

• 论 著 •

基于深度学习的腕关节 DR 成像质控模型的研究与应用^{*}彭超¹, 张剑², 刘欢¹, 黄英¹, 刘羽^{3△}

[1. 重庆大学附属中心医院/重庆市急救医疗中心医学影像科, 重庆 400014; 2. 中电通商数字技术(上海)有限公司, 上海 200131; 3. 重庆市公共卫生医疗救治中心/西南大学附属公卫医院医学影像科, 重庆 400030]

[摘要] **目的** 基于深度学习的方法建立腕关节直接数字平板 X 线成像系统(DR)自动质控模型生成系统, 并对质控性能进行初步研究。**方法** 采用人工智能深度学习的方法建立腕关节正位和侧位 DR 图像质控系统模型, 回顾性收集重庆大学附属中心医院临床怀疑腕关节病变的 1 315 张图像, 按 6 : 4 的比例划分训练集和验证集。在 MobileNet V2 分类模型和 Global Universal U-Net(GU2Net)关键点检测模型上进行训练, 然后分别使用模型准确率、精准度、召回率和曲线下面积(AUC), 以及平均径向误差(MRE)和成功检出率(SDR)进行评估。**结果** 根据验证数据集的实验所得到的伪影分类模型在伪影识别方面具有较高的性能, $AUC=0.970\ 1, 95\%$ 可信区间(95%CI) $0.970\ 0\sim0.970\ 3$, 其准确率、精准度、召回率分别为 0.93、0.88 和 0.97。正位和侧位影像中关键点检测模型的 MRE 也在合理水平, 分别达到 $(0.794\ 4\pm3.253\ 5)\text{mm}$ 和 $(3.813\ 4\pm7.408\ 7)\text{mm}$ 。距离 10.0 mm 下正位和侧位关键点检测模型的 SDR 分别为 99.64%、92.51%。**结论** 基于深度卷积神经网络开发的全自动腕关节 DR 质控系统模型, 能够对腕关节正位和侧位片自动生成图像质量控制报告, 且效果较好。

[关键词] 腕关节; 直接数字平板 X 线成像系统; 质量模型; 深度学习; 模型; 卷积神经网络

DOI: 10.3969/j.issn.1009-5519.2024.06.002

中图法分类号: R812; TP181

文章编号: 1009-5519(2024)06-0907-06

文献标识码: A

Research and application of wrist joint DR imaging quality control
model based on deep learning^{*}

PENG Chao¹, ZHANG Jian², LIU Huan¹, HUANG Ying¹, LIU Yu^{3△}

(1. Department of Medical Imaging, Chongqing University Central Hospital/Chongqing Emergency Medical Center, Chongqing 400014, China; 2. CEC D-COMMERCE TECHCo Ltd, Shanghai 200131, China; 3. Department of Medical Imaging, Chongqing Public Health Medical Center/Southwest University Public Health Hospital, Chongqing 400030, China)

[Abstract] **Objective** To establish an automatic quality control system for wrist joint direct digital flat panel X-ray imaging system(DR) based on deep learning methods and conduct preliminary studies on quality control performance. **Methods** This study employed artificial intelligence deep learning techniques to develop a quality control system model for anteroposterior and lateral wrist joint DR images. A retrospective collection of 1 315 images from patients clinically suspected of having wrist joint lesions from Central Hospital Affiliated to Chongqing University was performed. The dataset was divided into a training set and a validation set at a ratio of 6 : 4. Training was conducted on the MobileNet V2 classification model and the Global Universal U-Net(GU2Net) keypoint detection model, followed by evaluation using model accuracy, precision, recall rate, area under the curve(AUC), mean radial error(MRE), and successful detection rate(SDR). **Results** Experimental results on the validation dataset showed that the artefact classification model achieved high performance in artefact recognition, with an $AUC=0.970\ 1, 95\%$ confidence interval(95%CI) $0.970\ 0\sim0.970\ 3$, and its accuracy, precision and recall rate were 0.93, 0.88 and 0.97, respectively. The MRE of the keypoint detection model in anteroposterior and lateral images was also within a reasonable range, with MRE values of $(0.794\ 4\pm3.253\ 5)\text{mm}$ and $(3.813\ 4\pm7.408\ 7)\text{mm}$, respectively. The SDRs of the forward and lateral keypoint detection models at a distance of 10.0 mm were 99.64% and 92.51%, respectively. **Conclusion** The fully automatic wrist joint DR quality control system model, developed based on deep convolutional neural net-

* 基金项目: 重庆市卫生健康委员会医学科科研项目(2023WSJK114)。

作者简介: 彭超(1986—), 本科, 主管技师, 主要从事 MRI、CT、DR 影像检查方面的工作。

△ 通信作者, E-mail: lypc2008520@126.com。

works, can automatically generate image quality control reports for anteroposterior and lateral wrist joint images, with favourable results.

[Key words] Wrist joint; Direct digital flat panel X-ray imagine system; Quality model; Deep learning; Model; Convolutional neural network

腕关节是生活和工作中使用频率较高的关节之一,同时又是人体解剖结构最复杂的关节,容易发生骨折、脱位、撞击综合征、骨肿瘤、关节炎性病变及肌腱和韧带损伤等疾病,严重影响患者生活自理、学习和运动健身等能力^[1]。影像学检查是医学检查的重要组成部分,为临床疾病诊断、病灶的定位及定性、临床治疗方案的选择、疾病的分期及预后等提供了重要依据^[2]。随着 X 线摄影技术的发展与普及,越来越多的医疗机构引进了直接数字平板 X 线成像系统(DR)设备,且广泛地应用于各个医疗机构的多种业务场景^[3]。X 线摄影简便、快捷、经济、实用的优势日渐突出,成为腕关节常见疾病检查的优先选择。但因检查设备、操作技师、患者自身及疾病等因素的差异,数据的质量存在较大差异,数据呈现波动特征,随时间和特定事件变化,建立有效的图像质量评价机制对于临床医学图像处理技术具有重大的应用价值^[4]。

在图像评价领域,国内影像科还停留在人工参考层面的主观评价(视觉评价),存在效率低、易遗漏、主观性太强、方式落后等弊端,不能有效、快速、全面、可持续性地提高图像质控水平,不能推动影像质控的发展。因此,本研究拟提出具有辅助拍片功能的智能质控系统,对于医疗影像质量的评价和医疗诊断质量的提高均具有重要意义,同时对综合性医院及基层医院影像质控的规范及发展起着至关重要的推动作用。

随着人工智能技术的发展,近年来,深度学习在计算机视觉、语音识别、自然语言处理、音频识别与生物信息学等领域取得了突破性研究进展^[5]。本研究中,作者提出了一种全自动的腕关节 DR 质控系统,该系统以 DICOM 格式的图像文件作为输入,通过 1 个分类模型和 2 个关键点检测模型及其他功能计算函数后,输出多个定量和定性的质控评估结果。分类模型和关键点检测模型都是基于卷积神经网络^[6-7]。完成系统构建后,作者将其对实际影像实例的质控结果与来自专业放射科医生的质控结果进行了对比。

1 资料与方法

1.1 一般资料

回顾性纳入 2013 年 9 月 25 日至 2018 年 2 月 10 日接受腕关节正位和侧位片检查的 1 315 张图像,其中包括 695 张正位片和 620 张侧位片。该数据集中包含 343 张具有异物伪影的正位图像,52 张无异物伪影的正位图像;234 张具有异物伪影的侧位图像,386 张无异物伪影的侧位图像。将该数据集以 6 : 4 的比例划分为 2 组:训练集和验证集,分别用于伪影分类模型和腕关节关键点检测模型,其中正、侧位模型的训练集、验证集分别为 417、

278 张和 372、248 张。图像的采集设备为 DR(uDR 556i 型,上海联影医疗科技有限公司;1000-X3 型,北京万东医疗科技股份有限公司)。本研究获得重庆大学附属中心医院伦理委员会批准[批准文号:2023 年伦审第(20)号]。

4 名影像科医生使用 Labelme 软件(版本 5.3.1, <https://github.com/wkentaro/labelme>)对数据集进行手工标注,本研究中使用的所有数据均是对个人敏感信息过滤处理后的纯医学影像数据^[8],每张图像都进行了伪影分类标注和关键点标注。每名放射科医生承担 1/4 的标注数量,然后检查和修正其他 3 人的标注以让数据集保持同一标注尺度和规则。正、侧位图像中所定义的关键点具体见图 1A、B。

图 1 所示。

1.2.2 规则 and 分数 腕关节 DR 图像质控评价标准的 4 个部分有相应的评分规则,评价总分为 100 分。其中,正位和侧位图像具有相同的评价指标,即基本检查信息评价、检查体位评价和异物伪影的评价,三者总分分别为 34、20、10 分。在基本检查信息评价中,每个子项目为 2 分,结果为“是”得 2 分。在检查体位评价中,结果为“是”得 20 分,结果为“否”,则为 0

分。在异物伪影评价中,结果为“否”得 10 分。

在正位图像的显示与布局评价中,任务正位 1 和正位 2 均为 5 分,任务正位 3 和正位 4 均为 10 分,任务正位 5 为 6 分。在侧位图像的显示与布局评价中,每个任务为 12 分。图像显示与布局评价任务的评分规则见表 2。由于任务正位 4、5 和任务侧位 1 是对 2 个方向上测量值的评价,所以这 3 个任务的分数为两部分之和。

表 1 腕关节 DR 正位和侧位片显示与布局评价任务、关键点和判定条件

编号	任务	涉及关键点	判定条件
正位 1	是否包含拇指指掌关节	指掌关节 P1	$\exists P \in P1$
正位 2	下缘是否包含尺桡骨一定长度	桡骨茎突 P2;尺骨茎突 P3	$\tau1 < L2 < \tau2$
正位 3	尺桡骨茎突连线是否与影像纵轴垂直	桡骨茎突 P2;尺骨茎突 P3	$ \alpha - 90 \leq \tau$
正位 4	尺桡骨茎突连线中点是否位于图像正中	桡骨茎突 P2;尺骨茎突 P3	$ W - 2 * L1 \leq \tau \ \& \ H - 2 * L2 \leq \tau$
正位 5	左右最外侧是否距影像边缘一定距离	桡骨茎突 P2;尺骨茎突 P3	$\tau1 < L3 < \tau2 \ \& \ \tau1 < L4 < \tau2$
侧位 1	尺桡骨远端是否重叠	舟骨中心 P1;桡骨远心端中心点 P2;尺骨远心端中心点 P4	$\alpha < \tau$
侧位 2	腕关节长轴是否与影像纵轴平行	舟骨中心点 P1;桡骨近心端中心点 P3;尺骨近心端中心点 P5	$\beta < \tau$
侧位 3	舟骨是否位于图像正中	舟骨中心点 P1	$ W - 2 * L1 < \tau \ \& \ H - 2 * L2 < \tau$

表 2 腕关节 DR 正位和侧位片显示与布局评价评分规则

编号	涉及参数值	条件	分值(分)
正位 1	拇指指掌关节 P1	$\exists P \in P1$	5
		$\exists P \in P1$	0
正位 2	尺桡骨茎突连线中点与下边界的距离 D(cm)	$3 \leq D \leq 5$	5
		$2 < D < 3 \ \text{or} \ 5 < D < 6$	$[4 * (D - 2)] + 1 \ \text{or} \ [4 * (6 - D)] + 1$
		其他	0
正位 3	尺桡骨茎突连线和影像纵轴的夹角 α (degree)	$ \alpha - 90 \leq 5$	10
		$5 < \alpha - 90 < 10$	$[9 * (10 - \alpha - 90) / 5] + 1$
		其他	0
正位 4	尺桡骨茎突连线中点距上下边界的距离之差 $\Delta 1$ (degree) 尺桡骨茎突连线中点距左右边界的距离之差 $\Delta 2$ (degree)	$\Delta \leq 1$	5
		$1 < \Delta < 2$	$[4 * (2 - \Delta)] + 1$
		其他	0
正位 5	桡骨茎突与边界的距离 D1(cm) 尺骨茎突与边界的距离 D2(cm)	$3 \leq L \leq 5$	3
		$2 < D < 3 \ \text{or} \ 5 < D < 6$	$[2 * (D - 2)] + 1 \ \text{or} \ [2 * (6 - D)] + 1$
		其他	0
侧位 1	桡骨远心端中心点、舟骨中心点、尺骨远心端中心点三点的夹角 α (degree)	$\alpha \leq 45$	12
		$45 < \alpha < 60$	$[11 * (60 - \alpha)] / 15] + 1$
		其他	0
侧位 2	腕关节长轴与影像纵轴的夹角 β (degree)	$\beta \leq 5$	12
		$5 < \beta < 10$	$[11 * (60 - \beta)] / 5] + 1$
		其他	0
侧位 3	舟骨中心点距上下边界的距离之差 $\Delta 1$ (cm) 舟骨中心点距左右边界的距离之差 $\Delta 2$ (cm)	$\Delta \leq 1$	6
		$1 < \Delta < 2$	$[5 * (2 - \Delta)] + 1$
		其他	0

1.2.3 评价等级 额外选择了一个由 100 张正位图像和 100 张侧位图像组成的腕关节 X 线验证数据集评估来自质控系统和放射科医生的结果之间的一致性。由于基本检查信息的完整度和检查体位的符号是否存在是不受主观影响的结果,所以只比较伪影和图像显示与布局的一致性。除了二分类任务“伪影是否存在”和“拇指指掌关节是否存在”以外,也为其他任务建立了一个评估等级。表 3 显示了分数和评价

成绩之间的映射关系。对于质控评价总分,将 $0 \sim < 60$ 分归类为 D 级; $60 \sim < 80$ 分为 C 级; $80 \sim < 90$ 分为 B 级, $90 \sim 100$ 分为 A 级。

1.3 方法

1.3.1 实验设置 使用 MobileNet V2 伪影分类模型。输入图像被统一缩放到 $960 \times 1\ 920$ 的尺寸大小,并应用数据增强(垂直和水平翻转, $\pm 90^\circ$ 旋转, $\pm 2\%$ 位移, $\pm 5\%$ 缩放)。模型训练期间,将 batch size 大小

设置为 14,将初始学习率设置为 0.02。当迭代次数达到 40、70 次时,学习率将降低到当前值的 1/10。使用 BCE 损失函数和一个具有 1e-4 权值衰减和 0.9 动量的 SGD 优化器训练模型 200 轮,同时选择了准确率、精准度、召回率和曲线下面积(AUC)作为分类模型评价指标。

表 3 质控任务得分与评价等级对应表					
任务编号	得分(分)	评价等级	任务编号	得分(分)	评价等级
正位 2	0	不及格	正位 4	6~10	优
	1~2	差	正位 5	0	不及格
	3~4	良		1~2	差
	5	优		3~4	良
正位 3	0	不及格		5~6	优
	1~3	差	侧位 1	0	不及格
	4~7	良	侧位 2	1~4	差
	8~10	优	侧位 3	5~8	良
正位 4	0	不及格		9~12	优
	1~5	差			

关键点检测模型是 Global Universal U-Net (GU2Net)。输入图像被统一缩放到 640×1 280 的尺寸大小,并应用数据增强(垂直和水平翻转,±15°旋转,±15 像素偏移)。模型训练期间,将 batch size 大小设置为 16,学习速率设置为[1e-3,1e-2]。使用 BCE 损失函数和 Adam 优化器将模型训练 200 轮,并使用步长 50 的循环调度器策略将学习率从 1e-3 动态提高到 1e-2。选择平均径向误差(MRE)和成功检出率(SDR)作为指标。MRE 计算公式如下。

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i$$
$$R = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$$

在上式中,N 为检测到的关键点的数量,Ri 为预测的关键点坐标与真实标签之间的欧氏距离。SDR 显示了在半径(r=2.0、2.5、3.0、4.0 mm)内成功定位的关键点百分比。对于所有的图像,如果数据使用反相灰度图存储,那么在预处理阶段图像灰度将被反转处理。使用的编程语言是 Python,卷积神经网络在 Pytorch(版本 2.0.1)平台上实现。

1.3.2 实验设计 在图像质控工作系统中,通过在训练阶段验证损失最小的模型作为推理模型。质控系统的输入是一个 DICOM 格式的腕关节 X 线图像文件,输出是多个任务的具体分数和质控评价总分及对应评价等级。字符匹配的方法是将图像进行二值化后执行一个闭运算的形态学计算,最后将得到的所有连通域缩放到 64×64 的大小,再将连通域的像素值与已预先处理好的同为 64×64 大小的左(L)和右(R)图像像素值一一匹配。如果相似度超过 0.85,则

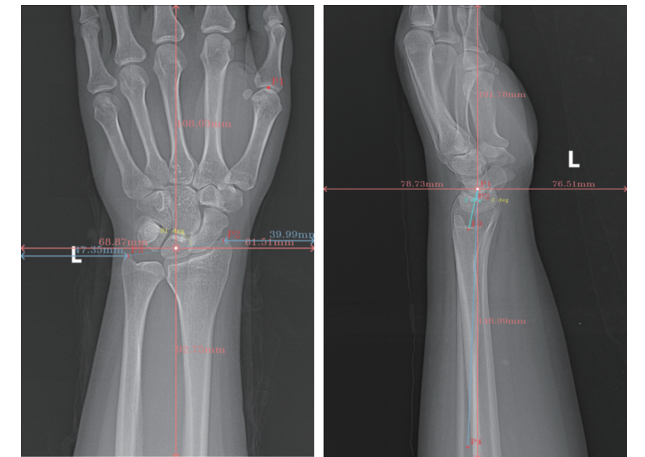
认为检查体位标识存在。

2 结 果

根据验证数据集的实验所得到的伪影分类模型在伪影识别方面具有较高的性能[AUC=0.970 1,95%可信区间(95%CI)0.970 0~0.970 3],其准确率、精准度、召回率分别为 0.93、0.88 和 0.97。正位和侧位影像中关键点检测模型的 MRE 分别为(0.794 4±3.253 5)mm 和(3.813 4±7.408 7)mm。距离 10.0 mm 下正位和侧位关键点检测模型的 SDR 分别为 99.64%、92.51%,其他距离下的正位和侧位关键点检测模型的 SDR 见表 4。

表 4 不同距离下的正位和侧位关键点检测模型的 SDR					
距离(mm)	体位	SDR(%)	距离(mm)	体位	SDR(%)
1.0	正位	89.96	3.0	正位	98.19
	侧位	27.18		侧位	65.99
2.0	正位	97.34	4.0	正位	98.55
	侧位	52.56		侧位	74.78
2.5	正位	97.94	10.0	正位	99.64
	侧位	59.97		侧位	92.51

图 2 对关键点检测模型的结果和在图像显示与布局评估中的测量值进行了可视化。为便于观察,侧位片中的点 4 和点 5 被二者的中点所取代,并命名为 P4。在正位视图中,黄色字体表示任务正位 3 中的角度 α;在侧位视图中,青色字体表示任务侧位 1 中的角度 α,黄色字体表示任务侧位 2 中的角度 β。



注:A.正位;B.侧位。
图 2 腕关节 DR 正位与侧位视图中标志和测量参数的 2 个可视化图像

各项任务的混淆矩阵如图 3、4 所示,其表示了实际情况下质控系统的性能。在正位和侧位片中,异物伪影的准确率、精准度、召回率分别为 0.85、0.91、0.87 和 0.89、0.85、0.91。任务正位 1~5 的准确率分别为 0.91、0.97、0.76、0.89 和 0.85。任务侧位 1~3 的准确率分别为 0.85、0.80 和 0.85。在质控结果等级评价上,正位和侧位片的准确率分别为 0.82 和 0.75。图 5 中的混淆矩阵对正位和侧位片中质控系统的评估等级和放射科医生的评估等级之间的一致性进行了展示。

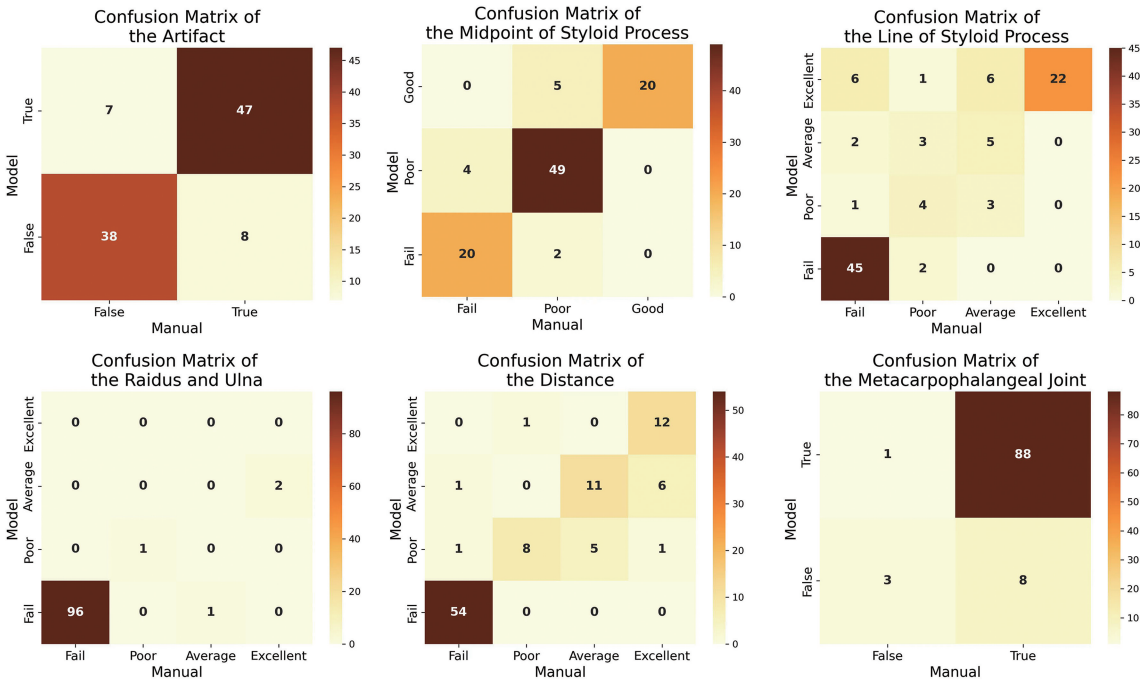


图3 正位视图中图像显示和布局评估中任务的混淆矩阵

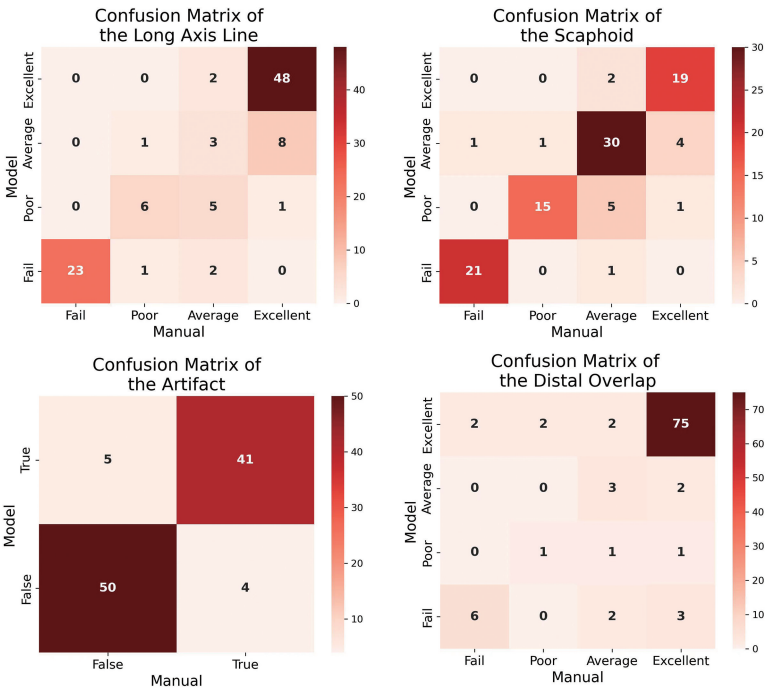


图4 侧位视图中图像显示和布局评估中任务的混淆矩阵

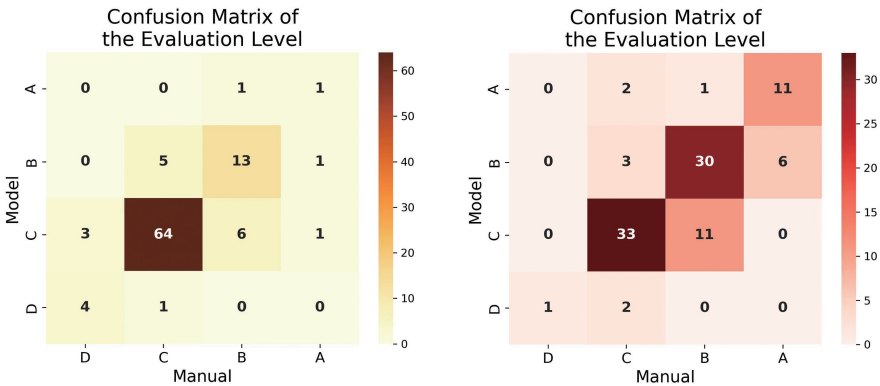


图5 正位与侧位视图中整个 workflow 评估等级的混淆矩阵

3 讨 论

本研究通过 MobileNet V2 分类模型和 Global GU2Net 关键点检测模型上进行训练,结果显示伪影分类模型在伪影识别方面具有较高的性能(AUC=0.970 1,95%CI 0.970 0~0.970 3),其模型准确率、精准度、召回率分别为 0.93、0.88 和 0.97。正位和侧位影像中关键点检测模型的 MRE 分别为(0.794 4±3.253 5)mm 和(3.813 4±7.408 7)mm。该模型在正位片和侧位片各项任务中,异物伪影的准确率、精准度、召回率分别为 0.85、0.91、0.87 和 0.89、0.85、0.91。任务正位 1~5 的准确率分别为 0.91、0.97、0.76、0.89 和 0.85。任务侧位 1~3 的准确率分别为 0.85、0.80 和 0.85。在质控结果等级评价上,正位片和侧位片的准确率分别为 0.82 和 0.75。本研究为国内首次利用人工智能^[9-12]深度学习方式建立腕关节正位和侧位 DR 质控模型,利用深度学习技术验证可获取高质量的腕关节影像图像,提高了图像质控水平,更精准地为临床服务,同时解决了医院间的检查结果互认问题,也可以提高影像检查的诊断精确性,对临床应用有很高的指导意义。

3.1 伪影分类模型训练 MobileNet V2 架构基于 Inverted Residuals 结构,Inverted Residuals 结构将 ResNet 中提出的 Residuals 结构的降维和升维顺序进行了调换,并且将 3×3 的卷积换为 3×3 的深度可分离卷积,其还引入了 bottleneck 结构防止非线性变换破坏过多的图像信息,该算法具备参数少、性能好的特点^[13]。本研究结果表明,在伪影识别方面该模型具有很高的性能,AUC 及 95%CI 值均较高,说明该伪影分类模型在识别腕关节正位和侧位 DR 图像伪影方面非常好,能够达到高质量质控水准。

3.2 关键点检测模型训练 GU2Net 适用于多种数据集的关键点检测,由局部网络和全局网络组成。局部网络基于通用 U-Net 的思想来学习多个区域的局部特征,U-Net 网络是由收缩路径和扩张路径组成,收缩路径用于获取上下文信息,扩张路径用于精确的定位,且 2 条路径相互对称。全局网络是一个并行重复的空洞卷积序列,被用于提取全局图像特征来进一步消除多个关键点之间的歧义。与使用标准卷积的模型相比,GU2Net 所需参数要少得多。本研究结果表明,腕关节正位和侧位影像中关键点检测模型的 MRE 分别为(0.794 4±3.253 5)mm 和(3.813 4±7.408 7)mm,说明该关键点检测模型定位精准性高,能够达到高质量质控水准。

3.3 腕关节正位和侧位片各项任务测试 目前,人工智能在全身各系统影像工作中得到了快速发展^[14-19],但图像质量仍为人工智能诊断模型效能的重要影响因素之一^[20]。本研究在质控模型建立后腕关节正位和侧位片各项任务测试中混淆矩阵显示准确率、精准度、召回率均具有较好的结果,弥补了目前 DR 体系中计算机辅助摄片在影像图像质控方面的不足,且该模型质控应用评价好,临床效果具有非常高

的价值,同时人工智能辅助技师阅片效率明显优于影像医师人为阅片,节省了质控阅片时间,保证了质控的一致性,提升了质控质量,有利于影像质控水平的发展。

3.4 局限性 (1)样本量有限,虽然运用了先进的分类模型及关键点模型进行训练保证了效能,但后期还需进一步扩充数据、整合模型、提高效能、简化流程。(2)本系统目前还未真正地在临床工作场景中进行研究,后期将运用于临床实践。

综上所述,基于深度卷积神经网络开发的全自动腕关节 DR 质控系统模型,自动生成腕关节正位和侧位片图像质量控制报告,效果较好,值得临床应用及推广。

参考文献

[1] 徐文东,尹华伟,顾玉东.重视腕关节骨与韧带损伤微创化与精准化治疗[J].中华创伤杂志,2020,36(2):137-142.

[2] 刘丰伟,李汉军,张逸鹤,等.人工智能在医学影像诊断中的应用[J].北京生物医学工程,2019,38(2):206-211.

[3] 王平,胡博奇,安东洪,等.基于深度学习的 DR 胸片智能质控方法研究[J].中国医疗设备,2020,35(10):28-33.

[4] LIU Y F,DONG X T,PENG W. Study on digital data processing techniques for 3D medical model[J].Bioinform Biomed Eng,2010:4-7.

[5] 肖优明.深度学习网络取得突破性进展[J].检察风云,2018(5):37.

[6] DUAN N,LIU L Z,YU X J,et al. Classification of multichannel surface-electromyography signals based on convolutional neural networks [J].J Ind Inf Integr,2019,15:201-206.

[7] GONG M G,YANG H L,ZHANG P Z. Feature learning and change feature classification based on deep learning for ternary change detection in SAR images[J]. ISPRS J Photogramm Remote Sens,2017,129:212-225.

[8] 张莉.DR 摄影图像质量控制与质量保证[J].中国继续医学教育,2017,9(21):63-65.

[9] CHEN Y H,MAI Y C,FENG R,et al. An adaptive threshold mechanism for accurate and efficient deep spiking convolutional neural networks[J].Neurocomputing,2022,469:189-197.

[10] FEI Z X,YANG E F,YU L J,et al. A Novel deep neural networkbased emotion analysis systemfor automatic detection of mildcognitive impairment in theelderly[J].Neurocomputing,2022,468:306-316.

[11] HUANG K K,LI S,DENG W F,et al. Structure inference of networked system with the synergy of deep residual network(下转第 917 页)

duced acute hepatic dysfunction[J]. *World J Gastroenterol*, 2017, 23(38):6983-6994.

[8] 朱宏斌,沈伟,王竞,等. 宏基因组研究高脂饮食诱导小鼠的肥胖易感性与肠道菌群的关系[J]. *第三军医大学学报*, 2017, 39(8):773-780.

[9] AFECTO E, PONTE A, FERNANDES S, et al. Fecal microbiota transplantation in hepatic encephalopathy: A review of the current evidence and future perspectives[J]. *Acta Gastroenterol Belg*, 2021, 84(1):87-90.

[10] DHIMAN R K. Gut microbiota, inflammation and hepatic encephalopathy: A puzzle with a solution in sight[J]. *J Clin Exp Hepatol*, 2012, 2(3):207-210.

[11] TRIPATHI A, DEBELIUS J, BRENNER D A, et al. Publisher correction: The gut-liver axis and the intersection with the microbiome[J]. *Nat Rev Gastroenterol Hepatol*, 2018, 15(12):785.

[12] GUPTA H, YOUNG S, SHIN M J, et al. Role of gut microbiota in hepatocarcinogenesis[J]. *Microorganisms*, 2019, 7(5):121.

[13] QUIGLEY E M, STANTON C, MURPHY E F. The gut microbiota and the liver. Pathophysiological and clinical implications [J]. *J Hepatol*, 2013, 58(5):1020-1027.

[14] TUN K M, HONG A S, BATRA K, et al. A systematic review of the efficacy and safety of fecal microbiota transplantation in the treatment of hepatic encephalopathy and clostridiales difficile infection in patients with cirrhosis[J]. *Cureus*, 2022, 14(5):e25537.

[15] SCHWABE R F, TABAS I, PAJVANI U B. Mechanisms of fibrosis development in non-alcoholic steatohepatitis [J]. *Gastroenterology*, 2020, 158(7):1913-1928.

[16] FARJAM M, DEHDAB P, ABBASSNIA F, et al. Thioacetamide-induced acute hepatic encephalopathy in rat: Behavioral, biochemical and histological changes[J]. *Iran Red Crescent Med J*, 2012, 14(3):164-170.

[17] QIN N, YANG F L, LI A, et al. Alterations of the human gut microbiome in liver cirrhosis [J]. *Nature*, 2014, 513(7516):59-64.

[18] BAJAJ J S, KASSAM Z, FAGAN A, et al. Fecal microbiota transplant from a rational stool donor improves hepatic encephalopathy: A randomized clinical trial[J]. *Hepatology*, 2017, 66(6):1727-1738.

[19] CHAPUT N, LEPAGE P, COUTZAC C, et al. Baseline gut microbiota predicts clinical response and colitis in metastatic melanoma patients treated with ipilimumab[J]. *Ann Oncol*, 2017, 28(6):1368-1379.

(收稿日期:2023-07-18 修回日期:2024-01-03)

(上接第 912 页)

and fully connected layer network[J]. *Neural Networks*, 2022, 145:288-299.

[12] 工业互联网创新中心(上海)有限公司, 36 氩研究院, 中国信息通信研究院云计算与大数据研究所. 2020 人工智能医疗产业发展蓝皮书[R]. 上海:工业互联网创新中心(上海)有限公司, 2020.

[13] ESSA I, KANG S B, POLLEFEYS M. Guest editors' introduction to the special section on award-winning papers from the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2009 (CVPR 2009)[J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2011, 33(12):2339-2340.

[14] 钟京谕,姚伟武. 人工智能在骨关节炎影像诊断中的研究现状与进展[J]. *中华放射学杂志*, 2019, 53(9):790-793.

[15] LEUNG K, ZHANG B F, TAN J M, et al. Prediction of total knee replacement and diagnosis of osteoarthritis by using deep learning on knee radiographs: Data from the osteoarthritis initiative[J]. *Radiology*, 2020, 296(3):584-593.

[16] NORMAN B, PEDIOIA V, NOWOROLSKI A, et al. Applying densely connected convolutional neural networks for staging osteoarthritis severity from plain radiographs[J]. *J Digit Imaging*, 2019, 32(3):471-477.

[17] LIU F, ZHOU Z Y, SAMSONOV A, et al. Deep learning approach for evaluating knee Mr images: Achieving high diagnostic performance for cartilage lesion detection [J]. *Radiology*, 2018, 289(1):160-169.

[18] 朱丽娜,韩超,刘想. 等 U-Net 深度学习网络对 MRI 表观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.

[19] 崔应谱,孙兆男,刘想,等. 用深度学习和阈值算法自动检出 CT 平扫图像中肾结石的可行性研究[J]. *中华放射学杂志*, 2020, 54(9):869-873.

[20] 张晓东,孙兆男,任昕,等. 基于深度残差网络研发辅助诊断软件用于 X 线胸片分类诊断[J]. *放射学实践*, 2019, 34(9):952-957.

(收稿日期:2023-12-09 修回日期:2024-02-10)