

· 骨骼肌肉影像学 ·

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

郭丽, 赵凯, 朱逸峰, 张耀峰, 李世佳, 张晓东, 王霄英

【摘要】 目的:研究训练 U-Net 模型自动分割腰椎矢状面 T₂WI 图像中各结构的可行性。**方法:**回顾性搜集腰椎矢状面 T₂WI 图像数据,共获得 80 个矢状面 T₂WI 序列。由 2 位影像医师手工标注矢状面腰椎椎体、椎间盘、椎间孔、椎管/硬膜囊、脊髓及马尾神经。将数据随机分为训练集、调优集和测试集,使用 U-Net 网络分两步(coarse-to-fine)训练腰椎矢状 T₂WI 分割模型。模型评价指标包括客观评估(Dice 系数)和主观评估。**结果:**11 例测试集数据中 U-Net 模型预测腰椎 5 个解剖部位分割的 Dice 值分别为椎体 0.82~0.9(平均 0.864)、椎间盘 0.86~0.92(平均 0.898)、椎管/硬膜囊 0.76~0.87(平均 0.837)、椎间孔 0.6~0.76(平均 0.67)、脊髓及马尾神经 0.55~0.9(平均 0.669)。主观评估各解剖部位分割满意率分别为椎体 97.5%、椎间盘 97.9%、椎管/硬膜囊 86.4%、椎间孔 76.7%、脊髓及马尾神经 78.6%。**结论:**基于 U-Net 深度学习网络对腰椎矢状 T₂WI 图像的解剖结构进行自动分割是可行的。

【关键词】 腰椎; 磁共振成像; 深度学习

【中图分类号】 R445.2; R323.4; R-056 **【文献标识码】** A

【文章编号】 1000-0313(2022)02-0229-06

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.02.016

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



U-Net deep learning network for automatic segmentation of lumbar structures on sagittal T₂WI images

GUO Li, ZHAO Kai, ZHU Yi-feng, et al. Peking University First Hospital, Beijing 100034

【Abstract】 Objective: To investigate the feasibility of training a U-Net model for automatic segmentation of lumbar spine structures on sagittal T₂WI MR images. **Methods:** The sagittal MRI images were retrospectively collected. A total of 80 sagittal T₂WI sequences were obtained. The lumbar spine column, intervertebral disk, intervertebral foramen, lumbar spinal canal/subarachnoid space, spinal cord and cauda equina were manually annotated by 2 radiologists on sagittal T₂WI images. The data were randomly divided into train set, validate set, and test set. A cascade U-Net network was used to develop the segmentation model (coarse-to-fine) of the lumbar spine structures. The evaluation indexes of the model include objective evaluation (dice coefficient) and subjective evaluation. **Results:** In the test set of 11 cases, the dice values of the U-Net model for the 5 lumbar spine structures were as follows: spine column 0.82~0.9 (mean value 0.864), intervertebral disk 0.86~0.92 (mean value 0.898), lumbar spinal canal/subarachnoid space 0.76~0.87 (mean value 0.837), intervertebral foramen 0.6~0.76 (mean value 0.67), spinal cord and cauda equina 0.55~0.9 (mean value 0.669). Subjectively, the satisfaction rates of lumbar spine structures' segmentation were as follows: spine column 97.5%, intervertebral disk 97.9%, lumbar spinal canal/subarachnoid space 86.4%, intervertebral foramen 76.7%, spinal cord and cauda equine 78.6%. **Conclusion:** It is feasible to segment the lumbar structures of sagittal T₂WI image automatically based on U-Net deep learning network.

【Key words】 Lumbar vertebrae; Magnetic resonance imaging; Deep learning

作者单位: 100034 北京, 北京大学第一医院医学影像科(郭丽、赵凯、朱逸峰、张耀峰、王霄英); 100011 北京, 赛迈特锐医学科技有限公司(张耀峰、李世佳)

作者简介: 郭丽(1983-), 女, 湖北襄阳人, 博士, 副主任医师, 主要从事糖尿病足相关影像学诊断和腰椎 MRI 与人工智能的研究。

通讯作者: 赵凯, E-mail: goodzhaokai@163.com

腰椎 MRI 是下腰痛检查最常用的成像技术之一^[1]。通过腰椎 MRI 评估腰椎椎体、椎间盘及其相关病变、腰椎管狭窄及脊髓-马尾神经的病变, 可为临床决策提供一定的依据。利用腰椎 MRI 不仅可对疾病做出定性诊断, 更可进一步对重要结构进行定量测量,

精确的测量值对临床评估和治疗计划非常重要^[2]。腰椎解剖结构的自动化分割是精准测量的基础,能够大大减少人工测量的误差,节省读片时间,提高工作效率。

本研究应用 U-Net 网络对腰椎矢状面 T_2 WI 图像进行分割,包括椎体、椎间盘、椎管/硬膜囊、椎间孔、脊髓及马尾神经,为未来辅助诊断奠定基础。

材料与方法

本研究获得了伦理审查委员会批准,按照本单位人工智能(artificial intelligence, AI)模型训练规范执行研究方案。

1. 用例定义

根据本单位 AI 训练管理方法定义研发腰椎 MR 矢状面 T_2 WI 图像上主要解剖结构分割模型的用例。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、模型输入输出数据结构等。AI 模型返回结果定义为腰椎椎体、椎间盘、椎间孔、椎管/硬膜囊、脊髓及马尾神经的坐标。

2. 一般资料

回顾性搜集 2020 年 9 月 20—29 日本院行腰椎 MRI 检查患者的图像资料,由两名高年资影像医生进行阅片并挑选合格的图像。纳入标准:腰椎 MRI 检查包含清晰的矢状面 T_2 WI 图像。排除标准:①腰椎明显发育畸形,椎体结构显示欠清;②腰椎术后有明显金

属伪影;③矢状 T_2 WI 为脂肪抑制序列;④图像质量不佳。

3. MRI 检查及图像处理

矢状面 T_2 WI 图像采集自本院 5 台 MR 检查设备(2 台 Philips Multiva 3.0T、Philips Achieva 1.5T、SIEMENS Aera 1.5T 和 GE DISCOVERY MR750 3.0T 各 1 台),扫描层厚 3.5~5 cm,层间距 3.85~5.4 cm。

4. 图像标注

由 2 位有经验的影像诊断医师进行图像标注(图 1),标注软件为 ITKSNAP version 3.6.0。

1)椎体标注:在矢状面 T_2 WI 图像中全部有椎体的区域逐层进行标注,包括所扫及的胸椎及腰骶椎椎体,椎体的前缘及上、下缘沿椎体边缘进行标注,后缘标注时根据后上缘、后下缘确定边界并进行标注(不包括椎板、棘突等附件结构)。2)椎间盘标注:椎间盘与椎体边缘重合,二者以 T_2 WI 低信号为界,大部分 T_2 WI 低信号标为椎间盘区域。3)椎管/硬膜囊标注:在矢状面图像中(可参考横轴面图像)逐层进行扫描范围内硬膜囊的标注,原则上不包括硬膜外脂肪。如硬膜外脂肪与椎管内高信号分界欠清,可标注椎管内所有高信号区域;如硬膜囊下缘显示欠清可参考硬膜囊走行标注至 S1—2 水平。4)椎间孔标注:图像中标注由椎体、椎间盘及椎板边缘组成的完整环形及大部分完整环形(超过 75% 环形)的椎间孔区域,大部分完整环形的椎间孔区域标注可据显示区域弧形勾勒出缺损

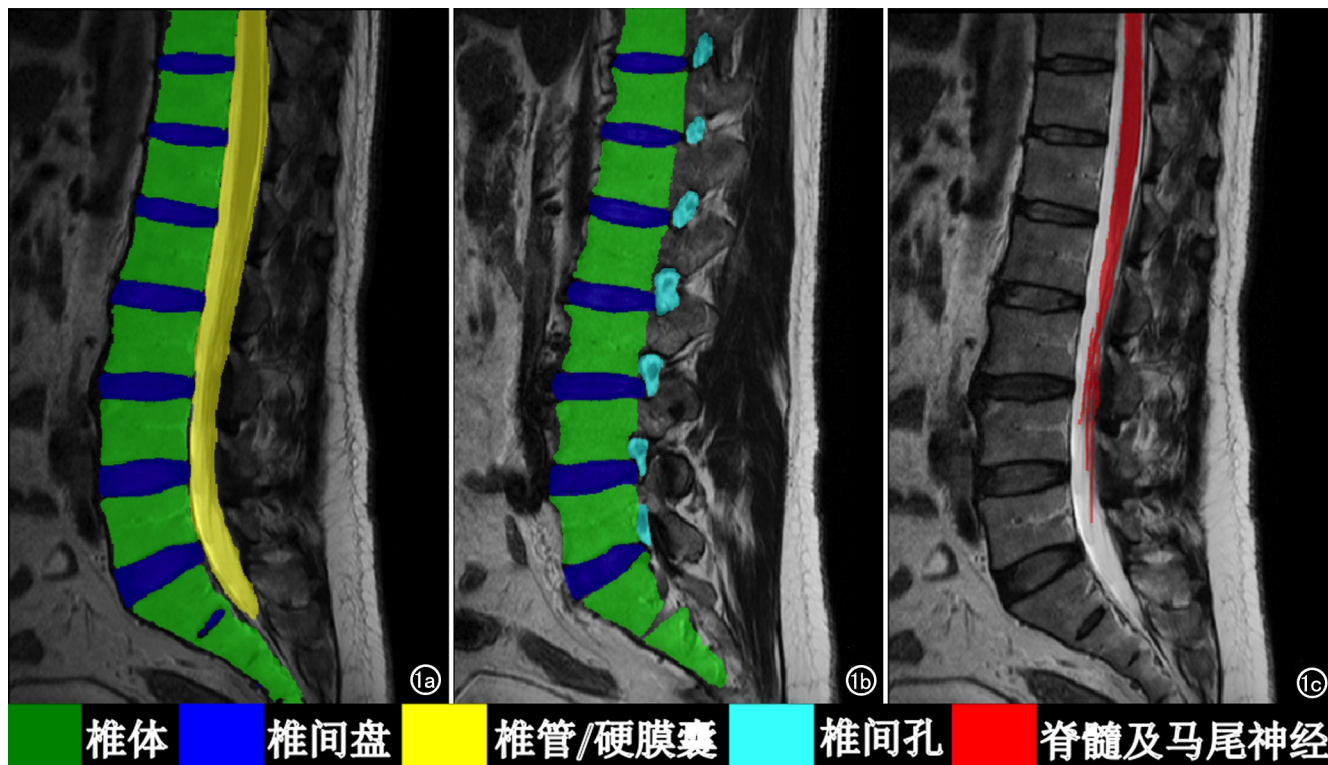


图 1 腰椎椎体各解剖结构手工标注图。a)正中矢状面椎体、椎间盘及椎管/硬膜囊标注;b)旁中央矢状面腰椎椎体、椎间盘及椎间孔标注;c)正中矢状面脊髓及马尾神经标注。

区域的边界。5)脊髓及马尾神经标注:标注图像中椎管内的脊髓、脊髓圆锥及马尾神经,均为 T₂WI 低信号。

5.模型训练

模型训练的硬件为 GPU NVIDIA Tesla P100 16G,软件包括 Python3.6、Pytorch 0.4.1、Opencv、Numpy、SimpleITK 等。使用 Adam 作为训练优化器。

分割模型训练(图 2):将所有数据随机分为训练集(train set)、调优集(validation set)和测试集(test set),训练分割模型时按粗分割和细分割(Coarse-to-Fine)两步训练。第一步(Coarse)训练一个低分辨率的分割模型。输入图像为矢状面 T₂WI 图像和 5 个不同的标注区域(椎体、椎间盘、椎间孔、椎管/硬膜囊、脊髓及马尾神经),输出数据为腰椎椎体、椎间盘、椎间孔、椎管、脊髓及马尾神经的预测区域。图像预处理包括自动窗宽、窗位,图像大小设置为 16×256×128。第二步(Fine)训练一个高分辨率的分割模型。以前述模型获得的 5 个预测区域为掩膜(mask)对矢状面 T₂WI 图像进行裁切,对裁切后图像再调整图像大小,图像大小设置为 16×320×128。图像扩增方法包括旋转、平移、随机噪声等。本研究使用了 Ronneberger 等在 2016 年提出的 3D U-Net 网络^[3],其编码(encoder)路径由 4 个卷积层、池化层组成,通过下采样降低图像大小;解码(decoder)路径通过 4 个卷积和反卷积层组成,通过上采样来增加图像大小。在编码和解

码路径之间通过跳跃连接二者的特征图结合在一起。最后通过 1 个卷积层分类。网络主要参数如下:batch_size=5,num_epoch=400, learning_rate=0.0001。

6.模型评价

客观评估:用测试集数据的 Dice 系数(Dice coefficient)评价模型的效能。Dice 系数取值为 0~1,越接近 1 代表模型分割效果越好。

主观评估:由 1 位医师对测试集数据的分割效果进行主观评估。分别对椎体、椎间盘、椎管/硬膜囊、椎间孔、脊髓及马尾神经 5 个解剖部位的分割进行满意度的评估,对于目标区域进行完全正确分割和正确分割区域达 90%及以上的,评为满意;对于目标区域进行未进行正确分割及正确分割区域小于 90%的,评为不满意。

结 果

1.一般资料

共入组 44 例患者,其中男 17 例,女 27 例,年龄 3~85 岁(中位年龄 49 岁)。最终获得 80 个矢状面 T₂WI 序列,将其随机分为训练集(n=57),调优集(n=12),和测试集(n=11)。

2.客观评估

11 例测试集数据中 5 个解剖部位分割的 Dice 值如下:椎体 0.82~0.9(平均 0.864)、椎间盘 0.86~0.92(平均 0.898)、椎管/硬膜囊 0.76~0.87(平均 0.837)、椎间孔 0.6~0.76(平均 0.67)、脊髓及马尾神经 0.55~

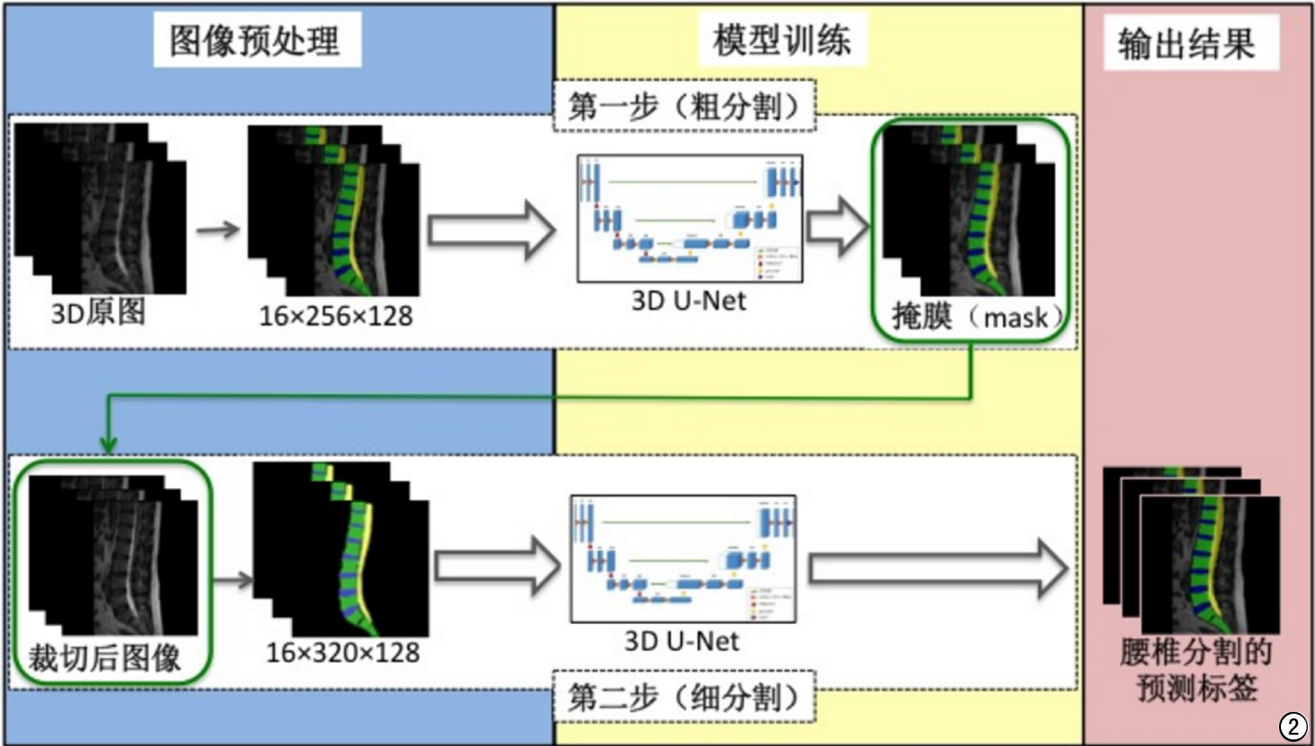


图 2 腰椎 MRI 分割模型训练流程。

0.9(平均 0.669)。

3. 主观评估

11 例测试集数据中 5 个解剖部位分割的主观评估如下(图 3、4)。

1) 椎体: 共 440 个腰椎椎体, 429 个椎体(97.5%) 分割满意, 11 个椎体(2.5%) 分割不满意。2) 椎间盘: 共 570 个椎间盘, 558 个椎间盘(97.9%) 分割满意, 12 个椎间盘(2.1%) 分割不满意。3) 椎管/硬膜囊: 共评

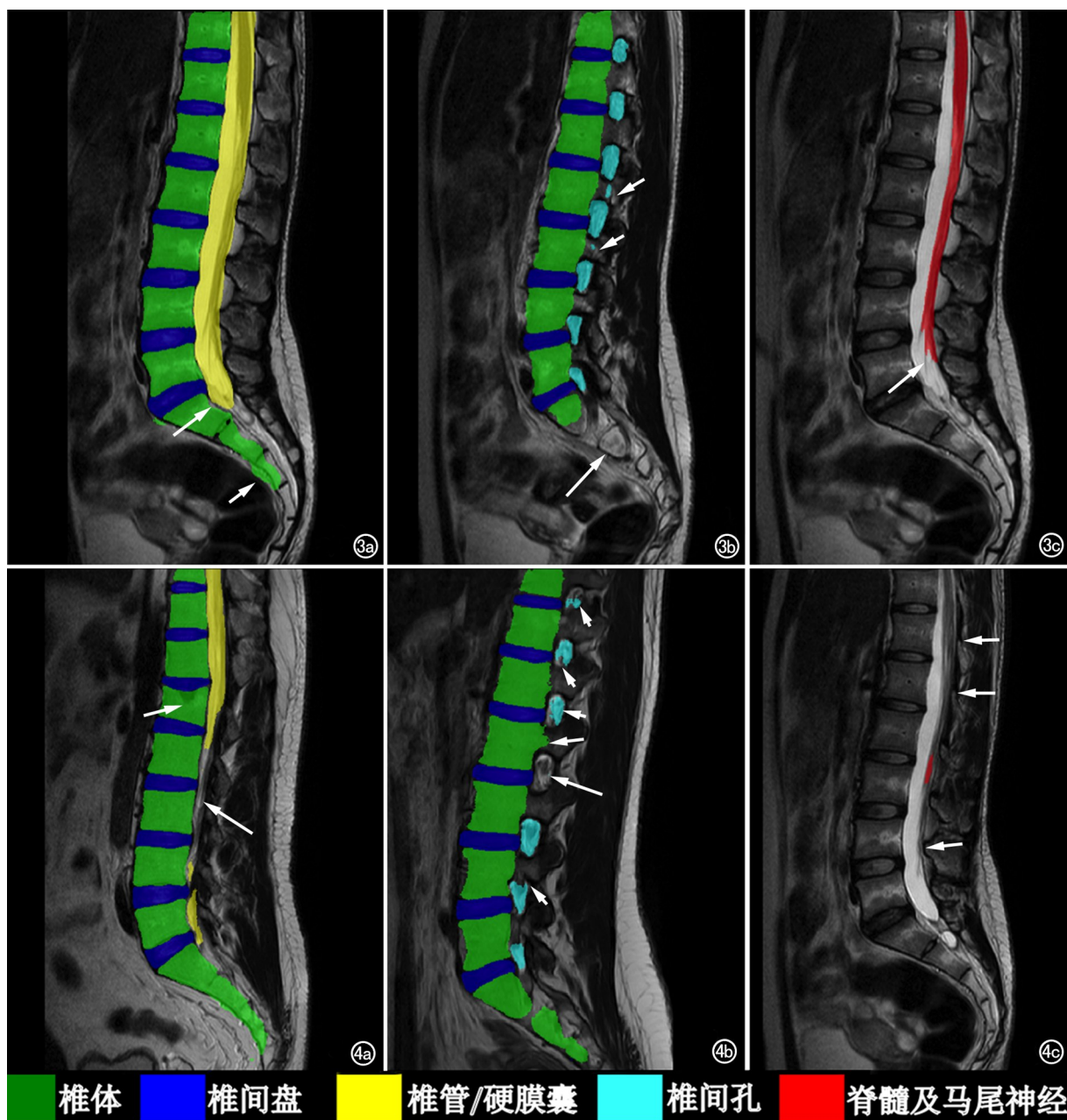


图 3 测试集中比较满意的预测结果。a) 正中矢状面椎体、椎间盘及椎管/硬膜囊的分割, 其中腰椎椎体及椎间盘分割满意, 骶椎有不完全识别伴椎前软组织误识别(箭), 硬膜囊前下缘轻微过度识别(长箭); b) 旁中央矢状面腰椎椎体、椎间盘及椎间孔的分割, 其中腰椎椎体、椎间盘及椎间孔分割满意, 大部分骶椎未被识别(长箭), 小部分椎弓根误识别为椎间孔(箭); c) 正中矢状面脊髓及马尾神经的分割基本满意, 小部分马尾神经未被识别(箭)。图 4 测试集中不满意的预测结果。a) 旁中央矢状面椎体、椎间盘及椎管/硬膜囊的分割, 其中大部分腰椎椎体及椎间盘分割满意, 仅腰 1 椎体的 Schmorl 结节被误识别为椎体成分(箭), 硬膜囊部分未被识别(长箭); b) 旁中央矢状面腰椎椎体、椎间盘及椎间孔的分割, 其中大部分腰椎椎体、椎间盘分割满意, 腰 2 椎体过度识别了椎弓根(箭), 部分椎间孔未被识别(长箭)或未被完全识别(箭头); c) 正中矢状面脊髓及马尾神经的分割, 大部分脊髓及马尾神经未被识别(箭)。

估 44 个层面,38 个层面(86.4%)分割满意,6 个层面(13.6%)分割不满意。4)椎间孔:共 223 个完整及大部分完整椎间孔,171 个(76.7%)分割满意,17 个椎间孔(7.6%)未被识别,35 个椎间孔(15.7%)分割不满意。5)脊髓及马尾神经:共评估 28 个层面,22 个层面(78.6%)分割满意,6 个层面(21.4%)分割不满意。

讨 论

腰背痛是全世界终身残疾的最重要原因之一^[4-6],导致巨大的医疗和社会成本。高达 97%的腰痛患者是由腰椎退行性改变所引起^[1]。腰椎退行性改变发生在腰椎的各个解剖结构,包括椎间盘、终板及终板下骨质、关节突关节、韧带、肌肉软组织等。虽然 85%的病例无明确诊断^[1,7],研究表明椎体的 Modic 改变以及椎间盘的退变是其中一个很重要的因素^[8,9]。腰椎磁共振成像能显示腰椎各组成部位的异常改变,为腰痛的诊断及鉴别诊断提供依据。腰椎 MRI 通过对神经肌肉等软组织成像,可清晰显示腰椎椎间盘退变的情况、椎间盘突出程度、方向、对椎管内神经压迫等情况,同时可排除椎管内的肿瘤性病变,是迄今为止诊断腰椎病变最精确的影像学手段,尤其对腰椎间盘突出的诊断价值很高。此外,MR 检查可用于脊柱恶性肿瘤、感染、外伤以及炎症疾病的诊断及鉴别诊断^[10]。

脊柱的相关疾病是现代社会中的常见病,临床工作中对 MRI 的需求量越来越大。随着人工智能技术在医学影像工作中的应用,利用软件自动识别脊柱的解剖结构、检出病变并生成结构化报告成为可能。不仅可以减轻影像科阅片医师的工作压力,同时有可能在此基础上通过深度学习方法,更进一步探讨腰椎 MRI 引起临床症状的责任病灶,提高临床诊治的效率。

多种网络可用于腰椎 MRI 的分割^[11]。Abdullah 等^[12]使用公开数据集的数据,包括 100 例正常患者和 210 例异常患者的 CT 和 MR 图像训练二分类模型,使用的方法是主成分分析(principal component analysis,PCA)、K 最近邻算法(K-Nearest Neighbors, KNN)和随机森林算法(Random Forest, RF),对正常异常二分类的最高准确率为 86.13%。Alomari 等^[13]使用约 1000 例临床 MR 数据分割矢状面上腰椎间盘,研发了一套计算机辅助诊断(computer-aided diagnosis, CAD)系统,在分割间盘后可诊断间盘突出,但未报告系统对间盘分割和分类的准确性。Kafri 等^[14]使用基于 patch 的体素分类方法(patch-based pixel classification)在轴面 T₂WI 图像上分割腰椎的前弓和后弓,平均交并比(intersection over union, IoU)为 0.76,使用两个 Seg3D 网络分割了 515 例患者的 MR

轴面 T₂WI 数据,使用随机参数的 Seg3D 网络和使用迁移学习的 Seg3D 网络,对硬膜囊分割最佳 IoU 为 0.85^[15]。近年随着 U-Net 在医学图像分割中的广泛应用,在全身各个脏器的分割中均有较好的表现^[16-19],腰椎 MR 的分割也多以 U-Net 网络及其改良版为主流。Whitehead 等^[20]使用 42 名患者的 200 层 MR 矢状 T₂WI 图像训练多尺度(multi-scale)U-Net 模型,分割椎体和间盘的平均 Dice 值分别为 0.854~0.865 和 0.793~0.832。

既往关于腰椎 AI 的研究中^[2,13,20,21]研究者对腰椎 MRI 图像进行了解剖结构分割和定位主要关注于腰椎椎体及椎间盘的分割及定位。本研究使用 U-Net 模型对腰椎的解剖结构进行识别,不仅对椎体、椎间盘进行了分割,而且尝试了对椎管/硬膜囊、椎间孔、脊髓及马尾神经这些解剖结构进行分割。本研究对测试集的评估分为主观评估和客观评估,主观评估结果优于客观评估,主要是在主观评估中,笔者仅分析了腰椎节段的解剖结构的分割效果,剔除了解剖结构不完整的一部分层面;而客观评估不仅纳入了胸腰段和骶椎,而且也评估了靠近扫描野左、右边缘的部分解剖结构不完整的层面。因此,尽管客观评估结果中, Dice 值大于 0.9 的比例不高,在主观评估中,腰椎椎体和椎间盘的分割满意率达到 95%以上。

本研究的各个解剖结构的分割结果中腰椎椎体和椎间盘的分割结果比较满意(图 3),绝大部分的椎体和椎间盘分界清晰。椎体的分割中仅有 2 例出现椎弓根的过度识别和 2 例许莫氏结节的误识别(图 4a)。而骶骨椎体边缘未识别及骶前软组织的过度识别(图 3a),是造成客观评估结果不满意的主要原因,而骶骨的分割未纳入此次主观评估中。椎间盘的分割结果中除了有 2 例共 6 个层面的许莫氏结节未被识别外,还有 1 例椎间盘突出部分未被识别。椎管/硬膜囊的分割中未被识别的区域主要出现在椎管后上缘,由于脊髓与硬膜囊后缘紧贴且均显示为 T₂WI 低信号,导致椎管/硬膜囊未被完全正确识别。对于椎间孔的分割,由于周围脂肪、椎间孔内神经根和周围椎弓根的干扰,造成椎间孔未识别和过度识别(图 4b)。脊髓及马尾神经仅在矢状面图像的中间层面可被识别。

本研究对于腰椎和椎间盘的分割结果较为满意,与既往的研究类似。下一步可在椎体和椎间盘自动定位的基础上针对不同病变进行进一步的研究,自动识别椎体和椎间盘的病变,并有可能协助骨科大夫找出造成临床症状的责任病灶,提高临床诊治的效率。本研究不足一是数据量比较小,二是未纳入轴面图像进行参考。因此,在后续的研究中可结合轴面图像对椎管/硬膜囊、椎间孔、脊髓及马尾神经进行精细分割,以

期能够达到自动测量和检测病变的能力,帮助临床识别并诊治椎管内的病变以及神经根的病变。

总之,基于 U-Net 深度学习网络对腰椎矢状 T₂WI 图像的解剖结构进行自动分割是可行的,将来可增加数据量并结合轴面图像对分割效果进一步完善。在腰椎 MRI 图像自动分割的基础上可进一步进行精准的测量和病变识别,不仅可以提高工作效率,而且有可能为临床诊治提供更多的参考依据。

参考文献:

- [1] Deyo RA, Weinstein JN. Low back pain[J]. *N Engl J Med*, 2001, 344(5):363-370. DOI:10.1056/NEJM200102013440508.
- [2] Jamaludin A, Lootus M, Kadir T, et al. ISSLS PRIZE IN BIOENGINEERING SCIENCE 2017: Automation of reading of radiological features from magnetic resonance images (MRIs) of the lumbar spine without human intervention is comparable with an expert radiologist[J]. *Eur Spine J*, 2017, 26(5):1374-1383. DOI:10.1007/s00586-017-4956-3.
- [3] Cicek O, Abdulkadir A, Lienkamp SS, et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation[C]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2016 19th International Conference Proceedings*; LNCS 9901, 2016:424-32.
- [4] Jarvik JG, Deyo RA. Diagnostic evaluation of low back pain with emphasis on imaging[J]. *Ann Intern Med*, 2002, 137(7):586-597. DOI:10.7326/0003-4819-137-7-200210010-00010.
- [5] Hoy D, March L, Woolf A, et al. The global burden of neck pain: estimates from the global burden of disease 2010 study[J]. *Ann Rheum Dis*, 2014, 73(7):1309-1315. DOI:10.1136/annrheumdis-2013-204431.
- [7] Vos T, Flaxman A, Naghavi M, et al. Years lived with disability (YLDs) for 1160 sequelae of 289 diseases and injuries 1990-2010: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2010 [J]. *Lancet*, 2012, 380(9859):2163-2196. DOI:10.1016/S0140-6736(12)61729-2.
- [6] Palmer K, Walsh K, Bendall H, et al. Back pain in Britain: comparison of two prevalence surveys at an interval of 10 years[J]. *BMJ*, 2000, 320(7249):1577-1578. DOI:10.1136/bmj.320.7249.1577.
- [8] deSchepper E, Damen J, van Meurs J, et al. The association between lumbar disc degeneration and low back pain[J]. *Spine*, 2010, 35(5):531-536. DOI:10.1097/BRS.0b013e3181aa5b33.
- [9] Cheung KM. The relationship between disc degeneration, low back pain, and human pain genetics[J]. *Spine J*, 2010, 20(11):958-960. DOI:10.1016/j.spinee.2010.09.011.
- [10] Taylor JA, Bussi res A. Diagnostic imaging for spinal disorders in the elderly: a narrative review[J]. *Chiropr Man Therap*, 2012, 20(1):16. DOI:10.1186/2045-709X-20-16.
- [11] Andrew J, Divya Varshini M, Barjo P, et al. Spine magnetic resonance image segmentation using deep learning techniques[C]. 2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), Coimbatore, India, 2020:945-950. DOI:10.1109/ICACCS48705.2020.9074218.
- [12] Abdullah AA, Yaakob A, Ibrahim Z. Prediction of spinal abnormalities using machine learning techniques[C]. 2018 International Conference on Computational Approach in Smart Systems Design and Applications (ICASSDA), Kuching, Malaysia, 2018:1-6. DOI:10.1109/ICASSDA.2018.8477622.
- [13] Alomari R, Chaudhary V, Dhillon G. 2011. Computer aided diagnosis system for lumbar spine[C]. In *Proceedings of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL '11)*. Association for Computing Machinery, New York, USA, Article 145, 1-5. DOI:10.1145/2093698.2093843.
- [14] Al Kafri AS, Sudirman S, Hussain AJ, et al. Segmentation of lumbar spine MRI images for stenosis detection using patch-based pixel classification neural Network[C]. 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), Rio de Janeiro, Brazil, 2018:1-8. DOI:10.1109/CEC.2018.8477893.
- [15] Al Kafri AS, Sudirman S, Hussain AJ, et al. Boundary delineation of MRI images for lumbar spinal stenosis detection through semantic segmentation using deep neural networks[J]. *IEEE Access*. 2019, 7:43487-43501. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2908002.
- [16] 马明明, 姜原, 刘义, 等. U-Net 深度学习模型对 DCE-MRI 上乳腺肿块自动分割和定位的准确性分析[J]. *放射学实践*, 2020, 35(8):1030-1036. DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.08.015.
- [17] 朱丽娜, 韩超, 刘想, 等. U-Net 深度学习网络对 MRI 表现扩散系数图中前列腺癌自动分割及定位的可行性研究[J]. *中华放射学杂志*, 2020, 54(10):974-979. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20191004-00745.
- [18] 孙兆男, 崔应谱, 林志勇, 等. U-Net 模型在 CT 图像实现肾实质和肾窦分割及体积和径线测量[J]. *放射学实践*, 2020, 35(10):1303-1309. DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.10.018.
- [19] 韩超, 朱丽娜, 刘想, 等. 基于 U-Net 实现前列腺 MR 图像上腺体的自动分割和径线测量: 临床植入验证研究[J]. *放射学实践*, 2020, 35(4):519-524. DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2020.04.023.
- [20] Whitehead W, Moran S, Gaonkar B, et al. A deep learning approach to spine segmentation using a feed-forward chain of pixel-wise convolutional networks[C]. 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018), Washington, DC, USA, 2018:868-871. DOI:10.1109/ISBI.2018.8363709.
- [21] Iriondo C, Pedoia V, Majumdar S. Lumbar intervertebral disc characterization through quantitative MRI analysis: An automatic voxel-based relaxometry approach[J]. *Magn Reson Med*, 2020, 84(3):1376-1390. DOI:10.1002/mrm.28210.

(收稿日期:2021-04-08 修回日期:2021-06-03)