



· 论 著 ·

# 基于多参数超声影像组学的浅表淋巴瘤预测模型研究

许建华, 聂 芳

兰州大学第二医院超声科, 甘肃 兰州 730030

**[摘要]** **目的:** 通过构建基于多参数超声的影像组学模型, 系统评估其相较于传统超声参数模型在淋巴瘤鉴别诊断中的增量诊断效能, 为优化淋巴瘤无创筛查策略提供客观依据。**方法:** 回顾并纳入2022年9月—2025年1月于兰州大学第二医院超声医学中心经病理学检查证实的浅表淋巴结异常患者, 采用7:3的比例进行随机抽样, 分为训练集与测试集。基于训练集患者的多参数超声图像, 提取影像组学特征, 通过方差阈值法、最小绝对收缩与选择算子回归及最小冗余最大相关性算子筛选出关键特征, 并利用逻辑回归分类器构建多参数超声影像组学模型, 随后通过测试集进行验证。使用受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线、决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 及校准曲线对比评估多参数模型与传统超声模型 (包含6个独立危险因素) 的效能差异。**结果:** 共纳入252例患者 (淋巴瘤110例, 非淋巴瘤142例), 分为训练集176例, 测试集76例。在训练集中共提取3 375个影像组学特征, 经过预处理与筛选, 最终纳入9个关键特征, 从而构建了多参数超声影像组学模型。该模型在训练集与测试集的曲线下面积 (area under curve, AUC) 分别为0.93与0.91, 显著优于传统超声参数模型 (训练集AUC为0.78, 测试集AUC为0.69)。**结论:** 多参数超声影像组学模型与传统超声参数模型在淋巴瘤诊断中均表现出良好的效能, 且多参数超声影像组学模型的表现明显优于传统模型。

**[关键词]** 淋巴瘤; 多模态超声; 超声造影; 影像组学

中图分类号: R733.4; R445.1 文献标志码: A

DOI: 10.19732/j.cnki.2096-6210.2025.06.007

**基金项目:** 兰州大学第二医院 (第二临床医学院) “萃英科技创新”计划 (CY2023-YB-B03)

**利益冲突:** 作者声明无利益冲突。

**伦理批件:** 2022A-200。

**知情同意:** 有。

**引用本文:** 许建华, 聂 芳. 基于多参数超声影像组学的浅表淋巴瘤预测模型研究 [J]. 肿瘤影像学, 2025, 34(6): 612-621.

**Funding:** Second Hospital of Lanzhou University (Second Clinical Medical College) “Cuiying Science and Technology Innovation” Program (Grant No. CY2023-YB-B03).

**Conflicts of interest:** authors declare no conflicts of interest.

**Ethical approval:** 2022A-200.

**Informed consent:** available.

**Cite this article:** XU J H, NIE F. Research on a prediction model for superficial lymphoma based on multimodal ultrasound radiomics [J]. Oncoradiology, 2025, 34(6): 612-621..

## Research on a prediction model for superficial lymphoma based on multimodal ultrasound radiomics

XU Jianhua, NIE Fang (Department of Ultrasonography, Lanzhou University Second Hospital, Lanzhou 730030, Gansu Province, China)

Correspondence to: NIE Fang E-mail: ery\_nief@lzu.edu.cn

**[Abstract]** **Objective:** By constructing a multiparametric ultrasound-based radiomics model, this study systematically evaluates its incremental diagnostic value compared to conventional ultrasound parameter-based models for lymphoma differentiation, providing an objective basis for optimizing non-invasive lymphoma screening strategies. **Methods:** Patients with pathologically confirmed superficial lymph node abnormalities were retrospectively enrolled from September 2022 to January 2025 at Lanzhou University Second Hospital. These cases were randomly divided into a training set and a test set in a 7:3 ratio. Based on the multiparametric ultrasound images of the training set cases, radiomics features were extracted. Key features were selected using the variance threshold method, least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression, and minimum redundancy maximum relevance (mRMR) algorithms. A multiparametric ultrasound radiomics model was then constructed using a logistic

regression classifier and subsequently validated on the test set. Receiver operating characteristic (ROC) curves, decision curve analysis (DCA), and calibration curves were used to comparatively evaluate the performance differences between the multiparametric model and the conventional ultrasound model (which incorporated six independent risk factors). **Results:** A total of 252 patients (110 with lymphoma and 142 with non-lymphoma) were included and divided into a training set of 176 cases and a test set of 76 cases. And 3 375 radiomics features were extracted from the training set. After preprocessing and feature selection, nine key features were ultimately retained to construct the multiparametric ultrasound radiomics model. This model demonstrated AUCs of 0.93 in the training set and 0.91 in the test set, significantly outperforming the conventional ultrasound parameter-based model (which achieved AUCs of 0.78 in the training set and 0.69 in the test set). **Conclusion:** Both the multiparametric ultrasound radiomics model and the conventional ultrasound parameter-based model demonstrated good performance in lymphoma diagnosis; however, the multiparametric ultrasound radiomics model demonstrated significantly better performance than the conventional model.

[ **Key words** ] Lymphoma; Multimodal ultrasound; Contrast-enhanced ultrasound; Radiomics

淋巴瘤 (lymphoma) 是一种起源于淋巴结或淋巴组织的恶性肿瘤, 其全球发病率呈逐年上升趋势, 目前占有恶性肿瘤的3%~4%<sup>[1]</sup>。但大多数淋巴瘤患者在早期阶段通常缺乏明显的临床症状, 常以多发性、无痛性及进行性的浅表淋巴结肿大为首表现。超声因其无创、实时等优势, 在临床上作为浅表淋巴结肿大的首选影像学检查方法, 而超声造影 (contrast-enhanced ultrasound, CEUS) 的出现在常规超声的基础上进一步提供了病灶内部的微血管分布和血流灌注信息。近年来相关研究<sup>[2-5]</sup>已表明CEUS在淋巴瘤诊断中具有独特优势。

影像组学 (radiomics) 通过高通量提取影像中的海量定量特征 (如灰度共生矩阵、小波变换能量、形态分形维度等), 并结合机器学习算法构建预测模型, 能够将传统定性或半定量的图像信息转化为可量化的参数, 从而揭示人眼难以辨识的肿瘤异质性特征<sup>[6]</sup>, 目前已在多个领域取得突破性的进展<sup>[7-9]</sup>。因此本研究拟通过系统整合淋巴结的灰阶超声、彩色多普勒血流成像 (color Doppler flow imaging, CDFI) 及CEUS图像, 构建浅表淋巴瘤预测诊断模型, 并与传统超声参数模型效能进行对比, 探讨多参数超声影像组学在浅表淋巴瘤诊断中的应用价值。

## 1 资料和方法

### 1.1 研究对象

回顾并分析2022年9月—2025年1月于兰州大

学第二医院超声医学中心因浅表淋巴结异常行CEUS检查的患者资料, 所有患者均经穿刺活检或术后病理学检查证实。根据病理学检查结果将其分为淋巴瘤组和非淋巴瘤组。纳入标准: ① 常规超声检测发现浅表淋巴结形态异常 (可疑恶性征象包括淋巴门消失、内部回声不均匀、不规则边缘或周边血流等); ② 于我科进行了淋巴结CEUS检查; ③ 超声检查后, 对被检淋巴结进行超声引导下组织穿刺活检术或手术活检并获得准确的病理学检查结果。排除标准: ① 病理学诊断结果不明确或显示非淋巴结病变; ② 临床资料、影像学资料留存不完整或图像质量差。受检者均签署知情同意书。

### 1.2 仪器与方法

采用德国Siemens公司的ACUSON Sequoia (L12-3探头, 频率3~12 MHz) 行常规超声和CEUS。患者取仰卧位, 平静呼吸, 充分暴露颈部或腋窝或腹股沟。常规超声下对淋巴结进行评估, 选择淋巴结最大切面作为观察面, 记录淋巴结相关信息; 之后切换CEUS模式, 选取相同切面, 经肘静脉团注造影剂 (SonoVue, 意大利Bracco公司) 2.4 mL, 并用5~10 mL生理盐水冲管, 动态观察并录制图像60 s。录制过程中保持所选切面的一致, 并嘱咐患者体位不变和安静呼吸。

### 1.3 图像分割与特征提取

本研究由1名经过规范化培训的超声科医师采集图像与其他临床数据, 2名具有5年以上CEUS检查经验的高年资超声科医师对常规超声

图像和CEUS图像进行双盲评价, 意见不统一时, 由3名医师共同讨论后得出结果。

图像的分割与提取在达尔文科研平台 (<https://www.yizhun-ai.com>) 上进行, 将所获取患者超声、CDFI和CEUS达峰关键帧上传, 由2名高年资超声科医师在不知道病理学检查结果的情况下分别勾画目标淋巴结作为感兴趣区

(region of interest, ROI) (图1)。对淋巴结患者按照7:3的比例进行训练集与测试集的划分, 所得到的两个独立数据集。为获取更多特征, 通过小波、平方、平方根和拉普拉斯高斯等滤波器对原始图像进行过滤变换, 然后依托开源数据库PyRadiomics特征库 (<http://pyradiomics.readthedocs.io>) 来实现影像组学特征提取与分类。

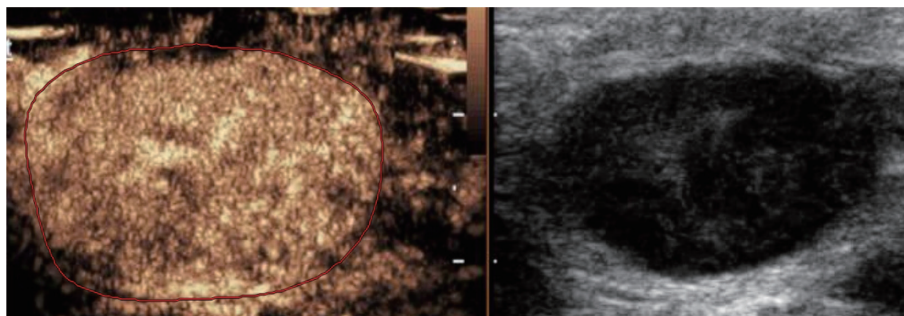


图1 ROI勾画

Fig.1 ROI delineation

#### 1.4 特征筛选

为使模型构建中, 算法更快收敛且模型更合理, 对所提取的影像组学特征进行标准化预处理。通过计算每个特征的均值与标准差, 将数据转换为均值为0、标准差为1的标准化分布, 以消除不同特征量纲差异对模型的影响, 从而提升特征稳定性, 并增强模型泛化能力。首选通过方差分析去除方差为0的特征。随后对每个特征使用常见的单变量统计方法进行特征评估, 选择 $P < 0.05$ 的特征进行后续建模。对剩余特征使用最小绝对收缩和选择算子 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 来减少冗余数据并使用非零系数获取特征。最后使用最大相关性最小冗余性算子 (minimal redundancy and maximal relevance, mRMR) 计算每个特征的互信息值并对特征进行重要性排序。

#### 1.5 模型的构建与验证

对训练集数据采用逻辑回归分类器进行多参数超声影像组学模型训练, 根据不同特征对模型贡献的权重绘制受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线。传统超声

参数模型则是基于超声科医师所提取的常规超声与CEUS特征所构建的, 通过对淋巴瘤组与非淋巴瘤组之间参数进行单因素分析, 将两组之间差异有统计学意义的变量进行共线性检验, 剔除存在高度线性关系的参数。随后, 对患者按照7:3的比例随机分为训练集与测试集, 对所筛选出的特征采用逻辑回归分类器建立模型, 并绘制ROC曲线。

#### 1.6 统计学处理

采用Stata17.0软件进行统计分析。定性资料采用 $n$  (%) 进行描述, 组间比较采用 $\chi^2$ 检验。定量资料先进行正态性检验, 服从正态分布的定量资料采用 $\bar{x} \pm s$ 进行描述, 组间比较采用独立样本 $t$ 检验; 不服从正态分布的定量资料采用 $M (P_{25}, P_{75})$ 进行描述, 组间比较采用Wilcoxon秩和检验。通过达尔文科研平台分别构建多参数超声影像组学模型和传统超声参数模型, 并绘制ROC曲线。将曲线下面积 (area under curve, AUC)、准确度、灵敏度、特异度和F1分数作为评价指标, 对模型的效能进行评估, 并使用Hosmer-Lemeshow检验评估两种预测模型的拟合程度。

## 2 结果

### 2.1 一般资料及病理学检查结果

本研究共纳入252例患者（图2），共计

250个淋巴结，其中淋巴瘤组110例（霍奇金淋巴瘤25例，非霍奇金淋巴瘤85例），非淋巴瘤组142例（反应性增生63例，转移性淋巴结50例，淋巴结结核21例，组织细胞坏死性淋巴结炎5例，Castleman病2例，结节病1例）。

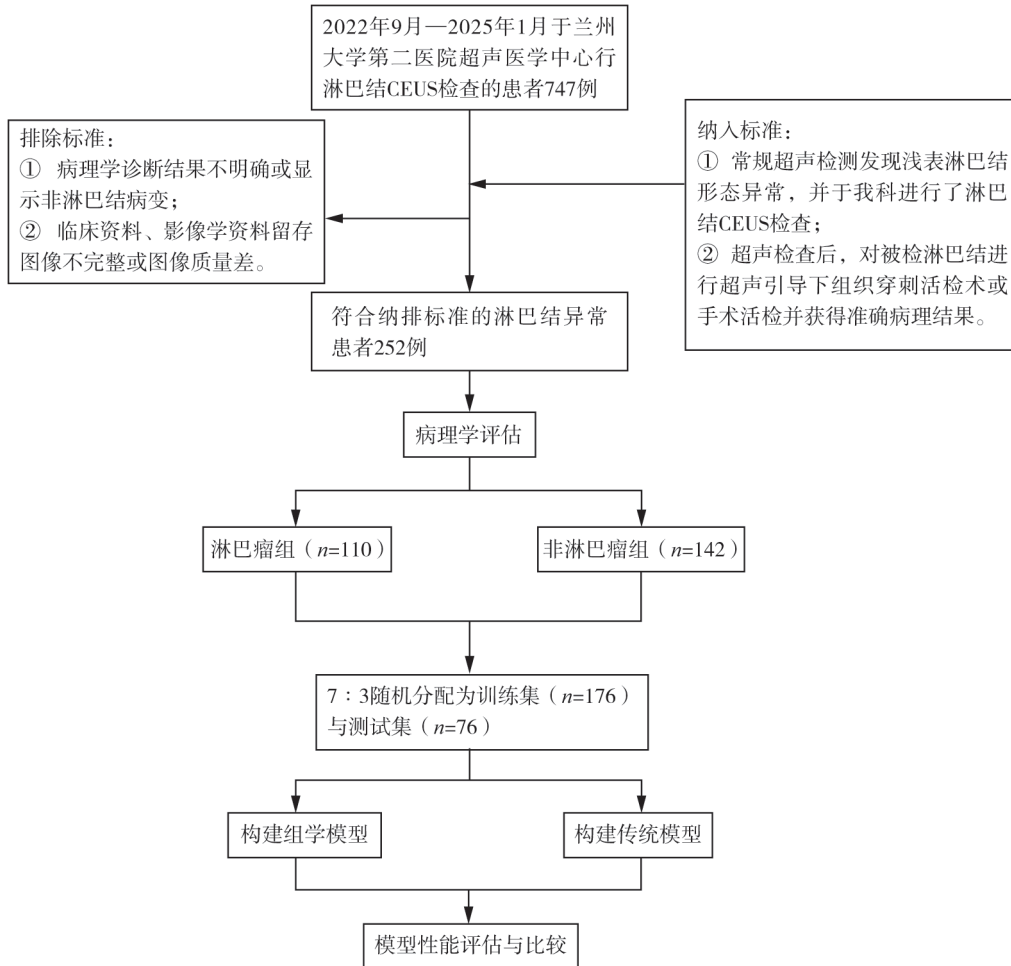


图2 研究流程图

Fig.2 Study flow chart

### 2.2 传统超声参数模型

淋巴瘤组与非淋巴瘤组的常规超声特征相比较，两组之间长径、短径、边界、条/网状回声、钙化、血流分布、增强方式、增强是否均匀、是否有无增强区、造影剂消退与周围组织关系差异均有统计学意义 ( $P < 0.05$ , 表1)。剔除存在高度线性关系的参数，并结合淋巴瘤的病理机制与超声特征参数的临床意义，对差异有统计学意义的变量进行筛选，优先选择具有高临床价值的参数。最终将长径、边界、条/网状回声、

增强方式、增强是否均匀和造影剂消退与周围组织关系纳入模型构建。对所构建模型特征重要性进行排序并分别绘制训练集与测试集ROC曲线（图3、4），其训练集AUC、准确度、灵敏度、特异度和F1分数分别为0.784、0.709、0.687、0.737、0.727，而测试集AUC、准确度、灵敏度、特异度和F1分数则分别为0.689、0.707、0.721、0.688、0.738。且该模型Hosmer-Lemeshow检验训练集 ( $P=0.584$ ) 与测试集 ( $P=0.264$ )  $P$ 值均大于0.05，提示该模型拟合较好。

表1 患者超声特征比较

Tab.1 Comparison of patient ultrasound characteristics

特征	非淋巴瘤组 (n=142)	淋巴瘤组 (n=110)	$t/\chi^2$ 值	$\bar{x}\pm s$ 或 $n$ (%)	P值
长径/cm	2.12 ± 1.09	3.12 ± 1.30	-6.156		<0.001
短径/cm	1.11 ± 0.63	1.77 ± 0.77	-7.327		<0.001
L/S	2.01 ± 0.71	1.86 ± 0.61	1.860		0.063
边界			4.716		0.030
清晰	117 (82.39)	101 (91.82)			
模糊	25 (17.60)	9 (8.18)			
相互融合			0.632		0.426
无	116 (81.69)	94 (85.45)			
有	26 (18.31)	16 (14.55)			
髓质			3.993		0.262
偏心	4 (2.82)	1 (0.91)			
变形	16 (11.27)	11 (10.00)			
居中	6 (4.23)	1 (0.91)			
消失	116 (81.69)	97 (88.18)			
淋巴门			0.161		0.688
存在	52 (36.62)	43 (39.09)			
消失	90 (63.38)	67 (60.91)			
条/网状回声			62.541		<0.001
无	101 (71.13)	23 (20.91)			
有	41 (28.87)	87 (79.09)			
钙化			6.485		0.011
无	126 (88.73)	107 (97.27)			
有	16 (11.27)	3 (2.73)			
血流类型			18.597		0.001
中央型	18 (12.68)	5 (4.55)			
无血流	5 (3.52)	1 (0.91)			
混合型	36 (25.35)	52 (47.27)			
边缘型	38 (26.76)	31 (28.18)			
门型	45 (31.69)	21 (19.09)			
造影增强强度			1.096		0.778
无增强	1 (0.70)	0 (0)			
低增强	7 (4.93)	6 (5.45)			
等增强	20 (14.08)	13 (11.82)			
高增强	114 (80.28)	91 (82.73)			
增强方式			36.949		<0.001
向心	44 (30.99)	16 (14.55)			
弥漫	23 (16.20)	57 (51.82)			
混合	27 (19.01)	13 (11.82)			
离心	48 (33.80)	24 (21.82)			
增强是否均匀			12.907		<0.001
不均匀	108 (76.06)	60 (54.55)			
均匀	34 (23.94)	50 (45.45)			
无增强区			14.909		<0.001
无	105 (73.94)	102 (92.73)			
有	37 (26.06)	8 (7.27)			
增强后范围			0.131		0.717
不变	140 (98.59)	109 (99.09)			
增大	2 (1.41)	1 (0.91)			

续表

特征	非淋巴瘤组 (n=142)	淋巴瘤组 (n=110)	$t/\chi^2$ 值	P值
包膜增强			1.406	0.236
不明显	110 (77.46)	78 (70.91)		
明显	32 (22.54)	32 (29.09)		
造影剂进入与周围组织关系			0.796	0.672
早于周围	90 (63.38)	75 (68.18)		
同步	42 (29.58)	27 (24.55)		
晚于周围	10 (7.04)	8 (7.27)		
造影剂消退与周围组织关系			32.730	<0.001
早于周围	66 (46.48)	76 (69.09)		
同步	14 (9.86)	22 (20.00)		
晚于周围	62 (43.66)	12 (10.91)		

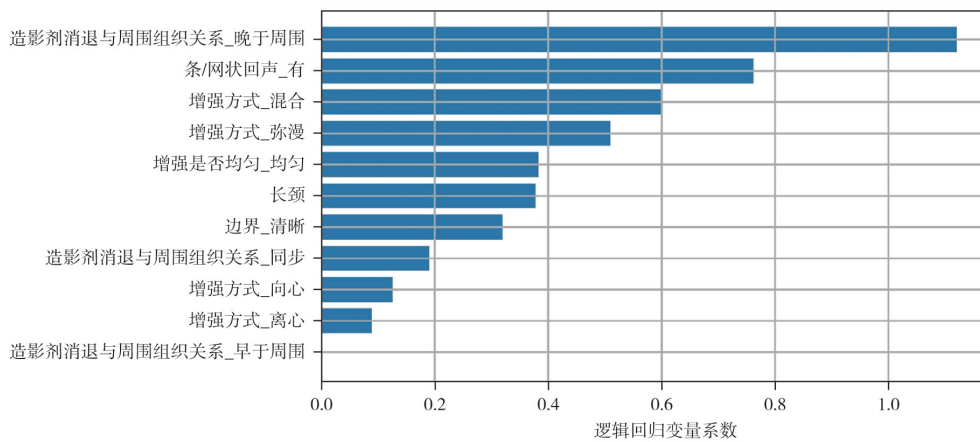


图3 传统模型特征重要性

Fig.3 Feature importance of the conventional ultrasound parameter-based model

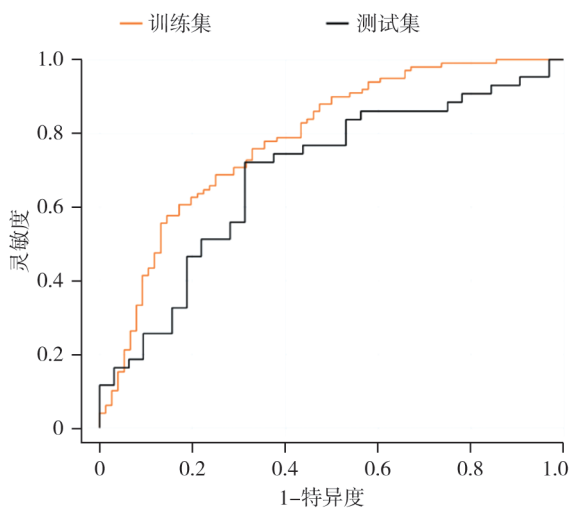


图4 传统超声参数模型ROC曲线

Fig.4 ROC curves of the conventional ultrasound parameter-based model

### 2.3 多参数超声影像组学模型

本研究中，从超声、CDFI和CEUS图像中分

别提取影像组学特征各1 125个，共计3 375个影像组学特征，对所提取特征进行标准化预处理后，通过方差分析、显著性筛选、LASSO回归和mRMR 4个阶段筛选后，共保留10个与淋巴瘤诊断显著相关的影像组学特征。在最终构建放射组学评分 (RadScore) 时，采用逐步回归法剔除1个多重共线性特征，最终纳入9个独立预测因子 (表2)。按照其重要性对所筛选出特征进行由高到低的排列，其中包括一阶特征2个、纹理特征7个 (图5)。对该模型进行ROC曲线绘制，其训练集AUC、准确度、灵敏度、特异度和F1分数分别为0.929、0.874、0.776、0.949、0.843，测试集AUC、准确度、灵敏度、特异度和F1分数分别为0.906、0.813、0.875、0.767、0.800 (图6)。且该模型Hosmer-Lemeshow检验训练集 ( $P=0.743$ ) 与测试集 ( $P=0.606$ )  $P$ 值均大于0.05，提示该模型拟合好。

表2 多参数超声影像组学模型中所纳入特征

Tab.2 Features retained in the multiparametric ultrasound radiomics model

影像组学特征	类别	来源	含义	相关性
Correlation	GLCM	CEUS	像素间线性关联度, 高值提示结构均质	正相关
Interquartile Range	First Order	超声	中间50%数据离散度, 低值提示回声集中	负相关
Small Area Low Gray Level Emphasis (SALGLE)	GLSZM	CEUS	小面积低代谢区, 高值提示微坏死灶	正相关
Inverse Variance	GLCM	CEUS	局部结构一致性, 低值对应异质区域	负相关
Gray Level Non-Uniformity (GLN)	GLSZM	超声	灰度分布离散度, 高值反映细胞密度差异	负相关
Short Run Emphasis (SRE)	GLRLM	超声	微结构破碎程度, 高值提示组织连续性差	负相关
Size-Zone Non-Uniformity (SZN)	GLSZM	CEUS	病灶区域大小差异, 高值反映生长异质	负相关
Robust Mean Absolute Deviation (rMAD)	First Order	超声	抗噪离散度度量, 低值提示回声均质化	负相关
Informational Measure of Correlation (IMC) 2	GLCM	CEUS	纹理复杂度, 高值对应结构无序	正相关

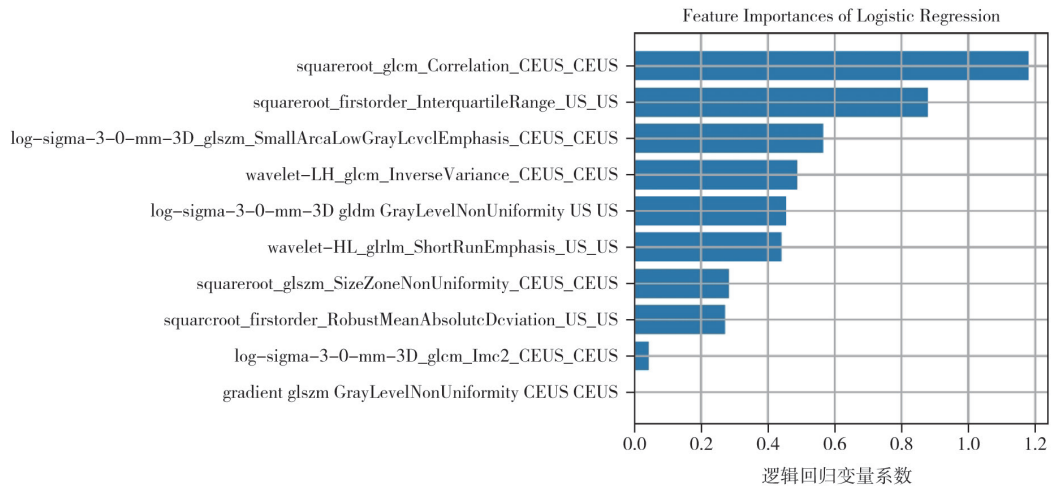


图5 组学模型特征重要性

Fig.5 Feature importance of the radiomics model

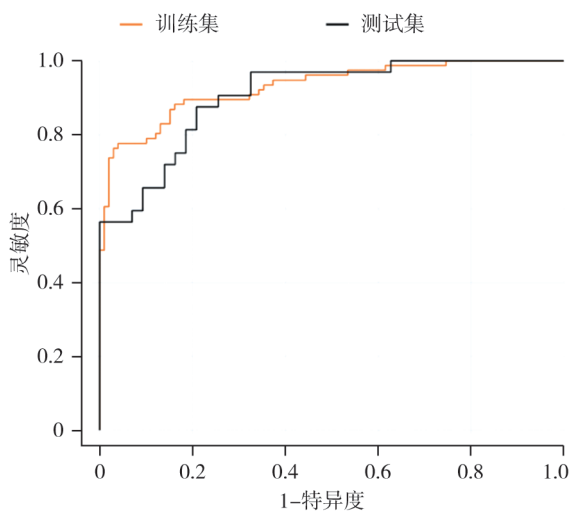


图6 多参数超声影像组学模型ROC

Fig.6 ROC curves of the multiparametric ultrasound radiomics model

### 2.4 两种模型效能比较

分别比较传统超声参数模型与多参数超声影像组学模型在训练集和测试集中模型的AUC、准确度、灵敏度、特异度和F1分数, 如表3、图7。结果显示, 训练集和测试集中相较于传统超声参数模型, 多参数超声组学模型的各项指标均有不同程度的提高, 说明组学模型的预测效能明显优于传统模型。为进一步评估两种预测模型的临床应用价值, 使用决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 来量化不同阈值概率下的标准化净效益, 如图8。从图中可知, 无论是训练集还是测试集, 组学模型DCA几乎均在传统模型DCA上方, 这就表明相较于传统模型, 在预测淋巴瘤方面组学模型可以得到更多的净收益。

表3 训练集与测试集中传统超声参数模型与多参数超声影像组学模型的效能比较

Tab.3 Performance comparison of the conventional ultrasound parameter-based model and the multiparametric ultrasound radiomics model in the training and test sets

组别	训练集					测试集				
	AUC (95% CI)	准确度	灵敏度	特异度	F1 分数	AUC (95% CI)	准确度	灵敏度	特异度	F1 分数
传统模型	0.78 (0.71~0.85)	0.71	0.69	0.74	0.73	0.69 (0.67~0.81)	0.71	0.72	0.69	0.74
组学模型	0.93 (0.89~0.97)	0.87	0.78	0.95	0.84	0.91 (0.84~0.97)	0.81	0.88	0.77	0.80

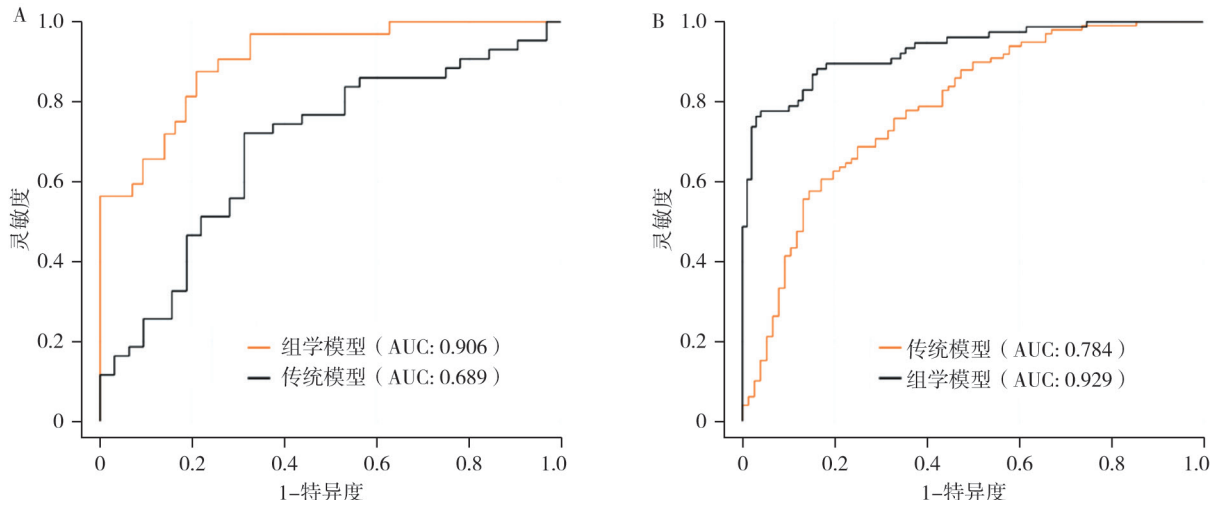


图7 传统模型与组学模型ROC曲线

Fig.7 ROC curves of the conventional model and the radiomics model

A: 测试集; B: 训练集。

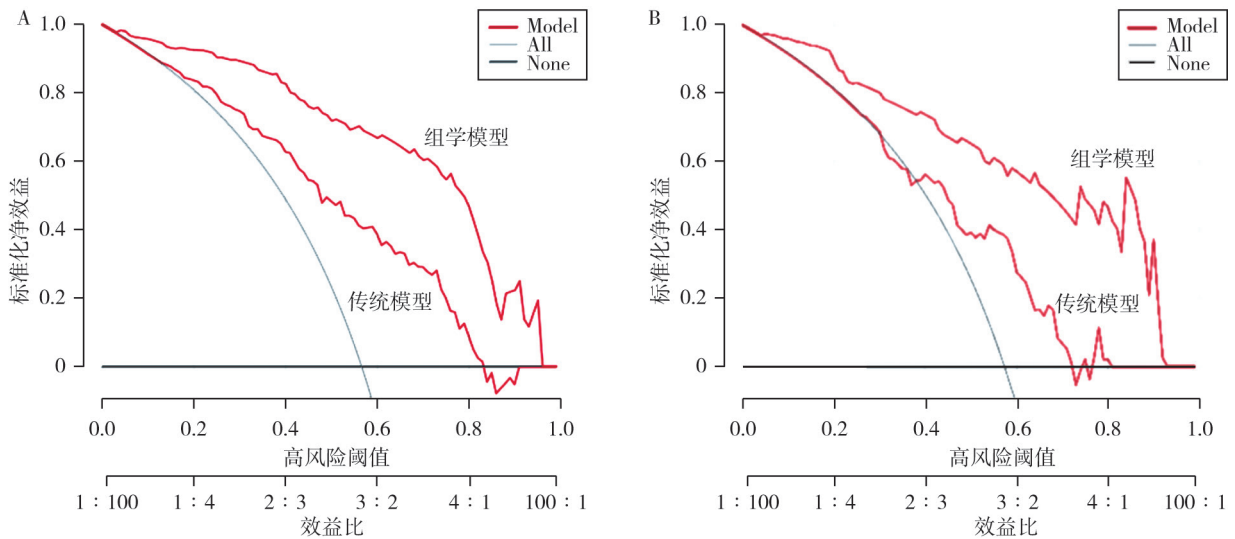


图8 两种模型DCA比较

Fig.8 Comparison of the two models using DCA

A: 测试集; B: 训练集。

### 3 讨论

尽管在既往的研究<sup>[2-5]</sup>中, 超声检查可为淋

巴瘤的无创诊断提供重要依据, 但其临床应用仍受限于传统分析方法的固有缺陷: 一方面, 超声科医师主观评估易受经验差异影响, 导致图像信息被低效利用; 另一方面, 基于单一参数的定量

分析难以全面解析病灶的多维度特征。

影像组学的核心价值在于其对图像信息的系统解码能力——通过高通量提取纹理异质性、频域变换及形态学复杂度等深层特征,可定量揭示病灶的微观结构差异,并规避人工判读的主观性偏倚<sup>[6]</sup>。目前,该技术已在乳腺癌分子亚型预测、肺癌筛查、甲状腺癌淋巴结转移及肿瘤的良恶性鉴别中展现出显著优势<sup>[7-9]</sup>。近年来,影像组学技术在淋巴结病变鉴别诊断领域的应用呈现加快趋势。在Li等<sup>[10]</sup>的多中心研究中,超声影像组学模型在颈部淋巴结病变中的AUC均可达到0.6以上。且在常规超声的基础上,进一步整合临床特征、实验室检查指标后,对于淋巴结转移预测的组学模型AUC可以达到0.846<sup>[11]</sup>。基于上述研究内容,本研究通过整合灰阶超声、CDFI及CEUS达峰期图像,对经病理学检查确诊的252例淋巴瘤患者的淋巴结病变进行组学分析。所有图像经标准化预处理后上传至达尔文科研平台,采用稳健的特征筛选策略,分别构建多参数影像组学模型与传统超声参数模型,系统评估组学技术对诊断性能的优化作用。本部分研究通过对比多参数超声影像组学模型与传统超声参数模型的诊断效能,证实了组学技术在淋巴瘤诊断中的显著优势,进一步验证了影像组学在复杂疾病鉴别中的普适价值。

本研究所构建的传统超声参数模型与多参数影像组学模型均表现出良好的鉴别效能,但组学模型的诊断性能显著优于传统模型(训练集AUC为0.93 vs 0.78,测试集AUC为0.91 vs 0.69)。在张旭等<sup>[12]</sup>的研究中,其通过对肿大淋巴结超声图像进行特征提取、筛选后,通过支持向量机构建颈部淋巴瘤预测超声影像组学模型,其AUC在训练集与测试集中分别为0.835、0.793。而本研究在超声检查的基础上额外纳入CDFI与CEUS达峰图像,所构建模型也在此基础上得到了提升。且在本研究中,组学模型最终纳入的9个特征中,7个均为纹理特征,这表明在淋巴瘤诊断中,纹理特征具有较高的价值,这与病灶内部具有明显分子及微环境差异的异质细胞组成有关,从而说明淋巴瘤纹理特征与其内部细胞的异质性

具有很高的相关性<sup>[13-14]</sup>。

值得一提的是,本研究中最终组学模型筛选的特征仅来源于超声与CEUS模态,而CDFI相关特征未被纳入,这归因于以下两个方面:第一,CDFI模态主要反映的是血流信号与形态学信息的联合,当淋巴结内血流处于低流速或分布稀疏时,所获取的血流信号信息量减少且干扰增多,导致特征提取可靠性下降。第二,CDFI所反映的血流分布信息(如血管走行、血流分级)与CEUS的微循环灌注参数可能存在共线性关系,而其提供的形态学特征又与超声模态高度重叠。因此CDFI模态所提取的信息可能在通过LASSO回归进行特征筛选时,因信息冗余被剔除。此外值得关注的是,本课题组学模型所纳入的9个特征中,CEUS变量的比重高达78.6%,且最高权重变量也来自CEUS模态。而在既往乳腺癌组学模型构建的研究中,所得到模型则是超声模态信息占主导,这一差异可能源于淋巴瘤的独特病理学机制,因此在后续鉴别淋巴瘤与其他淋巴结病变之间,我们应该着重关注淋巴结内的微血管分布及灌注信息。病灶内部血流灌注状况,是计算机体层成像(computed tomography, CT)、磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)等影像学手段难以获取的信息,因此这也从侧面反映了超声技术在临床应用中的独特优势和不可替代性。且现有淋巴瘤诊断技术依赖于组织活检与免疫组织化学检测等有创性检查,但易出现影像标本量不足、染色质量不稳定和并发症严重等情形,而影像组学的应用则可以通过其“深层次影像解码”能力避免上述问题,且对平台依赖性更低。综上所述,影像组学在淋巴瘤中的应用对其诊断有着深远的意义。

本研究也存在一些局限性。第一,未纳入弹性超声模态与相关实验室检查信息,可能遗漏组织硬度与相关生理、生化信息等关键特征;第二,本研究是一个单中心回顾性设计,导致样本量有限( $n=252$ ),且部分亚型样本不足,限制了组学模型在亚型鉴别中的应用;第三,缺乏外部独立队列验证,模型泛化能力尚未明确。

综上所述,多参数超声影像组学模型在淋巴瘤诊断中具有良好的效能,相较于传统超声参数模型有很大的提升。本研究结果有望在一定程度上推动影像组学在淋巴结病变领域从技术探索向循证医学证据转化,但最终实现淋巴结病变的精准诊疗仍有待更多的研究。

#### 第一作者:

许建华 (ORCID: 0009-0005-2918-7897), 硕士研究生。

#### 通信作者:

聂芳 (ORCID: 0000-0001-9725-1743), 博士, 主任医师,  
E-mail: ery\_nief@lzu.edu.cn。

#### 作者贡献声明:

许建华: 提供论文基本框架, 撰写论文、采集、收集并分析数据; 聂芳: 提出研究方向、设计论文框架, 并提供项目支持。

#### [参 考 文 献]

- [1] HAN B F, ZHENG R S, ZENG H M, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022 [J]. *J Natl Cancer Cent*, 2024, 4(1): 47-53.
- [2] 梁舒媛, 罗渝昆, 费翔, 等. 高帧频超声造影在鉴别浅表淋巴结性质中的应用 [J]. *中华医学超声杂志 (电子版)*, 2020, 17(9): 841-847.  
LIANG S Y, LUO Y K, FEI X, et al. Clinical application of high-frame-rate contrast-enhanced ultrasound in differentiation of benign and malignant superficial lymph nodes [J]. *Chin J Med Ultrasound Electron Ed*, 2020, 17(9): 841-847.
- [3] 宋奕薇, 李曼熙, 李阳, 等. 基于临床及超声特征列线图模型诊断淋巴瘤 [J]. *中国介入影像与治疗学*, 2024, 21(3): 170-174.  
SONG Y W, LI M X, LI Y, et al. Nomogram model based on clinical and ultrasonic characteristics for diagnosing lymphoma [J]. *Chin J Interv Imag Ther*, 2024, 21(3): 170-174.
- [4] 张旭, 刘丹, 黄品同, 等. 多模态超声在颈部淋巴瘤诊断中的价值 [J]. *中华医学超声杂志 (电子版)*, 2020, 17(10): 987-992.  
ZHANG X, LIU D, HUANG P T, et al. Value of multi-modal ultrasound in diagnosis of cervical lymphoma [J]. *Chin J Med Ultrasound Electron Ed*, 2020, 17(10): 987-992.
- [5] JIN Y, HE Y S, ZHANG M M, et al. Value of contrast-enhanced ultrasonography in the differential diagnosis of enlarged lymph nodes: a meta-analysis of diagnostic accuracy studies [J]. *Asian Pac J Cancer Prev*, 2015, 16(6): 2361-2368.
- [6] MAYERHOEFER M E, MATERKA A, LANGS G, et al. Introduction to radiomics [J]. *J Nucl Med*, 2020, 61(4): 488-495.
- [7] DRISIS S, METENS T, IGNATIADIS M, et al. Quantitative DCE-MRI for prediction of pathological complete response following neoadjuvant treatment for locally advanced breast cancer: the impact of breast cancer subtypes on the diagnostic accuracy [J]. *Eur Radiol*, 2016, 26(5): 1474-1484.
- [8] TONG Y Y, ZHANG J W, WEI Y, et al. Ultrasound-based radiomics analysis for preoperative prediction of central and lateral cervical lymph node metastasis in papillary thyroid carcinoma: a multi-institutional study [J]. *BMC Med Imaging*, 2022, 22(1): 82.
- [9] XU H, ZHU N, YUE Y, et al. Spectral CT-based radiomics signature for distinguishing malignant pulmonary nodules from benign [J]. *BMC Cancer*, 2023, 23(1): 91.
- [10] LI W B, DU Z C, LIU Y J, et al. Prediction of axillary lymph node metastasis in early breast cancer patients with ultrasonic videos based deep learning [J]. *Front Oncol*, 2023, 13: 1219838.
- [11] FAN F J, LI F, WANG Y X, et al. Integration of ultrasound-based radiomics with clinical features for predicting cervical lymph node metastasis in postoperative patients with differentiated thyroid carcinoma [J]. *Endocrine*, 2024, 84(3): 999-1012.
- [12] 张旭, 黄品同. 基于灰阶超声影像组学的颈部淋巴瘤预测模型研究 [J]. *中华超声影像学杂志*, 2021(6): 506-512.  
ZHANG X, HUANG P T. Prediction model of neck lymphoma based on gray-scale ultrasonography radiomics [J]. *Chin J Ultrason*, 2021(6): 506-512.
- [13] JIN X C, AI Y, ZHANG J, et al. Noninvasive prediction of lymph node status for patients with early-stage cervical cancer based on radiomics features from ultrasound images [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(7): 4117-4124.
- [14] CHICKLORE S, GOH V, SIDDIQUE M, et al. Quantifying tumour heterogeneity in <sup>18</sup>F-FDG PET/CT imaging by texture analysis [J]. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 2013, 40(1): 133-140.

(收稿日期: 2025-06-26 修回日期: 2025-09-08)