

基于CT及MRI影像组学在术前预测肝细胞癌微血管侵犯和治疗预后的临床研究

李祎涵¹, 刘思涛², 丁 静², 何娜悦², 李荣庆², 许 成², 李正亮^{1*}

¹大理大学第一附属医院放射科, 云南 大理

²大理大学临床医学院, 云南 大理

收稿日期: 2026年7月21日; 录用日期: 2026年8月14日; 发布日期: 2026年8月25日

摘 要

目的: 探讨基于CT及MRI影像组学结合机器学习森林模型对在术前预测肝细胞癌(Hepatocellular Carcinoma, HCC)中微血管侵犯(Microvascular Invasion, MVI)的价值及探索肝细胞癌MVI的影像学特征, 建立有效可行的预测模型, 为患者提供术前准确的MVI预测, 为临床决策提供有力支持, 以实现精准医疗。
方法: 对80例接受CT增强扫描(CECT)和91例完成MRI增强扫描(CE-MRI)的肝细胞癌(HCC)患者进行回顾性收集病史记录、术一周血清学检测数据和CT/MRI动脉期(AP)、门静脉期(PVP)、延迟期(DP)影像资料。继而根据诊断金标准组织病理学结果, 将样本分为MVI阳性和阴性两组, 用非参数检验、卡方检验或者Fisher精确检验等方法选择出可能的风险因素, 最后用多因素Logistic回归分析确定独立危险因素。对各时相图像分别提取影像组学特征并实施降维筛选, 采用三级递进式特征缩减策略逐层剔除冗余变量, 筛选出单期最优特征子集, 随后整合增强CT三期、增强MRI三期各自筛选后的最优特征, 建立多期联合特征集。以此为基础建立综合评分体系, 将全部研究对象以8:2的比例进行随机拆分, 划分出训练组和测试组。将筛选出的独立临床预测因子与不同扫描时相下提取的影像特征融合, 依托随机森林算法在建模集中完成预测模型搭建。借助受试者工作特征(ROC)曲线, 对临床基线模型(CF)以及各时相影像组学模型的鉴别能力进行评估。针对同时进行CECT及CE-MRI检查的57例患者, 重复上述特征提取、筛选与分析流程并按8:2随机分组, 搭建随机森林模型, 利用ROC曲线评价各类模型的预测表现, 同时计算得出准确率、灵敏度与特异度三项评价指标。结果: 针对80例行CECT各期(动脉期AP、门静脉期PVP、延迟期DP)受试者的影像中筛选出组学特征, 这些指标在肝细胞癌MVI阳性与阴性人群中存在显著区别($P < 0.05$)。采用完全一致的筛选方案, 在91例CE-MRI影像样本中也得到了各组间存在统计学差异的组学特征。最后整合全部入组的114例患者临床数据, 开展多因素Logistic回归分析显示, MVI唯一独立危险因素为病灶切面最大直径($P < 0.001$): CECT扫描显示MVI阳/阴性最大径7.2 cm (4.8~11.5 cm)/4.2 cm (3.0~6.2 cm), CE-MRI扫描显示阳/阴性最大径7.2 cm (4.5~11.0 cm)/3.5 cm (3.0~5.8 cm), 组内差异均显著。随机森林建模后, 测试集CT、单纯临床模型(CF) AUC为0.705, MRI临床模型AUC为0.748; CE-MRI各单期及三期联合组学模型AUC依次0.787、0.765、0.764、0.778, 普遍优于临床模型。融合临床与组学特征后, CE-MRI联合模型效能高于单一组学模型, 三期联合提升明确; CECT提升不显著, 仅部分期相小幅上升, 证实融合模型可优化HCC MVI预测能力。57例双模态同步检查组中, CECT门静脉期、延迟期及三期联合组学模型数值上高于各CE-MRI组学模型, 但差异无统计学意义, 提示两种模态预测效能高度相近效能良好。结论: 基于增强CT、增强MRI影像组学特征联合随机森林机器学习算法, 可实现肝细胞癌MVI的术前有效预判。不同扫描期相所构建的CECT、CE-MRI组学模型, 鉴别效能未见显著统计学差异。同时, 两种影像模态的组学模型均表现出有效的预测价值, 整体预测水平相近、无明显统计学差

*通讯作者。

文章引用: 李祎涵, 刘思涛, 丁静, 何娜悦, 李荣庆, 许成, 李正亮. 基于CT及MRI影像组学在术前预测肝细胞癌微血管侵犯和治疗预后的临床研究[J]. 临床个性化医学, 2026, 5(4): 607-619. DOI: 10.12677/jcpm.2026.54288

异。不同期相的增强影像组学模型均可稳定、有效地评估HCC术前MVI状态，可为临床个体化诊疗方案的制定提供可靠的参考依据。

关键词

术前预测与评估，肝细胞癌，影像组学，微血管侵犯

Research on the Preoperative Prediction of Microvascular Invasion and Treatment Prognosis of Hepatocellular Carcinoma Based on CT and MRI Radiomics

Yihan Li¹, Sitao Liu², Jing Ding², Nayue He², Rongqing Li², Cheng Xu², Zhengliang Li^{1*}

¹Department of Radiology, First Affiliated Hospital of Dali University, Dali Yunnan

²Clinical Medical College of Dali University, Dali Yunnan

Received: July 21, 2026; accepted: August 14, 2026; published: August 25, 2026

Abstract

Objective: To evaluate the value of combining CT and MRI radiomics with machine learning random forest models in preoperatively predicting microvascular invasion (MVI) in hepatocellular carcinoma (HCC), to explore imaging characteristics associated with HCC MVI, and to establish an effective and feasible predictive model. This aims to provide accurate preoperative MVI prediction for patients and offer strong support for clinical decision-making, thereby advancing precision medicine. **Methods:** Retrospective data were collected from 80 patients with hepatocellular carcinoma (HCC) who underwent contrast-enhanced CT (CECT) and 91 patients who completed contrast-enhanced MRI (CE-MRI), including medical history, preoperative serum laboratory results, and imaging data from the arterial phase (AP), portal venous phase (PVP), and delayed phase (DP) of CT/MRI. Based on histopathological findings as the gold standard for diagnosis, samples were divided into MVI-positive and MVI-negative groups. Potential risk factors were identified using non-parametric tests, chi-square tests, or Fisher's exact test, followed by multivariate logistic regression analysis to determine independent predictors. Radiomic features were extracted from images at each phase and subjected to dimensionality reduction and feature selection. A three-stage progressive feature reduction strategy was applied to iteratively eliminate redundant variables, identifying optimal feature subsets for each phase. The best features from both CECT and CE-MRI across their respective three phases were then integrated to form a combined multi-phase feature set. Based on this, a comprehensive scoring system was developed. All study subjects were randomly split into training and testing sets in an 8:2 ratio. Independent clinical predictors were fused with radiomic features extracted from different scanning phases, and a predictive model was constructed using the random forest algorithm on the training set. The discriminatory performance of the clinical baseline model (CF) and various radiomic models was evaluated using receiver operating characteristic (ROC) curves. For the 57 patients who underwent both CECT and CE-MRI, the same process of feature extraction, selection, and analysis was repeated, followed by random 8:2 division into training and

testing sets. Random forest models were built accordingly, and their predictive performance was assessed via ROC curves, along with calculation of accuracy, sensitivity, and specificity. Results: Omics features were selected from imaging data of 80 patients undergoing CECT at different phases (arterial phase, AP; portal venous phase, PVP; and delayed phase, DP), showing significant differences between microvascular invasion (MVI)-positive and MVI-negative hepatocellular carcinoma groups ($P < 0.05$). Using an identical selection protocol, similar omics features with statistical differences among groups were also identified in 91 CE-MRI image samples. Integrating clinical data from all 114 enrolled patients, multivariate logistic regression analysis revealed that the maximum diameter of the lesion on cross-section was the only independent risk factor for MVI ($P < 0.001$): the maximum diameters for MVI-positive and -negative cases were 7.2 cm (4.8~11.5 cm) vs. 4.2 cm (3.0~6.2 cm) on CECT, and 7.2 cm (4.5~11.0 cm) vs. 3.5 cm (3.0~5.8 cm) on CE-MRI, with significant differences within each group. After random forest modeling, the AUCs of the test set were 0.705 for CT alone and the clinical model (CF), and 0.748 for the MRI-clinical model. The AUCs of the single-phase and combined three-phase omics models based on CE-MRI were 0.787, 0.765, 0.764, and 0.778, respectively, generally outperforming the clinical models. When combining clinical and omics features, the performance of the CE-MRI integrated model exceeded that of standalone omics models, with a clear improvement when using the three-phase combination; however, CECT showed no significant enhancement, with only minor improvements in certain phases, confirming that fusion models can optimize prediction of HCC MVI. In the subgroup of 57 patients who underwent dual-modality synchronized examinations, the values of the CECT PVP, delayed phase, and three-phase combined omics models were numerically higher than those of the corresponding CE-MRI omics models, although the differences were not statistically significant, indicating that both modalities have highly comparable and robust predictive performance. Conclusion: Combining enhanced CT and enhanced MRI radiomic features with a random forest machine learning algorithm enables effective preoperative prediction of microvascular invasion (MVI) in hepatocellular carcinoma. There was no significant statistical difference in discriminatory performance among the CECT and CE-MRI radiomic models constructed from different scanning phases. Moreover, both imaging modality-based radiomic models demonstrated effective predictive value, with comparable overall performance and no notable statistical difference. Radiomic models derived from various enhanced imaging phases can stably and effectively assess preoperative MVI status in HCC, providing reliable reference for individualized clinical diagnosis and treatment planning.

Keywords

Preoperative Prediction and Assessment, Hepatocellular Carcinoma, Radiomics, Microvascular Invasion

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

肝细胞癌(Hepatocellular Carcinoma, HCC)是常见的一种恶性肿瘤, 大约占据了原发性肝癌的 85%至 90% [1], 对生命健康造成重大威胁。在我国, HCC 的第一危险因素是慢性肝炎, 目前主要的治疗方法包括肝切除、肝移植、射频消融和动脉化疗栓塞等[2]。根据我国建立的肝癌分期方案(China Liver Cancer Staging, CNLC), 手术切除、肝移植是早中期肝细胞癌的首选根治疗法, 然而远期复发问题突出: 前者术后五年复发率可达 70%, 后者虽更低, 仍有 35%的复发概率[3] [4]。血管侵犯是影响上述治疗手段疗效的一大重要因素, 分为大血管浸润和微血管侵(Microvascular Invasion, MVI)两类。大血管浸润可以借助术前

影像学检查来大致推测,但具有较高的手术危险性,通常不建议手术切除或进行肝移植。MVI 指在显微镜下见癌细胞巢团位于以瘤旁门静脉分支为主且有内皮细胞衬覆的血管腔内(含包膜内血管),偶尔见于肝动脉、胆管及淋巴管内,MVI 仅能通过术后病理诊断[5]。经研究,MVI 阳性患者常常引起 HCC 复发,术前有效预测肝细胞癌患者有无微血管侵犯以及侵犯程度对治疗决策的选择和综合预后评估有着重要的临床价值。在关于 HCC 领域的研究中,已有多项结论[6][7]揭示了 HCC 瘤内或瘤周影像组学特征与 MVI 的强相关性。而本研究旨在通过 CT 和 MRI 影像组学技术,探索肝细胞癌 MVI 的影像学特征,建立有效可行的预测模型,为患者提供术前准确的 MVI 预测,为临床决策提供有力支持,以实现精准医疗。

在精准医疗的大环境下,国内外诸多研究在广泛探索 MVI 危险因素的基础上,通过影像组学的方法构建预测模型,其通过高通量的挖掘与量化医学影像图像,为分类和预测提供大量的定量特征,可用于疾病辅助诊断、肿瘤分级分期、疗效评估与预后等[8],在如今信息化、大数据时代,人工智能技术或许能够构建更加完善的预测模型,提高 HCC 术前预测 MVI 的准确性。以往也有很多研究表明 CT 和 MRI 影像组学模型在 HCC 术前预测 MVI 有很高的准确性,可以作为 HCC 患者选择临床治疗方式的参考[9]-[11],然而,由于影像组学研究方法的多样性,很难实现标准化统一,另外感兴趣区(Region of Interest, ROI)的选择仍存在争议,这些都是影像组学面临和需要解决的问题,所以 CT 和 MRI 影像组学研究仍需要更多的前瞻性的多中心高质量研究,证明其在术前 MVI 诊断的实际临床价值。

2. 材料与方法

2.1. 研究对象

本研究回顾纳入医院 2023 年 1 月 1 日~2026 年 1 月 1 日经病理证实为 HCC 的 114 例患者病例,纳入标准:1) 术前 10 天内进行过腹部 CECT 或 CE-MRI 检查;2) 病灶取病理活检明确诊断 MVI;3) 单发肿瘤且无远处转移;4) 术前肝功能 Child-Pugh 分级评为 A 或 B 级;5) 术前未针对肿瘤进行放疗、化疗及介入治疗;6) 无其他恶性肿瘤及肾功能异常病史。排除标准:1) 患者临床资料及实验室检查不完整;2) 有其他恶性肿瘤及肾功能异常病史。3) CT 或 MRI 图像确实或质量不合格,无法满足诊断要求及校准分析。对所有入选对象全部搜集基线数据,包括年龄、性别、肝炎病史、肝硬化、肝功能分级(Child-Pugh)、肿瘤大小(最大切面直径)、甲胎蛋白(Alpha Fetoprotein, AFP)水平、肝功能指标(包括:谷丙转氨酶(Alanine Transaminase, ALT)等)。

2.2. 检查方法及后处理

2.2.1. CT 扫描方法

CT 检查采用西门子双源 CT 机型,管电压为 120 KVP,管电流为 350 mA,层间距为 1 mm,层厚为 1 mm,根据患者具体体重,经右肘正中静脉以 2.5~3.0 ml/s 流速注射非离子型次高渗对比剂,并用生理盐水进行冲洗,开始扫描 30~35 s 采集动脉期(AP)、60~65 s 扫描门静脉期(PVP)、120~150 s 扫描延迟期(DP),扫描范围自膈顶部扫至髂嵴水平。

2.2.2. MRI 扫描方法

所有受试者均使用东芝 3.0T 磁共振设备开展肝脏 MRI 扫描,配备腹部线圈,使用呼吸门控技术减少运动伪影。扫描序列参数设置:横轴位脂肪抑制 AX T2WI-Fs, TR=9600 ms, TE=60 ms,层厚 5 mm,层间隔 2 mm,FOV 38 cm×36 cm; BH AX LAVA 快速容积 T1WI 序列分为平扫与增强两组。增强流程:经肘正中静脉高压注射器推注钆喷酸葡胺对比剂,给药剂量 0.1 mmol/kg,注射速率 2.0 ml/s;给药完毕后以同等流速输注 30 ml 生理盐水冲管。分别于对比剂注射后 20~25 s、60~70 s、160~200 s 采集动脉、门脉、延迟三期动态增强图像,单期扫描单次屏气 15 s 完成,扫描范围自膈顶部扫至髂嵴水平。

2.2.3. 图像预处理及 ROI 勾画

本研究对入组肝脏 CT、MRI 原始 DICOM 序列实施标准化预处理, 整体流程包含图像导入质控、空间统一校正、伪影抑制、信号/灰度标准化、感兴趣区规整、图像复核六大通用模块。使用 ITK-SNAP 软件对肝细胞癌(HCC)患者的原 CT 和 MRI 影像数据(用 DICOM 格式保存)做准确的分割、标记。在病理结果和临床资料均不知情的情况下由一名 5 年工作经验的放射科医师进行勾画, 再由另一名高年资放射科医师进行检查, 最后得到包括 HCC 病灶完整信息的感兴趣区体积(Region of Interest, ROI)。

2.2.4. 特征提取及筛选

采用 Python 软件中的 pyradiomics 工具对图像进行多维特征提取、分析等工作。特征筛选前首先对特征进行标准化或归一化处理, 归一化后的数据服从正态分布, 最后对选定的特征进行降维处理, 以减少计算量和提高模型性能。

本研究采取特殊的技术手段, 分别从 CT 和 MRI 两个方面获取成像过程中的主要影像数据, 对其所含有的关键信息加以选择并加以鉴别, 从中挑选出各个时期内最具特征性的指标。在此基础上把筛选得到的特征归纳整合成独立的集合体系, 从而得到完整的 CT 和 MRI 三期综合特征数据库。

2.2.5. 建模与评估

以筛选出的 CT 和 MRI 数据为基础, 建立随机森林(Random Forest, RF)分类模型, 根据不同分期特点得到包含 CT、MRI 和三期融合共八个影像组学分析框架的分类模型。所有病灶感兴趣区(ROI)由三名影像医师独立勾画并计算组内相关系数(ICC)评估分割一致性, 计算得到组内相关系数 $ICC = 0.892$, 提示病灶分割一致性良好, 原始影像特征采用三级递进式缩减策略逐级完成离散度初筛、统计学过滤与 LASSO 压缩以筛选最优特征子集。采用单因素以及多因素 Logistic 回归分析的方法来提取与肝细胞癌门静脉侵犯(HCC MVI)有关的独立风险因素, 然后将这些信息整合到平台上建立基于 CT 和 MRI 的临床特征(Clinical Features, CF)预测模型。把挑选出来的关键组学特点同上述的临床关键指标联系起来, 创建临床-影像组学联合预估算法模块。上述 RF 模型均使用五折交叉验证法来进行评价, 用 ROC 曲线及其相关的统计指标(AUC 值、敏感度、特异度、总准确度等)对各个模型的诊断能力进行全方位的评价。

2.2.6. 统计学分析

所有临床信息与实验室检测指标的统计分析均依托 SPSS 22.0 软件完成。对于计量资料, 采用 Kolmogorov-Smirnov 正态检验, 非正态数据的统计描述形式为中位数(四分位距), 两组 MVI 人群的指标差异使用 Mann-Whitney U 秩和检验; 分类资料采用例数与构成比表达, 依据理论频数大小选用卡方检验或 Fisher 精确检验进行组间比较。经单因素分析得到统计学显著变量, 进一步行多因素 Logistic 回归, 提取 MVI 独立预测因子; 利用 Medcalc 18.0 软件的 DeLong 检验对比三类模型的诊断价值, 统计学显著性阈值设定为 $P < 0.05$ 。

3. 结果

3.1. 病例采集

取本院 2023 年 1 月 1 日~2026 年 1 月 1 日的 HCC 患者共计 186 例, 其中复合纳入标准的共 114 例患者进行下一步研究, 其中共 80 例患者进行过 CECT 检查, 共 91 例患者进行过 CE-MRI 检查, 另外共 57 例患者同时进行过 CECT 及 CE-MRI 检查, 并被安排纳入后续不同维度研究。

后以组织病理学判定结果作为分组依据, 区分出合并微血管侵犯(MVI 阳性组)和未出现微血管侵犯(MVI 阴性组)的两类患者。针对不同影像学检查方案对应的病例资料逐一完成单因素筛查, 可见 CECT

组内仅肿瘤最大截面长度存在统计学差异(表 1)，CE-MRI 组中 AFP、肿瘤最大截面长度均为具有统计学意义的关联指标(表 2)。

Table 1. Univariate analysis of clinical characteristics in patients undergoing CECT examination
表 1. CECT 检查患者临床特征单因素分析

特征	MVI 阳性组(n = 52)	MVI 阴性组(n = 28)	检验值(Z/ χ^2 值)	P 值
性别(%)			0.294	0.588
男	36 (69.2)	21 (75.0)		
女	16 (30.8)	7 (25.0)		
年龄(岁)	64 (55~70)	63 (52~69)	-0.613	0.540
肝炎病史(%)			0.761	0.383
有	40 (76.9)	19 (67.9)		
无	12 (23.1)	9 (32.1)		
肝硬化(%)			0.000	1.000
有	26 (50.0)	14 (50.0)		
无	26 (50.0)	14 (50.0)		
Child-pugh 分级(%)			0.018	0.893
A	44 (84.6)	24 (85.7)		
B	8 (15.4)	4 (14.3)		
ALT (%)			0.303	0.582
≤50	38 (73.1)	22 (78.6)		
>50	14 (26.9)	6 (21.4)		
AST (%)			0.353	0.552
≤40	28 (53.8)	17 (60.7)		
>40	24 (46.2)	11 (39.3)		
TB (%)			0.001	0.979
≤19	37 (71.2)	20 (71.4)		
>19	15 (28.8)	8 (28.6)		
ALB (%)			0.035	0.851
≤40	14 (26.9)	7 (25.0)		
>40	38 (73.1)	21 (75.0)		
PT (%)			0.818	0.366
≤13	17 (32.7)	12 (42.9)		
>13	35 (67.3)	16 (57.1)		
AFP (%)			1.584	0.208
≤400	36 (69.2)	23 (82.1)		
>400	16 (30.8)	5 (17.9)		
肿瘤最大截面长度(cm)	7.2 (4.8~11.5)	4.2 (3.0~6.2)	-4.872	<0.001

Table 2. Univariate analysis of clinical characteristics in patients undergoing CE-MRI examination**表 2.** CE-MRI 检查患者临床特征单因素分析

特征	MVI 阳性组(n = 38)	MVI 阴性组(n = 53)	检验值(Z/ χ^2 值)	P 值
性别(%)			0.696	0.404
男	28 (73.7)	43 (81.1)		
女	10 (26.3)	10 (18.9)		
年龄(岁)	64 (56~70)	63 (52~69)	-0.845	0.398
肝炎病史(%)			0.406	0.524
有	30 (70.98)	39 (73.6)		
无	8 (21.1)	14 (26.4)		
肝硬化(%)			0.052	0.820
有	18 (47.4)	26 (49.1)		
无	20 (52.6)	27 (50.9)		
Child-pugh 分级(%)			0.038	0.845
A	32 (84.2)	45 (84.9)		
B	6 (15.8)	8 (15.1)		
ALT (%)			0.002	0.961
≤50	30 (78.9)	42 (79.2)		
>50	8 (21.1)	11 (20.8)		
AST (%)			0.182	0.670
≤40	21 (55.3)	31 (58.5)		
>40	12 (31.6)	22 (41.5)		
TB (%)			1.672	0.196
≤19	26 (68.4)	31 (58.5)		
>19	12 (31.6)	22 (41.5)		
ALB (%)			0.021	0.885
≤40	8 (21.1)	11 (20.8)		
>40	30 (78.9)	42 (79.2)		
PT (%)			1.883	0.170
≤13	30 (78.9)	36 (67.9)		
>13	8 (21.1)	17 (32.1)		
AFP (%)			7.232	0.007
≤400	24 (63.2)	46 (86.8)		
>400	14 (36.8)	7 (13.2)		
肿瘤最大截面长度(cm)	7.2 (4.5~11.0)	3.5 (3.0~5.8)	-4.682	<0.001

3.2. 构建基于影像组学特征的预测模型以探究其对 HCC MVI 的诊断效能

3.2.1. CECT 不同期相影像组学模型之间诊断效能的比较

针对进行过 CECT 检查的 80 例患者，依照 8:2 的随机分配规则分为训练组 64 例和测试组 16 例，分别以 AP、PVP、DP 筛选后的参数作为影像组学特征，构建训练组 AP、PVP 及 DP 的 RF 模型。训练组中，基于 AP、PVP、DP 时相构建的随机森林模型对 MVI 的区分能力对应的 ROC 曲线 AUC 值依次为 0.878、0.858、0.845 (图 1(a))。测试组中，对三套单时相(AP, PVP, DP)的 RF 预测模型开展外部验证，得出三者 AUC 结果分别是 0.745、0.778 和 0.768 (图 1(b))。在测试组内，PVP 模型的综合预测表现小幅优于 AP、DP 单期模型以及三期特征融合模型；CECT 构建的 CF 模型 AUC 仅为 0.705，鉴别效果不及所有单时相影像组学模型(表 3)。相较单一的影像组学预测方案，AP 与 CF 组合而成的联合模型展现出更优异的诊断价值，但 PVP、DP 及三期联合分别结合 CF 模型的诊断效能较单个影像组学模型稍减低，但仍高于 CF 模型(表 3)。

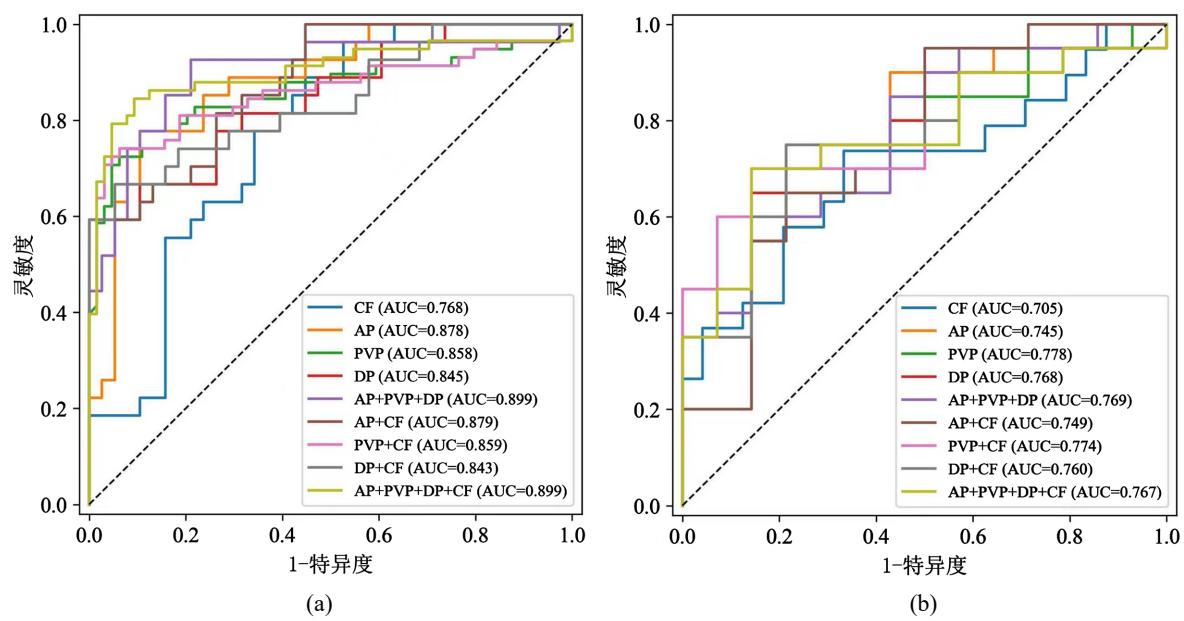


Figure 1. (a) Area under the ROC curve of the training group established based on CECT, (b) Area under the ROC curve of the test group based on CECT

图 1. (a) 基于 CECT 建立的训练组的 ROC 曲线下面积, (b) 基于 CECT 建立的测试组的 ROC 曲线下面积

Table 3. Diagnostic predictive performance of different models based on CECT images

表 3. 基于 CECT 图像不同模型的诊断预测效能

不同模型	训练组(n = 64)				测试组(n = 16)			
	准确率	灵敏度	特异度	AUC	准确率	灵敏度	特异度	AUC
CF	0.710	0.851	0.518	0.768	0.624	0.779	0.413	0.705
AP	0.783	0.796	0.763	0.878	0.648	0.735	0.549	0.745
PVP	0.785	0.827	0.726	0.858	0.718	0.780	0.622	0.778
DP	0.774	0.873	0.635	0.845	0.666	0.765	0.540	0.768
AP + PVP + DP	0.805	0.865	0.719	0.899	0.730	0.793	0.645	0.769
AP + CF	0.809	0.845	0.747	0.879	0.669	0.731	0.851	0.749

续表

PVP + CF	0.777	0.819	0.725	0.859	0.716	0.780	0.625	0.774
DP + CF	0.736	0.846	0.587	0.843	0.686	0.779	0.559	0.760
AP + PVP + DP + CF	0.806	0.857	0.730	0.899	0.768	0.797	0.626	0.767

CF: 临床因素, AP: 动脉期, PVP: 门静脉期, DP: 延迟期, AUC: ROC 曲线下面积。

3.2.2. CE-MRI 不同期相影像组学模型之间诊断效能的比较

针对进行过 CE-MRI 检查的 91 例患者, 同样依照 8:2 的比例随机分为训练组 73 例和测试组 18 例, 分别以增强三期各自筛选后的参数作为影像组学特征, 构建训练组 AP、PVP 及 DP 的 RF 模型。训练组各期影像组学模型诊断 MVI 的 ROC 曲线下面积 AUC 分别为 0.880、0.892 及 0.882 (见图 2(a)), 测试组对各期 RF 模型的诊断效能进行验证, ROC 曲线下面积 AUC 分别为 0.787、0.765 及 0.764 (见图 2(b))。在测试组中, AP 模型的诊断效能略高于 PVP、DP 及三期联合模型, CE-MRI 的 CF 模型诊断效能(AUC = 0.748)低于各期影像组学模型(表 4)。AP、PVP、DP 及三期联合分别与 CF 模型结合后在测试组的诊断效能均高于单个影像组学模型和 CF 模型(表 4)。另外在测试组中, AP-CF 联合模型的诊断效能高于 PVP、DP 及三期联合分别结合 CF 模型后的诊断效能(表 4)。

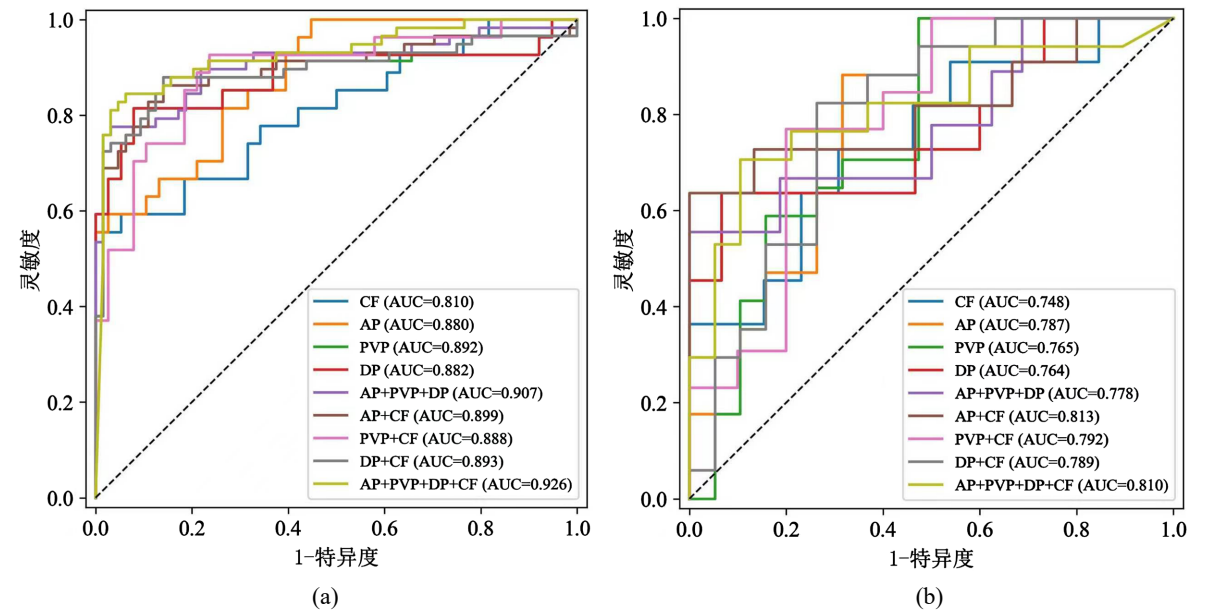


Figure 2. (a) Area under the ROC curve of the training group based on CE-MRI, (b) Area under the ROC curve of the test group based on CE-MRI

图 2. (a) 基于 CE-MRI 建立的训练组的 ROC 曲线下面积, (b) 基于 CE-MRI 建立的测试组的 ROC 曲线下面积

Table 4. Diagnostic predictive performance of different models based on CE-MRI images

表 4. 基于 CE-MRI 图像不同模型的诊断预测效能

不同模型	训练组(n = 73)				测试组(n = 18)			
	准确率	灵敏度	特异度	AUC	准确率	灵敏度	特异度	AUC
CF	0.750	0.882	0.570	0.810	0.735	0.855	0.558	0.748
AP	0.808	0.875	0.694	0.880	0.706	0.768	0.614	0.787

续表

PVP	0.818	0.882	0.711	0.892	0.734	0.812	0.614	0.765
DP	0.772	0.872	0.620	0.882	0.722	0.826	0.568	0.764
AP + PVP + DP	0.804	0.883	0.684	0.907	0.713	0.811	0.575	0.778
AP + CF	0.796	0.870	0.687	0.899	0.725	0.811	0.597	0.813
PVP + CF	0.839	0.879	0.781	0.888	0.756	0.825	0.664	0.792
DP + CF	0.796	0.876	0.683	0.893	0.735	0.822	0.597	0.789
AP + PVP + DP + CF	0.823	0.897	0.711	0.926	0.725	0.822	0.575	0.810

CF: 临床因素, AP: 动脉期, PVP: 门静脉期, DP: 延迟期, AUC: ROC 曲线下面积。

3.2.3. CECT 与 CE-MRI 两类影像组学预测模型效果对比分析

针对同时进行过 CECT 及 CE-MRI 检查的 57 例患者, 同样依照 8:2 的比例随机分为训练组 46 例和测试组 11 例, 分别在 CT 和 MRI 的 AP、PVP 及 DP 筛选出的组学特征基础上构建训练组的 6 个 RF 模型。针对训练组开展效能评估后, 三个由 CECT 影像构建的组学模型用于判别 MVI 的 ROC 曲线 AUC 值依次为 0.894、0.885 及 0.861 (见图 3(a)); 基于 CE-MRI 影像搭建的三组预测模型, 对应 AUC 数值分别是 0.881、0.844 及 0.877。借助测试组对不同时相的 CECT、CE-MRI 组学模型预测能力做外部验证, 结果显示 CECT 三个单时相模型 AUC 依次为 0.724、0.809 及 0.803 (见图 3(b)); CE-MRI 单时相模型的 AUC 则为 0.737、0.713 及 0.730 (表 5)。另外 CECT 三期联合模型训练组和测试组的诊断效能分别为 0.913 和 0.781; CE-MRI 三期联合模型训练组和测试组的诊断效能分别为 0.913 和 0.742。在 CECT 组学模型的测试组中, PVP 影像组学模型的诊断效能高于 AP、DP 及三期联合影像组学模型; 在 CE-MRI 组学模型的测试组中, 三期联合影像组学模型的诊断效能则高于 AP、PVP 及 DP 影像组学模型, 两组差异均无统计学意义($P > 0.05$)。横向比对两类影像学方案在测试集中的表现能够看出, CECT 来源的 PVP、DP 单时相模型与三期融合模型, 整体鉴别效果均优于全部 CE-MRI 衍生的预测模型, 但上述多组模型之间的效能对比依旧不存在统计学层面的区别($P > 0.05$) (表 5)。

Table 5. Diagnostic performance of different models based on CECT and CE-MRI images

表 5. 基于 CECT 及 CE-MRI 图像不同模型的诊断效能

		训练组(n = 46)				测试组(n = 11)			
		准确率	灵敏度	特异度	AUC	准确率	灵敏度	特异度	AUC
CECT 不同模型	AP	0.816	0.920	0.684	0.894	0.670	0.766	0.552	0.724
	PVP	0.776	0.841	0.682	0.885	0.725	0.763	0.687	0.809
	DP	0.801	0.903	0.667	0.861	0.805	0.784	0.626	0.803
	AP + PVP + DP	0.808	0.874	0.713	0.913	0.755	0.813	0.677	0.781
CE-MRI 不同模型	AP	0.795	0.869	0.701	0.881	0.693	0.752	0.622	0.737
	PVP	0.743	0.720	0.769	0.844	0.703	0.702	0.701	0.713
	DP	0.801	0.863	0.715	0.877	0.681	0.729	0.614	0.730
	AP + PVP + DP	0.813	0.855	0.762	0.913	0.703	0.741	0.655	0.742

AP: 动脉期, PVP: 门静脉期, DP: 延迟期, AUC: ROC 曲线下面积。

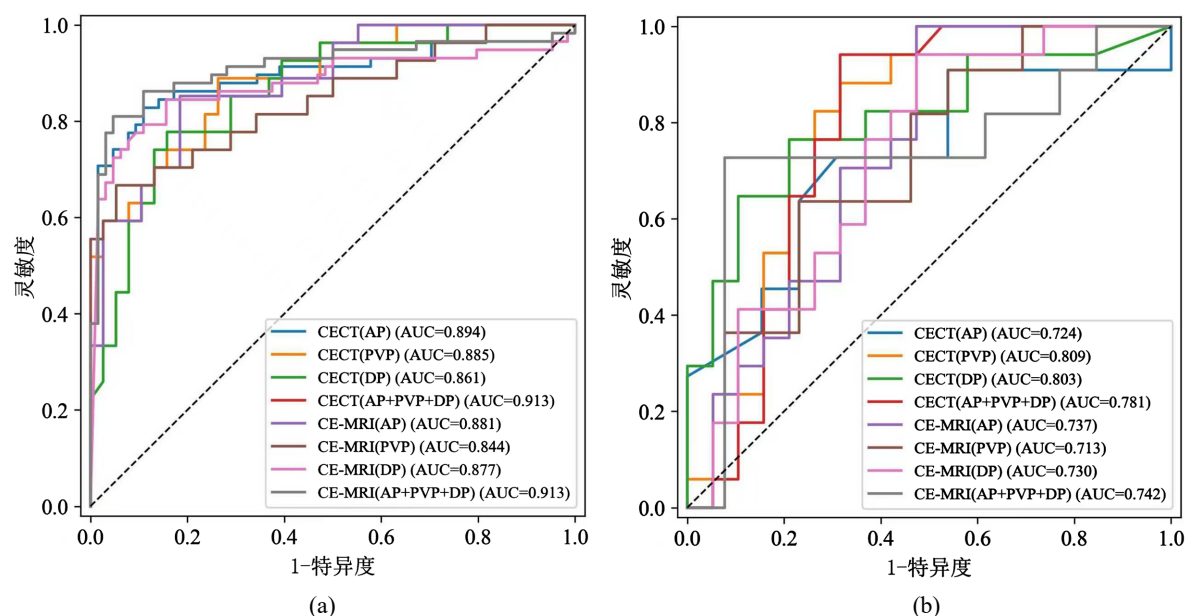


Figure 3. (a) Area under the ROC curve of the training group established based on CECT and CE-MRI, (b) Area under the ROC curve of the test group based on CECT and CE-MRI

图 3. (a) 基于 CECT 及 CE-MRI 建立的训练组的 ROC 曲线下面积, (b) 基于 CECT 及 CE-MRI 建立的测试组的 ROC 曲线下面积

4. 讨论

肝细胞癌(HCC)术前微血管侵犯状态是决定肿瘤侵袭进展、术后复发转移及远期生存预后的关键核心因素,也是临床制定手术切除范围、是否实施术前转化治疗及术后辅助干预方案的重要参考依据。当前临床唯一可确诊 MVI 的方式为术后病理组织学检验,该检测手段时效性滞后,无法服务于术前诊疗规划。常规影像学诊断仅能依靠医师主观经验评估肿瘤大体形态,难以捕捉肿瘤内部微血管异型性及隐匿微浸润改变,对术前 MVI 的预判效能存在明显短板[12] [13]。本研究分别基于增强 CT、增强 MRI 多期动态影像数据,依托随机森林机器学习算法构建肝细胞癌 MVI 术前预测模型,系统对比单一临床指标、单模态单期组学模型、多期融合模型及双模态联合模型的诊断效能,旨在探索适用于临床术前无创评估 MVI 的高效量化手段,为肝细胞癌精准个体化诊疗提供客观数据支撑。本研究数据显示,无论是 CECT 队列还是 CE-MRI 队列, MVI 阳性病例的肿瘤最大截面长度均显著大于阴性病例,组间数据差异具备显著统计学意义。从肿瘤生物学行为角度分析,肿瘤病灶体积越大,其内部细胞增殖活跃度越高,新生异型微血管数量更多,肿瘤细胞突破原发灶、侵入周边微小脉管结构的概率显著升高,最终表现为更高的 MVI 发生概率。在常规临床工作中,肿瘤最大截面长度可作为初步筛查高风险患者的简易指标,但仅依靠单一宏观指标无法全面评估肿瘤微观侵袭特性。引入影像组学量化参数后,模型整体鉴别能力得到明显提升。本研究分别提取 CECT 与 CE-MRI 动脉期、门静脉期、延迟期三期影像组学数据,通过分层递进式特征筛选策略逐步剔除无效噪声参数及高度冗余变量,保留各组学时相下与 MVI 病理状态关联性最强的特征子集。建模结果提示,CE-MRI 各单期相模型及多期融合模型的鉴别效能均优于传统临床模型,其中动脉期影像组学模型表现最优,这一结果与肝细胞癌的血供病理特点高度匹配。肝细胞癌主要由肝动脉供血,动脉期强化特征可直观反映肿瘤异常新生血管的分布与异型程度,能够精准对应微血管侵犯的病理基础[14];而门静脉期与延迟期影像特征可补充反映肿瘤造影剂廓清特点及瘤周组织浸润改变,多期相数据叠加可多角度覆盖肿瘤恶性生物学表型,有效弥补单一时期影像信息不足的缺陷。

为进一步对比不同影像设备的临床应用价值,本研究纳入同时完成 CECT 与 CE-MRI 双重检查的病例开展双模态对照建模分析。结果表明,CECT 门静脉期、延迟期及三期联合模型的预测效能在数值上略高于匹配队列下的 CE-MRI 模型,但两组模态模型的效能差异无统计学意义。该结果证实,增强 CT 与增强 MRI 在术前预判 HCC-MVI 方面具备等效的临床应用价值,两种检查方式各有适配场景。CT 检查扫描时长更短、适用人群更广,适合体质不耐受长时扫描、病情危重及术前快速评估的患者;MRI 凭借优异的软组织分辨率,可更精细呈现肿瘤边缘浸润及微小血管异常改变,对微小隐匿 MVI 具备更好的识别潜力。二者整体预测效能相近的结论,可为临床检查方案的灵活选择提供依据,无需拘泥于单一检查手段,有效提升无创预测模型的临床适配性与普及性。

在模型融合效能层面,本研究证实临床独立危险因素与影像组学特征融合建模可实现诊断效能的进一步优化,但其提升幅度存在模态差异性。CE-MRI 多期组学特征与临床指标融合后,整体模型鉴别能力显著优于单一组学模型及纯临床模型,且三期联合融合的增益效果最为明显。究其原因,肿瘤最大截面长度可代表肿瘤整体负荷与宏观侵袭风险,多期 MRI 组学特征可量化肿瘤微观结构异质性,两类数据维度互补,可从宏观临床表型与微观影像特征双重维度完善 MVI 风险评估体系,显著提升模型预测稳定性与精准度。而 CECT 融合模型的效能提升幅度有限,仅部分时相存在轻微优化,推测是由于 CT 软组织分辨能力不足,对肿瘤细微纹理及微小脉管浸润特征的捕捉灵敏度有限,导致临床参数与 CT 组学特征的协同增益效果较弱。

本研究仍存在一定的局限性。首先,本课题属于单中心回顾性研究,病例来源仅局限于同一医疗单位,天然存在回顾性研究所伴有的选择偏倚,整体样本体量有限,且双模态同步检查病例仅 57 例,划分后测试集仅 12 例,小样本测试数据会对模型评估结果产生干扰,针对本研究得出的 CECT、CE-MRI 预测效能无显著差异这一观点,仅能作为初步阶段性结论。样本规模不足是本研究最核心的缺陷,单一中心、有限病例数据难以充分证明模型具备广泛的临床普适性,后续亟待开展多中心、大样本量的前瞻性队列试验,扩充验证数据集,进一步检验本预测模型的泛化能力,同时核实 CT 与 MRI 两种影像手段对 HCC-MVI 的术前预测效能是否确实不存在统计学差异。其次,本研究特征提取范围集中于肿瘤主体区域,未纳入瘤周间质影像特征,而瘤周微脉管改变、间质水肿等表型与 MVI 发生密切相关,未来可扩充特征筛选范围进一步提升模型效能。此外,样本数目相对匮乏,通过筛选后仅有 57 例 HCC 患者进行过上述两项检查,该结论的外推适用性仍有待多中心、大样本的前瞻性队列研究进一步佐证。

综上,本研究通过多期相、双模态影像组学联合随机森林算法,成功构建了稳定可行的 HCC 术前 MVI 无创预测模型。增强 CT 与增强 MRI 两种影像模态的组学模型均具备良好且相近的术前预测能力,MRI 临床-组学融合模型可进一步提升鉴别效能。该建模方案突破了传统临床评估与常规影像判读的局限性,能够实现术前 MVI 风险的量化分层,可为临床医师制定个体化手术方案、筛选辅助治疗高危人群提供客观、可靠的影像学依据,对推动肝细胞癌精准诊疗模式的临床落地具备实际应用价值。

基金项目

大理大学 2024 年大学生创新训练计划项目(S202410679066);大理市 2024 年科技计划项目(2024KBG056)。

参考文献

- [1] 国际肝胆胰协会中国分会,中国抗癌协会肝癌专业委员会,中国研究型医院学会肝胆胰外科专业委员会,等. 乙型肝炎病毒相关肝细胞癌抗病毒治疗中国专家共识(2023 版) [J]. 中华消化外科杂志, 2023, 22(1): 29-41.
- [2] 中华人民共和国国家卫生健康委员会医政司. 原发性肝癌诊疗指南(2024 年版) [J]. 协和医学杂志, 2024, 15(3): 532-558.

-
- [3] Carbonell, G., Kennedy, P., Bane, O., Kirmani, A., El Homsy, M., Stocker, D., *et al.* (2021) Precision of MRI Radiomics Features in the Liver and Hepatocellular Carcinoma. *European Radiology*, **32**, 2030-2040. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08282-1>
- [4] Huang, Y. and Qian, H. (2024) Advancing Hepatocellular Carcinoma Management through Peritumoral Radiomics: Enhancing Diagnosis, Treatment, and Prognosis. *Journal of Hepatocellular Carcinoma*, **11**, 2159-2168. <https://doi.org/10.2147/jhc.s493227>
- [5] Wang, L., Jin, Y., Ji, Y., Mu, Y., Zhang, S. and Pan, S. (2020) Development and Validation of a Prediction Model for Microvascular Invasion in Hepatocellular Carcinoma. *World Journal of Gastroenterology*, **26**, 1647-1659. <https://doi.org/10.3748/wjg.v26.i14.1647>
- [6] 马时敬. 基于机器学习的瘤内瘤周 CT 影像组学模型预测肝细胞癌 MVI 的临床研究[D]: [硕士学位论文]. 百色: 右江民族医学院, 2025.
- [7] Kang, W., Cao, X. and Luo, J. (2023) Effect of Multiple Peritumoral Regions of Interest Ranges Based on Computed Tomography Radiomics for the Prediction of Early Recurrence of Hepatocellular Carcinoma after Resection. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **13**, 6668-6682. <https://doi.org/10.21037/qims-23-226>
- [8] Wei, G., Fang, G., Guo, P., Fang, P., Wang, T., Lin, K., *et al.* (2024) Preoperative Prediction of Microvascular Invasion Risk in Hepatocellular Carcinoma with MRI: Peritumoral versus Tumor Region. *Insights into Imaging*, **15**, Article No. 188. <https://doi.org/10.1186/s13244-024-01760-2>
- [9] Li, Y., Xu, X., Weng, S., Yan, C., Chen, J. and Ye, R. (2020) CT Image-Based Texture Analysis to Predict Microvascular Invasion in Primary Hepatocellular Carcinoma. *Journal of Digital Imaging*, **33**, 1365-1375. <https://doi.org/10.1007/s10278-020-00386-2>
- [10] Huang, Y.Q., Liang, H.Y., Yang, Z.X., Ding, Y., Zeng, M.S. and Rao, S.X. (2016) Value of MR Histogram Analyses for Prediction of Microvascular Invasion of Hepatocellular Carcinoma. *Medicine*, **95**, e4034. <https://doi.org/10.1097/md.0000000000004034>
- [11] 马霄虹, 朱永健, 王爽, 冯冰, 王倩, 孔月, 赵心明. 增强 MRI 纹理分析术前预测原发肝细胞肝癌微血管侵犯的价值[J]. 中华放射学杂志, 2018, 52(5): 327-332.
- [12] 唐权权, 高瑞智, 黎警丹, 等. 基于增强 CT 的瘤内瘤周生境影像组学对肝细胞癌微血管浸润的预测价值[J]. 国际医学放射学杂志, 2026, 49(2): 153-161.
- [13] Min, J.H., Lee, M.W., Park, H.S., Lee, D.H., Park, H.J., Lim, S., *et al.* (2020) Interobserver Variability and Diagnostic Performance of Gadoxetic Acid-Enhanced MRI for Predicting Microvascular Invasion in Hepatocellular Carcinoma. *Radiology*, **297**, 573-581. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020201940>
- [14] 林菊意, 文国良, 方行, 等. 术前增强 CT 及 MRI 动脉期影像组学对肝细胞癌微血管侵犯状态的预测价值[J]. 中国癌症防治杂志, 2026, 18(1): 51-58.