

· 影像 AI 多模态研究专题 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2026.02.004

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250924.1007.004\(2025-09-24\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250924.1007.004(2025-09-24))

基于 X 线片影像组学、超声特征及肿瘤标志物的多模态融合模型对乳腺癌腋窝淋巴结转移的预测价值*

王丹丹¹ 叶嘉仪¹ 林舒婷² 蔡思清^{2△}

(福建医科大学附属第二医院:1.核医学科;2.放射科,福建泉州 362000)

[摘要] **目的** 探讨基于 X 线片影像组学、超声特征及肿瘤标志物的多模态融合模型对乳腺癌腋窝淋巴结转移的预测价值。**方法** 回顾性分析 2017 年 1 月至 2024 年 3 月该院经病理证实的 160 例女性乳腺癌患者临床资料,按 7:3 比例分为训练集($n=112$)和测试集($n=48$)。选取全数字化乳腺摄影(FFDM)中病灶显示最佳的影像,勾画感兴趣区(ROI)并提取组学特征,结合 FFDM 组学、超声特征及肿瘤标志物,运用套索回归(LASSO)进行特征降维。采用梯度提升树(GBT)、随机森林(RF)和逻辑回归(LR)分别建立单影像组、多影像组和多模态组模型。比较不同模型受试者工作特征曲线的曲线下面积(AUC),并计算灵敏度、特异度评估模型性能。**结果** 160 例患者中淋巴结转移 78 例(48.8%),淋巴结未转移 82 例(51.2%),二者肿块最大径、血清糖类抗原(CA)153、癌胚抗原(CEA)水平比较,差异有统计学意义($P<0.05$)。LR 算法的多影像组模型最佳,AUC 达 0.902,灵敏度、特异度分别为 0.947、0.667。肿块最大径、乳腺密度、皮肤增厚、X 线片密实淋巴结影、X 线片肿块血管影、超声提示淋巴结实变、X 线片和超声乳腺影像报告与数据系统(BI-RADS)分类是预测腋窝淋巴结转移状态的独立影响因素($P<0.05$)。**结论** 基于乳腺 X 线片影像组学与超声特征的多影像组预测模型性能优于单一组别,而血清肿瘤标志物的加入并未提高模型准确率。

[关键词] 乳腺癌;淋巴结转移;影像组学;机器学习;多模态融合

[中图分类号] R730.44 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2026)02-0261-06

Predictive value of a multimodal fusion model based on mammographic radiomics, ultrasonic features and tumor markers for axillary lymph node metastasis in breast cancer*

WANG Dandan¹, YE Jiayi¹, LIN Shuting², CAI Siqing^{2△}

(1. Department of Nuclear Medicine; 2. Department of Radiology, Quanzhou, The Second Affiliated Hospital of Fujian Medical University, Fujian 362000, China)

[Abstract] **Objective** To explore the predictive value of a multimodal fusion model based on mammographic radiomics, ultrasonic features and tumor markers for axillary lymph node metastasis in breast cancer. **Methods** The clinical data of 160 female breast cancer patients pathologically confirmed in the hospital from January 2017 to March 2024 were retrospectively analyzed, and the patients were divided into the training set ($n=112$) and the test set ($n=48$) at a ratio of 7:3. The mammograms with the best lesion display in full-field digital mammography (FFDM) were selected, the regions of interest (ROI) were delineated and radiomic features were extracted. Combined with FFDM radiomics, ultrasonic report features and tumor markers, least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression was used for feature dimensionality reduction. Gradient boosting tree (GBT), random forest (RF) and logistic regression (LR) were adopted to establish single-modality radiomics, multi-imaging and multimodal fusion models, respectively. The area under the curve (AUC) of different models was compared, and the sensitivity and specificity were calculated to evaluate the model performance. **Results** Among the 160 patients, 78 cases (48.8%) had lymph node metastasis and 82 cases (51.2%) had no lymph node metastasis. There were statistically significant differences in the maximum tumor diameter, serum CA153 and CEA levels between the 2 groups ($P<0.05$). The multi-imaging model based on the LR algorithm performed the best, with an AUC of 0.902, a sensitivity of 0.947 and a specificity of 0.667. Multivariate analysis showed that maximum tumor diameter, breast density, skin thickening, dense

* 基金项目:福建省泉州市科技计划项目(2023C011YR)。△ 通信作者, E-mail:1920455696@qq.com。

lymph node shadow on mammography, tumor vascular shadow on mammography, ultrasonic findings of lymphoid consolidation, and BI-RADS classification on mammography and ultrasonography were independent influencing factors for predicting axillary lymph node metastasis status ($P < 0.05$). **Conclusion** The multi-imaging prediction model based on mammographic and ultrasonic features has better performance than single-modality models, while the addition of serum tumor markers does not improve the accuracy of the model.

[Key words] breast cancer; axillary lymph node metastasis; radiomics; machine learning; multimodal fusion

乳腺癌作为女性最常见的恶性肿瘤之一,其高发病率与高病死率已引起临床广泛关注。肿瘤远处转移是导致患者死亡最直接的原因^[1],而腋窝淋巴结转移情况对治疗方案选择及预后评估具有重要意义^[2]。前哨淋巴结活检的应用,使患者得以避免术后淋巴结水肿、神经损伤等并发症^[3],但该方法仍存在取材局限、假阴性率较高及可能导致过度切除等问题。因此,寻找更为便捷、准确的评估方法,已成为临床亟待解决的需求。影像组学通过计算分析,提取肉眼难以辨识的影像灰度与矩阵特征,从而间接反映肿瘤的生物行为。目前,基于多模态融合模型的研究相对较少。因此,本研究整合 X 线片影像组学、超声特征及肿瘤标志物数据,构建多模态融合模型,旨在探讨其在术前预测乳腺癌腋窝淋巴结转移状态中的价值,期为临床制订个体化治疗方案提供参考依据,现报道如下。

1 资料与方法

1.1 一般资料

回顾性分析 2017 年 1 月至 2024 年 3 月本院经病理证实且有淋巴结活检结果的 160 例女性乳腺癌患者临床资料。纳入标准:(1)年龄 18~75 岁;(2)经穿刺活检或手术病理证实为乳腺癌;(3)肿块最大径 > 0.5 cm;(4)术前 1 周接受相关检查且资料齐全。排除标准:(1)图像质量不能满足图像标注要求;(2)合并有其他良恶性肿瘤;(3)接受过乳腺手术或其他治疗;(4)合并肝硬化;(5)妊娠。160 例患者年龄 19~72 岁,平均 (51.71 ± 11.03) 岁。按 7:3 比例分为训练集($n=112$)和测试集($n=48$)。本研究已通过本院伦理委员会批准(审批号:2024 福医附二伦理审字 126 号),免除患者知情同意。

1.2 方法

1.2.1 仪器

(1)X 射线机。采用美国 Hologic 公司的 Selenia[®]Dimensions[®]系统对每位患者行头尾位及内外斜位双体位投照,获得全数字化乳腺摄影(full-field digital mammography, FFDM)。由两名专门从事乳腺影像诊断的医师分别独立阅片,遵循第 5 版 ACR 的 BI-RADS 标准^[4],结合患者年龄、腺体类型及图像的表现对肿块密度、形态、边缘、钙化情况、腺体扭曲、乳头回缩、皮肤增厚、密实淋巴结影、血管影及 BI-RADS

分类进行描述与评估。(2)超声。采用日立 HITACHI 二郎神彩超机,线阵探头频率为 4~12 MHz。由专门从事乳腺影像诊断的医师阅片,患者仰卧,双上肢上举外展,充分暴露双侧乳腺及腋窝,行常规全面扫查并记录病灶区域图像特征。结合患者年龄、腺体类型及乳腺彩超的表现对肿块回声、边缘、血流信号、是否提示淋巴结转移及乳腺影像报告与数据系统(breast imaging reporting and data system, BI-RADS)分类进行描述与评估。

1.2.2 病理和免疫组化

根据美国国立综合癌症网络指南^[5],雌激素受体(estrogen receptor, ER)、孕激素受体(progesterone receptor, PR)阳性判定标准:ER、PR 免疫组化核染色 $> 1\%$ 。人表皮生长因子受体 2(human epidermal growth factor receptor 2, HER2)阳性判定标准:+++ 为阳性,0 或 + 为阴性,++ 需结合荧光原位杂交技术(fluorescence in situ hybridization, FISH)来判断 HER2 基因扩增状态。根据 2013 年 St. Gallen 专家共识,将 $Ki-67 \geq 20\%$ 定义为高表达。

1.2.3 血清肿瘤标志物

于清晨抽取患者空腹静脉血 3~5 mL 置入分离胶采血管,静置 15 min,待血液凝固后,在 4 °C 条件下,以 3 000 r/min(转子半径为 17.12 cm),离心 5 min,收集血清,使用化学发光免疫分析仪(Maglumi 4000 Plus 型,深圳市新产业生物医学工程股份有限公司)检测糖类抗原(carbohydrate antigen, CA)153、CA125、癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA)的水平。

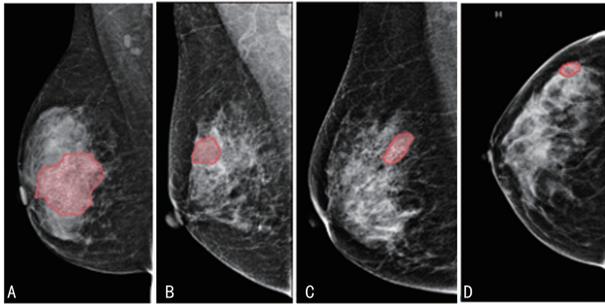
1.2.4 图像分割与标注

从 FFDM 的头尾位、内外斜位或特殊压迫体位选择病灶显示最佳的摄影图像,以 DICOM 格式导出,使用东软飞标平台对图像进行标注(<https://carevault.neusoft.com/darts>),于东软探索平台上进行分析(<https://carevault.neusoft.com/discovery>),见图 1。

1.2.5 模型建立

结合 FFDM 影像组学、超声特征及肿瘤标志物,运用套索回归(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)进行特征降维。采用梯度提升树(gradient boosting trees, GBT)、随机森林(random forest, RF)和逻辑回归(logistic regression, LR)算

法,分别为单影像组、多影像组和多模态组建立预测模型,其中单影像组为 FFDM 报告+FFDM 组学,多影像组为 FFDM 报告+FFDM 组学+超声报告,多模态组为 FFDM 报告+FFDM 组学+超声报告+血清肿瘤标志物。



A: HER2 过表达型(淋巴转移阳性);B:三阴性(淋巴转移阳性);C:Luminal A 型(淋巴转移阴性);D:Luminal B 型(淋巴转移阴性)。

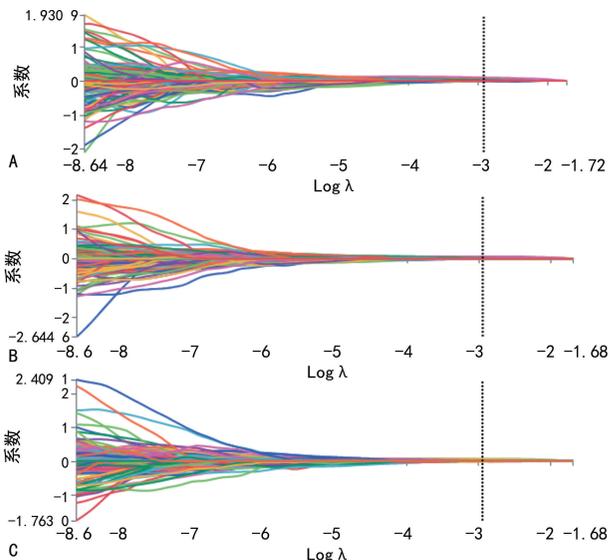
图 1 FFDM 感兴趣区标注示意图

表 1 一般资料统计分析

项目	总体(n=160)	淋巴转移(n=78)	淋巴未转移(n=82)	t/Z	P
年龄($\bar{x} \pm s$, 岁)	51.71 ± 11.03	51.29 ± 11.12	52.11 ± 10.99	0.47	0.642
BMI($\bar{x} \pm s$, kg/m ²)	23.96 ± 2.64	23.85 ± 2.73	24.06 ± 2.58	0.50	0.616
肿块最大径($\bar{x} \pm s$, cm)	2.85 ± 1.51	3.26 ± 1.59	2.46 ± 1.32	-3.47	<0.001
CA153[M(Q ₁ , Q ₃), U/mL]	12.30(6.85, 34.97)	18.27(8.54, 81.27)	10.11(6.34, 18.06)	-3.72	<0.001
CA125[M(Q ₁ , Q ₃), U/mL]	13.81(10.03, 22.78)	14.97(10.86, 24.21)	13.08(8.27, 21.31)	-1.61	0.108
CEA[M(Q ₁ , Q ₃), ng/mL]	2.09(1.34, 4.70)	2.29(1.56, 7.22)	1.99(1.23, 3.41)	-2.48	0.013

2.2 模型建立

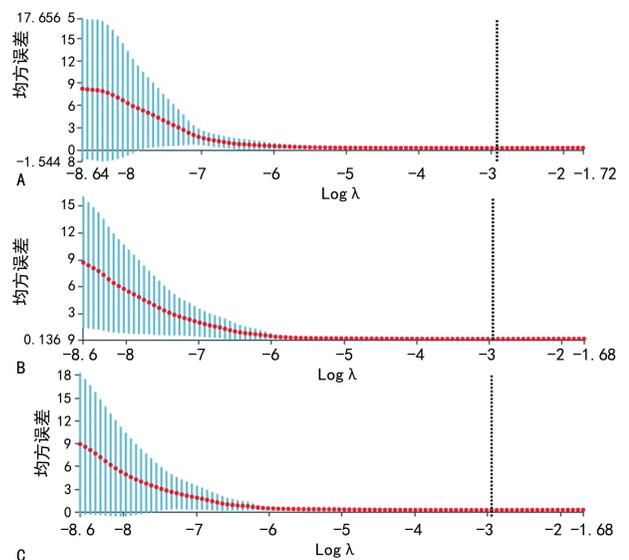
单影像组、多影像组和多模态组得到的 Logλ 最佳值分别为 -2.913、-2.944 和 -2.941,筛选后特征数量分别为 11、13 和 13。系数路径见图 2,交叉验证误差曲线见图 3。



A:单影像组;B:多影像组;C:多模态组。

图 2 系数路径图

经过验证集评估,3 种机器学习算法中以 LR 模型整体性能最佳,其中又以多影像组 LR 模型为预测乳腺癌腋窝淋巴结转移的最优模型,有较好的预测能力,其灵敏度、精确度分别为 0.947、0.947,见表 2。将 LR 模型进行评估,其 P-R、DCA、校准曲线见图 4。



A:单影像组;B:多影像组;C:多模态组。

图 3 交叉验证曲线图

1.3 统计学处理

采用 SPSS26.0 软件进行数据分析,符合正态分布的计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,比较采用 t 检验;不符合正态分布的计量资料以 M(Q₁, Q₃) 表示,比较采用 Mann-Whitney U 检验;计数资料以例数或百分比表示,比较采用 χ^2 检验或 Mann-Whitney U 检验;受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC) 曲线和曲线下面积(area under the curves, AUC) 分析诊断效能,以 P<0.05 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 一般资料

160 例患者淋巴结转移 78 例(48.8%),淋巴结未转移 82 例(51.2%)。淋巴结转移与未转移患者肿块最大径、CA153、CEA 水平比较,差异有统计学意义(P<0.05),见表 1。

2.3 不同机器学习模型的效能分析

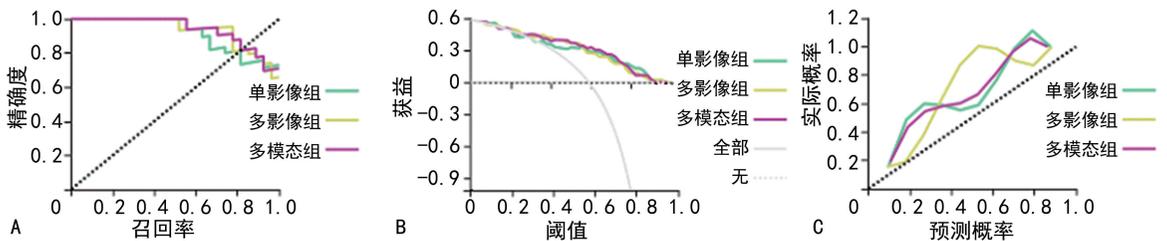
2.4 模型特征重要度展示

LR 多模态组模型共纳入 8 个影像报告因素和 5 个影像组学特征作为独立影响因素,其中肿块最大径更大、乳腺密度更大、存在皮肤增厚征象、X 线片密实

淋巴结影、X 线片肿块血管影、超声提示淋巴结转移及更高的 BI-RADS 分类患者更容易发生腋窝淋巴结转移。

表 2 不同机器学习算法预测模型效能

模型	组合类型	AUC	准确度	灵敏度	特异度	精确度	召回率	F1
GBT	单影像组	0.667	0.609	0.737	0.519	0.737	0.519	0.609
	多影像组	0.617	0.613	0.649	0.579	0.629	0.579	0.603
	多模态组	0.627	0.573	0.460	0.684	0.565	0.684	0.619
RF	单影像组	0.863	0.739	1.000	0.556	1.000	0.556	0.714
	多影像组	0.778	0.739	1.000	0.556	1.000	0.556	0.714
	多模态组	0.799	0.696	0.842	0.593	0.842	0.593	0.696
LR	单影像组	0.869	0.739	0.842	0.667	0.857	0.667	0.750
	多影像组	0.902	0.783	0.947	0.667	0.947	0.667	0.783
	多模态组	0.896	0.783	0.947	0.667	0.947	0.667	0.783



A: P-R 曲线; B: 临床决策曲线; C: 校准曲线。

图 4 LR 模型评估

3 讨论

乳腺 X 线片及超声检查因其价格低廉、操作简便等优势,在乳腺腺瘤诊疗中应用广泛^[6-8]。研究表明,乳腺 X 线片对腋窝淋巴结转移的阴性预测值可达 92.3%,但阳性预测值仅为 41.3%^[9]。此外,其对致密型乳腺组织的显示效果欠佳,检测准确度因而受限。相比之下,乳腺超声在腋窝淋巴结转移评估中灵敏度较高,应用更为广泛^[10]。超声在该评估中尤为重要,因为淋巴结转移的形态学特征常表现为皮质厚度 > 3 mm、淋巴门结构消失及皮质区血流异常等^[11]。本研究结果也进一步印证了超声在乳腺癌腋窝淋巴结评估中的重要价值。

肿块最大径越大,浸润周围组织的范围及受累淋巴管数量往往增加,淋巴结转移的风险也相应升高^[12]。本研究结果显示,X 线片中肿块最大径 > 2 cm 是影响乳腺癌腋窝淋巴结转移的独立危险因素,这与余李岚^[13]研究结果一致。CHEN 等^[14]研究也证实,肿块最大径是预测腋窝淋巴结阳性的有效指标。因此,肿块最大径在评估乳腺癌腋窝淋巴结转移方面具有重要价值。

BI-RADS 分类是美国放射学会依据乳腺影像学表现制定的良恶性评估标准^[15],在临床应用中已取得满意效果^[16]。周晓玉^[17]研究发现,基于超声的风险

分层系统中,肿瘤钙化、数目、血流丰富程度及肿块最大径与腋窝淋巴结转移明显相关。冯霖等^[18]在 BI-RADS 分类基础上联合血清肿瘤标志物进行研究,结果显示转移组的超声 BI-RADS 分类及血清 CA153、CEA、碱性磷酸酶水平均高于未转移组,联合检测的诊断 AUC 更大。本研究中,X 线片影像组学及超声的 BI-RADS 分类对腋窝淋巴结转移均表现出优异的预测价值。值得注意的是,不同腺体类型在影像学评估中存在较大差异,致密型乳腺在 X 线片下易掩盖非钙化性病灶,可能导致误判,这也可能是部分影像学征象未成为风险因素的原因之一。

目前已有不少研究探讨不同影像组合模型的构建。吴泽琪等^[19]基于乳腺 X 线片影像组学及超声特征构建了 3 种模型,其中最佳模型的 AUC 为 0.747,性能仍有提升空间。也有学者结合乳腺特异性 γ 成像特征与超声参数建立模型,以评估腋窝淋巴结状态^[20]。多模态融合模型的相关研究相对较少,但结果通常更优,是一个值得深入探索的方向。张玉姣等^[21]在模型中纳入肿瘤大小后,模型效能得到提升,验证集 AUC 提高了 0.069。此外,还有研究通过乳腺 MRI 与乳腺 X 线片影像组学特征来预测腋窝淋巴结转移,多模态融合模型表现出最优性能,外部验证队列的 AUC 达 0.892^[22]。而在本研究中,尽管纳入了

血清肿瘤标志物 CA153,但并未提升 LR 模型的效能,这可能与样本量较小导致的偏倚有关,亦或由于抗原-抗体交叉反应引起的部分假阳性结果所致。如血清 CA153 水平升高可能与黏蛋白 1 (mucin 1, MUC1)表达水平升高有关,而 MUC1 不仅在恶性肿瘤中表达,也可于某些生理状态或良性疾病时表达^[23]。

本研究采用了 3 种不同算法进行分析:GBT 是一种基于迭代集成的机器学习框架^[24-25];LR 则是一种成本效益较高、适用于疾病诊断与预后评估的方法^[26]。结果表明,基于多影像特征的 LR 模型是预测腋窝淋巴结转移的最佳模型,AUC 达 0.902,说明影像组学有望提高腋窝淋巴结转移评估的准确性。JIANG 等^[27]认为,XGBoost 模型在预测腋窝淋巴结转移方面优于传统机器学习模型。需要指出的是,每种机器学习算法均有其特点,并不存在绝对的“最佳”分类器,应根据数据特征进行合理选择。

综上所述,基于乳腺 X 线片影像组学、超声特征及血清肿瘤标志物构建的 LR 机器学习预测模型在乳腺癌术前腋窝淋巴结转移预测中具有重要的应用价值,有助于临床医生为患者制订个体化治疗方案。本研究仍存在一定局限性:(1)未纳入超声影像组学特征,后续可设计前瞻性研究,进一步整合超声影像组学进行分析;(2)本研究为回顾性单中心研究,缺乏外部验证集,未来可开展多中心研究以验证模型的泛化能力。

利益冲突:所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] RYAN G M, KAMINSKAS L M, PORTER C J. Nano-chemotherapeutics: maximising lymphatic drug exposure to improve the treatment of lymph-metastatic cancers[J]. *J Control Release*, 2014, 193: 241-256.
- [2] PEDERSEN R N, ESEN B Ö, MELLEMKJÆR L, et al. The incidence of breast cancer recurrence 10–32 years after primary diagnosis[J]. *J Natl Cancer Inst*, 2022, 114(3): 391-399.
- [3] DIXON J M, CARTLIDGE C W J. Twenty-five years of change in the management of the axilla in breast cancer[J]. *Breast J*, 2020, 26(1): 22-26.
- [4] SOPIK V, SUN P, NAROD S A. The prognostic effect of estrogen receptor status differs for younger versus older breast cancer patients[J]. *Breast Cancer Res Treat*, 2017, 165(2): 391-402.
- [5] DING W, YE D, CHEN H, et al. Clinicopathological differences and survival benefit in ER⁺/PR⁺/HER2⁺ vs. ER⁺/PR⁻/HER2⁺ breast cancer subtypes [J]. *Breast Cancer*, 2024, 31(2): 295-304.
- [6] SIVIENGPANOM S, GANDOMKAR Z, LEWIS S J, et al. Mammography-based radiomics in breast cancer: a scoping review of current knowledge and future needs [J]. *Acad Radiol*, 2022, 29(8): 1228-1247.
- [7] NIU S, JIANG W, ZHAO N, et al. Intra-and peritumoral radiomics on assessment of breast cancer molecular subtypes based on mammography and MRI [J]. *J Cancer Res Clin Oncol*, 2022, 148(1): 97-106.
- [8] WANG G, SHI D, GUO Q, et al. Radiomics based on digital mammography helps to identify mammographic masses suspicious for cancer [J]. *Front Oncol*, 2022, 12: 843436.
- [9] DONG Y, FENG Q, YANG W, et al. Preoperative prediction of sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on radiomics of T2-weighted fat-suppression and diffusion-weighted MRI [J]. *Eur Radiol*, 2018, 28(2): 582-591.
- [10] BEDI D G, KRISHNAMURTHY R, KRISHNAMURTHY S, et al. Cortical morphologic features of axillary lymph nodes as a predictor of metastasis in breast cancer: in vitro sonographic study [J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2008, 191(3): 646-652.
- [11] FARRELL T P, ADAMS N C, STENSON M, et al. The Z0011 trial: is this the end of axillary ultrasound in the pre-operative assessment of breast cancer patients? [J]. *Eur Radiol*, 2015, 25(9): 2682-2687.
- [12] 陈佳梅, 罗茜茜, 蔡高科, 等. 前哨淋巴结阳性早期乳腺癌脉管浸润与非前哨淋巴结转移相关性研究 [J]. *肿瘤研究与临床*, 2021, 33(12): 896-900.
- [13] 余李岚. 基于钼靶肿块特征预测乳腺癌腋窝淋巴结转移研究 [D]. 福州: 福建医科大学, 2021.
- [14] CHEN S T, LAI H W, CHANG J H, et al. Diagnostic accuracy of pre-operative breast magnetic resonance imaging (MRI) in predicting axillary lymph node metastasis: variations in intrinsic subtypes, and strategy to improve negative predictive value—an analysis of 2 473 invasive breast cancer patients [J]. *Breast Cancer*, 2023, 30(6): 976-985.

- [15] JIA L, LI G, MA N, et al. Soluble POSTN is a novel biomarker complementing CA153 and CEA for breast cancer diagnosis and metastasis prediction[J]. *BMC Cancer*, 2022, 22(1):760.
- [16] 邹芳, 王爽. 乳腺癌超声造影联合 BI-RADS 分级与病理检查结果对比分析[J]. *影像科学与光化学*, 2021, 39(4):620-623.
- [17] 周晓玉. 基于 BI-RADS 超声风险分层系统的乳腺图像特征与腋窝淋巴结转移的相关性研究[J]. *影像科学与光化学*, 2024, 42(2):134-140.
- [18] 冯霖, 何真, 王欣欣. 超声 BI-RADS 分级联合血清 CA153、CEA、ALP 检测在乳腺癌早期诊断及腋窝淋巴结转移预测中的应用[J]. *中国医学创新*, 2023, 20(28):146-152.
- [19] 吴泽琪, 马梦伟, 刘仁懿, 等. 基于影像特征建立乳腺癌腋窝淋巴结转移机器学习预测模型[J]. *国际医学放射学杂志*, 2023, 46(3):255-260.
- [20] CAI R, DENG L, ZHANG H, et al. A non-invasive preoperative prediction model for predicting axillary lymph node metastasis in breast cancer based on a machine learning approach: combining ultrasonographic parameters and breast gamma specific imaging features[J]. *Radiat Oncol*, 2024, 19(1):63.
- [21] 张玉姣, 宋德领, 王燕飞, 等. 基于乳腺 X 线图像影像组学列线图对乳腺癌腋窝淋巴结转移的预测价值[J]. *放射学实践*, 2022, 37(1):48-54.
- [22] WANG Q, LIN Y, DING C, et al. Multi-modality radiomics model predicts axillary lymph node metastasis of breast cancer using MRI and mammography[J]. *Eur Radiol*, 2024, 34(9):6121-6131.
- [23] DUFFY M J, EVOY D, MCDERMOTT E W. CA 15-3: uses and limitation as a biomarker for breast cancer[J]. *Clin Chim Acta*, 2010, 411(23):1869-1874.
- [24] ZHU Y L, DENG X L, ZHANG X C, et al. Predicting distant metastasis in nasopharyngeal carcinoma using gradient boosting tree model based on detailed magnetic resonance imaging reports[J]. *World J Radiol*, 2024, 16(6):203-210.
- [25] YAGIN B, YAGIN F H, COLAK C, et al. Cancer metastasis prediction and genomic biomarker identification through machine learning and explainable artificial intelligence in breast cancer research[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2023, 13(21):3314.
- [26] LI T, LI Y, YANG Y, et al. Logistic regression analysis of ultrasound findings in predicting the malignant and benign phyllodes tumor of breast[J]. *PLoS One*, 2022, 17(3):e0265952.
- [27] JIANG C, XIU Y, QIAO K, et al. Prediction of lymph node metastasis in patients with breast invasive micropapillary carcinoma based on machine learning and shapley additive explanations framework[J]. *Front Oncol*, 2022, 12:981059.

(收稿日期:2025-08-18 修回日期:2025-10-26)

(编辑:袁皓伟)

(上接第 260 页)

- R, et al. Characterizing the evolutionary dynamics of cancer proliferation in single-cell clones with SPRINTER[J]. *Nat Genet*, 2025, 57(1):103-114.
- [27] CHONG S, LEE K S, CHUNG M J, et al. Pneumoconiosis: comparison of imaging and pathologic findings[J]. *Radiographics*, 2006, 26(1):59-77.
- [28] FERREIRA JUNIOR J R, KOENIGKAM-SANTOS M, CIPRIANO F E G, et al. Radiomics-based features for pattern recognition of lung cancer histopathology and metastases[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 159:23-30.
- [29] 李菟兰, 张顶, 黄晞. 基于 BP-AdaBoost 神经网络的多参数掌静脉图像质量评价法[J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(3):20-28.
- [30] ZUO Y, LIU L, CHANG C, et al. Value of multi-center (18)F-FDG PET/CT radiomics in predicting EGFR mutation status in lung adenocarcinoma[J]. *Med Phys*, 2024, 51(7):4872-4887.

(收稿日期:2025-07-18 修回日期:2025-10-16)

(编辑:姚雪)