・骨骼肌肉影像学・ 基于深度学习模型实现颈椎 MR 图像上各结构的自动分割

朱逸峰,赵凯,郭丽,张耀峰,王祥鹏,张晓东,李雨师,王霄英

【摘要】 目的:探讨 3D U-Net 模型自动分割颈椎矢状面 T_1 WI 和 T_2 WI 图像上颈椎各结构的可行 性。方法:回顾性搜集拟诊为颈椎病的 92 例患者的矢状面 T_1 WI 和 T_2 WI 图像资料,由两位影像医师 在每例患者的 2 个序列图像上分别人工标注颈椎各结构,包括椎体、椎间盘、硬膜囊、脊髓和椎间孔。将 178 个序列的图像随机分为训练集(n=138)、调优集(n=20)和测试集(n=20)。采用训练集的数据训 练 3D U-Net 分割模型,在调优数据集中微调参数,在测试集中采用定量指标(Dice 相似系数,DSC)和 定性指标(主观评分)评价模型的分割效能,并比较各结构的 DSC 值在 3 组内及 3 组间是否存在统计学 差异。结果:在测试集中 3D U-Net 模型分割颈椎椎体、椎间盘、硬膜囊、脊髓和椎间孔的 DSC 值分别为 $0.87\pm0.03, 0.85\pm0.04, 0.87\pm0.04, 0.82\pm0.05$ 和 $0.57\pm0.08, 分割颈椎各解剖结构的总体 DSC 值为$ $<math>0.80\pm0.13$ 。各结构的 DSC 值在 3 组内及组间均有统计学差异(P < 0.001)。主观评价显示 3D U-Net 模型分割颈椎各结构获得的图像均符合临床测量要求。结论:基于矢状面 T₁WI 和 T₂WI 序列的 3D U-Net 模型对颈椎各结构的分割可达到较高的准确性。

【关键词】 磁共振成像; 颈椎; 深度学习; 人工智能; 自动分割

【中图分类号】R445.2;R681.5 【文献标志码】A 【文章编号】1000-0313(2021)12-1558-05 DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2021.12.019 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Automatic segmentation of cervical spine structures on MRI images based on deep learning: a preliminary study ZHU Yi-feng, ZHAO Kai, GUO Li, et al. Medical Imaging Center, the Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

(Abstract) Objective: To investigative the feasibility of 3D U-Net model for automatic segmentation of anatomic structures of cervical spine on sagittal T_1 WI and T_2 WI MR images. Methods: The sagittal T_1 WI and T_2 WI images of 92 patients (178 series) were retrospectively collected. The cervical spine column, intervertebral disc, subarachnoid space, spinal cord and intervertebral foramen were manually drawn and annotated by 2 radiologists on sagittal T₂WI and T₁WI images. The images were randomly assigned to the dataset of training (n=138), validate (n=20) and test (n=20). In the training dataset, a 3D U-Net model was trained with the training dataset. The model was fine-tuned with the validation dataset. In the test dataset, the segmentation efficacy of the model was evaluated by quantitative index (Dice similarity coefficient, DSC) and qualitative evaluation. The DSC value of each structure were statistically compared within and among the three datasets. Results: In the test set, the DSC values of the trained 3D U-Net model in segmentation of the cervical vertebral body, intervertebral disc, subarachnoid space, spinal cord and intervertebral foramen were 0.87 ± 0.03 , 0.85 ± 0.04 , 0.87 ± 0.04 , 0.82 ± 0.05 , and 0.57 ± 0.08 , respectively. The general DSC value in segmentation of the cervical vertebral structures was 0.80 ± 0.13 . The DSC value of each structure was statistically different within and among the three datasets (all $P \le 0.001$). The qualitative scores met the needs of clinical application. Conclusion: The 3D U-Net model based on sagittal T_1 WI and T_2 WI MR images can achieve good performance for automatic segmentation of anatomic structures in cervical spine.

[Key words] Magnetic resonance imaging; Cervical vertebral; Deep learning; Artificial intelligence; Automatic segmentation

作者单位:100034 北京,北京大学第一医院医学影像科(朱逸峰,赵凯,郭丽,张晓东,王霄英);100011 北京,北京赛迈特锐 医学科技有限公司(张耀峰,王祥鹏);116027 辽宁,大连医科大学附属第二医院放射科(李雨师) 作者简介:朱逸峰(1993-),男,辽宁大连人,博士研究生,住院医师,主要从事人工智能新技术在骨肌影像学中的应用研究。

通讯作者:王霄英, E-mail: cjr.wangxiaoying@vip.163.com

颈椎病(cervical spondylosis,CS)是椎间盘变性、 椎体骨质及小关节软组织病理改变刺激和压迫颈动 脉、脊髓、颈神经根等的退行性疾病,近年来患病率逐 年增高,有明显年轻化的趋势^[1]。

影像检查可以辅助颈椎病的诊断,其中X线可显示曲度改变、椎间隙变窄等,CT可显示颈椎骨质等结构,MRI可显示脊髓和颈椎间盘等结构,在实际工作中MRI更普遍地被应用于颈椎病的诊断和评估^[2]。颈椎影像的精确分割和量化分析在颈椎病诊断中非常重要,但颈椎区域的骨骼、韧带、血管和神经等解剖结构较多,影像重叠度较高,如何客观、量化分析颈椎结构一直是尚未解决的难题^[3]。随着人工智能(artificial intelligence,AI)的发展,AI在医学影像领域也得到了 广泛的研究和应用,通过深度学习对图像进行自动分割在肾脏、前列腺和乳腺等部位都已经得到实现^[4-6]。既往也有很多学者针对不同人群、不同模态影像中颈 椎各结构的分割进行了相关研究^[7-13]。

本研究以影像科医师手动分割为金标准,训练 3D U-Net 模型,实现对颈椎 MR 图像中各结构的自动分 割,旨在为后续颈椎各结构径线自动测量和疾病诊断 奠定基础。

材料与方法

本研究获得了本院伦理审查委员会的批准(2019-170),按照本单位人工智能(artificial intelligence,AI) 模型训练规范执行研究方案。根据本单位 AI 训练管 理方法定义研发颈椎 MRI 图像中各结构自动分割及 径线测量模型的用例,包括模型的名称、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。将颈椎矢状面分割结果和横轴面分割结 果进行空间配准和定位,用程序实现对颈椎各结构(椎 间盘、硬膜囊等)径线及体积的测量和评价,结果可自 动输入到颈椎 MRI 结构化报告中。设定 AI 模型的返 回结果:颈椎椎体的定位、硬膜囊和脊髓的体积、径线 等,返回结果应用于颈椎 MRI 结构化报告的"病灶列 表"模块(图 1)。

1. 研究数据

自本院 PACS 系统回顾性搜集 2020 年 4 月-9 月疑诊颈椎病患者的 MR 图像。排除标准:①行 MR 检查前有手术等治疗史;②有颈椎骨折、畸形和感染 等;③不能配合检查,图像质量不佳。最终将符合要求 的 92 例患者共 178 扫描序列纳入研究。年龄 4~85 岁,平均(55.6±21.8)岁,男、女比例为 1.2:1。

2. MR 检查方法

扫描设备包括 GE Signa Excite 3.0T(48 例)、GE Discovery HD750 3.0T(5 例)、Siemens Magnetom

Prisma 3.0T(2 例)、Siemens Aera 1.5T(14 例)、Philips Ingenia 3.0T(3 例)、Philips Achieva 1.5T(3 例)、 Philips Multiva 1.5T(17 例)。 扫描序列为颈椎矢状 面 T_1 WI和 T_2 WI,主要序列和扫描参数:TR 550~ 800 ms、TE 7~14 ms(T_1 WI)或 TR 2800~3000 ms、 TE 100~130 ms(T_2 WI);层厚 3.0~4.0 mm,层间距 3.3~4.4 mm,视野 22×22 cm~25×25 cm,矩阵≥ 320×224。

2. 数据标注

将颈椎矢状面 T₁WI 和 T₂WI 的 DICOM 格式图 像转换为 NiFTI 格式。由一位低年资放射科住院医 师(阅片经验2年)使用 ITK-SNAP 3.6.0 软件在颈椎 矢状面 T₂WI 图像上进行标注,手工调整窗宽和窗位。 标注的结构包括椎体、椎间盘、硬膜囊、椎间孔和脊 髓。然后由一位高年资放射科专家(阅片经验≥15 年)对低年资医师的标注进行复核,如有不一致的情 况,以高年资放射科专家的标注为金标准,将修改好的 T₂WI图像上的标签匹配至 T₁WI 图像上,并进行修 改和确认,标注内容和标准如下。①椎体的标注:自 C₂ 椎体向下,在全部显示椎体的区域逐层标注,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椎间盘的标注:自C2-3椎间盘以 下,在全部显示间盘的区域逐层标注,以 T₂WI 椎体与 椎间盘交界的低信号上、下边缘,以椎间盘与椎前软组 织的交界为前缘,以椎间盘与硬膜囊的交界为后缘。 ③硬膜囊的标注:自枕骨大孔以下逐层标注扫描范围 内包含硬膜囊的图像,不包括硬膜外脂肪。④脊髓的 标注:自延髓以下逐层标注扫描范围内包含脊髓的图 像,不包括神经根。⑤椎间孔的标注:自 C23 椎间孔以 下逐层标注扫描范围内的椎间孔,其关键标志是由椎 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。

3. 分割模型的训练

使用的硬件为 GPU NVIDIA Tesla P100 16G,软 件为 Python3.6、Pytorch 0.4.1、Opencv、Numpy 和 SimpleITK 等,Adam 为训练优化器。图像预处理参 数:size= $16 \times 448 \times 256(z,y,x)$,自动窗宽、窗位。178 个数据按照 8 : 1 : 1 的比例随机分为训练集(train dataset,n=138)、调优集(validation dataset,n=20) 和测试集(test dataset,n=20)。采用 Coarse-to-Fine 序贯训练的方法训练 3D U-Net 网络深度学习模型: 先训练一个颈椎矢状面 MRI 粗略分割模型,将得到的 粗略分割结果作为掩膜(mask),再训练精细分割模 型。输入颈椎矢状面 T₁WI、T₂WI 图像和各结构的标 注 文件,分割椎体、椎间盘、硬膜囊、脊髓和椎间孔,训



图1 颈椎 MRI 分割及径线测量模型的训练流程。

练参数:每次读取的图像数量(batch size)为4,学习率 (learning rate)为 0.0001,训练次数(epoch)为 400。

4. 模型评价

客观评价:使用 Dice 相似系数(Dice similarity coefficient,DSC)评估 U-Net 模型的分割性能,计算公式为:

$$DSC(A, B) = \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|}$$
(1)

其中,A 为放射科医师在颈椎 MR 图像上手工标 注的颈椎某结构的体素数,B 为在颈椎 MR 图像上模 型分割的颈椎某结构的体素数。DSC 是衡量两个像 素集合之间相似性的度量指标,取值范围为 0~1,数 值越大,代表两个集合之间的相似度越高。

使用 MedCalc 15.8 软件对训练集、调优集及测试 集中各结构的 DSC 值进行正态性检验,对不符合正态 分布的数据分别使用 Friedman 秩和检验及 Kruskal-Wallis 秩和检验,比较各结构的 DSC 值在三组内及组 间是否存在统计学差异。

主观评价:在测试集中,由影像医师在正中矢状面 图像上评估模型分割椎体、椎间盘、硬膜囊和脊髓的结 果,在双侧旁正中矢状面图像上评估模型分割椎间孔 的结果。当模型的分割结果完全覆盖目标解剖区域, 认为满足径线测量的要求;分割结果与目标区域有任 何不重合之处,认为不满足径线测量的要求。

结 果

1. 模型分割结果的客观评价

在训练集、调优集以及测试集中,分割模型对颈椎 各结构的标注结果与人工标注结果的 DSC 值及 P 值 见表 1。各结构的 DSC 值在训练集、调优集和测试集 之间三组的差异均有统计学意义(P<0.001)。在 3 个数据集中,颈椎各结构之间的 DSC 值的差异均具有 统计学意义(P < 0.001)。在测试集中,平均 DSC 值为 0.80 ± 0.13 ,其中硬膜囊的 DSC 值最高,椎间孔的 DSC 值最低(图 2,3)。

2. 模型分割结果的主观评价

影像医师对测试集中模型分割结果进行主观评价,3DU-Net模型对颈椎所有结构的分割均能满足径线测量的要求。

表1 分割模型颈椎 MR 各结构的 DSC 值

结构	训练集	调优集	测试集	P 值
硬膜囊	0.91 ± 0.03	0.87 ± 0.04	0.87 ± 0.04	<0.001
脊髓	0.87 ± 0.03	0.83 ± 0.07	0.82 ± 0.05	< 0.001
椎间盘	0.86 ± 0.04	0.81 ± 0.07	0.85 ± 0.04	< 0.001
椎体	0.90 ± 0.02	0.86 ± 0.04	0.87 ± 0.03	< 0.001
椎间孔	0.84 ± 0.05	0.65 ± 0.07	0.57 ± 0.08	< 0.001
平均值	0.88 ± 0.04	0.80 ± 0.10	0.80 ± 0.13	<0.001

讨 论

X线、CT和MRI均已经被广泛应用于颈椎病的 诊断,MRI相比X线和CT具有更高的软组织分辨 力,可清晰显示脊髓和椎间盘等软组织结构,因此能够 提供颈椎病诊断相关的定性和定量影像学信息。由于 日常工作中对颈椎各结构的人工测量耗时较多,所以 在实际临床工作中,影像科医师对于颈椎MRI报告的 书写大多局限在定性诊断,较少进行定量指标的测量, 导致影像报告的结果存在一定的主观性。在本研究 中,我们训练了3DU-Net模型用于在矢状面MR图 像中分割颈椎的主要结构,结果显示模型的分割结果 较好,为后续自动定量测量奠定了基础。

既往有一些研究中提出了半自动或自动方法分割 颈椎 X 线、CT 或 MR 图像中的结构。在 X 线平片方 面,Arif 等^[7]使用深度全卷积神经网络(fully convolu-



图 2 测试集病例 T₁WI 上模型对颈椎各结构的分割结果。a) 正中矢状面图像上显示硬膜囊的分割结果, DSC 值为 0.9;b) 正中矢状面图像上显示脊髓的分割结果,DSC 值为 0.82;c) 正中矢状面图像上椎体和椎间盘 的分割结果,DSC 值分别为 0.86 和 0.84;d) 左侧旁正中矢状面图像上显示椎间孔的分割结果,DSC 值为 0.70;e) 右侧旁正中矢状面图像上显示椎间孔的分割结果,DSC 值为 0.73;f) 模型分割结果的三维图像。 图 3 测试集病例 T₂WI 上模型对颈椎各结构的分割结果。a) 正中矢状面图像上显示硬膜囊的分割结果, DSC 值为 0.87;b) 正中矢状面图像上显示脊髓的分割结果,DSC 值为 0.84;c) 正中矢状面图像上椎体和椎间 盘的分割结果,DSC 值分别为 0.87 和 0.8;d) 左侧旁正中矢状面图像上显示椎间孔的分割结果,DSC 值为 0.72;e) 右侧旁正中矢状面图像上显示椎间孔的分割结果,DSC 值为 0.72;f) 模型分割结果,DSC 值为

tional neural networks,FCN)来定位颈椎 X 线侧位片 中的颈椎区域,然后利用深度概率空间回归网络对颈 椎椎体中心进行定位,最后采用形状感知深度分割网 络对图像中的脊椎进行分割。最终得到了可在 X 线 侧位片中自动分割颈椎椎体的模型,其 DSC 值为 0.84,形状误差为 1.69 mm。Shin 等^[8]利用深度学习 系统(deep learning system,DLS)分析了韩国不同性 别、不同年龄段人群中颈椎曲度的变化趋势,通过使用 颈椎 X 线侧位片训练深度学习模型(训练集 325 例、 调优集 130 例、测试集 130 例),并使用该模型对 13691 例颈椎侧位 X 线片进行了颈椎分段和曲度测 量,该模型的 DSC 值达到了 0.96。

在 CT 方面, Zhang 等^[9]采用自适应阈值滤波器 从 CT 图像中分割颈椎椎体,将基于 PointNet++的 单椎体分割算法引入到颈椎分割中,最后利用基于边 缘信息的融合分割算法清晰地区分出两个椎骨的边缘,该模型的 DSC 值为 0.96,明显优于卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)分割模型。

Bae 等^[10]使用 2D U-Net 模型实现了颈椎椎体及附件 结构的三维分割,该模型的 DSC 值为 0.94。Liu 等^[11] 使用稀疏椎间盘组合模型(sparse intervertebral fence composition, SiFC),通过对椎间盘的分割来重建相邻 椎体之间的边界,显著降低了颈椎分割的难度,该模型 的 DSC 值为 0.95。

在MRI方面,Daenzer等^[12]提出了一种基于直方 图特征的机器学习颈椎分割方法(histograms of oriented gradients for volumetric data,VolHOG)对C₃~ C₇颈椎椎体分别进行分割,其DSC值达0.98。Rak 等^[13]使用CNN分割脊柱3D-MRI上的所有椎体,其 DSC值为0.96。上述研究中使用的影像检查方法、模 型分割的对象不尽相同(但大多集中在对颈椎椎体和 附件的分割),结果和评价指标也不完全一致,多数研 究中使用DSC作为评价指标。本研究中使用3DU-Net 网络结构^[14],以Coarse-to-Fine的方式序贯训练 分割模型,进行分割的颈椎结构包括椎体、椎间盘、硬 膜囊、脊髓和椎间孔等,最终建立的分割模型在测试集 中对颈椎所有结构的分割结果与人工标注间的平均 DSC值为0.80±0.13。本研究中建立的分割模型的客 观评价指标值稍低于既往研究中单一分割模型,分析 其原因可能是训练样本量较少、部分结构特征不典型 所致。但主观评价的结果显示分割结果符合临床要 求。

在本研究中,硬膜囊、脊髓、椎体和椎间盘的分割 结果好于椎间孔的分割结果,分析其原因是由于椎间 孔本身体积较小、与周围其它结构的重叠较多且信号 强度接近,在标注时容易存在一定的主观偏差,故 3D U-Net模型无法精准分割椎间孔的结构,这也导致了 最终模型的客观评价结果低于既往研究中单一分割模 型,虽然 DSC 值低于其它 4 个解剖结构,但考虑到椎 间孔本身结构较小且无明确的分界标志,对于影像科 医师及临床医师来说,模型将椎间孔区域分割出来即 可达标,出现轻度偏差是可以接受的。

本研究是使用深度学习方法实现颈椎各径线自动 测量的序贯任务之一,即先完成颈椎各结构的分割,在 后续的研究中再开发算法测量相关径线,从而实现对 颈椎病的定量诊断。在模型的准确性较高时,可以自 动生成结构化报告,提高临床诊断的准确性和效率,目 前正在进行的是增加颈椎横轴面 MR 图像的标注和 迭代。由本研究已经完成的工作可知,在数据量并不 大的情况下,不同厂商、不同场强 MR 扫描设备获得 的图像均可达到较好的分割效果,可以预见在纳入更 多的图像迭代后,模型对不同设备的适用性将不受限 制。但就提高模型的泛化能力而言,仍需要严格制定 和执行影像检查规范,以保证不同设备颈椎 MR 图像 的检查质量,并在模型迭代过程中纳入各种有轻微伪 影的病例,以提高模型在图像质量欠佳时的鲁棒性。

综上所述,本研究使用 3D U-Net 深度学习分割 算法,建立了分割颈椎矢状面 MR 图像中椎体、椎间 盘、硬膜囊、脊髓和椎间孔的自动分割模型,为下一步 建立颈椎各结构径线自动测量和颈椎病的定量诊断模 型提供了基础。

参考文献:

[1] Boden Sd, Mccowin Pr, Davis Do, et al. Abnormal magnetic-resonance scans of the cervical spine in asymptomatic subjects: a prospective investigation [J]. J Bone Joint surg Am, 1990, 72 (8): 1178-1184.

- [2] Amin MF, Mollano AV, Weinstein SI, et al. Rare bilateral C6 spondylolysis and spondylolisthesis in an adolescent athlete: evaluation with magnetic resonance imaging and multidetector computerized tomography[J]. Spine,2006,31(21):823-825.
- [3] Kopjar B, Bohm PE, Arnold JH, et al. Outcomes of surgical decompression in patients with very severe degenerative cervical myelopathy[J].Spine, 2018, 43(16):1102-1109.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Arif S, Knapp K, Slabaugh G. Fully automatic cervical vertebrae segmentation framework for X-ray images[J/OL].Comput Meth Prog Bio, 2018, 157: e95-e111.DOI:10.1016/j.cmpb.2018.01.006.
- [8] Shin Y, Han K, Lee YH. Temporal trends in cervical spine curvature of South Korean adults assessed by deep learning system segmentation, 2006-2018 [J/OL]. JAMA Netw Open, 2020, 3: e2020961.DOI:10.1001/jamanetworkopen.2020.20961.
- [9] Zhang L. Wang H.A novel segmentation method for cervical vertebrae based on PointNet++ and converge segmentation[J/OL].
 Comput Methods Programs Biomed, 2021, 200; e105798. DOI: 10.
 1016/j.cmpb.2020.105798.
- [10] Bae HJ. Hyun H, Byeon Y, et al. Fully automated 3D segmentation and separation of multiple cervical vertebrae in CT images using a 2D convolutional neural network [J/OL]. Comput Meth Prog Bio, 2020, 184;e105119. DOI: 10.1016/j.cmpb.2019.105119.
- [11] Liu X, Yang J, Song S, et al.Sparse intervertebral fence composition for 3D cervical vertebra segmentation [J/OL]. Phys Med Biol, 2018, 63; e115010.DOI: 10.1088/1361-6560/aac226.
- [12] Daenzer S, Freitag S, von Sachsen S, et al. VolHOG; a volumetric object recognition approach based on bivariate histograms of oriented gradients for vertebra detection in cervical spine MRI[J/ OL].Med Phys,2014,41;e082305.DOI:10.1118/1.4890587.
- [13] 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/OL]. Comput Meth Prog Bio. 2019, 177: e47-e56.DOI:10.1016/j.cmpb.2019.05.003.
- [14] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C].International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention.Springer International Publishing, 2015.

(收稿日期:2021-03-18 修回日期:2021-06-25)