

# 基于乳腺 X 线摄影的影像组学对乳腺肿块和钙化良恶性分类的研究

马明明, 崔应谱, 刘想, 杨洁瑾, 张耀峰, 李昌欣, 张晓东, 秦乃姗, 王霄英

**【摘要】 目的:**探讨基于乳腺 X 线摄影的影像组学在乳腺肿块和钙化良恶性鉴别中的应用价值, 并将结果与有经验的放射科医生相对比。**方法:**回顾性收集本院 PACS 系统中 2014 年 5 月 1 日—2020 年 3 月 1 日诊断性乳腺 X 线图像, 根据纳入和排除标准筛选出边界清晰的乳腺肿块性病变患者 188 例 (316 幅 X 线图像) 和钙化性病变患者 215 例 (364 幅 X 线图像), 训练集与测试集比例分别为 222:94 和 256:108, 良恶性病变比例约 1:1。先采用深度学习的自动分割模型获取肿块和钙化区域 ROI, 再利用影像组学技术建立良恶性分类模型, 计算模型预测病灶良恶性的曲线下面积 (AUC), 准确性 (ACC), 敏感度 (SEN) 和特异度 (SPE), 并且与有经验的放射科医师对比。**结果:**乳腺肿块影像组学良恶性分类模型的 AUC、ACC、SPE、SEN 分别为 0.84、0.80、0.89、0.73, 乳腺钙化影像组学良恶性分类模型的 AUC、ACC、SPE、SEN 分别为 0.88、0.85、0.87、0.84, 放射科医生鉴别乳腺肿块良恶性的 ACC、SPE、SEN 分别为 0.80、0.88、0.76, 放射科医生鉴别乳腺钙化良恶性 ACC、SPE、SEN 分别为 0.84、0.80、0.86。两种方法的诊断结果一致性方面差异无统计学意义 ( $P>0.05$ )。**结论:**影像组学模型可以提取并量化乳腺 X 线图像纹理特征, 在鉴别边界清晰的乳腺肿块和钙化的良恶性方面是可行的, 有潜在的临床应用价值。

**【关键词】** 乳腺 X 线摄影; 影像组学; 肿块; 钙化; 二分类

**【中图分类号】** R814.41; R737.9 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2022)03-0325-06

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2022.03.008

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



**Mammography-based radiomic analysis for predicting benign and malignant of breast mass and calcification** MA Ming-ming, CUI Ying-pu, LIU Xiang, et al. Department of Radiology, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China

**【Abstract】 Objective:** To explore the application value of mammography-based radiomics in differentiation of benign and malignant of breast masses and calcifications, and compare the diagnostic efficiency with experienced radiologists. **Methods:** This retrospective study collected 188 patients (316 mammography images) with breast masses and 215 patients (364 mammography images) with calcifications from May 1, 2014, to March 1, 2020. The ratio of training set to test set was 222:94, 256:108, the ratio of benign to malignant lesions was about 1:1. The region of interest (ROI) was obtained using deep learning automatic segmentation model. Radiomic method was used to construct the model. The area under the curve (AUC), accuracy (ACC), sensitivity (SEN), and specificity (SPE) of the models for predicting benign and malignant were analyzed and compared with experienced radiologists. **Results:** The AUC, ACC, SPE, and SEN of the radiomics model for benign/malignant classification of breast mass were 0.84, 0.80, 0.89, 0.73, respectively, the values of breast calcification were 0.88, 0.85, 0.87, 0.84, respectively. The ACC, SPE, SEN of the radiologist to identified benign and malignant breast mass were 0.80, 0.88, and 0.76, respectively, and these values for identifying benign and malignant breast calcification were 0.84, 0.80, and 0.86, respectively. There was no significant difference between the two methods in terms of agreement of diagnostic results ( $P>0.05$ ). **Conclusion:** The radiomics model can extract and quantify the texture features of mammograms, which is feasible in dif-

作者单位: 100034 北京, 北京大学第一医院医学影像科 (马明明、崔应谱、刘想、杨洁瑾、张晓东、秦乃姗、王霄英); 100011 北京, 北京赛迈特锐医学科技有限公司 (张耀峰、李昌欣)

作者简介: 马明明 (1991—), 女, 河南周口人, 博士研究生, 住院医师, 主要从事乳腺影像与人工智能研究。

通讯作者: 王霄英, E-mail: wangxiaoying@bjmu.edu.cn

ferentiating benign from malignant lesions of breast mass and calcification, and has potential clinical application value.

**【Key words】** Mammography; Radiomics; Mass; Calcification; Binary classification

乳腺 X 线摄影是乳腺疾病初检筛查的首要方法,已被广泛应用于乳腺病变的良恶性鉴别<sup>[1]</sup>。乳腺癌在 X 线摄影中常见表现为肿块、钙化<sup>[2]</sup>,鉴别肿块和钙化的良恶性是重要的影像学任务,与诊断者的经验相关。通常根据病灶特征给出乳腺影像报告和数据系统(breast imaging reporting and data system, BI-RADS)分类,对 BI-RADS 4、5 类乳腺病变进行活检<sup>[3]</sup>。由于部分病灶的影像特征不典型,可能造成诊断困难以及诊断者的一致。因此,需要更客观、准确的方法鉴别乳腺病变的性质。

影像组学(Radiomics)技术可用于乳腺图像的辅助诊断<sup>[4]</sup>。有研究探讨了利用影像组学特征在乳腺 MR 对乳腺癌分子亚型区分<sup>[5]</sup>和乳腺 X 线摄影图像上乳腺钙化良恶性病变鉴别的应用<sup>[6]</sup>。近年来深度学习在医学图像分割方面得到了广泛应用,尤其是病变自动分割不仅减轻医师工作强度、还能提高病变检出的一致性<sup>[7]</sup>,本单位已训练了基于深度学习分割乳腺 X 线摄影图像中钙化和肿块的模型,对病变检出的效果较好,为进一步探索对乳腺肿块和钙化进行良恶性分类奠定了基础。本研究探讨基于乳腺 X 线摄影的影像组学在乳腺肿块和钙化良恶性鉴别中的应用价值,并将结果与有经验的放射科医生进行对比。

## 材料与方法

本研究经过伦理审查委员会的批准[批件号 2019(168)],研究工作按照本单位影像组学项目研发规范来进行。

### 1. 研究对象

回顾性收集本院 PACS 系统中 2014 年 5 月 1 日—2020 年 3 月 1 日诊断性乳腺 X 线摄影检查(临床查体或超声检查有乳腺异常)的影像资料,从图像中提取乳腺肿块和钙化的影像组学特征用于鉴别良恶性病变。所有乳腺 X 线摄影检查均由 Hologic Selenia 数字化全视野乳腺 X 线机采集,采用标准内外斜位(medial lateral oblique, MLO)和头

尾位(cranio caudal, CC)投照,选择自动曝光控制模式。以患者最终病理结果及临床随访结果(良性检查结果的患者)为金标准。

乳腺良恶性肿瘤影像组学模型的纳入标准:①由两名放射科医师(读者 A 和读者 B,分别拥有 5 年、15 年以上乳腺 X 线摄影诊断经验)明确图像中有乳腺肿块、且范围明确;②乳腺恶性肿瘤有已知病理结果,良性肿块有病理结果证实或随访一年期间未发现恶性结果。排除标准:①多发性肿块性病灶(难以确定病理穿刺病灶者);②失访患者。共纳入患者 188 例,均为女性,年龄 29~91 岁(58.9±12.1 岁)。最终得到 X 线图像 316 幅(图 1),将乳腺肿块数据集按 7:3 的比例随机分成训练集和测试集。

对于乳腺良恶性钙化影像组学模型的纳入标准:①由两名放射科医师(读者 A 和读者 B)明确图像中有乳腺钙化、且显示清晰;②乳腺恶性钙化有已知病理结果,良性钙化有病理结果证实或随访一年期间未发现恶性结果。对于同时存在乳腺良恶性钙化、或多发不确定钙化的情况,基于病理证实结果,通常仅取乳腺钙化为恶性的区域入组。当同一图像上同时存在良性钙化或不确定钙化时,这些区域如未能获得病理证实,则不入组,如果获得了病理证实,则可以入组。排除标准:①乳腺钙化小于 4 个像素;②失访患者。共纳入患者 215 例,均为女性,年龄 31~86 岁(57.8±12.9

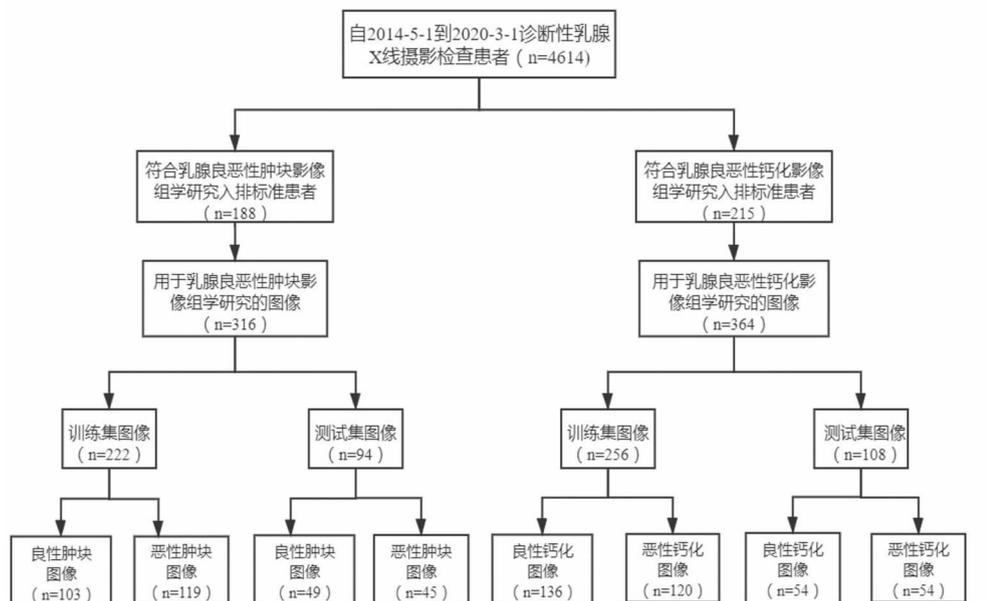


图 1 乳腺肿块、钙化影像组学研究对象纳入流程图。

岁)。最终得到 X 线图像 364 幅(图 1),将乳腺钙化数据集按 7:3 的比例随机分成训练集和测试集。

## 2. 乳腺病变分割

采用 Ronneberger 等提出 U-Net 算法进行病灶分割<sup>[8]</sup>,使用本院已经训练好的乳腺 X 线摄影中肿块和钙化的分割模型,输入乳腺 X 线摄影图像,输出肿块和钙化的分割结果。由两名放射科医师(读者 A 和读者 B)对分割模型输出的分割结果进行评估及修改。乳腺肿块分割模型预测结果合格标准如下:①模型输出的肿块区域为穿刺病理结果证实的肿块,或随访一年以上的良性肿块;②模型输出的肿块边缘与腺体分界清晰且与人工判断的边缘一致。乳腺钙化分割模型预测结果合格标准:①模型输出的钙化区域为穿刺病理结果证实恶性或良性区域,或随访一年以上的良性钙化;②模型输出的钙化区域为每一个钙化点。

## 3. 影像组学分析

影像组学模型构建和测试的所有过程在 Python (v 3.6.0) 的 Feature Explorer Pro (FAEPro, v. 0.3.4)<sup>[9]</sup> 开源平台上进行。建立影像组学模型主要步骤包括:①特征提取;②特征降维;③特征选择;④模型训练。基于分割模型预测结果作为图像分析兴趣区(region of interest, ROI),使用 Python 的 PyRadiomics package<sup>[10]</sup> 提取肿块和钙化的组学特征,训练了乳腺 X 线摄影肿块和钙化的影像组学模型。

## 4. 模型效能判断

采用受试者操作特征(receiver operating characteristic, ROC) 曲线并及计算 ROC 曲线下面积(area under curve, AUC) 以定量评估影像组学模型对乳腺肿块和钙化良恶性二分类的鉴别效能。以影像组学模型鉴别乳腺病变良恶性的最佳截断值(cutoff value) 来计算符合率(accuracy, ACC), 敏感度(sensitivity, SEN) 和特异度(specificity, SPE)。

## 5. 放射科医师诊断效能

由一位高年资(7 年以上乳腺 X 线摄影诊断经验) 放射科医师以第 5 版 BI-RADS 标准<sup>[11]</sup> 回顾性评估肿块及钙化性病变更并分类。乳腺 X 线诊断 BI-RADS 2~4a 类定义为良性病变, BI-RADS 4b~5 类定义为恶性病变, 计算放射科医师的 ACC、SEN、SPE。

## 6. 统计学分析

采用 SPSS 22.0 进行统计学分析, 绘制 ROC 曲线并计算 AUC。选择 cutoff 值一般取约登指数最大时对应的值, 约登指数为敏感度+特异度-1。采用配对卡方检验评估放射科医师和影像组学模型两种方法的诊断结果的一致性, 以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 结果

在乳腺肿块模型预测肿块区域绝大部分得到放射科医师认可, 仅少数(10%) 乳腺 X 线图像中肿块病变需要人工修改, 而乳腺钙化分割模型预测结果完全覆盖乳腺 X 线图像中钙化区域。

乳腺肿块和钙化组学特征提取均为 102 个, 对特征向量进行归一化、降维后选择模型达到最优效能的组学特征, 分别为 9 个、13 个。本研究两种影像组学模型建模流程见表 1, 描述了各自的归一化方法、降维方法、特征选择器、分类器。

影像组学模型对乳腺肿块和钙化区域分割模型预测的 ROI 分析结果见图 2~5。影像组学模型鉴别乳腺肿块和钙化良恶性的 ROC 曲线见图 6, 训练集的 AUC 均达 1, 测试集的 AUC 分别为 0.84、0.88, 影像组学模型对肿块和钙化良恶性二分类的 cutoff 值分别为 0.644、0.676。乳腺 X 线摄影肿块和钙化的影像组学模型和高年资放射科医师诊断能力评估见表 2, 影像组学模型的 ACC、SPE、SEN 与高年资放射科医师类似, 肿块、钙化组学模型分别与放射科医师的诊断结果的一致性对比, 差异无统计学意义 ( $P = 0.66$ 、 $0.69$ )。

表 1 影像组学模型构建流程

Mask	归一化方法	降维方法	特征选择器	分类器
肿块 ROI	Z-score	PCA	RFE_9	RF
钙化 ROI	Min-Max	PCA	KW_13	XGB

注: Z-score 为 Z-score 标准化; Min-Max 为最小最大准则; PCA 为主成分分析, principal component analysis; RFE 为递归式特征消除, recursive feature elimination; KW 为 Kruskal-Wallis 检验; RF 为随机森林, random forest; XGB 为极端梯度提升模型, extreme gradient boosting; ROI 为兴趣区, region of interest

表 2 影像组学模型和放射科医师在测试集中预测效能

方法	ACC	SEN	SPE
影像组学			
肿块	0.80	0.73	0.89
钙化	0.85	0.84	0.87
放射科医师			
肿块	0.80	0.76	0.88
钙化	0.84	0.86	0.80

## 讨论

乳腺 X 线摄影检查已广泛应用于女性乳腺癌筛查检查中, 乳腺癌在其中最为常见且直接的征象是肿块和钙化<sup>[12]</sup>, 依据病变特征(如径线、边缘、形态)进行 BI-RADS 分类, 但是特征之间存在复杂的相互作用, 因此对于放射科医师做出准确诊断仍是具有挑战性的。基于人工智能的影像组学是利用大量医学影像数据进行有效定量分析和预测的新兴技术, 从临床医学图像中提取肉眼无法识别的定量特征, 并利用影像组学特征与病理结果之间关联, 建立个性化预测模

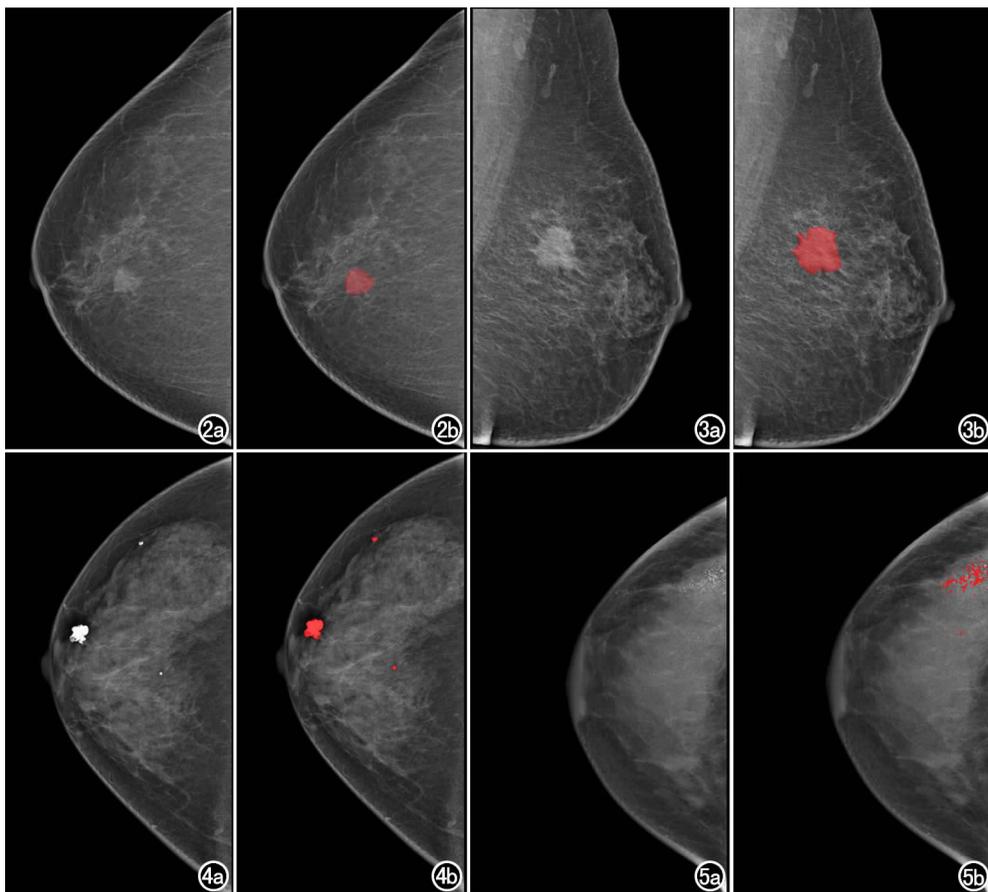


图2~5 乳腺X线摄影中常见病变的分割模型对乳腺肿块和钙化区域预测的ROI(红色区域)。图2 女,56岁,右乳内上象限显示边界清晰、边缘光滑的稍高密度肿块,径线约1.5cm×2.1cm,高年资放射科医师诊断为BI-RADS 4a类,影像组学评分(Rad-score)为0.272,行手术切除,病理结果为纤维腺瘤。图3 女,48岁,左乳外上象限显示边缘分叶状、短毛刺稍高密度肿块,径线约2.4cm×2.9cm,高年资放射科医师诊断为BI-RADS 5类,Rad-score为0.966,行手术切除,病理结果为浸润性导管癌。图4 女,32岁,右乳散在点状、圆形、颗粒状钙化影,高年资放射科医师诊断为BI-RADS 2类,Rad-score为0.001,1年后随访乳腺超声及乳腺X摄影检查未见恶性结果。图5 女,38岁,右乳外上象限显示砂砾样、不均质钙化,呈区域分布,高年资放射科医师诊断为BI-RADS 5类,Rad-score为0.997,行手术切除,病理结果为浸润性导管癌。

型<sup>[13]</sup>。影像组学已成功应用于肿瘤学领域,包括肺癌<sup>[14]</sup>、前列腺癌<sup>[15]</sup>、乳腺<sup>[16]</sup>等,进行相关的病理类型、分子分型、肿瘤分期、疗效评估等研究。既往已有研究采用影像组学技术基于乳腺X线图像来鉴别乳腺癌<sup>[17]</sup>、钙化良恶性<sup>[18]</sup>以及预测淋巴结转移<sup>[19]</sup>等。

目前较少有针对乳腺X线图像中肿块和钙化良恶性鉴别的研究。Lei等<sup>[18]</sup>研发了基于乳腺X线图像的影像组学模型对于BI-RADS 4类钙化良恶性鉴别,在测试集中AUC为0.8。本研究探讨影像组学模型鉴别乳腺肿块和钙化的良恶性,结果显示,在测试集中乳腺肿块和钙化的影像组学特征有明确的预测价值,AUC分别为0.84、0.88;乳腺肿块和钙化组学模

型和有经验放射科医师对比差异均没有统计学意义( $P>0.05$ )。本研究与既往研究的不同之处有两点:第一,本研究输入的是全部钙化,而非仅BI-RADS 4类。BI-RADS定义了良恶性钙化的类型及表现,选择4、5类钙化进行分析,有可能帮助医生提高诊断符合率。但在实际场景中,如果模型仅识别4、5类病灶,则需要医生先检出钙化、行BI-RADS分类,如有4、5类病灶,则将这些区域输入模型预测,得到预测结果后,医生结合模型预测结果做出最终诊断。这个流程中医生参与了较多环节。笔者希望的场景是:摄片完成后,图像自动输入到模型中,模型针对所有钙化灶自动预测,全部结果返回后,医生结合模型预测结果做出最终诊断,医生打开报告即可见到已预测好的良恶性分类结果。在模型准确性较高的前提下,这个场景医生花费的时间较短。因此,笔者目前把所有钙化都输入组学模型进行训练。第二,本研究采用了半自动标注方法,这是影像组学研究的一个常用技术路线。

通常人工标注的ROI虽具有较高的准确性、重复性,但也有耗时、费力的缺点,因此越来越多的研究试图使用自动或半自动方法完成标注。本单位既往大量研究中乳腺钼靶病灶的分割技术已经非常成熟,基于AI分割病灶的精确性和可重复性高,本研究分割范围大部分得到专业医师的认可,仅有一小部分(10%)的病变需要修改,因此选择了以AI为基础的半自动标注方法。

本研究有一定局限性。第一,作为回顾性研究,纳入肿块病例均为边界相对明确者,存在一定选择偏倚。而实际临床中乳腺肿块性病变表现多种多样,如边界不清、肿块合并钙化等,因此需要增加样本量,入组复

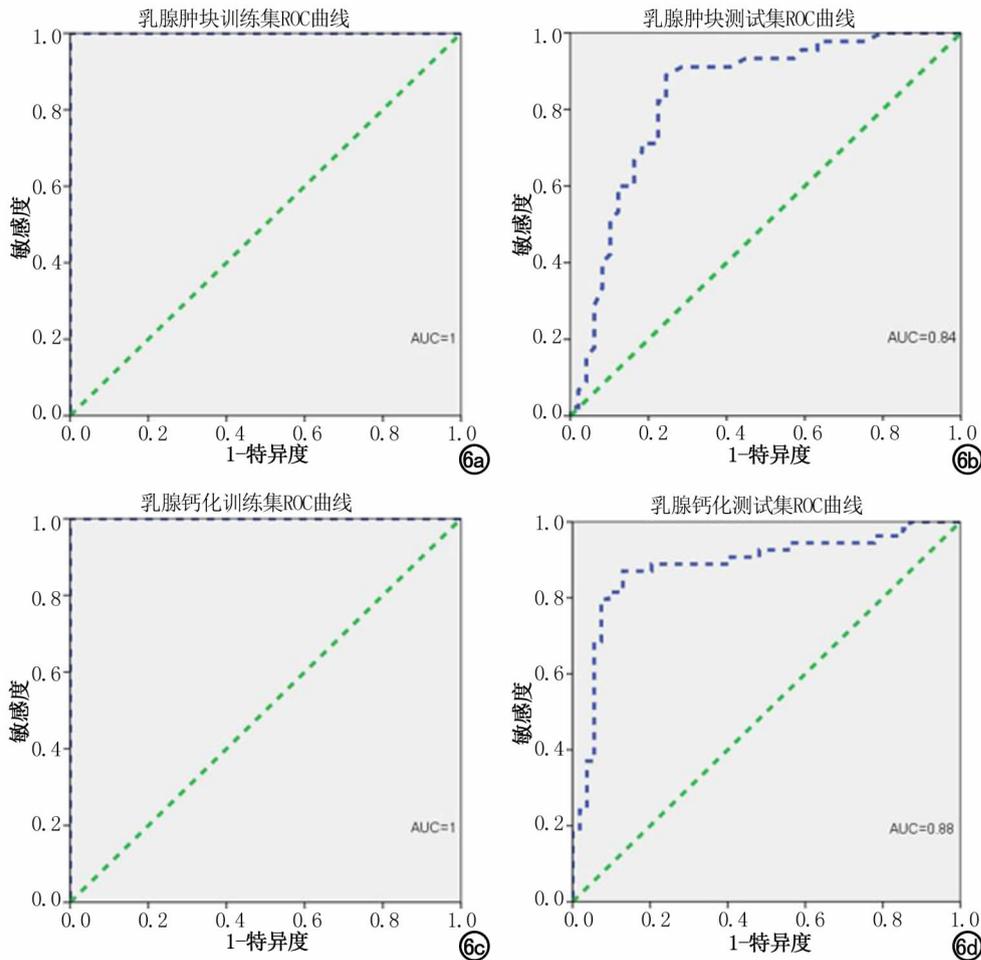


图 6 a) 乳腺肿块在影像组学模型在训练集的 ROC 曲线; b) 乳腺肿块在影像组学模型在测试集的 ROC 曲线; c) 乳腺钙化在影像组学模型在训练集的 ROC 曲线; d) 乳腺钙化在影像组学模型在测试集的 ROC 曲线。

杂病例,必要时进行更多的亚组分析,最终应行前瞻性研究评估影像组学模型对乳腺肿块各种病变表现的良恶性鉴别。第二,本研究基于病灶进行数据分析。研究图像选择的原则是根据最终病理或随访结果:恶性病灶必须获得病理证实才能入组,良性病灶应随访至少一年以上。由于影像组学是研究病灶局部特征,因此获得病理或随访证实的图像,无论其位于 CC 还是 MLO 都可以入组,结果分析也是基于病灶,与摄片体位无关。在临床工作中,如 CC 或 MLO 上均有可见病灶,通常医生读片时会判断 CC 和 MLO 上的病灶是否为同一病灶,如为同一病灶则将二者特征综合考虑。本研究不涉及判断不同体位图像中病灶是否为同一病灶的内容,这是本研究的不足之一。第三,本研究中乳腺 X 线图像中高密度钙化病变评估有一定优势,但是对于敏感度相对较低的肿块病变,常联合乳腺超声检查图像,来提高诊断的符合率,今后研究中可联合乳腺 X 线片及超声图像建立乳腺病变的组学模型,进而增加研究结果的临床应用价值。最后,本研究仅是对乳腺病变良恶性鉴别,而在实际工作报告中 BI-RADS 分类对于病变有更明确的风险分层及临床建议,因此后续应探讨组学模型对乳腺常见病变的 BI-RADS 分类应用价值的研究,并与临床结构化报告对接、优化工作

流程。

总之,本研究建立的影像组学模型可以提取并量化乳腺 X 线图像纹理特征,在鉴别乳腺边界清晰肿块和钙化的良恶性方面是可行的,有潜在的临床应用价值。但是,本研究依然有未完善之处,后续探索可在研究设计、图像纳入、病变分类方面更加符合临床场景,成为辅助放射科医师诊断的新技术。

#### 参考文献:

- [1] L Tabár, Gad A, Holmberg LH, et al. Reduction in mortality from breast cancer after mass screening with mammography. Randomised trial from the Breast Cancer Screening Working Group of the Swedish National Board of Health and Welfare[J]. Lancet, 1985, 325(8433): 829-832.
- [2] 张文革. 乳腺癌钼靶 X 线、CT、MRI 表现特征及意义的研究[J]. 医药论坛杂志, 2016, 37(9): 37-38.
- [3] Mahoney MC, Gatsonis C, Hanna L, et al. Positive predictive value of BI-RADS MR imaging[J]. Radiology, 2012, 264(1): 51-58.
- [4] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. Radiology, 2016, 278(2): 563-577.
- [5] Sutton EJ, Dashevsky BZ, Oh JH, et al. Breast cancer molecular subtype classifier that incorporates MRI features[J]. J Magn Reson Imaging, 2016, 44(1): 122-129.
- [6] Lei C, Wei W, Liu Z, et al. Mammography-based radiomic analysis for predicting benign BI-RADS category 4 calcifications[J]. Eur J

- Radiol, 2019, 121; 108711.
- [7] 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.
- [8] Ronneberger O, Fischer P, Brox T, et al. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015, 9351: 234-241.
- [9] Song Y, Zhang J, Zhang YD, et al. A tool for developing and comparing radiomics models[J]. PLoS One, 2020, 15(8): e0237587.
- [10] Pyradiomics community. Radiomics feature extraction in Python [EB/OL]. (2020-10-26). <https://github.com/radiomics/pyradiomics>.
- [11] Mercado CL. BI-RADS Update[J]. Radiol Clin North Am, 2014, 52(3): 481-487.
- [12] 史天亮, 罗应斌, 曾畅, 等. 乳腺良恶性病变术前影像学评估的价值研究[J]. 重庆医学, 2017, 46(28): 3986-3988.
- [13] Aerts HJ. The potential of radiomic-based phenotyping in precision medicine: A review[J]. JAMA Oncol, 2016, 2(12): 1636-1642.
- [14] 邢倩, 张晓东, 王霄英. 基于胸部 CT 影像组学的肺结节影像学性质判断[J]. 放射学实践, 2020, 35(3): 340-345.
- [15] Han C, Ma S, Liu X, et al. Radiomics models based on apparent diffusion coefficient maps for the prediction of high-grade prostate cancer at radical prostatectomy: comparison with preoperative biopsy[J]. Magn Reson Imaging, 2021, 54(6): 1892-1901.
- [16] Lijg A, Mama B. Breast cancer radiogenomics: current status and future directions[J]. Academic Radiology, 2020, 27(1): 39-46.
- [17] Mao N, Yin P, Wang Q, et al. Added value of radiomics on mammography for breast cancer diagnosis: A feasibility study[J]. J Am Coll Radiol, 2018, 16(4): 485-491.
- [18] Lei C, Wei W, Liu Z, et al. Mammography-based radiomic analysis for predicting benign BI-RADS category 4 calcifications[J]. Eur J Radiol, 2019, 121: 108711.
- [19] Tan H, Wu Y, Bao F, et al. Mammography-base radiomics nomogram: a potential biomarker to predict axillary lymph node metastasis in breast cancer [J]. Br J Radiol, 2020, 93(1111): 20191019.

(收稿日期: 2021-05-17 修回日期: 2021-09-06)

## 欢迎订阅 2022 年《放射学实践》

《放射学实践》是由国家教育部主管, 华中科技大学同济医学院主办, 与德国合办的全国性影像学学术期刊, 创刊至今已 37 周年。遵照同行评议、价值导向、等效应用原则, 国内各大学会、协会、组织机构通过科技工作者推荐、专家评议、结果公示等规定程序, 《放射学实践》杂志入选中国科协发布 10 大领域《我国高质量科技期刊分级目录》业内认可的较高水平期刊。《放射学实践》杂志再次入选 2020 年版北京大学和北京高校图书馆期刊工作研究会共同主持的国家社会科学基金项目“学术期刊评价及文献计量学研究”研究成果——《中国核心期刊要目总览》。

本刊坚持服务广大医学影像医务人员的办刊方向, 关注国内外影像医学的新进展、新动态, 全面介绍 X 线、CT、磁共振、介入放射及放射治疗、超声诊断、核医学、影像技术学等医学影像方面的新知识、新成果, 受到广大影像医师的普遍喜爱。

本刊为中国科学引文数据库(CSCD)核心库来源期刊、《中文核心期刊要目总览》收录期刊、中国科技核心期刊、中国高质量科技期刊分级目录临床医学领域医学影像学期刊, 并在中国学术期刊分区中位列 Q1 区。

主要栏目: 论著、继续教育园地、专家荐稿、研究生展版、图文讲座、本刊特稿、实验研究、传染病影像学、影像技术学、外刊摘要、学术动态、请您诊断、病例报道、知名产品介绍、信息窗等。

本刊为月刊, 每册 25 元, 全年定价 300 元。

国内统一刊号: ISSN 1000-0313/CN 42-1208/R 邮政代号: 38-122

电话: (027) 69378385

E-mail: fsxsjzz@163.com 网址: <http://www.fsxsj.net>

编辑部地址: 430199 武汉市蔡甸区中法新城同济医院专家社区别墅 C 栋