

## · 超声影像学 ·

## 基于 ABVS 影像组学联合 VTQ 术前预测浸润性乳腺癌淋巴血管侵犯

范莉芳, 黄磊, 赵劲松, 吴艺敏, 徐争元, 徐晓燕, 傅雨晨

**【摘要】 目的:**探讨基于自动乳腺全容积成像(ABVS)冠状面图像影像组学联合声触诊组织定量(VTQ)技术术前预测浸润性乳腺癌淋巴血管侵犯(LVI)的价值。**方法:**收集经病理及免疫组化证实的浸润性乳腺癌患者 138 例, LVI 阳性 43 例, LVI 阴性 95 例。基于 ABVS 冠状面图像提取影像组学特征, 采用 LASSO 回归降维, 筛选最优特征, 构建影像组学标签评分(Rad-score)。Rad-score 联合超声特征采用 Logistic 单因素和多因素回归分析筛选独立预测因子, 基于超声特征构建影像学模型, 影像学模型结合 Rad-score 构建联合模型, 并绘制联合模型列线图 and 校准曲线。Hosmer-Lemeshow 检验评价联合模型的拟合优度, 受试者操作特征(ROC)曲线下面积(AUC)评判各模型效能, Delong 检验比较各模型 AUC, 2 折交叉对模型行交叉验证, 临床决策曲线(DCA)评判模型临床适用性。**结果:**共筛选 8 个最优特征构建 Rad-score, 多因素 Logistic 回归显示肿瘤长径(LD)、剪切波速度(SWV)及 Rad-score 为独立危险因素。校准曲线显示预测值与观测值一致性较高, C-index=0.828。Hosmer-Lemeshow 检验显示模型拟合较好( $\chi^2=11.469, P=0.177$ ), 影像学模型、Rad-score 及列线图 AUC 分别为 0.735(95%CI:0.652, 0.818)、0.768(95%CI:0.691, 0.845)、0.828(95%CI:0.756, 0.901)。Delong 检验表明所有模型中列线图预测效能最高(均  $P<0.05$ )。2 折交叉验证 fold1 AUC 为 0.807(95%CI:0.693, 0.922)、fold2 AUC 为 0.771(95%CI:0.636, 0.906), 平均 AUC 为 0.789。DCA 显示模型临床有较高应用价值。**结论:**基于 ABVS 冠状面图像影像组学联合 VTQ 术前可有效预测浸润性乳腺癌 LVI 状态。

**【关键词】** 乳腺肿瘤; 自动乳腺全容积成像; 影像组学; 声触诊组织定量; 浸润性乳腺癌

**【中图分类号】** R445.1; R737.9 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2023)03-0342-07

DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.03.019

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**Preoperative prediction of lymphatic vessel invasion in invasive breast cancer based on automated breast volume scanner radiomics combined with virtual touch tissue quantification** FAN Li-fang, HUANG Lei, ZHAO Jin-song, et al. Department of Medical Imaging, Wannan Medical College, Anhui 241002, China

**【Abstract】 Objective:** The purpose of this study was to explore the value of preoperative prediction of lymphatic vascular invasion (LVI) in invasive breast cancer based on automated breast volume scanner (ABVS) coronal imaging Radiomics combined with virtual touch tissue quantification (VTQ). **Methods:** 138 patients with invasive breast cancer confirmed by pathology and immunohistochemistry were collected. Among them, 43 cases were LVI positive and 95 cases were LVI negative. Based on ABVS coronary image extraction of omics features, LASSO regression dimensionality reduction was used, optimal features were screened, and radiomic tag score (Rad-score) was constructed. The independent predictors were screened by Logistic univariate and multivariate regression analysis. The imaging model was constructed based on the ultrasonic features. The imaging model was combined with Rad-score to construct the joint model, and the joint model nomogram and calibration curves were drawn. The goodness of fit of the combined model was evaluated by Hosmer-Lemeshow test, the efficiency of each model was evaluated by the area under the receiver operating characteristic (ROC)

作者单位: 241002 安徽, 皖南医学院医学影像学院(范莉芳、黄磊、赵劲松、徐争元、徐晓燕、傅雨晨); 241000 安徽, 芜湖市第二人民医院超声医学科(吴艺敏)

作者简介: 范莉芳(1988—), 女, 安徽临泉人, 硕士研究生, 讲师, 主要从事影像医学与核医学研究。

通讯作者: 黄磊, E-mail: 123613244@qq.com

基金项目: 国家级大学生创新创业训练计划项目(202210368049); 教育部产学研合作协同育人项目(H202207, 220603731205201, 220603731205157); 皖南医学院校级重点研究项目(WK2021Z15)

curve (AUC), the AUC of each model was compared by Delong test, the model was cross verified by 2-fold cross validation, and the clinical applicability of the model was evaluated by clinical decision curve (DCA). **Results:** A total of 8 optimal features were selected to construct Rad-score, and multivariate Logistic regression analysis showed that the long diameter of tumor, shear wave velocity (SWV) and Rad-score were independent risk factors. The calibration curve showed that the predicted value was in high agreement with the observed value, C-index=0.828. The Hosmer-Lemeshow test showed that the model fit well ( $\chi^2 = 11.469, P = 0.177$ ), and the imaging model, Rad-score, and line chart AUC were 0.735 (95% CI: 0.652, 0.818), 0.768 (95% CI: 0.691, 0.845), and 0.828 (95% CI: 0.756, 0.901), respectively. Delong test showed that nomogram had the highest prediction efficiency among all models (all  $P < 0.05$ ). The 2-fold cross-validation fold1 AUC was 0.807 (95% CI: 0.693, 0.922), the fold2 AUC was 0.771 (95% CI: 0.636, 0.906), and the average AUC was 0.789. DCA showed that the model had high clinical applicability. **Conclusion:** ABVS coronal imaging combined with VTQ can effectively predict LVI status of invasive breast cancer before surgery.

**【Key words】** Breast neoplasms; Automated breast volume scanner; Radiomics; Virtual touch tissue quantification; Invasive breast cancer

乳腺癌是全球女性最常见的恶性肿瘤<sup>[1]</sup>,也是女性与癌症相关导致死亡的主要原因<sup>[2]</sup>。预后影响因素是管理和治疗乳腺癌的重要依据,影响预后的因素有很多,其中一般因素有腋窝淋巴结(axillary lymph node, ALN)状态、肿瘤大小、核和组织学分级<sup>[3]</sup>,而雌激素受体(ER)、孕激素受体(PR)和人表皮生长因子 2 (HER2)被称为分子预后因素<sup>[4]</sup>。淋巴血管侵犯(lymphatic vascular invasion, LVI)是指肿瘤细胞存在于明确的内皮内衬空间(淋巴管或血管)内。LVI被认为是一种高生物侵袭性的指标<sup>[5]</sup>,LVI阳性与 ALN 和远处转移的风险增加有关,是浸润性乳腺癌不良预后的独立影响因素<sup>[6]</sup>。此外,LVI 状态还可以帮助决策前哨淋巴结活检和侵略性 ALN 摘除<sup>[7]</sup>。总之,术前对 LVI 状态的了解可以为确定是否需要辅助治疗提供有价值的信息,从而有助于临床决策<sup>[8]</sup>。影像组学是指借助高通量计算,快速提取大量来自影像图像(CT、MRI、PET 或超声)的特征,将数字医学图像转换成可挖掘的高维数据,其原理是将生物学医学图像中包含反映潜在病理生理学的信息,转换为能够定量分析的数据,能够无创地反映肿瘤内部异质性<sup>[9,10]</sup>,为肿瘤的诊断、分级、监测及化疗后疗效评估提供有价值的信息<sup>[11]</sup>。目前为止,查阅国内外相关文献发现利用 MRI 影像组学学术前预测浸润性乳腺癌 LVI 状态的报道比较多<sup>[4,7,12,13]</sup>,而超声的相关报道比较少,尚无基于 ABVS 影像组学联合 VTQ 的相关报道。自动乳腺全容积成像(automated breast volume scanner, ABVS)是一种新型的三维成像技术,重复性好,且不依赖于操作者,可以从多个方向提供整个乳房的相关特征数据,并利用这些数据重建出具有高分辨的冠状面图像<sup>[14-16]</sup>。声触诊组织定量(virtual touch tissue quan-

tification, VTQ)技术与传统的弹性成像不同,其形成的剪切波速度(shear wave velocity, SWV)可以提供乳腺组织内硬度的定量值<sup>[3]</sup>。本研究旨在探讨利用 ABVS 冠状面图像影像组学联合 VTQ 在术前预测浸润性乳腺癌 LVI 状态的价值,为临床制定治疗决策提供参考依据。

## 材料与方法

### 1. 一般资料

回顾性分析 2020 年 10 月—2022 年 2 月皖南医学院教学医院(芜湖二院)138 例经病理和免疫组化证实的浸润性乳腺癌患者的临床影像及病理资料,其中浸润性小叶癌 2 例(1.4%),浸润性导管癌 136 例(98.6%)。纳入标准:①患者行改良乳腺癌根治术或保乳手术+腋窝淋巴结清扫;②经常规组织病理学和免疫组织化学检查确诊的浸润性乳腺癌;③既往无乳腺肿瘤史或其他部位原发肿瘤史;④ LVI 状态被免疫组织化学证实。所有患者术前均行常规超声及 VTQ 检查,并重建 ABVS 冠状面三维图像。根据肿瘤是否侵犯血管淋巴管分为两组:LVI 阳性组 43 例,年龄 30~77 岁,平均(52.9±11.4)岁;LVI 阴性组 95 例,年龄 35~83 岁,平均(56.1±10.4)岁。本研究为回顾性研究,且通过了伦理委员会审核。

### 2. 仪器与方法

①常规超声及 VTQ 检查:采用 Siemens Acuson S2000 超声诊断仪,高频线阵探头,频率 7~14 MHz。配备声辐射力脉冲成像(acoustic radiation force impulse, ARFI)分析软件。受检者取仰卧位(个别乳腺体积较大者根据检查需要取侧卧位配合全面扫查),由 1 名具有 5 年及 1 名具有 10 年以上工作经验的超声

科医师对乳腺首先行常规二维超声检查,发现肿块时多切面观察其图像特征,在病灶显示最大纵切、横切面时切换至 VTQ 模式,将感兴趣区域(region of interest,ROI)调整至合适大小,并嘱患者屏气几秒钟,选择 ROI 时要避开病灶内钙化、囊变及坏死组织,测量被标记的 ROI 中组织的 SWV(m/s)。

②ABVS 检查:与 VTQ 检查使用同一台超声仪器(配备 ABVS 图像分析工作站),切换 14L5BV 自由臂容积宽频探头,频率 5~14 MHz,探头扫查视野 15.0 cm×16.8 cm。检查前根据患者乳房大小选择最佳扫查深度。受检者取仰卧位,背部适度垫高,平静呼吸下常规行双侧乳腺正位、内侧位和外侧位连续扫查,乳腺较大时加做上位及下位扫查,达到覆盖全乳。扫查完毕后系统自动获取全容积成像数据,将数据传输至 ABVS 系统工作站,采用专业软件对图像进行存储并分析图像特征(主要包括回声模式、形状、边缘、纵横比、微分叶、微钙化、皱缩征、后方回声、血流信号、导管扩张、冠状面特征及乳腺密度)。

3.图像分割与特征提取

采用 MaZda 软件(4.6, <http://www.eletel.p.lodz.pl/programy/mazda/index.php?Action=mazda>)提取纹理特征,将 ABVS 生成的冠状面图像从工作站中导出,并转换为 MaZda 软件能够识别的 BMP 格式,首先利用 MaZda 自带工具包对图像灰度进行标准化处理,排除图像灰度不一带来的干扰,然后打开 MaZda 软件 2D 模式,并启动 ROI 勾画工具中的多边形模式,由两名医师分别沿肿块边缘缓慢勾画 ROI(图 1),并同时提取纹理特征。共提取 HISTOGRAM(直方图特征)、ABSOLUTE GRADIENT(绝对梯度)、RUN LENGTH MATRIX(游程长度矩阵)、COOCURRENCE MATRIX(灰度共生矩阵)、AUTOREGRESSIVE MODEL(自回归模型)、HAAR WAVELET(小波特征)298 个相关纹理特征。采用组内相关系数(intraclass correlation coefficient,ICC)比较两名医师特征提取结果的一致性,取 ICC 较好的特征(ICC>0.75)。

4.统计学分析

采用 R 软件(4.1.2, <http://www.R-project.org>)及 SPSS 23.0 进行统计学分析。计量资料用  $\bar{x} \pm s$  表示。分类变量比较用  $\chi^2$  检验或 Fisher 精确概率法,连续变量的比较采用  $t$  检验。采用单因素及多因素 Logistic 回归分析筛选独立影响因素。采用受试者操作特征(receiver operating characteristic,ROC)曲线来评价模型的诊断效能,通过 Delong 检验来比较各模型的诊断效能,采用 Hosmer-Lemeshow 检验并绘制校准曲线来评价列线图的拟合优度和校准度。通过决

策曲线分析(decision curve analysis,DCA)计算不同阈值概率下的临床净获益评价列线图的临床适用性。以  $P<0.05$  为差异具有统计学意义。

结 果

1.临床及超声特征比较

LVI 阳性组与 LVI 阴性组肿瘤长径(long diameter,LD)、微分叶及 SWV 差异有统计学意义( $P<0.05$ ),余差异均无统计学意义( $P>0.05$ ),见表 1、图 2。

表 1 两组临床资料及超声特征比较 (例)

| 临床资料/<br>超声特征 | LVI 阳性<br>(n=43) | LVI 阴性<br>(n=95) | $\chi^2$ | P 值    |
|---------------|------------------|------------------|----------|--------|
| 年龄            |                  |                  | 2.285    | 0.131  |
| <45 岁         | 8                | 9                |          |        |
| ≥45 岁         | 35               | 86               |          |        |
| 长径            |                  |                  | 12.923   | <0.001 |
| <2cm          | 9                | 51               |          |        |
| ≥2cm          | 34               | 44               |          |        |
| 内部回声          |                  |                  | 0.150    | 0.698  |
| 低回声           | 41               | 89               |          |        |
| 混合回声          | 2                | 6                |          |        |
| 形态            |                  |                  | 0.682    | 0.409  |
| 规则            | 2                | 2                |          |        |
| 不规则           | 41               | 93               |          |        |
| 边界            |                  |                  | 2.722    | 0.099  |
| 清晰            | 7                | 28               |          |        |
| 不清            | 36               | 67               |          |        |
| 纵横比           |                  |                  | 0.628    | 0.428  |
| <1            | 31               | 62               |          |        |
| ≥1            | 12               | 33               |          |        |
| 微分叶           |                  |                  | 5.912    | 0.015  |
| 有             | 36               | 60               |          |        |
| 无             | 7                | 35               |          |        |
| 微钙化           |                  |                  | 0.432    | 0.511  |
| 有             | 16               | 41               |          |        |
| 无             | 27               | 54               |          |        |
| 皱缩征           |                  |                  | 2.504    | 0.114  |
| 有             | 21               | 60               |          |        |
| 无             | 22               | 35               |          |        |
| 后方回声          |                  |                  | 4.200    | 0.122  |
| 减弱            | 18               | 44               |          |        |
| 无变化           | 13               | 38               |          |        |
| 增强            | 12               | 13               |          |        |
| 血流信号          |                  |                  | 2.687    | 0.101  |
| 0—Ⅰ级          | 11               | 38               |          |        |
| Ⅱ—Ⅲ级          | 32               | 57               |          |        |
| 导管扩张          |                  |                  | 1.814    | 0.178  |
| 有             | 8                | 28               |          |        |
| 无             | 35               | 67               |          |        |
| 冠状面特征         |                  |                  | 3.340    | 0.188  |
| 无特殊征象         | 18               | 25               |          |        |
| 虫噬征           | 8                | 23               |          |        |
| 汇聚征           | 17               | 47               |          |        |
| 乳腺密度          |                  |                  | 1.160    | 0.282  |
| 致密型           | 34               | 82               |          |        |
| 非致密型          | 9                | 13               |          |        |
| SWV           |                  |                  | 9.780    | 0.002  |
| <9m/s         | 5                | 36               |          |        |
| ≥9m/s         | 38               | 59               |          |        |

2.影像组学特征筛选

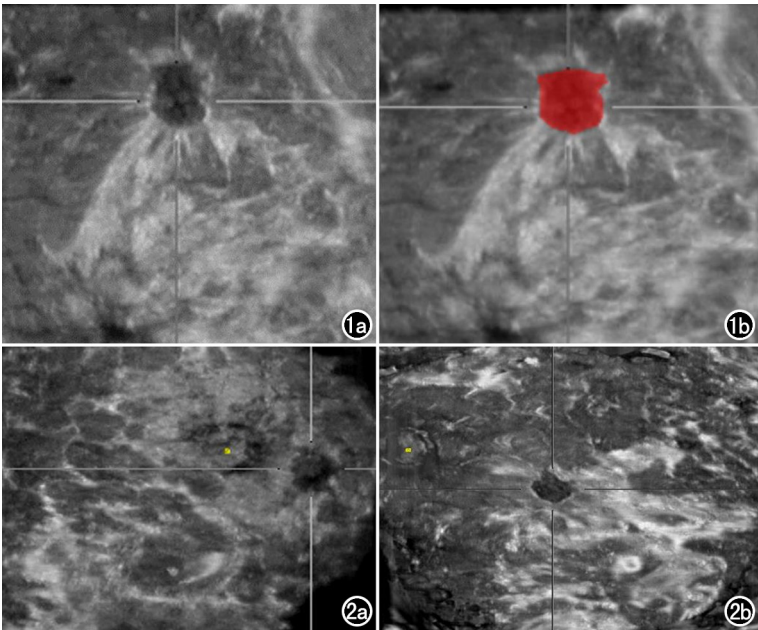


图 1 浸润性乳腺癌。a)原始图像;b)MaZda 软件勾画的 ROI。  
图 2 a)LVI 阳性乳腺癌患者,肿块形态不规则、边界不清、低回声、微分叶;b)LVI 阴性乳腺癌患者,肿块形态不规则、边界清、低回声、无微分叶。

在 ABVS 的冠状面图像上共提取 298 个影像组学特征。两位医师提取数据的一致性较高,ICC 为 0.751~0.891。经 LASSO 回归降维后得到 8 个最优特征(图 3a~c),其中 1 个直方图特征、3 个灰度共生矩阵特征、1 个自回归模型特征、3 个小波特征。基于这些特征建立影像组学标签评分(radiomics score, Rad-score),见图 3d。LVI 阳性组 Rad-score 为 $0.41\pm 0.13$ 、LVI 阴性组 Rad-score 为 $0.27\pm 0.15$ ,两组间差异具有统计学意义( $t=5.446, P<0.001$ )。影像组学标签评分的计算公式为:  $\text{Rad-score} = 0.3260747991275637 - 0.002740 \times \text{Perc.01\%} - 0.031948 \times S(5,5) \text{Correlat} - 0.007419 \times S(5,5) \text{SumVarnc} - 0.027593 \times S(5,-5) \text{Contrast} + 0.113443 \times \text{Vertl\_Ln-gREmph} - 0.031044 \times \text{Teta2} + 0.019816 \times \text{WavEnLH\_s} - 3 + 0.039565 \times \text{WavEnHL\_s} - 4$

3.危险因素分析  
将肿瘤 LD、微分叶、SWV 及 Rad-score 进行单因素和多因素 logistic 回归分析,筛选可预测 LVI 状态的独立影响因素,结果显示肿瘤 LD、VTQ 和 Rad-

score 均为预测 LVI 状态的独立影响因素 ( $P<0.05$ ,表 2)。各独立危险因素与 LVI 状态的 Spearman 秩相关性分析发现 LD、VTQ 与 LVI 状态呈弱相关,Radscore 与 LVI 状态呈中等相关,相关系数分别为 0.284、0.266、0.430(图 4)。

4.预测模型的构建与评价  
联合肿瘤长径及 SWV 建立影像学模型,影像学模型联合 Rad-score 构建联合预测模型,并绘制模型的列线图及列线图的 ROC 曲线(图 5a、b),Hosmer-Lemeshow 检验显示模型拟合较好( $\chi^2=11.469, P=0.177$ ),校准曲线显示预测值与实测值一致性好(图 5c),模型的一致性指数 C-index 为 0.828。决策曲线分析结果显示,当阈值概率在 0.02~0.82 范围内时,使用列线图预测 LVI 状态的临床净收益大于按全部 LVI 阳性或全部 LVI 阴性治疗方案(图 5d)。

5.模型的诊断效能比较  
本研究构建了 3 种模型,分别为基于肿瘤长径与 SWV 构建的影像学模型、Rad-score 模型及列线图模型,并分析了其各自的预测效能(表 3),Delong 检验比较 3 种模型的预测效能,结果显示列线图预测效能最高,影像学模型( $Z=-3.11, P=0.002$ )和 Rad-score( $Z=-1.99, P=0.039$ )与列线图比较,差异均有统计学意义。

表 3 构建的 3 种模型的预测效能

| 模型        | AUC(95%CI)         | 敏感度 (%) | 特异度 (%) | 符合率 (%) |
|-----------|--------------------|---------|---------|---------|
| 影像学模型     | 0.735(0.652,0.818) | 67.4    | 74.7    | 56.5    |
| Rad-score | 0.768(0.691,0.845) | 79.1    | 65.3    | 60.9    |
| 列线图       | 0.828(0.756,0.901) | 76.7    | 75.8    | 76.1    |

6.模型的验证  
通过 2 折交叉对列线图模型行交叉验证,结果 fold1 AUC 为 0.807(95%CI: 0.693, 0.922)、敏感度 55.6%、特异度 92.2%,fold2 AUC 为 0.771(95%CI: 0.636, 0.906)、敏感度 57.7%、特异性 95.0%,平均 AUC 为 0.789(图 6)。

讨 论  
研究表明 LVI 可促进乳腺癌局部复发,已被用作

表 2 预测 LVI 状态的危险因素分析

| 危险因素      | 单因素<br>OR(95%CI)    | P 值    | 多因素<br>OR(95%CI)    | P 值    |
|-----------|---------------------|--------|---------------------|--------|
| 长径        | 3.825(1.694,8.636)  | 0.001  | 4.071(1.553,10.674) | 0.004  |
| 微分叶       | 3.000(1.207,7.458)  | 0.018  | 1.473(0.510,4.250)  | 0.474  |
| SWV       | 4.637(1.672,12.865) | 0.003  | 5.564(1.671,18.524) | 0.005  |
| Rad-score | 1.073(1.040,1.106)  | <0.001 | 1.070(1.035,1.107)  | <0.001 |

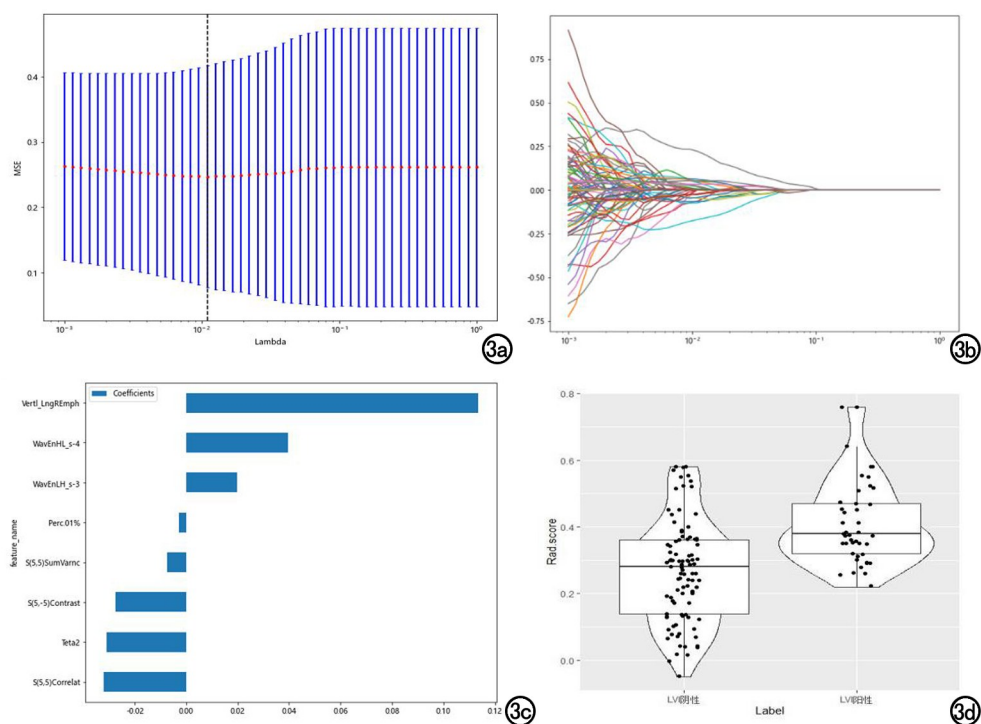


图3 a)10折交叉验证图;b)回归系数分布图;c)最优特征及其系数;d)影像组学标签评分分布图。

评估乳腺癌远处转移和总生存率的可靠指标,术前确定 LVI 状态将有助于临床决策的实施<sup>[17-19]</sup>。由于术前活检中只有原发病变,不能反应病变整体及周围组织的情况,所以对确定乳腺癌 LVI 状态价值有限<sup>[18]</sup>。本研究首次基于 ABVS 冠状面视图的影像组学联合 VTQ 预测 LVI 状态,旨在帮助临床医生术前更准确地评估 LVI 发生的概率。

ABVS 基于常规超声的基础上重建高清晰的冠状面视图,是临床诊断乳腺病变的一种有效的方法,可重复性强、患者容易耐受,既往的研究多局限于鉴别肿瘤的不良性<sup>[14,20-22]</sup>。本研究尝试利用 ABVS 影像组学预测浸润性乳腺癌 LVI 状态,结果常规超声征象仅微

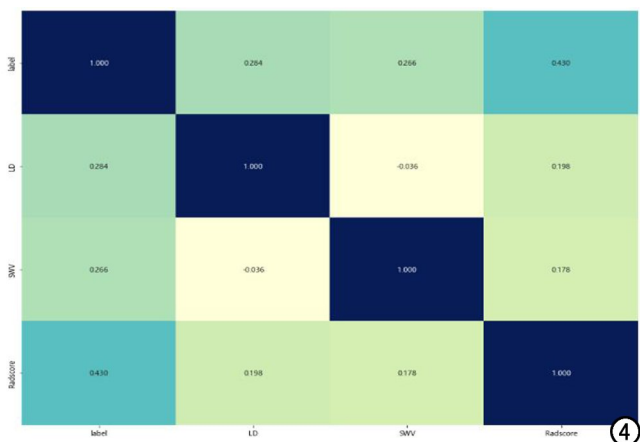


图4 各独立危险因素与 LVI 状态的相关系数。

分叶在单因素分析时差异有统计学意义( $P=0.018$ ),这可能是因为 LVI 阳性乳腺癌肿瘤恶性程度更高,肿瘤内细胞的异质性更大,导致肿瘤内部各个区域生长速度不一致,但多因素分析时微分叶并非独立危险因素( $P=0.474$ ),所以微分叶在预测 LVI 状态的价值有限。本研究基于 ABVS 冠状面三维视图共提取 298 个纹理特征,经过降维后得到 8 个最优特征,根据这些特征建立的 Rad-score 预测 LVI 状态的 AUC 为 0.768 (95% CI: 0.691, 0.845),达到了较高的预测水平,在 8 个最优特征中灰度共生矩阵及小波特征各有 3 个。

灰度共生矩阵能够反映图像灰度值的组合、距离以及角度,可以较好地反映病变的异质性<sup>[23]</sup>;小波特征是基于小波分解后的图像重新计算一阶特征以及纹理特征后产生的一种新特征,能够更加全面地反映原始图像的特征<sup>[24]</sup>。

本研究结果显示肿瘤长径为预测浸润性乳腺癌 LVI 状态的独立危险因素,这也与既往报道一致,国内外一些研究表明浸润性乳腺癌是否存在 LVI 与原发肿瘤的大小显著相关<sup>[4,5,12,17]</sup>。弹性成像技术是评估组织硬度的一种新方法,VTQ 可以通过计算组织横向振动产生的横波来定量评价被测区域的弹性<sup>[22]</sup>。通常恶性病变较良性病变更硬,对于恶性肿瘤来说当肿瘤越大、组织学分级越高、肿瘤浸润或伴淋巴结转移时肿瘤越硬<sup>[6,25]</sup>。这一点也在本研究中得到了验证,本研究 LVI 阳性组的肿瘤长径及平均 SWV 均大于 LVI 阴性组。这是因为在病理学上肿瘤的硬度与肿瘤内部胶原化程度密切相关,肿瘤相关胶原基质通常是肿瘤发生和侵袭的“土壤”,胶原基质越多,肿瘤细胞越容易浸润,所以 LVI 阳性组肿瘤内部的胶原化程度要大于 LVI 阴性组,因此其肿瘤硬度也越高。

本研究构建了影像组学模型、影像学模型及影像组学标签模型,其中影像组学模型预测效能最高, AUC 为 0.828,表现出了较高的预测水平。既往关于预测乳腺癌 LVI 状态影像组学方面的研究大多局限于 MRI。Liu 等<sup>[7]</sup>利用动态增强 MRI 影像组学预测乳腺癌 LVI 状态的 AUC 为 0.763。刘壮盛等<sup>[26]</sup>利用

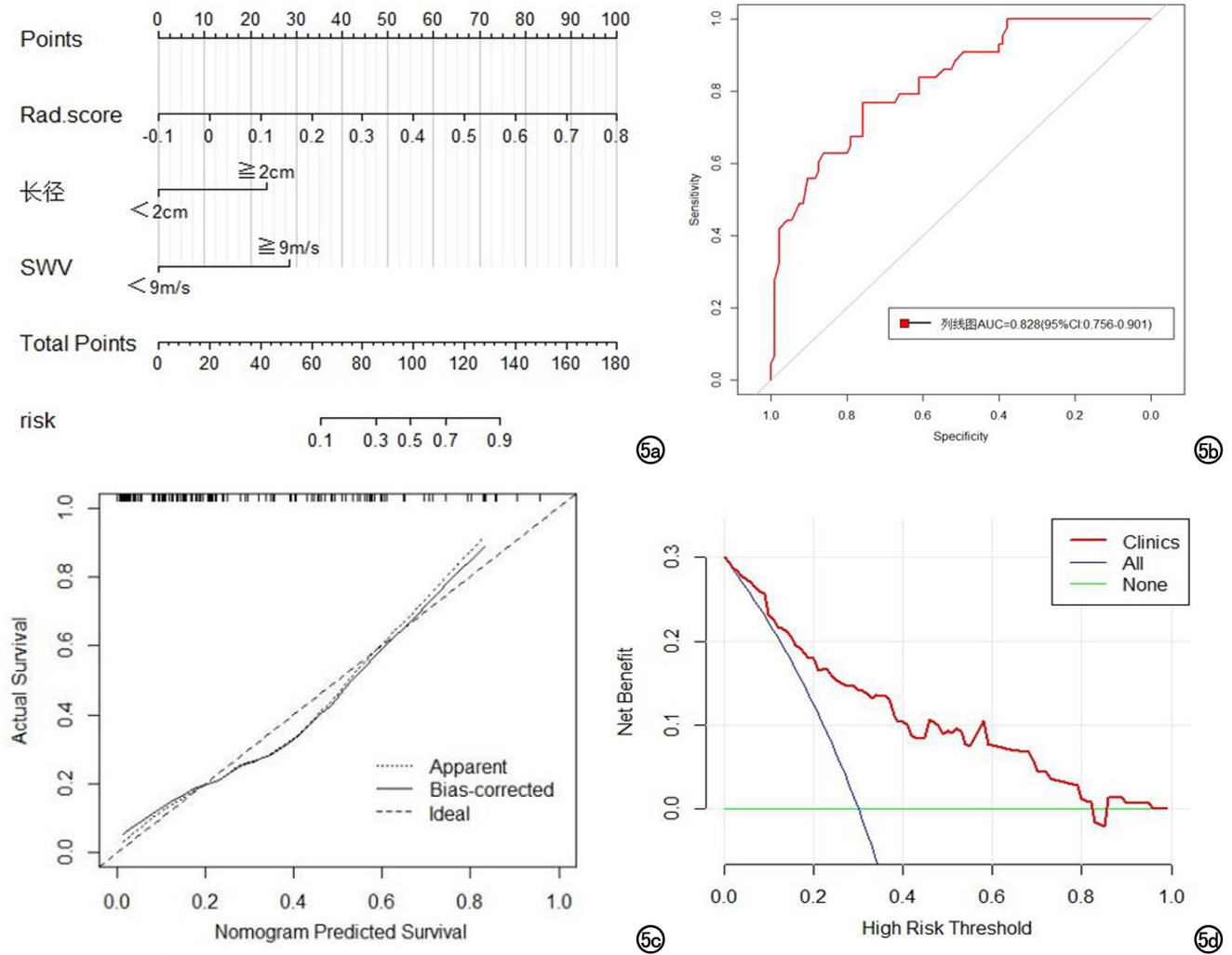


图 5 a)为预测模型的列线图;b)列线图的 ROC 曲线;c)校准曲线;d)临床决策曲线。

MRI 纹理分析技术研究 LVI 状态,结果显示内部及外部验证组 AUC 分别为 0.86、0.84。以上基于 MRI 的影像组学研究效能与本研究相当,但 MRI 检查及预约时间长,增强 MRI 还需注射对比剂,部分患者难以耐受,因此可重复性不如本研究。

综上所述,基于 ABVS 的影像组学标签评分模型联合肿瘤长径及 SWV 的影像学模型建立联合诊断模

型,在预测浸润性乳腺癌 LVI 状态时联合诊断模型优于单一模型,且具有较高的诊断效能、敏感度、特异度及符合率,基于此的列线图能够直观地显示预测结果,可推荐临床使用。

#### 参考文献:

- [1] 张冬雪,李卓琳,李振辉,等.基于 DCE-MRI 及临床病理特征的模型预测乳腺癌前哨淋巴结状态[J].放射学实践,2022,37(9):1104-1108.
- [2] Girometti R, Zanoteli M, Londero V, et al. Automated breast volume scanner (ABVS) in assessing breast cancer size: A comparison with conventional ultrasound and magnetic resonance imaging[J]. Eur Radiol, 2018, 28(3):1000-1008.
- [3] Wang X, Tao L, Zhou X, et al. Initial experience of automated breast volume scanning (ABVS) and ultrasound elastography in predicting breast cancer subtypes and staging [J]. Breast, 2016, 30:130-135.

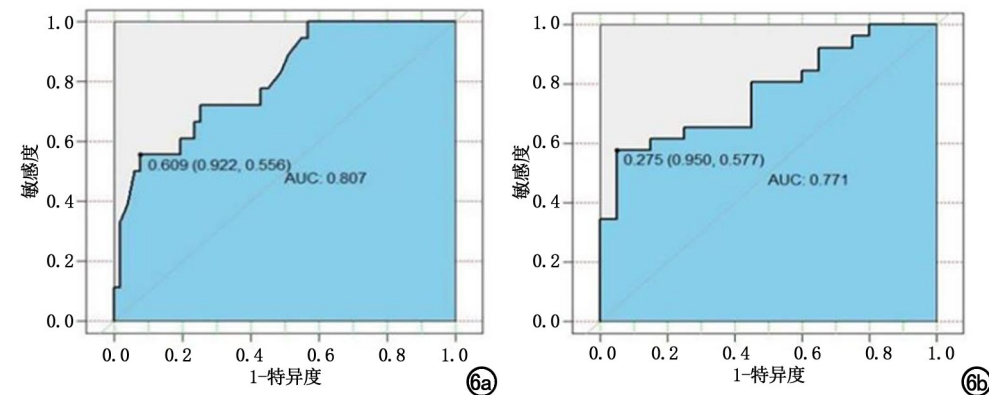


图 6 模型的交叉验证。a)fold1;b)fold2。

- [4] Choi B. Dynamic contrast enhanced-MRI and diffusion-weighted image as predictors of lymphovascular invasion in node-negative invasive breast cancer[J]. *World J Surg Oncol*, 2021, 19(1): 76-85.
- [5] Ouyang F, Guo B, Huang X, et al. A nomogram for individual prediction of vascular invasion in primary breast cancer[J]. *Eur J Radiol*, 2019, 110: 30-38.
- [6] Huang Y, Liu Y, Wang Y, et al. Quantitative analysis of shear wave elastic heterogeneity for prediction of lymphovascular invasion in breast cancer[J]. *Br J Radiol*, 2021, 94(1127): 20210682.
- [7] Liu Z, Feng B, Li C, et al. Preoperative prediction of lymphovascular invasion in invasive breast cancer with dynamic contrast-enhanced-MRI-based radiomics[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2019, 50(3): 847-857.
- [8] Khwaja S, Ivanovich J, Dewees T, et al. Lymphovascular space invasion and lack of downstaging after neoadjuvant chemotherapy are strong predictors of adverse outcome in young women with locally advanced breast cancer[J]. *Cancer Med*, 2016, 5(2): 230-238.
- [9] 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.
- [10] 罗锦文, 李新春, 刘美玲, 等. 基于 CT 增强图像的影像组学模型对鉴别结直肠癌旁肿瘤沉积及转移淋巴结的诊断价值[J]. *放射学实践*, 2020, 35(12): 1553-1559.
- [11] Yu Y, Tan Y, Xie C, et al. Development and validation of a preoperative magnetic resonance imaging radiomics-based signature to predict axillary lymph node metastasis and disease-free survival in patients with early-stage breast cancer[J]. *JAMA Netw Open*, 2020, 3(12): e2028086.
- [12] 朱浩雨, 陈基明, 葛亚琼, 等. MRI 影像组学术前预测浸润性乳腺癌脉管侵犯的价值[J]. *中国医学影像学杂志*, 2020, 28(11): 825-830.
- [13] Cheon H, Kim H, Lee S, et al. Preoperative MRI features associated with lymphovascular invasion in node-negative invasive breast cancer: A propensity-matched analysis[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2017, 46(4): 1037-1044.
- [14] 李逢生, 袁权, 宋灿许, 等. 自动乳腺全容积扫描正交三切面观察乳腺肿瘤边缘征象的应用价值[J]. *中华医学超声杂志(电子版)*, 2020, 17(12): 1183-1188.
- [15] Wang S, Liu H, Yang T, et al. Automated breast volume scanner (ABVS)-based radiomic nomogram: a potential tool for reducing unnecessary biopsies of BI-RADS 4 lesions[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2022, 12(1): 172-185.
- [16] Liu J, Zhou Y, Wu J, et al. Diagnostic performance of combined use of automated breast volume scanning & hand-held ultrasound for breast lesions[J]. *Indian J Med Res*, 2021, 154(2): 347-354.
- [17] Zhou P, Jin C, Lu J, et al. The value of nomograms in pre-operative prediction of lymphovascular invasion in primary breast cancer undergoing modified radical surgery: based on multiparametric ultrasound and clinicopathologic indicators[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2021, 47(3): 517-526.
- [18] Igarashi T, Furube H, Ashida H, et al. Breast MRI for prediction of lymphovascular invasion in breast cancer patients with clinically negative axillary lymph nodes[J]. *Eur J Radiol*, 2018, 107: 111-118.
- [19] Liu Z, Li R, Liang K, et al. Value of digital mammography in predicting lymphovascular invasion of breast cancer[J]. *BMC Cancer*, 2020, 20(1): 274-280.
- [20] 陈红, 肖祎, 赵巧玲. 自动乳腺全容积超声成像与常规超声诊断乳腺癌价值的对比研究[J]. *临床超声医学杂志*, 2019, 21(5): 381-384.
- [21] 陈炜, 马大钊, 李婷, 等. ABVS 联合手动超声在乳腺良恶性病灶鉴别诊断中的价值[J]. *中国超声医学杂志*, 2020, 36(6): 492-494.
- [22] Wang J, Fan H, Zhu Y, et al. The value of automated breast volume scanner combined with virtual touch tissue quantification in the differential diagnosis of benign and malignant breast lesions: A comparative study with mammography[J]. *Medicine (Baltimore)*, 2021, 100(16): e25568.
- [23] 缪丽琼, 彭明洋, 王同兴, 等. 基于 MRI 影像组学和机器学习预测急性脑卒中出血转化的研究[J]. *磁共振成像*, 2022, 13(3): 18-21, 75.
- [24] 董诚, 李健, 郑迎梅, 等. 基于 MRI 征象及影像组学的列线图预测腮腺良性与恶性肿瘤的价值[J]. *中华放射学杂志*, 2022(2): 149-155.
- [25] Wan J, Wu R, Yao M, et al. Acoustic radiation force impulse elastography in evaluation of triple-negative breast cancer: A preliminary experience[J]. *Clin Hemorheol Microcirc*, 2018, 70(3): 301-310.
- [26] 刘壮盛, 李昌林, 衣利磊, 等. MRI 纹理特征分析预测浸润性乳腺癌脉管浸润[J]. *中国医学影像技术*, 2020, 36(11): 1637-1642.

(收稿日期: 2022-07-02 修回日期: 2023-01-07)