

Mask R-CNN算法在转子间骨折诊断中的应用研究

邓远阳¹, 刘学思^{2a}, 聂瑞^{2a}, 李阳^{2b}, 张和华^{2a}

1. 重庆邮电大学 生物信息学院, 重庆 400065; 2. 陆军军医大学大坪医院 a. 医学工程科; b. 战创伤外科, 重庆 400042

[摘要] 目的 基于Mask R-CNN算法实现一个计算机辅助诊断 (Computer Aided Diagnosis, CAD) 工具, 以辅助经验不足的医生对转子间骨折进行诊断。方法 选取665例转子间骨折X光片数据为研究对象, 按照8 : 0.5 : 1.5的比例设置训练集、验证集和测试集。采用迁移学习方法训练网络模型, 实现CAD工具对转子间骨折的定位、分割和分类功能。同时招募3名住院医师和3名主治医师对CAD工具的分类性能进行测试。结果 CAD工具取得了0.867的准确度, 相比主治医师 0.888 ± 0.010 的平均分类水平仍有不足。在CAD工具的帮助下, 住院医师的平均准确度从 0.707 ± 0.021 提升至 0.850 ± 0.015 , 虽然未能达到主治医师的分类水平, 但其差异无统计学意义 ($P=0.179$)。结论 CAD工具能够为医生提供有效的辅助信息, 辅助经验不足的医生进行诊断, 减少误诊情况的发生。

[关键词] 转子间骨折; Mask R-CNN; X光片; 计算机辅助诊断

Application of Mask R-CNN Algorithm in the Diagnosis of Intertrochanteric Fracture

DENG Yuanyang¹, LIU Xuesi^{2a}, NIE Rui^{2a}, LI Yang^{2b}, ZHANG Hehua^{2a}

1. School of Bioinformatics, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. a. Department of Medical Engineering; b. Center of Trauma and War Injury, Daping Hospital of Army Medical University, Chongqing 400042, China

Abstract: Objective To develop a computer aided diagnosis (CAD) tool based on the Mask R-CNN algorithm, aiming to assist less-experienced physicians in the diagnosis of intertrochanteric fractures. Methods A total of 665 cases of intertrochanteric fracture X-ray data were selected as the research subjects. The data were divided into training set, validation set, and testing set in a ratio of 8 : 0.5 : 1.5. The network model was trained using transfer learning method to develop a CAD tool with capabilities of localization, segmentation, and classification for intertrochanteric fractures. Three resident doctors and three attending physicians were recruited to test the classification performance of the CAD tool. Results The CAD tool achieved an accuracy of 0.867, which was slightly lower compared to the average classification level of attending physicians at 0.888 ± 0.010 . With the assistance of the CAD tool, the average accuracy of resident doctors improved from 0.707 ± 0.021 to 0.850 ± 0.015 . Although it did not reach the classification level of the attending physicians, the difference was not statistically significant ($P=0.179$). Conclusion The CAD tools can provide valuable assistance to doctors, aid inexperienced physicians in diagnosis and reduce the occurrence of misdiagnosis by offering effective auxiliary information.

Key words: intertrochanteric fractures; Mask R-CNN; X-ray; computer aided diagnosis

[中图分类号] TP391; R197.39

[文献标识码] A

doi: 10.3969/j.issn.1674-1633.2024.06.004

[文章编号] 1674-1633(2024)06-0023-07

[引用格式] 邓远阳, 刘学思, 聂瑞, 等. Mask R-CNN算法在转子间骨折诊断中的应用研究[J]. 中国医疗设备, 2024, 39(6): 23-29.
Deng YY, Liu XS, Nie R, et al. Application of Mask R-CNN algorithm in the diagnosis of intertrochanteric fracture[J]. *China Med Devices*, 2024, 39(6): 23-29.

引言

转子间骨折在骨质疏松的老年人群中经常发生, 具有复杂的并发症和较高的死亡率, 严重威胁患者的生命健康^[1]。转子间骨折位于股骨近端区域, 属于髋部骨折的一种, 在 2018 版 AO/OTA (Arbeitsgemeinschaft

für Osteosynthesefragen Foundation and the Orthopaedic Trauma Association, AO/OTA) 分型标准^[2]中被命名为 A 型, 其中还包括 A1、A2 和 A3 三种亚型: A1 为简单转子骨折; A2 为多端转子外侧壁不完整骨折; A3 为转子间 (反向倾斜) 骨折, 见图 1。转子间骨折的分型对于患者的临床治疗具有重要意义, 其分型主要基于髋关节前后位 X 光片, 不同的骨折分型以及骨折稳定性会影响医生对手术和治疗方案的制定^[3]。急诊科回顾性分析发现^[4], 漏诊和误诊多发生于髋部骨折 (37.3%) 而

收稿日期: 2023-11-30

基金项目: 重庆市技术创新与应用发展专项重点项目 (CSTB2021TIAD-KPX0074)。

通信作者: 张和华, 高级工程师, 主要研究方向为生物信号检测与处理、战创伤智能诊断相关算法。

通信作者邮箱: zhanghehua@vip.163.com

非其他肢体骨折,且由于疲劳等因素,医生在下午5点到凌晨3点之间更容易误诊,在诊断纠正后,仍有超过55%的患者需要进一步治疗。也有研究表明,随着医生工作时间的延长,注意力和判断力会有所下降^[5],特别是在紧急情况下,由于X光片显示不清,尤其是在小骨折、非移位骨折或隐匿性骨折时,临床诊断往往不尽人意^[6]。而且转子间骨折的分型不易区分,十分依赖医生的诊疗经验,经验不足的医生常常会出现误诊,极大影响患者治疗的时间,而早期的手术治疗是减少术后并发症和死亡率的关键因素^[7]。患者治疗时间每延迟10小时,死亡的可能性就会增加5%^[8]。因此,实现一种准确可靠的辅助工具以帮助经验不足的医生进行诊断十分必要。

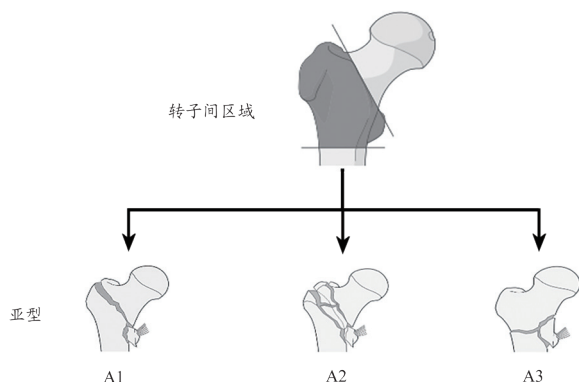


图1 转子间骨折AO/OTA (2018) 亚型分型标准示意图

人工智能的应用对于诸多临床工作具有一定的帮助,通过对X光片或病理图像的识别,能够帮助医生完成检测、诊断和分类等任务^[9]。在传统模式中,X光片诊断工作是一个费时费力的过程,其效率总是随着工作量的增加而下降,而人工智能可以有效地处理和识别X光片而不会感到疲劳,简化了工作流程且减轻了医疗工作者的工作量,同时合理的使用人工智能能够有效降低医疗和管理成本,提高医疗效率,还能预测和预防疾病并发症的发生^[10]。

目前,基于深度学习算法的转子间骨折分类研究还没有得到实际的应用。为了提高经验不足的医生对转子间骨折诊断的准确度,降低误诊所造成的医疗成本,本研究基于Mask R-CNN^[11]实例分割算法,实现一个计算机辅助诊断(Computer Aided Diagnosis, CAD)工具,以辅助经验不足的医生对转子间骨折的X光片进行准确诊断。

1 资料和方法

1.1 临床资料

收集陆军军医大学大坪医院的转子间骨折病例,且招募3名工作年限在20年左右的创伤外科医生将病例按照2018版AO/OTA分型标准分为A1、A2和A3三种

亚型(图2)。首先,让3名医生单独进行划分,将3名医生一致同意的分类结果视为正确骨折类型,若有1名医生分类结果不一致,则让3名医生共同讨论,最终投票决定骨折类型,这样能有效避免医生出现失误而导致的漏诊和误诊。A1和A2是诊断的难点,需要保持两者数据的平衡。研究最终筛选出273例A1、273例A2和119例A3,共665例病例。将各类数据按照8:0.5:1.5的比例划分为训练集、验证集以及测试集,其中训练集中有219例A1、219例A2和95例A3,验证集中有14例A1、14例A2和6例A3,测试集中有40例A1、40例A2和18例A3。使用Labelme软件对病例图像进行注释,见图2。本研究已经陆军军医大学大坪医院伦理委员会审批通过(批准文号:[2023]148)。

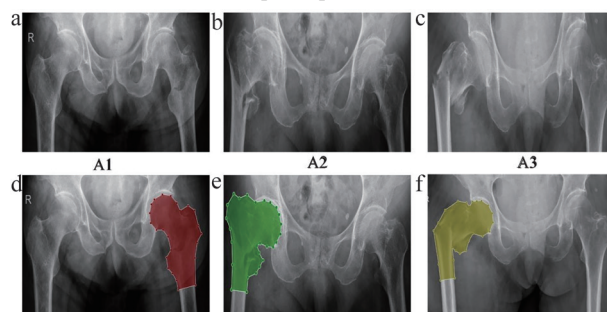


图2 转子间骨折示例图像

注:a. A1类型骨折患者的髋关节X光片;b. A2类型骨折患者的髋关节X光片;c. A3类型骨折患者的髋关节X光片;d. A1类型骨折患者的髋关节X光片使用Labelme软件注释的数据图像;e. A2类型骨折患者的髋关节X光片使用Labelme软件注释的数据图像;f. A3类型骨折患者的髋关节X光片使用Labelme软件注释的数据图像。

1.2 方法

1.2.1 模型搭建

Mask R-CNN扩展于Faster R-CNN算法,不仅能更好地解决目标检测问题,还可以用于实例分割。将Mask R-CNN作为转子间骨折CAD工具的实现算法,其结构模型如图3所示。在图像输入前,首先经过预处理,图像会被进行随机尺寸裁剪及随机翻转,增强数据的多样性。将预处理的图像导入特征提取网络将得到不同尺寸的特征图,再将特征图导入区域建议网络会得到不同尺寸的感兴趣区域(Region of Interest, ROI)的建议框,将得到的建议框映射到特征图中形成ROI的特征图。由于ROI特征图的尺寸大小不一,因此采用RoI Align算法将特征图的尺寸调整为 $7 \times 7 \times 256$ 和 $14 \times 14 \times 256$ 两种固定尺寸。其中, $7 \times 7 \times 256$ 的特征图通过池化层和全连接层,得到转子间骨折的分类信息以及定位框,而 $14 \times 14 \times 256$ 的特征图则经过卷积层,得到转子间骨折的分割掩码。

在本研究中,特征提取层采用了ResNet50和特征

金字塔网络组合方式,能在增加极小计算量的情况下,处理好物体检测中的多尺度变化问题,见图4。图像输入之后,从C1到C5是ResNet50网络特征提取的过程,称为下采样,特征图的尺寸会逐渐变小。之后经过上采样,特征图尺寸逐渐变大,与相同大小的ResNet50特征图进行融合,得到P5到P2的特征图。其中,P6经过P5的下采样得到,目的是为了检测更大尺度的目标,P2到P5作为特征图输入后续网络,P2到P6输入区域建议网络生成建议框。

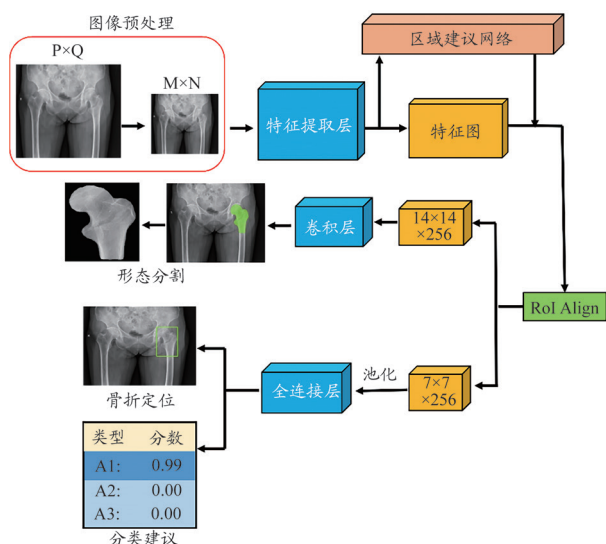


图3 基于Mask R-CNN算法构建的CAD工具架构图

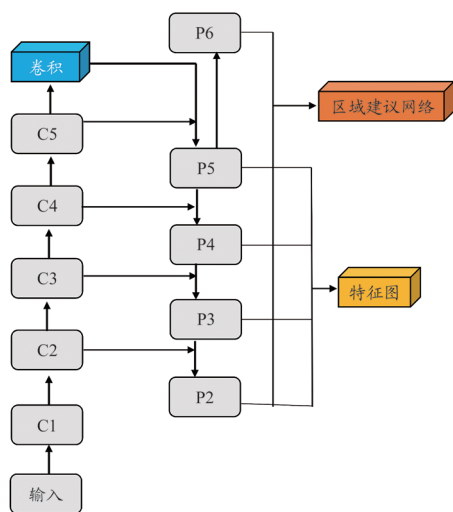


图4 特征提取层

1.2.2 实验设置

本实验采用迁移学习方法,将COCO数据集的训练权重作为网络模型的初始权重。在尝试不同的参数配置后将参数设置如下: Learning rate 设置为0.01,采用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)优化器, Momentum 设置为0.9, Weight decay 设置为 1×10^{-4} 。训练模型在50个epoch内没有提升时,停止运行。训练环

境在Ubuntu 18.04.6 LTS上运行,该系统配备NVIDIA GeForce RTX 3090,使用PyTorch机器学习库进行训练。

1.2.3 CAD工具性能评估

采用准确度、精准度、召回率、F1得分以及曲线下面积(Area Under Curve, AUC)作为CAD工具分类能力的评估指标。研究分别招募3名主治医师(工作年限分别为16、22和15年)和3名住院医师(2名工作年限3年,1名工作年限4年)评估CAD工具的诊断能力,在参与评估前,对各个医生说明2018版AO/OTA对转子间骨折亚型的分型标准。首先,住院医师和主治医师单独对测试图像进行分类,计算测试图像分类结果的评估指标,再与CAD工具的分类结果进行对比,评估CAD工具的分类水平。若医生的评估结果与CAD工具存在差异且具有统计学意义,则医生再在CAD工具的帮助下继续分类相同的测试图像,将该测试结果与单独测试结果进行比较,验证CAD工具在医生诊断过程中能否起到辅助作用。

1.2.4 统计学分析

本研究采用SPSS 26.0软件进行统计学分析,统计数据以 $\bar{x} \pm s$ 表示,采用独立样本 t 检验测试两组实验结果之间分类准确度的差异显著性,以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。计算Cohen's Kappa^[12]分数用于评估分类结果中的一致性程度,介于0.41~0.60的数值表示中度一致,介于0.61~0.80的数值表示较强一致性,介于0.81~0.99的数值表示强一致性。

2 结果

2.1 CAD工具训练结果

在网络模型停止训练后,选择验证集中测试效果最好的模型作为CAD工具的诊断模型。测试集总共98例图像,其中A1有40例,A2有40例,A3有18例。如图5所示,将测试图像输入CAD工具,根据预测的不同骨折类型,用不同的颜色自动定位骨折区域,并提供分类建议及预测分数。生成骨折形态的分割掩码后,通过查看骨折形态分割的准确性,在一定程度上判断预测建议的可信程度。根据CAD工具对测试集数据的预测结果,统计测试集的混淆矩阵(图6a),并绘制A1、A2和A3的受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线(图6b)。根据混淆矩阵,分别计算A1、A2和A3的准确度、精准度、召回率和F1得分作为分类性能的评价指标,见表1。从表1和图6可以得出,CAD工具测试结果的准确度为0.867,在对各个亚型的分类中:A1类骨折识别相对其他两类较好,F1得分和AUC分别为0.902和0.970;A2类次之,F1得分和AUC分别为0.867和0.947;A3类较差,F1得

分和AUC分别为0.800和0.917。在对A1类预测时,CAD工具出现了1例漏诊情况,未能检测出相应的骨折区域。

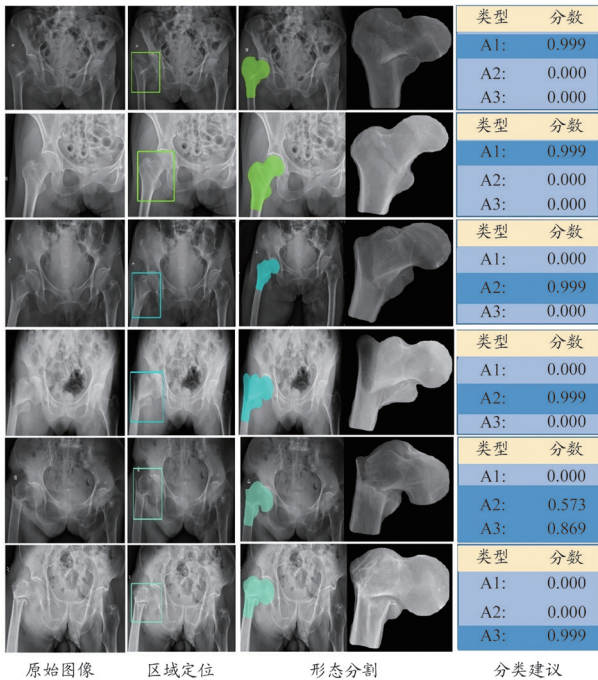


图5 CAD工具的部分预测结果

2.2 医生评估结果

医生所评估的测试集与CAD工具评估的测试集相同,将同一组3名医生的测试结果汇总成一个混淆矩阵(图7)。从混淆矩阵可以看出,主治医师易将A1类识别为A2类,A2类也存在少许识别为A3类的情况。住院医师对于A1类和A2类的识别准确度不高,在CAD工具的帮助下,主要减少了A1识别为A2以及A2识别为A3这2种错误,但是降低了A3类的识别准确度。在正常的测试评估下,住院医师和主治医师均未发生漏诊情况。

根据混淆矩阵分别计算了各个医生对A1、A2和A3的分类指标(表1),根据评估结果计算了各组之间分类准确度的差异显著性和分类结果的Cohen's

Kappa分数(表2)。由表2可得,3名主治医师的平均准确度最高为 0.888 ± 0.010 ,远胜于住院医师的平均准确度(0.707 ± 0.021),且与住院医师的差异具有统计学意义($P < 0.001$),与CAD工具的准确度(0.867)也存在差异,但不具有统计学意义($P = 0.451$)。其中,3名主治医师对A3类的识别能力均大于CAD工具,F1得分的平均差异为0.105,而A1和A2类的F1得分则与CAD工具相差较小。3名住院医师的分类能力相比于CAD工具较差,两者之间的差异具有统计学意义($P < 0.001$)。之后住院医师在CAD工具的帮助下,继续评估相同的测试集数据。3名住院医师在CAD工具的帮助下,各方面的分类能力都得到了有效提升。住院医师的平均准确度从 0.707 ± 0.021 提升至 0.850 ± 0.015 ,且差异具有统计学意义($P < 0.001$),其中A1类的平均F1得分由 0.695 ± 0.042 提升至 0.869 ± 0.029 ,A2的平均F1得分从 0.669 ± 0.009 提升至 0.825 ± 0.016 ,A3的平均F1得分从 0.793 ± 0.006 提升至 0.868 ± 0.018 。而且在CAD工具辅助下,虽然住院医师的平均准确度与主治医师的平均准确度仍然相差0.038,但差异无统计学意义($P = 0.179$)。在CAD工具的帮助下,住院医师与CAD工具分类结果的Cohen's Kappa分数从0.537提升到了0.845,表明住院医师在评估过程中大量接受了CAD工具的建议,且住院医师与主治医师分类结果的Cohen's Kappa分数也达到了0.686,这表明住院医师与主治医师的评估结果具有较强的一致性。

3 讨论

目前,深度学习在肋骨骨折^[13]、肺结核^[14]和中医背部痧象特征分类^[15]等医学领域的识别诊断中已有了相关的应用。在股骨近端区域骨折的相关研究中,由于患者拍摄的X光片尺寸较大,很多信息都是无关信息,Mawatari等^[16]和Urakawa等^[17]先将X光片中股骨近端区域裁剪出来,再导入卷积神经网络中进行分类,这种方法虽然能取得较好的分类性能,但在训练和诊断的

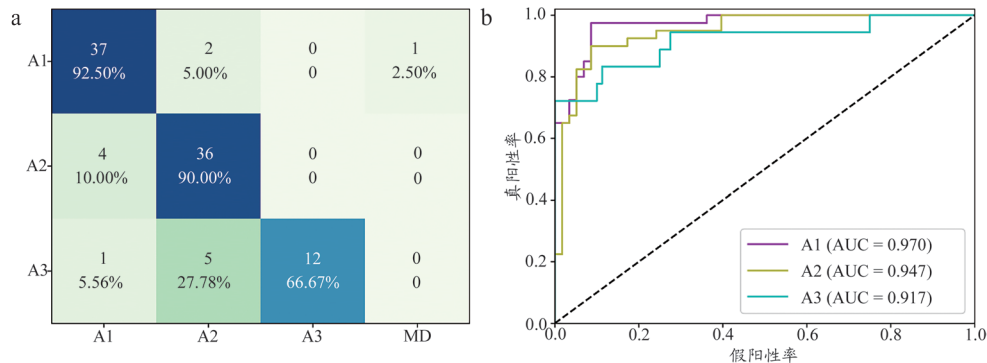


图6 CAD工具测试结果

注: a. 测试结果的混淆矩阵; b. A1、A2和A3测试结果的ROC曲线。MD: 漏诊病例; AUC: 曲线下面积。



图7 评估结果的混淆矩阵

注：a. 主治医师的评估结果混淆矩阵；b. 住院医师的评估结果混淆矩阵；c. 住院医师在CAD工具辅助下的评估结果混淆矩阵。MD：漏诊病例。

表1 分类结果的评估指标 ($\bar{x} \pm s$)

指标	亚型	工具	主治医师	住院医师	住院医师+CAD
准确度		0.867	0.888 ± 0.010	0.707 ± 0.021	0.850 ± 0.015
	A1	0.881	0.963 ± 0.032	0.799 ± 0.028	0.881 ± 0.024
精准度	A2	0.837	0.844 ± 0.025	0.628 ± 0.024	0.790 ± 0.035
	A3	1.000	0.854 ± 0.039	0.742 ± 0.013	0.957 ± 0.037
召回率	A1	0.925	0.850 ± 0.025	0.633 ± 0.052	0.858 ± 0.052
	A2	0.900	0.892 ± 0.052	0.707 ± 0.014	0.867 ± 0.038
	A3	0.667	0.963 ± 0.032	0.852 ± 0.032	0.796 ± 0.032
F1得分	A1	0.902	0.903 ± 0.007	0.695 ± 0.042	0.869 ± 0.029
	A2	0.867	0.866 ± 0.016	0.669 ± 0.009	0.825 ± 0.016
	A3	0.800	0.905 ± 0.013	0.793 ± 0.006	0.868 ± 0.018

注：CAD：计算机辅助诊断。

过程中会使医生在裁剪方面花费更多时间。Liu 等^[18]采用了 Faster R-CNN 目标检测算法，该方法可以直接导入患者的 X 光片，能够自动定位和分类转子间区域，达到主治医师的诊断性能，但其分类研究主要集中在骨折和未骨折方面，这对辅助医生诊断的帮助有限。在转子间骨折分类诊断研究中^[19-21]，通常是与股骨颈骨折或未骨折图像进行混合分类，然而结果并不理想，且大部分研究停留在研究方法的比较上，没有更进一步将其扩展到辅助医生诊断的应用中去。

表2 分类准确度t检验和分类结果Cohen's Kappa一致性评估

组别	t值	P值	Cohen's Kappa
主治 vs. CAD	0.754	0.451	0.671
CAD vs. 住院	4.822	<0.001	0.537
CAD vs. 住院+CAD	0.591	0.554	0.845
主治 vs. 住院	5.573	<0.001	0.505
主治 vs. 住院+CAD	1.344	0.179	0.686
住院+CAD vs. 住院	4.230	<0.001	0.604

注：CAD：计算机辅助诊断。

骨折分类的价值在于准确描述骨折特征、反映损伤程度、指导治疗方法选择和帮助判断预后^[22]。转子间骨折具有复杂的并发症和较高的死亡率，如果人工智能的应用能够辅助经验不足的医生进行诊断并减少误诊，尽

早对转子间骨折进行治疗，将会对患者的康复带来极大的益处。本文基于 Mask R-CNN 实例分割算法实现了一个 CAD 工具，以辅助经验不足的医生对转子间骨折进行诊断。Mask R-CNN 算法与其他目标检测算法一样，能够自动识别图像中的 ROI 并对其分类，解决了传统卷积神经网络只能通过裁剪后识别单一骨折图像的问题。在 CAD 工具中，医生只需导入 X 光片便能直接对 X 光片中转子间骨折相关区域进行定位和分类，简化了诊断流程。除此之外，Mask R-CNN 在 Faster R-CNN 基础上并行添加了一个用于预测目标掩码的分支，可以描绘物体的形态特征，相比于定位框的识别更加精准。以往的神经网络无法确定网络是如何进行识别和分类的，而分割掩码就正好可以描述转子间骨折后的形态特征。不同骨折类型的形态特征存在一定的差异，经验不足的医生通过观察形态分割的完整性及准确性，在一定程度上判断分类建议的可信度。经过测试，CAD 工具对 A1 和 A2 的分类效果较好，但是对于 A3 的分类较差，可能目前阶段 A3 的数据量较少，尽管在图像预处理部分通过随机尺度裁剪和图像翻转等方式增加了数据多样性，但还是未能提高对 A3 的分类效果。在与医生的测试评估中，CAD 工具对 A1 和 A2 的分类性能与主治医师相差较小，但在对 A3 分类的 F1 得分上差距 0.105，分类准确度没有达到或超过主治医师而只是接近主治医师的分

类准确度,但差异无统计学意义($P=0.451$)。在CAD工具的帮助下,住院医师对A1和A2的分类能力得到了有效提升,但CAD工具却降低了住院医师对A3的召回率,从 0.852 ± 0.032 降低至 0.796 ± 0.032 。尽管如此,住院医师的分类能力还是得到了较大的提升,虽然未能达到主治医师的平均分类水平,但两者之间的差异无统计学意义($P=0.179$),且分类结果与主治医师的一致性程度也达到了0.686,两者的评估结果具有较强的一致性。

同时,本研究也存在一些不足和限制。首先,本文未将与转子间相关的股骨颈和股骨头纳入研究,主要原因在于股骨头骨折是罕见损伤^[23],骨折数据量较少,而股骨颈骨折的分型在观察者间和观察者内部的可靠性不高^[24]。其次,实验阶段整体数据量不够大会对模型训练的性能产生影响,其中对A3类影响较大,且实验数据图像仅为髋关节前后位X-ray,不适合侧位片的辅助诊断。最后,考虑到深度学习算法可能带来的计算误差和辅助诊断工具的可信赖度^[25]带来的潜在医疗风险,CAD工具生成的诊断结果只能作为医生的参考,将其应用于临床辅助。

4 结论

人工智能在转子间骨折方面的应用,可以辅助医生进行诊断,减少因为诊断错误而耽误患者最佳治疗时间的概率。本文所实现的CAD工具在实验测试中能够辅助经验相对不足的住院医师,提高其对转子间骨折诊断的准确度,使其接近主治医师的诊断水平。CAD工具可以应用在紧急情况、医生精神状态不佳或者缺乏经验丰富的医生时,作为一种辅助诊断工具帮助医生进行诊断决策。除此之外,CAD工具还可以作为教育培训的一种方式,为缺乏经验的医生和学生提供训练机会,提升其对于转子间骨折的分类水平。同时,在今后的研究中,CAD工具也可以向其他骨折方向扩展,成为一个多方面的骨折诊断辅助工具。

[参考文献]

- [1] Lu Y, Huang Q, Xu YB, *et al.* Predictors of long-term mortality after intertrochanteric fractures surgery: a 3-year retrospective study[J]. *BMC Musculoskelet Disord*, 2022, 23(1): 472.
- [2] Meinberg E, Agel J, Roberts C, *et al.* Fracture and dislocation classification compendium-2018[J]. *J Orthop Trauma*, 2018, 32: S1-S170.
- [3] Frydoni MB, Esmailnejad-Ganji SM. Surgical and nonsurgical treatments for proximal femur fractures: a narrative review[J]. *J Med Sci*, 2021, 41(2): 53-57.
- [4] Mattijssen-Horstink L, Langeraar JJ, Mauritz GJ, *et al.* Radiologic discrepancies in diagnosis of fractures in a Dutch teaching emergency department: a retrospective analysis[J]. *Scand J Trauma Resusc Emerg Med*, 2020, 28(1): 38.
- [5] Krupinski EA, Berbaum KS, Caldwell RT, *et al.* Long radiology workdays reduce detection and accommodation accuracy[J]. *J Am Coll Radiol*, 2010, 7(9): 698-704.
- [6] Pinto A, Berritto D, Russo A, *et al.* Traumatic fractures in adults: missed diagnosis on plain radiographs in the emergency department[J]. *Acta Biomed*, 2018, 89(1-S): 111-123.
- [7] Flikweert ER, Wendt KW, Diercks RL, *et al.* Complications after hip fracture surgery: are they preventable?[J]. *Eur J Trauma Emerg Surg*, 2018, 44(4): 573-580.
- [8] Maheshwari K, Planchard J, You J, *et al.* Early surgery confers 1-year mortality benefit in hip-fracture patients[J]. *J Orthop Trauma*, 2018, 32(3): 105-110.
- [9] Najjar R. Redefining radiology: a review of artificial intelligence integration in medical imaging[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(17): 2760.
- [10] Lorkowski J, Grzegorowska O, Pokorski M. Artificial intelligence in the healthcare system: an overview[J]. *Adv Exp Med Biol*, 2021, 1335: 1-10.
- [11] He K, Gkioxari G, Dollár P, *et al.* Mask R-CNN[A]. Institute of Electrical and Electronics Engineers. International Conference on Computer Vision[C]. 2017: 2980-2988.
- [12] McHugh ML. Interrater reliability: the kappa statistic[J]. *Biochem Med (Zagreb)*, 2012, 22(3): 276-282.
- [13] 谭辉, 田占雨, 潘宁, 等. 基于深度学习的计算机辅助诊断系统在提高急性肋骨骨折诊断效能上的价值[J]. *临床放射学杂志*, 2020, 39(12): 2493-2497.
- Tan H, Tian ZY, Pan N, *et al.* The value of deep learning-based computer aided diagnostic system in improving diagnostic performance of acute rib fractures[J]. *J Clin Radiol*, 2020, 39(12): 2493-2497.
- [14] 刘学思, 聂瑞, 张和华, 等. 基于swin transformer网络的肺结核影像自动分类效果评价[J]. *中国医疗设备*, 2022, 37(8): 25-31.
- Liu XS, Nie R, Zhang HH, *et al.* Evaluation of the effect of automatic classification for the medical images of the pulmonary tuberculosis patients based on the network of swin transformer[J]. *China Med Devices*, 2022, 37(8): 25-31.
- [15] 李斌, 李霄, 胡广芹, 等. 基于改进vgg19的中医背部痧象特征分类研究[J]. *中国医疗设备*, 2023, 38(9): 12-16.
- Li B, Li X, Hu GQ, *et al.* Research on classification of traditional Chinese medicine sha features based on improved VGG19[J]. *China Med Devices*, 2023, 38(9): 12-16.
- [16] Mawatari T, Hayashida Y, Katsuragawa S, *et al.* The effect

of deep convolutional neural networks on radiologists' performance in the detection of hip fractures on digital pelvic radiographs[J]. *Eur J Radiol*, 2020, 130: 109188.

- [17] Urakawa T, Tanaka Y, Goto S, *et al*. Detecting intertrochanteric hip fractures with orthopedist-level accuracy using a deep convolutional neural network[J]. *Skeletal Radiol*, 2019, 48(2): 239-244.
- [18] Liu P, Lu L, Chen Y, *et al*. Artificial intelligence to detect the femoral intertrochanteric fracture: the arrival of the intelligent-medicine era[J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2022, 10: 927926.
- [19] Kazi A, Albarqouni S, Sanchez AJ, *et al*. Automatic classification of proximal femur fractures based on attention models[A]. International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging[C]. Cham: Springer International Publishing, 2017: 70-78.
- [20] Lee C, Jang J, Lee S, *et al*. Classification of femur fracture in pelvic X-ray images using meta-learned deep neural network[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 13694.
- [21] Tanzi L, Vezzetti E, Moreno R, *et al*. Hierarchical fracture

classification of proximal femur X-ray images using a multistage deep learning approach[J]. *Eur J Radiol*, 2020, 133: 109373.

- [22] 张世民, 余斌. AO/OTA-2018版股骨转子间骨折分类的解读与讨论[J]. *中华创伤骨科杂志*, 2018, 20(7): 583-587.
- Zhang SM, Yu B. Interpretation of and discussion on AO/OTA-2018 fracture classification of femoral per/inter-trochanteric fractures[J]. *Chin J Orthop Trauma*, 2018, 20(7): 583-587.
- [23] Menger MM, Braun BJ, Herath SC, *et al*. Fractures of the femoral head: a narrative review[J]. *EFORT Open Rev*, 2021, 6(11): 1122-1131.
- [24] Cazzato G, Oliva MS, Masci G, *et al*. Femoral neck fracture: the reliability of radiologic classifications[J]. *BMC Musculoskeletal Disord*, 2022, 22(2): 1063.
- [25] 郝焱, 王浩. 人工智能医疗器械可信性研究[J]. *中国医疗设备*, 2023, 38(3): 56-60.
- Hao Y, Wang H. Research on trustworthiness of artificial intelligence-based medical devices[J]. *China Med Devices*, 2023, 38(3): 56-60.

本文编辑 刘莹

上接第7页

thermal hyperaemia in humans[J]. *J Physiol*, 2010, 588(Pt 21): 4317-4326.

- [27] Brunt VE, Minson CT. KCa channels and epoxyeicosatrienoic acids: major contributors to thermal hyperaemia in human skin[J]. *J Physiol*, 2012, 590(15): 3523-3534.
- [28] Webb RC, Ma Y, Krishnan S, *et al*. Epidermal devices for noninvasive, precise, and continuous mapping of macrovascular and microvascular blood flow[J]. *Sci Adv*,

2015, 1(9): e1500701.

- [29] 贺纘, 唐元梁, Irina Mizeva. 基于热分析方法的血流及内皮功能检测技术与仪器[J]. *中国医疗设备*, 2016, 31(9): 14-18.
- He Y, Tang YL, Mizeva I. Thermal analysis methods for assessing blood flow and endothelial functions & device[J]. *China Med Devices*, 2016, 31(9): 14-18.

本文编辑 刘莹

上接第16页

- [21] Yan J, Mu L, Wang L, *et al*. Temporal convolutional networks for the advance prediction of ENSO[J]. *Sci Rep*, 2020, 10(1): 8055.
- [22] Liu M, Ren S, Ma S, *et al*. Gated transformer networks for multivariate time series classification[J]. *arXiv*, 2021[2021-03-26]. DOI:10.48550/arXiv.2103.14438.

- [23] Buciluă C, Caruana R, Niculescu-Mizil A. Model compression[A]. ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'06)[C]. Computer Science Cornell University, 2006: 535-541.

本文编辑 刘莹

上接第22页

24(2): 141-144.

- [20] 田家伟, 蔡丽婷, 侯昕珩. 呼吸训练器在稳定期慢性阻塞性肺疾病患者肺康复中的应用现状[J]. *中国康复理论与实践*, 2018, 24(4): 416-421.
- Tian JW, Cai LT, Hou XH. Application of breathing trainer in pulmonary rehabilitation of stable patients with chronic obstructive pulmonary disease (review)[J]. *Chin J Rehabil Theory Pract*, 2018, 24(4): 416-421.
- [21] Leelarungrayub J, Puntumetakul R, Sriboonreung T, *et al*. Preliminary study: comparative effects of lung volume therapy

between slow and fast deep-breathing techniques on pulmonary function, respiratory muscle strength, oxidative stress, cytokines, 6-minute walking distance, and quality of life in persons with COPD[J]. *Int J Chron Obstruct Pulmon Dis*, 2018, 13: 3909-3921.

- [22] Van Hollebeke M, Poddighe D, Gojevic T, *et al*. Measurement validity of an electronic training device to assess breathing characteristics during inspiratory muscle training in patients with weaning difficulties[J]. *PLoS One*, 2021, 16(8): e0255431.

本文编辑 刘莹