

## 论 著

## 基于钆塞酸二钠增强MRI肝胆期影像组学诺模图对肝细胞癌微血管侵犯的预测研究\*

王德祖<sup>1,3</sup> 张慧坤<sup>1</sup> 段崇锋<sup>1</sup>  
张 帅<sup>1</sup> 赵 敏<sup>1</sup> 赵蕊蕊<sup>2</sup>  
王 刚<sup>1,\*</sup>

## 1. 青岛大学附属医院放射科

(山东 青岛 266000)

## 2. 青岛大学附属医院手术室

(山东 青岛 266000)

## 3. 青岛市即墨区中医医院放射科

(山东 青岛 266200)

**【摘要】目的** 建立在术前预测肝细胞癌患者微血管侵犯(MVI)的影像组学模型。**方法** 回顾性分析经手术病理证实为肝细胞癌的203例患者的临床资料和影像学特征。提取所有患者15分钟肝胆特异期(HBP)的影像组学特征,使用最小绝对收缩与选择算子(LASSO)回归和逻辑回归来降维并进行特征选择,构建影像组学模型。通过单变量和多变量分析确定有意义的临床放射学特征因素,将放射组学特征和临床放射学特征因素相结合,形成预测肝细胞癌微血管侵犯的联合模型并绘制诺模图,对以上各预测模型的鉴别能力、校准能力和临床实用性进行评估。结果:综合临床放射学特征和影像组学特征建立的联合模型(AUC: 0.884)优于临床放射学特征模型(AUC: 0.802)和影像组学特征模型(AUC: 0.732),Delong检验显示联合模型具有良好的校准和鉴别性能。决策曲线分析(DCA)结果表明,联合模型在预测效能上最优。**结论** 基于临床放射学特征和15分钟肝胆特异期(HBP)影像组学特征建立的联合模型诺模图可以有效预测肝细胞癌患者的MVI。

**【关键词】** 肝细胞癌; 微血管侵犯; 影像组学; 钆塞酸二钠; 磁共振成像; 诺模图

**【中图分类号】** R445.5; R735.7

**【文献标识码】** A

**【基金项目】** 不同影像组学模型对口服甘露醇等渗溶液剂小剂量CT小肠造影检查小肠间质瘤恶性潜能预测的初步研究(QDFY+X202101021)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2026.03.024

## Radiomics Nomogram for Prediction of Microvascular Invasion in Hepatocellular Carcinoma Based on MR Imaging with Gd-EOB-DTPA\*

WANG De-zu<sup>1,3</sup>, ZHANG Hui-kun<sup>1</sup>, DUAN Chong-feng<sup>1</sup>, ZHANG Shuai<sup>1</sup>, ZHAO Min<sup>1</sup>, ZHAO Rui-rui<sup>2</sup>, WANG Gang<sup>1,\*</sup>.

1. Department of Radiology, the Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao 266000, Shandong Province, China

2. Operating Room, the Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao 266000, Shandong Province, China

3. Jimo District Qingdao Hospital of Traditional Chinese Medicine, Qingdao 266000, Shandong Province, China

## ABSTRACT

**Objective** To establish an imaging omics model for preoperative prediction of microvascular invasion (MVI) in patients with hepatocellular carcinoma. **Methods** A retrospective analysis was conducted on the clinical data and imaging characteristics of 203 patients with hepatocellular carcinoma confirmed by surgery and pathology. Extract the radiomics features of all patients during the 15 minute hepatobiliary specific phase (HBP), use the Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) regression and logistic regression to reduce dimensionality and perform feature selection, and construct a radiomics model. By conducting univariate and multivariate analysis, meaningful clinical radiological characteristic factors were identified. Radiomics characteristics and clinical radiological characteristic factors were combined to form a joint model for predicting microvascular invasion in hepatocellular carcinoma, and a nomogram was drawn to evaluate the discriminatory ability, calibration ability, and clinical practicality of the above prediction models. **Results** The combined model (AUC: 0.884) established by integrating clinical radiological features and radiomics features was superior to the clinical radiological feature model (AUC: 0.802) and radiomics feature model (AUC: 0.732). Delong test showed that the combined model had good calibration and discrimination performance. The decision curve analysis (DCA) results indicate that the joint model has the best predictive performance. **Conclusion** The combined model nomogram based on clinical radiological features and 15 minute hepatobiliary specific phase (HBP) radiomics features can effectively predict MVI in patients with hepatocellular carcinoma.

**Keywords:** Hepatocellular Carcinoma; Microvascular Invasion; Radiomics; Disodium Gadolinium; Magnetic Resonance Imaging; Nomogram

肝细胞癌(HCC)是中国最常见的恶性肿瘤之一,有着极高的病死率<sup>[1-2]</sup>,多数患者预后较差<sup>[3]</sup>。尽管手术切除被认为是治疗HCC的有效方法,但术后复发仍然很常见<sup>[3]</sup>,大约70%的肝切除患者在5年内会复发,大约25%的肝移植患者也会复发<sup>[5]</sup>。微血管侵袭(MVI)指在显微镜下于经典毛细血管内皮细胞衬覆的血管腔内见到癌细胞巢团,以癌旁门静脉分支为主,癌栓无内皮细胞包裹<sup>[6]</sup>。肝细胞癌的MVI是在组织学上的病理改变,意味着术后早期复发、生存率较低<sup>[7]</sup>。对于HCC患者来说,准确识别肝细胞癌的MVI对于制定合适的治疗方案至关重要。对于MVI高风险患者,扩大手术切除范围是其最佳选择<sup>[8]</sup>。然而,与可以通过影像学检查即可检测到血管侵犯不同,目前MVI只能通过术后病理结果来诊断。因此,迫切需要一种用于术前预测MVI的定量方法。

已有研究表明,通过将医学图像转化为更高质量、可量化和可挖掘的数据,影像组学特征可以作为癌症表型和肿瘤微环境的诊断和预后指标<sup>[9-10]</sup>。我们之前的研究<sup>[11]</sup>发现,在Gd-EOB-DTPA磁共振成像中,可以使用肝胆期的放射学特征来预测MVI。然而,医生需要进一步整合临床数据和放射学特征,才能在实际预测中获得更高的收益。作为我们之前工作的直接延伸,本研究的目的是通过创建包含临床放射学特征及影像组学特征的诺模图来预测肝细胞癌患者的MVI状态。

## 1 资料与方法

**1.1 临床资料** 本研究为回顾性研究,研究方案得到了青岛大学附属医院伦理审查委员会的批准。回顾性收集2018年1月至2024年4月青岛大学附属医院经手术病理证实的肝细胞癌(HCC)患者203例,分为训练集和测试集,包括男性167例,女性36例。

**纳入标准:** (1)术前1个月内进行GD-EOB-DTPA增强MRI检查。(2)术后经病理证实为肝细胞癌。排除标准:(1)术前接受过肝癌相关治疗的患者。(2)MRI显示有大血管侵犯的患者。(3)MRI图像质量不佳,无法满足诊断需要。

**1.2 MR扫描方法** 使用GE 3.0T磁共振扫描仪(GEHC GEHC, GE医疗系统, Waukesha, WI)对所有研究参与者进行MR扫描。所有患者均接受0.1 mL/kg (0.025 mmol/kg) Gd-EOB-DTPA (Primovist, Bayer HealthCare, Berlin, Germany)增强检查。在注射对比剂

【第一作者】王德祖,男,副主任医师,主要研究方向:CT/MRI诊断。E-mail: zuzu1019@sina.com

【通讯作者】王刚,男,主任医师,主要研究方向:CT/MRI诊断。E-mail: wanggang@qdu.edu.cn

后5分钟、10分钟和15分钟(即HBP, 分别代表上述三个不同的时间段), 采用肝脏加速容积采集(LAVA)序列在轴位采集数据。LAVA序列参数包括:TR/TE 2.5/1.1; 层间距2.5 mm; 层厚 5mm; TR 5.0 ms; 扫描野380-450mm; 字符0.70; 带宽 976.6 kHz。

**1.3 图像后处理及分析** 通过我院HIS系统收集患者的临床特征, 主要包括:患者年龄、性别、甲胎蛋白(AFP)水平、是否存在肝硬化、乙型和丙型肝炎表面抗原状态(即阳性或阴性)。MVI数据从病理报告中获取。影像学特征包括肿瘤直径、晕征、形状、边界、肿瘤包膜、瘤内坏死和肿瘤/肝脏信号比, 由两位高年资诊断医师独立通过我院PACS系统进行逐一病例分析。肿瘤直径定义为15分钟HBP横轴位的最大值。晕征定义为HBP图像上病变中心出现的低信号环。肿瘤形状分为圆形或非圆形, 长径与短径之比小于1:2为圆形, 大于则为非圆形。肿瘤包膜定义为肿瘤周围的明显延迟强化环。肿瘤/肝脏信号比定义为HBP图像上肿瘤/周围肝实质信号比。瘤内坏死定义为肿瘤内T2WI高信号且无强化。为了确定MVI判别的单一因素, 进行了单因素分析, 并将有意义的单因素( $P<0.1$ )纳入到多因素logistic回归分析( $P<0.05$ )来预测MVI的风险。

**1.4 MR影像组学分析** 影像组学分析主要包括肿瘤分割、特征提取、特征选择、模型建立与评估等。通过ITK-SNAP4.2.0软件(<http://www.itksnap.org/>)在15分钟HBP图像上进行感兴趣区(ROI)勾画。由两名对病理结果不知情的腹部放射科医生对覆盖整个肿瘤的ROI进行手动分割, 图1显示的是ROI的勾画过程。使用IBEX软件分析得到肿瘤15分钟HBP的1768个影像组学特征。通过降维共获得8组参数, 每组参数具有不同的影像组学意义。为了分析和检验重复序列提取特征的可重复性, 随机选取30个肿瘤样本, 计算组内相关系数(ICC), 将 $ICC<0.80$ 的特征排除在外。在之前的一项研究中已经详细介绍了图像分类和主要滤波过程<sup>[12]</sup>。采用最小收缩回归分析和选择算子(LASSO)选择HBP 15分钟内获得的最关键参数。通过LASSO系数加权法计算的影像学特征组合作为每位患者的影像组学评分。

**1.5 MVI预测模型的构建与评估** 在进行单变量和多变量逻辑回归后, 采用显著变量建立临床-放射学模型。影像组学评分模型基于选定的影像组学特征。将临床危险因素与影像组学评分融合构建诺模图模型。利用受试者工作特征曲线(ROC)的曲线下面积(AUC)将三种模型的预测性能转化为可量化的数据, 并对bonferroni调整后的p值进行Delong检验, 对曲线进行多重对比扩展。计算AUC、95% CI、精确度、敏感性和特异性。

**1.6 影像组学诺模图的构建和验证** 通过在训练队列中绘制校准曲线对诺模图进行校准。采用Hosmer-Lemeshow检验来分析和确定由诺模图预测的MVI与校准曲线得出的实际MVI之间的一致性。为了评估训练和测试联合队列中诺模图的临床效用, 绘制了

决策曲线。

**1.7 统计分析** 使用SPSS(version20, Chicago, IL, USA)和R(<https://www.r-project.org/>)作为统计分析工具。双尾检验在 $P<0.05$ 的情况下才具有统计学意义。

## 2 结果

**2.1 建立患者临床放射学特征及临床放射学模型** 患者的临床放射学特征详见表1。经过单因素和多因素分析显示, MVI+组与MVI-组在性别、AFP水平、晕征、形态等方面差异均有统计学意义( $P<0.05$ ), 而年龄、肝硬化、HBsAg、HCsAg、直径、边界、坏死、肿瘤/肝脏信号比、放射包膜等方面差异均无统计学意义( $P>0.05$ ), 确定了性别(优势比(OR) 1.466; 95%可信区间(CI): 1.267~1.696), AFP水平(OR 1.749; 95% CI: 1.306~2.34), 晕征(OR 0.664; 95% CI 0.526~0.838)和形状(OR 1.589; 95% CI: 1.416~1.782)可用于构建临床模型。4个预测因子的联合AUC为0.802 (95% CI: 0.730~0.875)。

**2.2 影像组学特征计算** 从HBP上15分钟的MR图像特征中获得1768个特征。然后从MVI+和MVI-组中筛选出356个最具差异性的影像学特征, 并将这些特征引入LASSO逻辑回归模型中筛选出最有用的特征。最后, 选择14个与MVI状态显著相关的特征来构建影像组学特征。Radiomics评分使用以下公式计算:

Radiomics评分 =  $-0.0144246 \times \text{MedianAbsoluteDeviation} - 0.149397 \times 5\text{Percentile} + 0.00529663 \times \text{Mass} - 6.210769 \times \text{SphericalDisproportion} - 0.0005163601 \times 4.7\text{AutoCorrelation} + 0.02526177 \times 1.7\text{Contrast} - 0.008745637 \times 9.4\text{Contrast} - 1.448129 \times 6.1\text{DifferenceEntropy} - 0.1107169 \times 4.7\text{Dissimilarity} - 15.27011 \times 8.4\text{InverseDiffNorm} + 3.353539 \times 1.1\text{InverseVariance} + 4.034202 \times 11.4\text{InverseVariance} - 5.335912 \times 12.4\text{InverseVariance} - 0.607462 \times 8.4\text{MaxProbability}$ 。

**2.3 模型的性能** 如表2和图2所示, 临床放射学模型的AUC为0.802 (95% CI: 0.730~0.875), 影像组学特征模型和诺模图模型的AUC分别为0.732 (95% CI: 0.650~0.813)、0.884 (95% CI: 0.790~0.924), 三种模型MVI+和MVI-患者的Delong检验结果见表2。Delong检验结果显示, 最终诺模图模型、临床放射组学模型和影像组学特征模型的AUC分别为0.884、0.802和0.732, 且 $P<0.001$ , 可见最终诺模图明显优于后两种模型。

**2.4 诺模图构建** 结合临床放射学因素和影像组学特征的诺模图模型具有较好的预测效果, 因此我们将计算得到的诺模图作为预测图(图3)。图4显示了诺模图获得了良好的校准效能, Hosmer-Lemeshow检验发现预测的校准曲线与MVI理想曲线之间无显著差异。图5显示了上述三种模型的DCA结果。诺模图模型比临床放射学模型和放射组学特征模型具有更大的净收益。

表1 MVI (+) 和 MVI (-) 患者临床放射学特征的比较

Feature_name	Log(OR)	lower 95%CI	upper 95%CI	OR	OR lower 95%CI	OR upper 95%CI	p_value
Gender	0.383	0.237	0.528	1.466	1.267	1.696	0
Age	0.002	-0.004	0.008	1.002	0.996	1.008	0.606
AFP	0.559	0.267	0.85	1.749	1.306	2.34	0.002
HBsAg	0.076	-0.146	0.298	1.079	0.864	1.347	0.573
HCsAg	0.134	-0.209	0.476	1.143	0.811	1.61	0.52
Cirrhosis	0	0	0	1	1	1	0.35
Halo_sign	-0.409	-0.642	-0.177	0.664	0.526	0.838	0.004
Boundary	-0.004	-0.226	0.218	0.996	0.798	1.244	0.977
Shape	0.463	0.348	0.578	1.589	1.416	1.782	0
Radiologic_capsule	-0.019	-0.196	0.158	0.981	0.822	1.171	0.857
Necrosis	0.051	-0.081	0.182	1.052	0.922	1.2	0.525
Tumor_liver_signal_ratio	0.072	-0.304	0.448	1.075	0.738	1.565	0.752
Diameter	0.002	-0.001	0.004	1.002	0.999	1.004	0.246

表2 三种模型的预测性能

	AUC(95%置信区间)	SEN	SPE	P
(1)临床放射学模型	0.802(0.730 - 0.875)	0.627	0.878	
(2)放射组学评分模型	0.732(0.650 - 0.813)	0.797	0.573	
(3)放射组学图模型	0.884(0.790 - 0.924)	0.829	0.938	
1 vs. 2				0.1868
1 vs. 3				0.0002
2 vs. 3				0.0003

注: 1表示临床放射学模型; 2表示放射组学评分模型; 3表示放射组学nomogram模型。SEN灵敏度, SPE特异性, 曲线下AUC面积, CI置信区间。\* $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

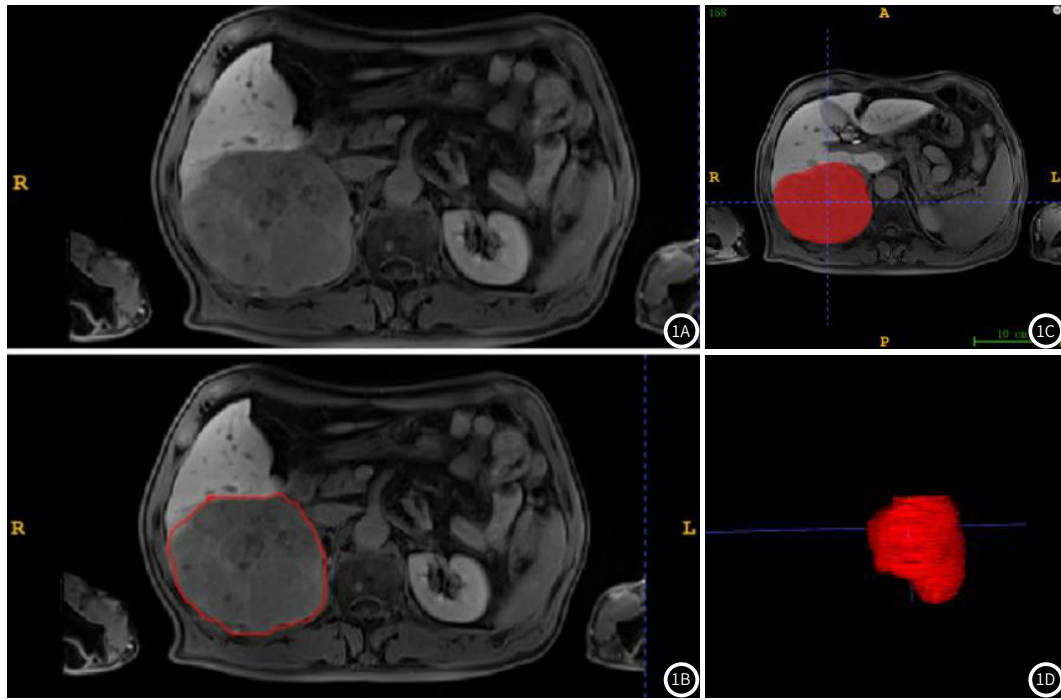


图1 通过ITK-SNAP4.2.0软件进行ROI勾画。

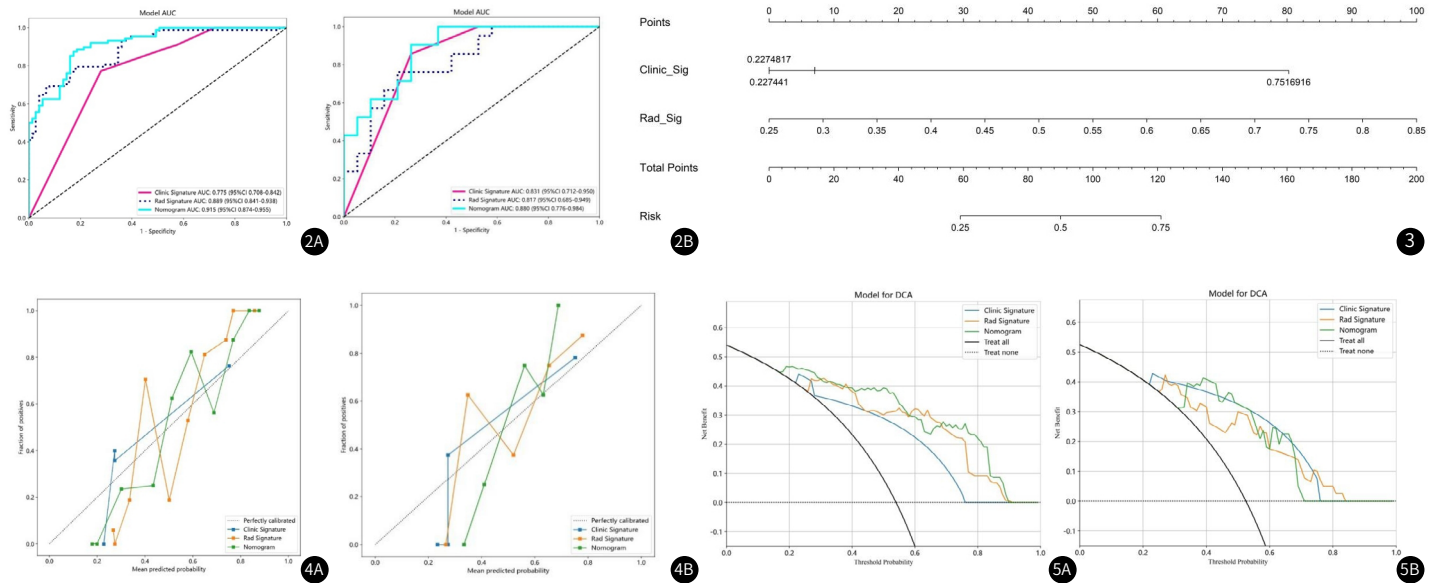


图2 临床放射学模型、放射组学特征模型和诺莫图的ROC曲线。

图3 结合HBP 15min MR图像得出的放射组学特征和临床放射学因素的放射组学诺模图。

图4 通过校准曲线评估放射组学图的性能。

图5 采用决策曲线评价诺模图临床应用价值。在决策曲线中，虚线表示假设没有微血管侵袭(MVI)患者的净收益，黑线表示假设所有MVI患者的净收益。放射组学诺模图模型(绿线)比临床放射学模型(蓝线)和影像学模型(橙线)提供了更大的净收益。

### 3 讨论

影像学分析目前被普遍认为是连接医学成像和个性化医疗的潜在桥梁<sup>[13]</sup>。定量图像处理有助于有效地评估像素强度的空间关系<sup>[14]</sup>，在医疗实践中有很大的作用和应用价值<sup>[15]</sup>。影像学作为一个相对较新的领域，其通过应用先进的计算方法对医学影像数据进行深度挖掘，然后将采集到的数据进一步转化为定量数据，可以用于癌症的诊断、分期、预后、预测治疗效果、监测疾病参数等<sup>[16]</sup>。研究显示，MVI是肝细胞癌术后复发和预后不良的最可

靠的独立预测因子<sup>[17-18]</sup>。如果HCC患者术前预测MVI风险较高，则应选择其他替代治疗方案，并在手术前进行辅助治疗<sup>[19]</sup>。但目前而言，MVI的预测准确度并不高，因此本文尝试引入影像学方案来解决。最近的一些研究表明，联合放射组学特征也可以在术前预测HCC患者的MVI中发挥作用<sup>[20-21]</sup>。与此一致的是，我们也发现影像学特征具有良好的鉴别性能，其AUC为0.732。考虑到与目视检查相比，影像学分析可以获得更多信息，因此分析

和解释影像学特征与MVI状态之间的关系具有挑战性。

我们的研究发现性别可以作为MVI的独立危险因素，这与以往的研究有明显的不同<sup>[22,23]</sup>，性别在HCC中预测MVI的价值尚未得到证实，需要进一步的研究。HCC常伴有较高水平的AFP，在MVI患者中AFP水平明显升高，我们最终的研究发现AFP水平是MVI的独立危险因素，这也与之前的研究结论一致<sup>[24,25]</sup>。先前的研究也得出结论，较大的肿瘤会显著增加HCC发生MVI的风险概率<sup>[26-27]</sup>。然而，在我们的研究中，没有发现这种关联，可能是由于选择偏倚导致。此外，我们的研究发现，在影像学特征方面，有无晕征和肿瘤是否为类圆形是MVI的关键预测因素，这与先前的研究一致<sup>[28-29]</sup>。通过对病理资料研究发现，在MVI+ HCC病例中，最常见的是单结节型和多结节型，并伴有附加结节生长或融合<sup>[30]</sup>，这意味着非圆形的肿瘤形态是MVI+ HCC的MR影像学特征。在我们之前的研究中<sup>[10]</sup>，与HBP 5分钟和HBP 10分钟相比，HBP 15分钟具有更好的影像学特征。此外，病例的收集和分析是在同一医院使用相同的研究方法进行的。因此，在我们的研究中，所有的特征评分都是基于之前研究的HBP 15分钟图像。尽管影像学特征模型具有良好的预测性能，但与临床-放射学模型相比仍有差距(AUC 0.732 : 0.802)。我们进一步将影像学特征纳入临床放射学模型，以提高预测能力。随后的放射组学图显示出更高的预测性能，这表明联合方法在MVI预测中可能比临床放射学模型更实用，这一发现与先前的研究一致<sup>[31-32]</sup>，也表明在预测HCC的MVI时，联合影像学特征和临床危险因素显然优于单独的临床危险因素。为了进一步比较这三种模型，我们应用了决策曲线分析，该分析用于构建能够评估临床结果的模型，并计算每个个体评估模型的收益损失，这在很大程度上弥补了传统统计学方法的不足<sup>[33]</sup>。在决策曲线分析方面，我们在研究中绘制的影像学组学诺模图预测HCC患者的MVI非常有效，具有很好的判别性和校准性，可用于在临床中评估手术后的效果。

总之，在我们的研究中成功提出的影像学组学诺模图在预测肝细胞癌的MVI方面具有重要的实用性。它将有助于为临床医生选择最佳治疗方案提供重要参考，从而改善临床治疗效果。

本研究也存在一些不足。首先，本研究为回顾性单中心研究，需要在更大队列中进行深入的前瞻性多中心验证。其次，影像学特征与生物学行为之间的复杂关系无法得到有效解释。

## 参考文献

- [1] Ding J, Wang H. Multiple interactive factors in hepatocarcinogenesis[J]. *Cancer Lett*, 2014, 346 (1): 17-23.
- [2] Chen W, Zheng R, Baade PD, et al. Cancer statistics in China, 2015[J]. *CA Cancer J Clin*, 2016, 66 (2): 115-132.
- [3] 刘梦雯, 柳群力, 杨洁. 肝细胞癌病理分级中钆塞酸二钠增强MRI像学特征联合定量分析的诊断价值[J]. *罕少疾病杂志*, 2026, 33 (01): 92-94.
- [4] 罗家佳, 李倩, 杜勇. 影像学预测肝细胞癌微血管侵犯的研究现状[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2024, 22 (2): 176-178.
- [5] Bruix J, Gores GJ, Mazzaferro V. Hepatocellular carcinoma: clinical frontiers and perspectives[J]. *Gut*, 2014, 63 (5): 844-855.
- [6] 高苗慧, 周怡然, 朱绍成. Gd-EOB-DTPA增强MRI评估肝细胞癌微血管转移模式的研究进展[J]. *磁共振成像*, 2023, 14 (7): 160-165.
- [7] Huang C, Zhu XD, Ji Y, et al. Microvascular invasion has limited clinical values in hepatocellular carcinoma patients at Barcelona Clinic Liver Cancer (BCLC) stages 0 or B[J]. *BMC Cancer*, 2017, 17 (1): 58.
- [8] Hirokawa F, Hayashi M, Miyamoto Y, et al. Outcomes and predictors of microvascular invasion of solitary hepatocellular carcinoma[J]. *Hepatology Res*, 2014, 44 (8): 846-853.
- [9] Limkin EJ, Sun R, Dercle L, et al. Promises and challenges for the implementation of computational medical imaging (radiomics) in oncology[J]. *Ann Oncol*, 2017, 28 (6): 1191-1206.
- [10] Braman NM, Etesami M, Prasanna P, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics for the pretreatment prediction of pathological complete

- response to neoadjuvant chemotherapy based on breast DCE-MRI[J]. *Breast Cancer Res*, 2017, 19 (1): 57.
- [11] Zhang S, Xu G, Duan C, et al. Radiomics analysis of MR imaging with Gd-EOB-DTPA for preoperative prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma: investigation and comparison of different hepatobiliary phase delay times[J]. *Biomed Res Int*, 2021, 2021: 6685723.
- [12] Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data[J]. *Radiology*, 2016, 278 (2): 563-577.
- [13] Summers RM. Texture analysis in radiology: does the emperor have no clothes?[J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2017, 42 (2): 342-345.
- [14] Rao SX, Lambregts DM, Schnerr RS, et al. CT texture analysis in colorectal liver metastases: A better way than size and volume measurements to assess response to chemotherapy?[J]. *United European Gastroenterol J*, 2016, 4 (2): 257-263.
- [15] 段正新, 赵卫, 易根发. 影像学及深度学习预测肝细胞癌预后研究进展[J]. *中国介入影像与治疗学*, 2024, 21 (5): 302-306.
- [16] Roayaie S, Blume IN, Thung SN, et al. A system of classifying microvascular invasion to predict outcome after resection in patients with hepatocellular carcinoma[J]. *Gastroenterology*, 2009, 137 (3): 850-855.
- [17] Renzulli M, Buonfiglioli F, Conti F, et al. Imaging features of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma developed after direct-acting antiviral therapy in HCV-related cirrhosis[J]. *Eur Radiol*, 2018, 28 (2): 506-513.
- [18] Omata M, Cheng AL, Kokudo N, et al. Asia-Pacific clinical practice guidelines on the management of hepatocellular carcinoma: a 2017 update[J]. *Hepatology*, 2017, 66 (4): 317-370.
- [19] Wang Q, Li C, Zhang J, et al. Radiomics models for predicting microvascular invasion in hepatocellular carcinoma: a systematic review and radiomics quality score assessment[J]. *Cancers (Basel)*, 2021, 13 (22): 5864.
- [20] Peng J, Zhang J, Zhang Q, et al. A radiomics nomogram for preoperative prediction of microvascular invasion risk in hepatitis B virus-related hepatocellular carcinoma[J]. *Diagn Interv Radiol*, 2018, 24 (3): 121-127.
- [21] Ma X, Wei J, Gu D, et al. Preoperative radiomics nomogram for microvascular invasion prediction in hepatocellular carcinoma using contrast-enhanced CT[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29 (7): 3595-3605.
- [22] Zhang R, Xu L, Wen X, et al. A nomogram based on bi-regional radiomics features from multimodal magnetic resonance imaging for preoperative prediction of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2019, 9 (9): 1503-1515.
- [23] Erstad DJ, Tanabe KK. Prognostic and therapeutic implications of microvascular invasion in hepatocellular carcinoma[J]. *Ann Surg Oncol*, 2019, 26 (5): 1474-1493.
- [24] Lei Z, Li J, Wu D, et al. Nomogram for preoperative estimation of microvascular invasion risk in hepatitis B virus-related hepatocellular carcinoma within the Milan Criteria[J]. *JAMA Surg*, 2016, 151 (4): 356-363.
- [25] Fakhry C, Zhang Q, Nguyen-Tân PF, et al. Development and validation of nomograms predictive of overall and progression-free survival in patients with oropharyngeal cancer[J]. *J Clin Oncol*, 2017, 35 (36): 4057-4065.
- [26] Schlichtemeier SM, Pang TC, Williams NE, et al. A pre-operative clinical model to predict microvascular invasion and long-term outcome after resection of hepatocellular cancer: The Australian experience[J]. *Eur J Surg Oncol*, 2016, 42 (10): 1576-1583.
- [27] 杨日辉, 郭剑波, 范伟雄, 等. 钆塞酸二钠增强MRI特征对肝细胞癌微血管侵犯的预测价值[J]. *国际医学放射学杂志*, 2022, 45 (4): 396-400.
- [28] Wu TH, Hatano E, Yamanaka K, et al. A non-smooth tumor margin on preoperative imaging predicts microvascular invasion of hepatocellular carcinoma[J]. *Surg Today*, 2016, 46 (11): 1275-1281.
- [29] Zhou M, Shan D, Zhang C, et al. Value of gadoteric acid-enhanced MRI for microvascular invasion of small hepatocellular carcinoma: a retrospective study[J]. *BMC Med Imaging* (2021) 21 (1): 40.
- [30] Sumie S, Kuromatsu R, Okuda K, et al. Microvascular invasion in patients with hepatocellular carcinoma and its predictable clinicopathological factors[J]. *Ann Surg Oncol*, 2008, 15 (5): 1375-1382.
- [31] 高凯华, 吴慧. MRI影像组学在肝细胞癌进展、复发与预后预测方面的研究进展[J]. *磁共振成像*, 2023, 14 (12): 181-186.
- [32] Lei Z, Li J, Wu D, et al. Nomogram for preoperative estimation of microvascular invasion risk in hepatitis b virus-related hepatocellular carcinoma within the Milan criteria[J]. *JAMA Surg* (2016) 151 (4): 356-363.
- [33] Rousson V, Zumbunn T. Decision curve analysis revisited: overall net benefit, relationships to ROC curve analysis, and application to case-control studies[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2011, 11: 45.