

# 基于深度学习技术的乳腺智能检测系统在触诊阴性乳腺肿瘤诊断中的应用

宋张骏<sup>1</sup>, 王虎霞<sup>2</sup>, 赵静<sup>2</sup>, 周明<sup>3</sup>, 梁秀芬<sup>2</sup>, 杨晓民<sup>2</sup>, 韩丕华<sup>2</sup>, 陈楠<sup>2</sup>,  
贺赛<sup>2</sup>, 侯艳妮<sup>2</sup>, 范拥国<sup>2</sup>, 张静远<sup>2</sup>

1. 陕西省人民医院肿瘤科, 陕西 西安 710068; 2. 陕西省肿瘤医院乳腺中心, 陕西 西安 710061;  
3. 西安百利信息科技有限公司, 陕西 西安 710065

**摘要:** **目的** 拟探讨基于深度学习技术的乳腺 X 线智能检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤诊断中的应用价值。**方法** 回顾性收集 2014 年 1 月至 2016 年 12 月期间就诊于陕西省肿瘤医院的临床触诊阴性乳腺肿瘤患者 322 例, 均手术治疗且临床病理资料齐全。使用 MammoWorks™ 乳腺智能检测系统对所有入组患者乳腺 X 线图片进行分析, 以术后病理结果为金标准, 分析在临床触诊阴性乳腺肿瘤中该检测系统算法更新前后的灵敏度、阳性预测值及每幅图假阳性标记数, 以及临床病理特征对其检测效能的影响, 并对比不同版本的检测效能差异。**结果** 不同版本 MammoWorks™ (前期版本号: 3.5.2.6; 更新后版本号: 3.5.4.43) 在临床触诊阴性乳腺肿瘤中的诊断灵敏度分别为 78.57% (253/322)、95.65% (308/322), 阳性预测值 (以标记数计算) 分别为 55.32% (801/1 448)、44.27% (1 120/2 530), 每幅图假阳性标记数分别为 0.50 (0.25, 0.75)、1.00 (0.75, 1.50); 系统经过深度学习, 算法得以更新, 其检测灵敏度升高 ( $\chi^2 = 35.926, P < 0.001$ ), 阳性预测值降低 ( $\chi^2 = 45.02, P < 0.001$ ), 每幅图假阳性标记较前期版本有所增加 ( $Z = -14.105, P < 0.001$ )。两个版本的检测效能一致性较差 ( $kappa = 0.234$ )。在不同乳腺密度、病灶类型分组中前期版本系统检测灵敏度差异有统计学意义 ( $\chi^2 = 12.198, 16.235; P < 0.05$ ); 系统更新之后消除了在不同临床病理特征分组中灵敏度的差异, 组间差异均无统计学意义 ( $P > 0.05$ )。**结论** MammoWorks™ 系统通过算法更新, 其检测灵敏度较前提高, 在临床触诊阴性乳腺癌诊断中具有一定应用价值; 但因其每幅图假阳性标记较多, 仍需进一步优化, 提高检测效能。

**关键词:** 触诊阴性; 乳腺肿瘤; 人工智能; 深度学习; 早期诊断

中图分类号: R737.9 文献标识码: A 文章编号: 1674-8182(2021)03-0323-06

## Application of breast intelligent detection system based on deep learning technology in palpation negative breast tumor diagnosis

SONG Zhang-jun\*, WANG Hu-xia, ZHAO Jing, ZHOU Ming, LIANG Xiu-fen, YANG Xiao-min,  
HAN Pi-hua, CHEN Nan, HE Sai, HOU Yan-ni, FAN Yong-guo, ZHANG Jing-yuan

\* Department of Oncology, Shaanxi Provincial People's Hospital, Xi'an, Shaanxi 710068, China

**Abstract: Objective** To investigate the application value of breast X-ray intelligent detection system based on deep learning technology in clinical palpation negative breast tumor diagnosis. **Methods** A total of 322 patients with palpation negative breast cancer in Shaanxi cancer hospital from January 2014 to December 2016 were retrospectively collected. MammoWorks™ breast intelligent detection system was used to analyze the mammograms of all patients. The sensitivity, positive predictive value, the number of false positive markers in each image and the influence of clinicopathological characteristics on the detection efficiency of MammoWorks™ breast intelligent detection system before and after the algorithm update were analyzed, and the effects of different versions of MammoWorks™ breast intelligent detection system were compared. **Results** The diagnostic sensitivity of different versions of MammoWorks™ (previous version: 3.5.2.6; updated version: 3.5.4.43) in clinical palpation negative breast tumors were 78.57% (253/322) and 95.65% (308/322), respectively. The positive predictive value (calculated by the number of markers) were 55.32% (801/1 448) and

44.27% (1 120/2 530), respectively. The number of false-positive markers in each image were 0.50 (0.25, 0.75) and 1.50 (0.25, 0.75), 1.00 (0.75, 1.50), respectively. After deep learning, the algorithm was updated, the detection sensitivity increased ( $\chi^2 = 35.926, P < 0.001$ ), the positive predictive value decreased ( $\chi^2 = 45.02, P < 0.001$ ), and the false-positive markers in each image increased compared with the previous version ( $Z = -14.105, P < 0.001$ ). The consistency of the two versions was poor ( $kappa = 0.234$ ). In different breast density and lesion type groups, the sensitivity of the early version of the system was significantly different ( $\chi^2 = 12.198, P < 0.05; \chi^2 = 16.235, P < 0.05$ ). After the system update, the sensitivity difference in different clinicopathological characteristics was eliminated, and there was no significant difference between the groups ( $P > 0.05$ ). **Conclusion** The detection sensitivity of MammoWorks™ system is higher than before through algorithm updating, which has certain application value in clinical palpation negative breast cancer diagnosis. However, due to more false-positive markers in each image, it still needs to be further optimized to improve the detection efficiency.

**Keywords:** Negative palpation; Breast cancer; Artificial intelligence; Deep learning; Early diagnosis

**Fund program:** Science and Technology Program of Shaanxi Province (2018SF-233)

乳腺癌是女性最常见的恶性肿瘤,其防治的关键在于早期发现、早期诊治。临床触诊阴性乳腺肿瘤的早期诊断,在乳腺癌的早诊早治中具有重要意义<sup>[1-2]</sup>。近年来,人工智能技术已成为肿瘤影像诊断的重要辅助工具。本研究拟探讨在经过深度学习、算法更新前后的不同版本乳腺X线智能检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤中的应用价值,并探讨该系统检测效能与临床病理特征的关系。

## 1 资料与方法

**1.1 病例资料** 收集2014年1月至2017年12月就诊于陕西省肿瘤医院临床触诊阴性乳腺肿瘤患者322例,全部患者经2位乳腺专科副主任以上医师进行查体,均未触及病灶。入组者均住院行手术治疗,乳腺X线检查及病理资料齐全。年龄27.0~74.0(46.78±8.58)岁。乳腺X线提示BI-RADS 0类64例,BI-RADS 3类67例,BI-RADS 4类99例,BI-RADS 5类89例,BI-RADS 6类3例。乳腺X线分型致密型165例,多量腺体型85例,少量腺体型57例,脂肪型15例。乳腺X线提示钙化灶216例,肿块41例,肿块伴钙化52例,腺体结构扭曲13例。病变位于外上象限196例,外下象限10例,内下象限33例,内上象限46例及乳头乳晕区37例。

所有患者均行手术治疗,术后病理提示良性肿瘤163例、恶性肿瘤123例、乳腺导管上皮异型增生36例。其中良性肿瘤包括乳腺纤维腺瘤38例,恶性肿瘤包括乳腺腺病112例,导管内乳头状瘤10例,乳腺炎症3例。乳腺癌121例,恶性叶状肿瘤2例。121例乳腺癌中导管内癌17例,浸润性导管癌93例,浸润性小叶癌3例,浸润性导管-小叶癌6例,特殊类型乳腺癌2例;121例乳腺癌病理分期0期17例,I

期47例,II期40例,III期17例;104例I~III期乳腺癌分子分型Luminal A型39例,Luminal B型HER-2阴性型22例,Luminal B型HER-2阳性型13例,HER-2过表达型17例,三阴性13例。

**1.2 研究方法** 采用美国Hologic Selenia全数字化乳腺X线机对全部入组患者进行乳腺钼靶X线摄片,包括双侧斜位(mediolateral oblique, MLO)和头尾位(craniocaudal, CC),经影像归档和通信系统(Picture Archiving and Communication System, PACS)导出图像,患者姓名、医院等信息通过软件进行脱敏处理,防止患者隐私信息泄露。

采用MammoWorks™(版本号:3.5.2.6;更新后版本号:3.5.4.43)软件系统对X线影像图片进行分析。MammoWorks™是由西安百利信息科技有限公司开发的一款针对乳腺钼靶X线图像的基于深度学习技术的智能诊断系统,可自动识别并且用设定的图形自动标记乳腺X线影像图片中的肿块和(或)钙化区域,肿块用“蓝色圆圈”表示,钙化用“红色方格”表示。乳腺X线影像图片中经病理证实的病灶即为“真实值”,用“绿色曲线”标记。

对照“真实值”区域与MammoWorks™软件系统自动识别的区域的位置关系,计算不同版本MammoWorks™乳腺智能检测系统的灵敏度、阳性预测值及每幅图假阳性标记数等指标。结合临床病理指标,探讨在临床触诊阴性乳腺肿瘤中MammoWorks™乳腺智能检测系统的临床应用价值。

**1.3 结果判定** 记录MammoWorks™系统自动识别病灶是否与“真实值”范围重合。定义“命中”为系统所标记的病灶至少有一个位于“真实值”范围内,否则为“未命中”。主要判定指标包括:真阳性病例数(系统命中的真实值病例数);假阴性病例数(系统未

命中的真实值病例数);真阳性标记数(在真实值范围内的系统标记数);假阳性标记数(不在真实值范围内的系统标记数);灵敏度 = 真阳性病例数/(真阳性病例数 + 假阴性病例数) × 100%;阳性预测值 = 真阳性标记数/(真阳性标记数 + 假阳性标记数) × 100%;每幅图假阳性标记数 = 假阳性标记数/总病例数/4。

1.4 统计学分析 采用 SPSS 20.0 软件进行统计分析,数值均以  $\bar{x} \pm s$  表示,率的比较使用  $\chi^2$  检验、校正  $\chi^2$  检验及 Fisher 确切概率法。评价组间变量结果的一致性使用 Kappa 检验。每幅图假阳性标记数为偏态分布,数据用  $M(P_{25}, P_{75})$  表示,用非参数检验,配对计量资料比较使用 Wilcoxon 检验,两独立计量资料比较使用 Mann-Whitney 检验,多组独立计量资料比较使用 Krustal-Wallis 检验。 $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

### 2.1 MammoWorks™ 乳腺智能检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤中的检测结果

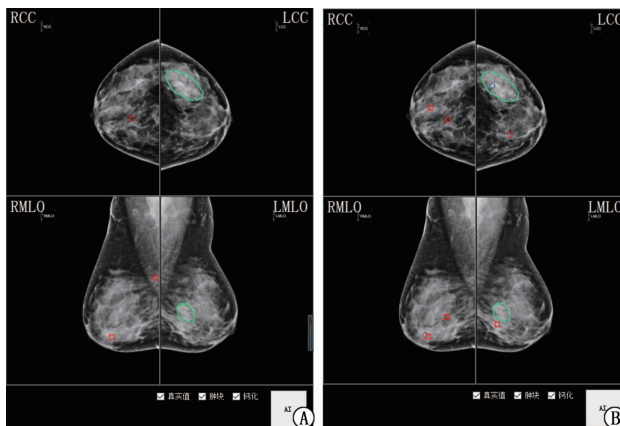
2.1.1 MammoWorks™ 不同版本检测结果及差异分析 共纳入临床触诊阴性乳腺肿瘤 322 例,共有 1 288 张乳腺钼靶 X 线影像图片,其中头尾位(CC位)与侧斜位(MLO位)各 644 张,MammoWorks™ 乳腺智能检测系统在更新前后识别病灶分别为 1 448 个、2 530 个,真阳性标记 801 个、1 120 个,假阳性标记 647 个、1 410 个;真阳性病例 253 例、308 例,假阴性病例 69 例、14 例。系统更新前后检测灵敏度分别为 78.57% (253/322)、95.65% (308/322),阳性预测值(标记数)55.32% (801/1 448)、44.27% (1 120/2 530),每幅图假阳性标记数分别为 0.50 (0.25, 0.75)、1.00 (0.75, 1.50)。通过对比不同版本 MammoWorks™ 检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤中的检测效能,灵敏度较前提高 ( $\chi^2 = 41.838, P < 0.001$ ),但阳性预测值降低 ( $\chi^2 = 45.020, P < 0.001$ ),每幅图假阳性标记较前增加 ( $Z = -14.105, P < 0.001$ ),差异均具有统计学意义(图 1、2)。系统更新前后不同版本检验效能一致性较差 ( $kappa = 0.234, P < 0.001$ )。见表 1。

2.1.2 MammoWorks™ 不同版本与人工诊断差异分析 322 例患者中,乳腺 X 线提示 BI-RADS 0 类 64 例,BI-RADS 3 类 67 例,BI-RADS 4 类 99 例,BI-RADS 5 类 89 例,BI-RADS 6 类 3 例。影像学医生诊

表 1 不同版本 MammoWorks™ 检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤中的诊断效能比较 (例)

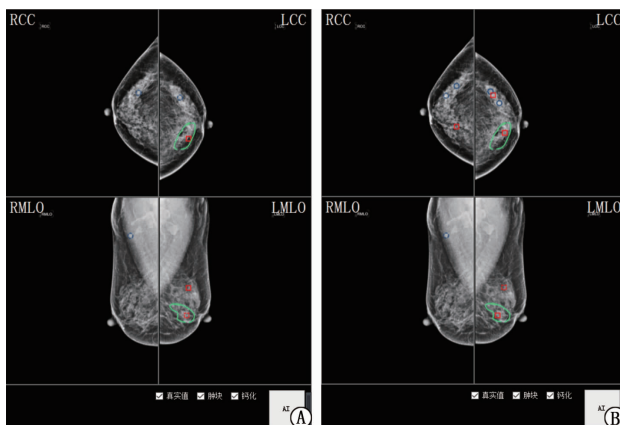
版本号:3.5.4.43	版本号:3.5.2.6		合计
	命中	未命中	
命中	251	57	308
未命中	2	12	14
合计	253	69	322

注:命中为系统识别病灶与真实值一致;未命中为系统识别标记与真实值不一致; $kappa = 0.234, P = 0.000$ ,两者一致性较差。



注:患者女性,53岁,左乳外上腺体结构扭曲伴钙化。术后病理:导管内癌。A为更新前版本(3.5.2.6),未命中病灶;B为更新后版本(3.5.4.43),命中病灶,且假阳性较前增加。

图 1 乳腺导管内癌不同版本的乳腺智能检测系统 乳腺钼靶 X 线摄片



注:患者女性,55岁,左乳内下钙化灶。术后病理:导管内癌。A为更新前版本(3.5.2.6),命中病灶;B为更新后版本(3.5.4.43),命中病灶,假阳性标记较前增加。

图 2 乳腺导管内癌不同版本的乳腺智能检测系统 乳腺钼靶 X 线摄片

断灵敏度 80.12% (258/322),与前期版本相比,差异无统计学意义 ( $\chi^2 = 0.237, P = 0.626$ ),与深度学习后版本相比,差异有统计学意义 ( $\chi^2 = 36.468, P < 0.001$ )。系统更新前后不同版本与影像学医生检验效能一致性较差 ( $kappa = 0.062, P = 0.263; kappa = 0.034, P = 0.404$ )。

### 2.2 临床病理特征对 MammoWorks™ 乳腺智能检测

系统检测结果的影响 更新前后 MammoWorks™ 检测系统对乳腺良性肿瘤命中率为 73.62% (120/163)、93.9% (153/163), 导管上皮异型增生命率为 77.78% (28/36)、94.4% (34/36), 恶性肿瘤命中率为 85.37% (105/123)、98.4% (121/123), 可见不同版本检测系统对恶性肿瘤的命中率均高于良性肿瘤, 但差异均无统计学意义 ( $P > 0.05$ )。经深度学习后, 对于良性肿瘤、导管上皮异型增生及恶性肿瘤, 系统命中率均大幅度提高, 差异具有统计学意义 ( $\chi^2 = 15.771, 7.412, 11.860; P = 0.000, 0.006, 0.001$ )。

前期版本中, 在不同乳腺 X 线分型中致密型、多量腺体型、少量腺体型、脂肪型乳腺系统命中率分别为 84.24% (139/165)、70.59% (60/85)、80.70% (46/57)、53.33% (8/15), 差异有统计学意义 ( $\chi^2 = 12.198, P = 0.007$ )。在不同 X 线病灶类型如肿块、钙化、肿块伴钙化、腺体结构扭曲中命中率分别为 65.85% (27/41)、78.70% (170/216)、94.23% (49/52)、53.85% (7/13), 差异有统计学意义 ( $\chi^2 = 16.235, P = 0.001$ )。在不同病灶位置、BI-RADS 分类、术后病理等其他临床病理分组中系统的检测效能差异均无统计学意义 ( $P > 0.05$ )。系统通过大样本数据的深度学习, 使得算法不断优化, 系统版本不断更新, 更新后系统的检测效能不同临床病理分组中均得到提高, 命中率均  $> 90\%$ , 并且消除了在不同临床病理分组中的检测差异 ( $P > 0.05$ )。见表 2。

在前期版本中, 良性肿瘤、导管上皮异型增生、恶性肿瘤中每幅图假阳性标记分别为 0.50 (0.25, 0.75)、0.375 (0.25, 0.75)、0.25 (0.00, 0.75), 各组间差异无统计学意义 ( $\chi^2 = 3.474, P = 0.176$ )。而系统经过算法更新, 其假阳性标记分别为 1.25 (0.75, 1.50)、1.25 (1.00, 1.69)、1.00 (0.50, 1.25), 差异具有统计学意义 ( $\chi^2 = 14.841, P = 0.001$ )。系统更新后, 对于良性肿瘤、导管上皮异型增生及恶性肿瘤, 每幅图假阳性标记均较前增加, 差异均具有统计学意义 ( $Z = -9.508, -4.546, -6.037; P < 0.001$ )。

在致密型乳腺、多量腺体型乳腺、少量腺体型乳腺、脂肪型乳腺中, 前期版本每幅图假阳性标记分别为 0.25 (0.25, 0.75)、0.50 (0.25, 0.875)、0.50 (0.125, 0.75)、0.00 (0.00, 0.50), 系统更新之后分别为 1.25 (0.75, 1.50)、1.25 (0.75, 1.50)、0.75 (0.50, 1.375)、0.50 (0.50, 1.25), 不同版本中组内差异均有统计学意义 ( $\chi^2 = 9.384, P = 0.025; \chi^2 = 10.447, P = 0.015$ )。更新后版本不同乳腺 X 线分型假阳性标记均较前增加, 在致密型乳腺、多量腺体型

乳腺、少量腺体型乳腺中差异均具有统计学意义 ( $Z = -9.605, -5.647, -4.275; P < 0.001$ ), 在脂肪型乳腺中差异无统计学意义 ( $Z = -1.654, P = 0.098$ )。余不同临床病理分组中均可见更新后版本每幅图假阳性标记不同程度升高, 不同版本组内每幅图假阳性标记差异无统计学意义 ( $P > 0.05$ )。

### 3 讨论

3.1 临床触诊阴性乳腺肿瘤诊断及 MammoWorks™ 智能检测系统应用价值 乳腺癌是女性最常见的恶性肿瘤, 降低其死亡率的关键在于早期发现、早期诊断<sup>[3-4]</sup>。约 2% ~ 4% 的妇女存在临床触诊不清的乳腺结节, 其中有低至 1% ~ 2%, 高达 20% ~ 30% 为乳腺癌<sup>[5-6]</sup>。另外一个乳腺癌早期重要表现为钼靶 X 线所示钙化灶, 文献显示约 32% 沙粒样钙化灶被诊断为乳腺癌<sup>[7]</sup>。

本研究显示, 在 X 线图片中临床触诊阴性乳腺肿瘤的病灶大多表现为钙化灶, 或肿块伴钙化灶, 占总入组病例 83.23% (268/322)。在我国, 女性以致密型和多量腺体型乳腺偏多, 腺体密度的增高, 导致体积较小的乳腺肿块、腺体结构扭曲及浅淡钙化灶等病变容易被遮盖, 同时, 因为医疗资源分布不均匀、基层医生诊治水平参差不齐等很多因素, 使得临床触诊阴性乳腺肿瘤漏诊、误诊发生率较高。

基于深度学习技术的人工智能在医疗影像中应用广泛, 其能够自动学习图像线条、边缘等重要特征, 从中迭代提取出如形状等更复杂和更高级的特征, 用来区别肿瘤与正常组织。其主要区别在于智能提取影像学特征, 自动学习, 保证了检测系统的鲁棒性和精度, 有利于减少影像诊断过程中由于医师主观性错误导致的误诊、漏诊发生, 从而实现疾病早发现、早诊断<sup>[8-9]</sup>。本研究探讨在经过深度学习、算法更新前后不同版本 MammoWorks™ 乳腺智能检测系统在临床触诊阴性乳腺肿瘤诊断中的应用价值。研究显示, 对于 322 例临床触诊阴性乳腺肿瘤, 系统更新前后检测灵敏度分别为 78.57% (253/322)、95.65% (308/322), 影像学医生诊断灵敏度为 80.12% (258/322), 影像科医生的诊断灵敏度与前期版本相比, 差异无统计学意义, 与深度学习后版本相比, 差异有统计学意义。然而, 该系统更新后每幅图假阳性标记数较前增加, 分析其原因, 可能由于其对健康人群影像图片训练较少, 对正常乳腺影像特征学习不够深入。降低假阳性的重要方法是增加阴性训练数据集, 深度学习正常乳腺影像特征。MammoWorks™ 在临床实践中如果

表2 322例触诊阴性乳腺肿瘤临床病理与不同版本 MammoWorks™ 检测效能的关系 [例(%)]

临床病理特征	例数	MammoWorks™ 3.5.2.6 检测		$\chi^2$ 值	P 值	MammoWorks™ 3.5.4.43 检测		$\chi^2$ 值	P 值
		命中	未命中			命中	未命中		
		年龄							
<40 岁	60	47(78.3)	13(21.7)	0.002	0.960	57(95.0)	3(5.0)	0.879	0.784
≥40 岁	262	206(78.6)	56(21.4)			251(95.8)	11(4.2)		
BI-RADS 分类									
0 类	64	47(73.4)	17(26.6)	4.801	0.308	60(93.8)	4(6.2)	2.678	0.613
3 类	67	49(73.1)	18(26.9)			63(94.0)	4(6.0)		
4 类	99	79(79.8)	20(20.2)			95(96.0)	4(4.0)		
5 类	89	75(84.3)	14(15.7)			87(97.8)	2(2.2)		
6 类	3	3(100.0)	0			3(100.0)	0		
病灶位置									
外上象限	196	151(77.0)	45(23.0)	3.486	0.488	188(95.9)	8(4.1)	1.613	0.811
外下象限	10	10(100.0)	0			10(100.0)	0		
内下象限	33	27(81.8)	6(18.2)			32(97.0)	1(3.0)		
内上象限	46	37(80.4)	9(19.6)			44(95.7)	2(4.3)		
乳头乳晕区	37	28(75.7)	9(24.3)			34(91.9)	3(8.1)		
乳腺 X 线分型									
致密型	165	139(84.2)	26(15.8)	12.198	0.007	158(95.8)	7(4.2)	3.821	0.254
多量腺体型	85	60(70.6)	25(29.4)			83(97.6)	2(2.4)		
少量腺体型	57	46(80.7)	11(19.3)			54(94.7)	3(5.3)		
脂肪型	15	8(53.3)	7(46.7)			13(86.7)	2(13.3)		
病灶类型									
肿块	41	27(65.9)	14(34.1)	16.235	0.001	39(95.1)	2(4.9)	3.645	0.245
钙化	216	170(78.7)	46(21.3)			205(94.9)	11(5.1)		
肿块伴钙化	52	49(94.2)	3(5.8)			52(100.0)	0		
腺体结构扭曲	13	7(53.8)	6(46.2)			12(92.3)	1(7.7)		
术后病理									
良性	163	120(73.6)	43(26.4)	5.760	0.056	153(93.9)	10(6.1)	3.569	0.168
导管上皮异型增生	36	28(77.8)	8(22.2)			34(94.4)	2(5.6)		
恶性	123	105(85.4)	18(14.6)			121(98.4)	2(1.6)		
良性肿瘤病理 <sup>a</sup>									
纤维腺瘤	38	29(76.3)	9(23.7)	1.794	0.632	38(100.0)	0	4.215	0.215
乳腺腺病	112	82(73.2)	30(26.8)			103(92.0)	9(8.0)		
导管内乳头状瘤	10	6(60.0)	4(40.0)			9(90.0)	1(10.0)		
炎症	3	3(100.0)	0			3(100.0)	0		
恶性肿瘤病理 <sup>b</sup>									
原位癌	17	14(82.4)	3(17.6)	2.259	0.632	16(84.1)	1(5.9)	5.474	0.430
浸润性导管癌	93	79(84.9)	14(15.1)			92(98.9)	1(1.1)		
浸润性小叶癌	3	2(66.7)	1(33.3)			3(100.0)	0		
浸润性导管-小叶癌	6	6(100.0)	0(0.0)			6(100.0)	0		
其他类型癌	4	4(100.0)	0			4(100.0)	0		
病理分期 <sup>c</sup>									
0 期	17	14(82.4)	3(17.6)	5.495	0.131	16(94.1)	1(5.9)	4.882	0.077
I 期	47	38(80.9)	9(19.1)			47(100.0)	0		
II 期	40	38(95.0)	2(5.0)			40(100.0)	0		
III 期	17	13(76.5)	4(23.5)			16(94.1)	1(5.9)		
浸润性乳腺癌分子分型 <sup>d</sup>									
Luminal A 型	39	33(84.6)	6(15.4)	3.829	0.418	39(100.0)	0	4.298	0.625
Luminal B 型 HER-2 阴性	22	17(77.3)	5(22.7)			21(95.5)	1(4.5)		
Luminal B 型 HER-2 阳性	13	13(100.0)	0			13(100.0)	0		
HER-2 过表达型	17	14(82.4)	3(17.6)			17(100.0)	0		
三阴性	13	12(92.3)	1(7.7)			13(100.0)	0		

注:a 中纳入 163 例良性乳腺肿瘤;b 中纳入 123 例乳腺恶性肿瘤;c 中纳入 121 例乳腺癌(因恶性叶状肿瘤不进行分期,排除 2 例恶性叶状肿瘤);d 中纳入 104 例乳腺癌(排除 2 例恶性叶状肿瘤及 17 例原位癌)。

要发挥很好的辅助诊断价值,仍需要更多健康数据的积累和强化学习。

3.2 影像组学在 MammoWorks™ 乳腺智能检测系统应用研究中的价值 影像组学的概念是由 Lambin 等<sup>[10]</sup>于 2012 年提出的,最早起源于肿瘤学领域,是将大量描述肿瘤特征性的影像特征高通量地从 CT、MRI、PET-CT 等影像中提取出来,进行分析<sup>[11-13]</sup>,并且将影像学特征与临床病理特征相联系,在获得肿瘤形态信息的同时了解肿瘤相关临床病理、代谢及基因表达变化,从不同层面、不同角度揭示肿瘤异质性,为临床提供全面、量化的肿瘤表型。同时,还可以对病变的监测、治疗后随访等进行纵向分析<sup>[14-16]</sup>。影像组学研究过程主要包括图像获取和标注、图像分割、影像组学特征提取、特征值选择和降维、预测模型的训练和性能评估<sup>[17-18]</sup>,人工智能技术在影像组学研究中发挥重要作用。

本课题中 MammoWorks™ 是针对乳腺 X 线图像的基于深度学习技术的计算机辅助诊断系统,通过研究不同临床病理特征对乳腺智能检测系统检测效能的影响,拟建立临床触诊阴性乳腺肿瘤 X 线影像组学模型。但通过本研究可以看出,在不同乳腺密度、病灶类型分组中前期版本系统的检测效能差异有统计学意义。而系统通过自动学习、反向传播、算法优化后消除了在不同临床病理特征中的检测差异。所以该系统目前尚处于检出和诊断病灶阶段,未能实现与临床病理特征结合从而建立乳腺 X 线影像组学模型。

综上所述,MammoWorks™ 系统通过算法更新,检测灵敏度得到提高,在临床触诊阴性乳腺癌诊断中具有一定应用价值,但因其每幅图假阳性标记较多,仍需进一步优化。临床触诊阴性乳腺肿瘤 X 线影像组学模型的建立仍需进一步深入研究。

#### 参考文献

[1] Warren SL, Bhutiani N, Agle SC, et al. Differences between palpable and nonpalpable tumors in early-stage, hormone receptor-positive breast cancer[J]. *Am J Surg*, 2018, 216(2): 326-330.

[2] 宋张骏, 王虎霞, 杨晓民, 等. 未触及肿块乳腺肿瘤早期诊断与治疗[J]. *中华内分泌外科杂志*, 2015, 9(5): 372-375.

[3] Torre LA, Bray F, Siegel RL, et al. Global cancer statistics, 2012 [J]. *CA: A Cancer J Clin*, 2015, 65(2): 87-108.

[4] 陈金东. 中国各类癌症的发病率和死亡率现状及发展趋势[J]. *遵义医学院学报*, 2018, 41(6): 653-662.

[5] Gruber R, Jaromi S, Rudas M, et al. Histologic work-up of non-palpable breast lesions classified as probably benign at initial mammography and/or ultrasound (BI-RADS category 3) [J]. *Eur J Radiol*, 2013, 82(3): 398-403.

[6] Independent UK Panel on Breast Cancer Screening. The benefits and harms of breast cancer screening: an independent review [J]. *Lancet*, 2012, 380(9855): 1778-1786.

[7] Dixon J, Jasra B, Ankola A, et al. Bracketed radioactive seed localization for breast conservation surgery [J]. *Am Surg*, 2020, 86(2): 90-94.

[8] 夏黎明, 沈坚, 张荣国, 等. 深度学习技术在医学影像领域的应用[J]. *协和医学杂志*, 2018, 9(1): 10-14.

[9] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis [J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60-88.

[10] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis [J]. *Eur J Cancer Oxf Engl*, 2012, 48(4): 441-446.

[11] 李倩, 叶兆祥. 影像组学在肿瘤研究中的应用[J]. *中华肿瘤杂志*, 2018, 40(11): 801-804.

[12] van Timmeren JE, Leijenaar RTH, van Elmpt W, et al. Survival prediction of non-small cell lung cancer patients using radiomics analyses of cone-beam CT images [J]. *Radiother Oncol*, 2017, 123(3): 363-369.

[13] Li M, Chen T, Zhao W, et al. Radiomics prediction model for the improved diagnosis of clinically significant prostate cancer on biparametric MRI [J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2020, 10(2): 368-379.

[14] Antunovic L, Gallivanone F, Sollini M, et al. <sup>18</sup>F-FDG PET/CT features for the molecular characterization of primary breast tumors [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2017, 44(12): 1945-1954.

[15] 余亚洲, 赵红, 王龙胜, 等. 基于治疗前 CT 影像组学评估肺腺癌化疗疗效的研究 [J]. *中华全科医学*, 2020, 18(4): 623-626, 701.

[16] 徐斌胜, 鲁植艳. 磁共振征象与乳腺癌新辅助化疗病理完全缓解及术后复发的相关性 [J]. *中国临床研究*, 2020, 33(6): 768-772.

[17] 韩冬, 李其花, 蔡巍, 等. 人工智能在医学影像中的研究与应用 [J]. *大数据*, 2019, 5(1): 39-67.

[18] 宋张骏, 王虎霞, 赵静, 等. 基于深度学习技术的乳腺健康智能检测系统在乳腺肿瘤检测中的应用 [J]. *中华乳腺病杂志(电子版)*, 2019, 13(1): 37-43.

收稿日期: 2020-07-04 修回日期: 2020-08-04 编辑: 王宇