Cheng P, Yang Y, Yu H, et al. Automatic vertebrae localization and segmentation in CT with a two-stage Dense-U-Net[J]. Scien-

tific Reports, 2021, 11(1): 22156.

[8] 熊祚钢, 吴敏, 叶喜林, 等. 基于腰椎螺旋 CT 图像以卷积神经网络技术全自动识别并重建椎间盘的可行性[J]. 中国介入影像与治疗学, 2022, 19(2): 99-103.

[9] Tang H, Pei X, Huang S, et al. Automatic lumbar spinal CT image segmentation with a dual densely connected U-Net[J]. IEEE Access, 2020, 8: 89228-89238.

[10] Yu W, Liu W, Tan L, et al. Multi-object model-based multi-atlas segmentation constrained grid cut for automatic segmentation of lumbar vertebrae from CT images[M]. Singapore: Springer Singapore, 2018, 1093: 65-71.

[11] Chu C, Belavy DL, Armbrecht G, et al. Fully automatic localization and segmentation of 3D vertebral bodies from CT/MR images via a learning-based method[J]. PLoS One, 2015, 10(11): 0143327.

[12] Mushtaq M, Akram MU, Alghamdi NS, et al. Localization and edge-based segmentation of Lumbar spine vertebrae to identify the deformities using deep learning models[J]. Sensors (Basel), 2022, 22(4): 1547.

[13] Jimenez PA, Alberich BA, Fos GB, et al. Automated vertebrae localization and identification by decision forests and image-based refinement on real-world CT data[J]. Radiol Med, 2020, 125(1): 48-56.

[14] Zeybel M, Akgul YS. Localization and identification of Lumbar intervertebral discs on spine MR images with faster RCNN based shortest path algorithm; proceedings of the 24th conference on medical image understanding and analysis (MIUA), St Annes Coll, ELECTR NETWORK, F Jul 15-17, 2020[C]. Springer International Publishing Ag: CHAM, 2020, 1248: 143-154.

(收稿日期: 2022-12-17 修回日期: 2023-03-29)