

基于临床和 CT 影像组学构建列线图 在术前预测肾透明细胞癌分级中的价值

朱宏庆¹, 张涛², 顾康琛¹, 王弦³, 管松¹, 严彦¹, 姚文君¹
(安徽医科大学第二附属医院¹ 放射科、² 泌尿外科、³ 病理科, 合肥 230601)

摘要 **目的** 探讨基于增强 CT 影像组学联合临床的列线图在术前预测肾透明细胞癌(ccRCC) WHO/ISUP 分级中的价值。**方法** 回顾性纳入 214 例经病理证实且术前行增强 CT 扫描的 ccRCC 患者。根据 WHO/ISUP 分级将其划分为低级别(I ~ II 级)和高级别(III ~ IV 级), 按照 4 : 1 随机分为训练集和测试集。从平扫及三期增强图像中分割感兴趣区(ROI), 提取影像组学特征, Spearman 等级相关系数和 LASSO 回归进行特征筛选与降维, KNN 算法构建影像组学模型; 单因素及多因素分析筛选临床及影像语义学特征, KNN 算法构建临床模型; 结合临床及影像组学标签构建联合模型, 并绘制列线图。ROC 曲线和 De-long 检验评估模型的诊断性能, 校准曲线和决策分析曲线评估模型的准确性和临床实用价值。**结果** 最终筛选出 8 个临床特征和 11 个影像组学特征。联合模型在训练集和测试集中的 AUC 值分别为 0.887 和 0.800, 优于临床模型和影像组学模型。校准曲线结果表明联合模型与真实结果之间具有良好的一致性, 决策曲线分析结果表明列线图可以获得良好的净收益。**结论** 联合影像组学和临床标签构建的列线图可以为术前预测 ccRCC 分级提供证据, 从而指导临床决策。

关键词 列线图; 影像组学; 肾透明细胞癌; WHO/ISUP 分级; 计算机断层扫描

中图分类号 R 445.3; R 737.11

文献标志码 A **文章编号** 1000-1492(2025)06-1127-07

doi:10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2025.06.022

肾细胞癌是肾脏最常见的恶性肿瘤, 而肾透明细胞癌(clear cell renal cell carcinoma, ccRCC)是肾细胞癌中最常见的亚型, 约占肾细胞癌的 80%^[1]。手术切除是主要的治疗方式, 但近年来一些非侵入性的手段, 如射频消融、主动监测等开始逐步应用到临床实践中。WHO/ISUP 病理分级标准是针对 ccRCC 最新的病理分级, 它是影响患者肿瘤预后以及肿瘤复发的独立危险因素^[2]。因此, 术前评价肿瘤组织的病理分级对评估肿瘤的恶性程度、患者的治疗手段及预后有重要意义。目前肾癌的术前分级主要依靠经皮穿刺活检, 但穿刺活检是一项侵袭性操作, 可能会带来一系列并发症, 如感染、出血, 甚至肿瘤转移等。影像组学从医学图像中提取高通量的特征并利用机器学习算法, 精确定量分析因肿瘤微环境和肿瘤内部异质性差异而导致肿瘤生物学特征

的不同^[3], 通过非侵入性操作无创预测病理分级。该研究旨在通过影像组学结合临床特征术前无创评估 ccRCC 的病理分级, 从而达到辅助临床治疗的效果。

1 材料与方法

1.1 病例资料 本研究回顾性分析 2012 年 8 月—2022 年 6 月在安徽医科大学第二附属医院行肾脏肿瘤切除术且术后病理结果为 ccRCC 的患者, 经伦理委员会通过豁免知情同意书(伦理号: YX2022-076)。纳入标准: ① 在该院行腹部 CT 平扫及三期增强扫描且图像完整; ② 腹部 CT 检查在手术前 1 个月内完成; ③ 肾脏肿瘤均由手术后病理证实。排除标准: ① 运动或呼吸伪影较大、影响图像观察; ② 扫描范围不全; ③ CT 扫描前已接受相关治疗; ④ 患者临床资料不完整。

最终共纳入 214 例患者, 其中男性 143 例, 女性 71 例, 年龄 23 ~ 89(58.88 ± 12.42) 岁。查阅电子病历系统, 记录患者的性别、年龄、有无腹痛、腹部包块、肉眼血尿、非泌尿系统肿瘤及肿瘤位置。按照 4 : 1 的比例将患者随机分为训练集($n = 171$)和测试集($n = 43$)。

1.2 病理分级 收集所有患者的病理资料, 并由一

2025-04-10 接收

基金项目: 安徽省自然科学基金(编号: 2008085MH290); 安徽省高校科研项目(编号: 2024AH050796); 安徽省转化医学研究院科研基金(编号: 2021zhyx-C45); 安徽医科大学第二附属医院临床研究培育计划(编号: 2020LCYB05)

作者简介: 朱宏庆, 男, 硕士研究生;

姚文君, 副教授, 副主任医师, 硕士生导师, 通信作者, E-mail: 979839187@qq.com

名病理科医生对其进行了重新核对修订。根据 2016 年版 WHO/ISUP 病理分级标准^[2], 苏木精-伊红染色切片在 $\times 100$ 倍镜及 $\times 400$ 倍镜下根据核仁的显著性/嗜酸性程度以及核多形性、瘤巨细胞、肉瘤样或横纹肌样分化特征分为 I ~ IV 级。将 I ~ II 级归为低级别(142 例, 训练集 113 例), III ~ IV 级归为高级别(72 例, 训练集 58 例)。

1.3 图像获取 采用西门子 Force CT、西门子 Definition AS40、飞利浦 Brilliance iCT 进行腹部平扫及三期增强(皮髓期、实质期、分泌期)。扫描参数: 管电压 120 kV, 管电流自适应, 扫描层厚 5 mm。患者仰卧位, 扫描范围自剑突下至髂前上棘水平, 嘱患者扫描时屏气。平扫结束后采用高压注射器, 增强扫描对比剂采用碘帕醇注射液 80 ml (300 mgI/ml), 经肘正中静脉团注, 流率为 2.5 ml/s, 行皮髓期、实质期、分泌期扫描, 范围与平扫保持一致, 延迟时间分别为注射对比剂后的 25 ~ 30、60 ~ 70、120 ~ 150 s。检查前对患者进行呼吸训练, 减少伪影影响。

1.4 CT 图像分析 由 5 年和 8 年腹部 CT 诊断经验的两名放射科医师首先在 PACS 系统独立阅片分析, 当两名医师意见一致时, 无需进一步分析征象; 若意见不一致时, 将移交给一名拥有超过 15 年诊断经验的高年资医师进行最终判断。分析内容包括: R. E. N. A. L. 评分系统^[4] (包括肿瘤最大直径 R、外凸/内生比 E、距肾窦或集合系统最短距离 N、腹侧/背侧 A、沿肾脏纵轴位置 L、肾蒂血管侵犯 p, 计算 R. E. N. A. L. 总分)、MAP (Mayo Adhesive Probability) 评分系统^[5] (包括肾脏后方脂肪厚度、肾周脂肪条索状改变、MAP 总分) 以及囊变坏死、包膜、瘤内血管生成、钙化、浸润生长、静脉瘤栓、区域肿大淋巴结、远处转移、均匀强化、快进快出。

1.5 图像分割 对所有图像进行重采样和标准化预处理操作, 消除不同设备对 CT 图像带来的影响。重采样操作: 通过重采样操作, 以获取共同的体素间距, 重采样后体素间距为 $1\text{ mm} \times 1\text{ mm} \times 5\text{ mm}$ 。标准化处理: 统一窗宽窗位, 窗宽: 250 HU, 窗位: 60 HU。使用 ITK-SNAP 软件 [Version 3.8.0], 首先由一名 5 年诊断经验的放射科医师依次在 CT 平扫及三期增强图像上对病灶进行勾画, 勾画层面以病灶最大横截面及上下各两层, 生成感兴趣区 (region of interest, ROI), 然后由另一名 15 年以上腹部诊断经验的副主任医师复核与修正, ROI 勾画范围包括坏死、囊变、包膜及钙化区域, 不包含正常肾组织、肿瘤以外供血血管、腹膜后/肾门肿大淋巴结、肾周或肾

窦脂肪, 见图 1。

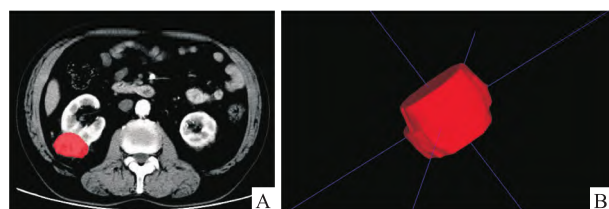


图 1 手动分割肿瘤示意图

Fig.1 Illustration of manual tumor segmentation

A: ROI delineation area; B: Generate 3D ROI.

1.6 特征提取及筛选

1.6.1 特征提取 使用 Pyradiomics (<http://pyradiomics.readthedocs.io>) 提取影像组学特征, 包括一阶特征、形状特征、灰度共生矩阵、灰度依赖矩阵、灰度游程矩阵、灰度大小区域矩阵和邻域灰度差矩阵。

1.6.2 特征筛选及降维 影像组学特征筛选: ① 对所有特征进行了 Mann-Whitney U 检验, $P < 0.05$ 的特征被保留; ② 使用 Spearman 等级相关系数计算特征之间的相关性, 当两个特征相关系数的绝对值大于 0.9 时, 保留其中一个特征。为了最大限度地保留特征描述的能力, 使用贪婪递归删除策略过滤特征, 即每次删除当前集中冗余度最大的特征。③ 使用最小绝对收缩和选择算法 (least absolute shrinkage and selection operator, LASSO) 进一步筛选特征, 具体方法是通过 10 折交叉验证来确定使交叉验证误差最小的 λ 值, 作为最优的正则化参数 λ , 保留在该 λ 值下系数非零的特征。临床特征筛选: 使用单因素联合多因素 Logistic 分析方法筛选出具有统计学意义的特征。

1.7 模型的构建和评估 影像组学特征和临床特征分别输入 KNN (K-nearest neighbors) 算法, 采用 5 倍交叉验证构建影像组学模型和临床模型; 联合影像组学标签和临床标签构建临床-组学联合模型, 并绘制列线图。受试者工作特征曲线 (receiver operating characteristic, ROC) 及其曲线下面积 (area under curve, AUC) 对 3 种模型的分类效能进行评估。使用校准曲线和决策曲线 (decision curve analysis, DCA) 来评估模型的准确性和临床实用性, De-long 检验用于比较模型之间的差异。

1.8 统计学处理 使用 SPSS 25.0 统计软件对资料进行分析。采用正态分布检验和方差齐性检验对计量资料进行评估, 正态分布参数用均数 $\pm$ 标准差 ($\bar{x} \pm s$) 表示, 不符合正态分布的参数则用中位数和

四分位数间距 $[M(P_{25},P_{75})]$ 表示,组间比较采用独立样本 t 检验或 Mann-Whitney U 检验。计数资料以构成 $[n(\%)]$ 表示,对定性资料的组间比较则使用 χ^2 检验或 Fisher 确切概率法, $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床资料分析及模型构建 肿瘤最大径、肿瘤距肾窦及集合系统距离、肿瘤腹背侧、R. E. N. A. L. 评分、侵犯肾蒂血管、瘤内血管生成、浸润生长、静脉瘤栓在高级别组和低级别组之间的差异均有统计学意义($P<0.05$),其余特征在两组间的差异无统计学意义,训练集结果见表 1。将上述 8 个特征经 KNN 算法构建传统临床模型,在训练集和测试集的 AUC 值分别为 0.832 (95% CI: 0.773 ~ 0.890) 和

0.732 (95% CI: 0.561 ~ 0.902)。
2.2 影像组学模型构建 从平扫及三期增强中提取了 428 个特征,包括 72 个一阶特征、56 个形状特征、300 个纹理特征。使用 LASSO 回归进行特征筛选,10 折交叉验证以确定最优 λ ($\lambda=0.034$),筛选出 11 个系数不为 0 的特征,见图 2。

根据筛选出的影像组学特征建立影像组学模型,在训练集和测试集的 AUC 值分别为 0.809 (95% CI 0.746 ~ 0.873) 和 0.712 (95% CI 0.533 ~ 0.891)。

2.3 联合模型构建及评估 联合模型在训练集和测试集中的 AUC 值分别为 0.887 (95% CI: 0.837 ~ 0.936) 和 0.800 (95% CI: 0.650 ~ 0.951),ROC 曲线见图 3A、D。该模型取得了最高的诊断效能,优于临床模型和组学模型。进一步采用 Delong 检验在临床模型、组学模型、联合模型的差异性。在训练集

表 1 低、高级别 ccRCC 患者一般资料及 CT 征象比较 $[n(\%)]$

Tab.1 Comparison of general information and CT findings between patients with low and high ccRCC $[n(\%)]$

Characteristics	Grade I – II (n=113)	Grade III – IV (n=58)	P value
Ages (years, $\bar{x} \pm s$)	58.50 $\pm$ 12.71	60.76 $\pm$ 10.98	0.251
Male	72 (63.7)	42 (72.4)	0.332
Gross hematuri	18 (15.9)	8 (13.8)	0.886
Abdominal pain	31 (27.4)	13 (28.9)	0.599
Abdominal mass	3 (2.6)	1 (1.7)	0.716
Non-urological system tumors	8 (7.1)	8 (13.8)	0.250
Tumor located in the left kidney	59 (52.2)	25 (43.1)	0.334
R (mm, $\bar{x} \pm s$)	49.01 $\pm$ 25.52	64.05 $\pm$ 28.70	<0.001
E ($\geq 50\%$ / $<50\%$ / Entirely endophytic)	62/48/3	27/28/3	0.474
N ($\geq 7/4-7/\leq 4$ mm)	27/13/73	7/3/48	0.047
A (Anterior/Posterior/Uncertain)	50/31/32	18/12/28	0.035
L *	39/28/46	11/15/32	0.084
h	21 (18.6)	24 (41.4)	0.003
R. E. N. A. L. score (points, $\bar{x} \pm s$)	7.72 $\pm$ 1.73	8.84 $\pm$ 1.69	<0.001
Posterior perinephric fat thickness ($<1/1-1.9/\geq 2.0$ cm)	64/34/15	37/15/6	0.657
Stranding (none/moderate/severe)	55/16/42	29/14/15	0.161
MAP score (0/1/2/3/4/5)	27/13/30/27/12/4	8/7/16/21/5/1	0.468
Cystic necrosis	92 (78.0)	47 (81.0)	1.000
Capsule	54 (47.8)	31 (53.4)	0.590
Intratumoral angiogenesis	56 (50.0)	40 (69.0)	0.024
Calcification	24 (21.2)	19 (32.8)	0.145
Invasion	21 (18.6)	25 (43.1)	0.001
Venous tumor thrombus	5 (4.4)	9 (15.5)	0.027
Regional enlarged lymph nodes	7 (6.2)	8 (13.8)	0.168
Distant metastasis	2 (1.8)	3 (5.2)	0.441
Inhomogeneous enhancement	102 (90.2)	51 (87.9)	0.835
Rapid enhancement and rapid washout	68 (60.2)	33 (56.9)	0.804

* : Tumor position along the renal long axis. This refers to the relationship between the tumor and the polar lines (the sections corresponding to above and below the renal hilum). There are three situations: completely above the upper polar line or below the lower polar line /tumor crosses the polar line but does not exceed 50% of its diameter /tumor >50% crosses the polar line or the tumor crosses the renal midline or the tumor is entirely between the polar lines.

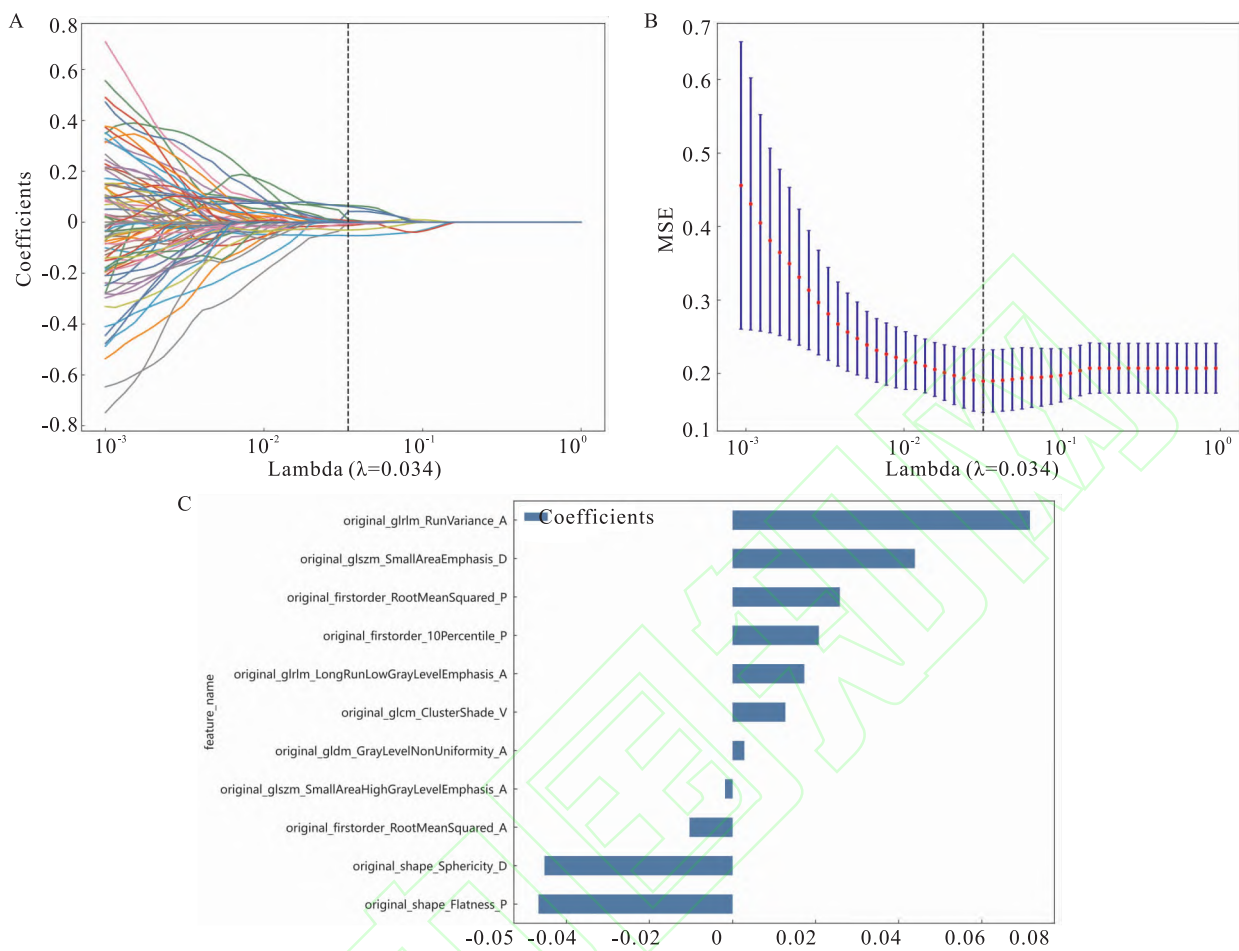


图 2 LASSO 回归筛选影像组学特征

Fig. 2 LASSO regression for radiomics feature selection

A: LASSO regression; B: Optimal regularization parameter $\lambda = 0.034$; C: Ultimately selected 11 radiomic features.

中联合模型与临床模型和影像组学模型的差异有统计学意义($P < 0.001$, $P = 0.002$),在测试集中联合模型与临床模型的差异有统计学意义($P = 0.015$)。联合模型相较于临床模型预测 WHO/ISUP 分级方面有增益效果。联合模型与影像组学模型差异无统计学意义($P = 0.349$),表明两种模型在预测分级都有相对较好的效果。

校准曲线(图 3B、E)结果表明联合模型与病理结果之间具有良好的一致性。决策分析曲线(图 3C、F)结果提示,联合模型较临床模型和影像组学模型有更高的净收益,具有良好的实用价值,并绘制列线图使联合模型可视化(图 4)。

联合模型在术前预测 ccRCC 病理分级方面,相较于影像组学模型和临床模型,展现了更高的诊断效能。这一优势使其能够更准确地预测患者预后,

从而为临床提供更加有效的治疗决策支持。

3 讨论

本研究构建了一种基于临床和影像组学标签的联合模型,并绘制列线图,用于术前无创预测 ccRCC 的 WHO/ISUP 分级,以提高临床的决策水平,改善患者预后。相关研究证明 ccRCC 病理核分级是预后的重要独立危险因素之一,与患者的手术方式密切相关,术前明确病理分级可以更好地为患者进行个体化治疗^[6]。肿瘤的分子和临床特征可以在医学图像中有所反映。既往通过医师临床经验从原始医学图像中提取特征,这种方式不确定性较大且缺乏可重复性。影像组学可以挖掘医学图像中的高维信息,反映肿瘤的异质性,使肿瘤早期诊断、风险评估和治疗决策成为可能^[7-8]。

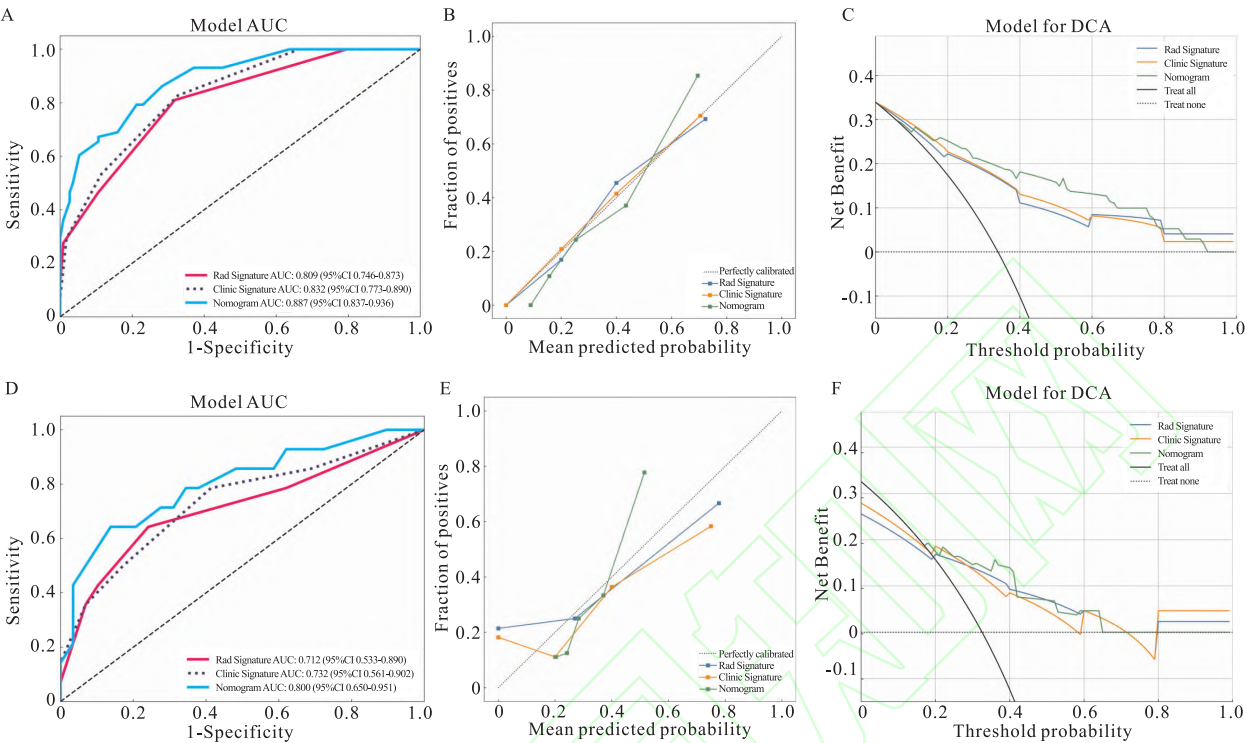


图 3 训练集和测试集中临床、影像组学、联合模型的性能评估

Fig.3 Performance evaluation of clinical, radiomics and combined models in training set and test set

A, D: ROC curve; B, E: calibration curve; C, F: decision analysis curve.

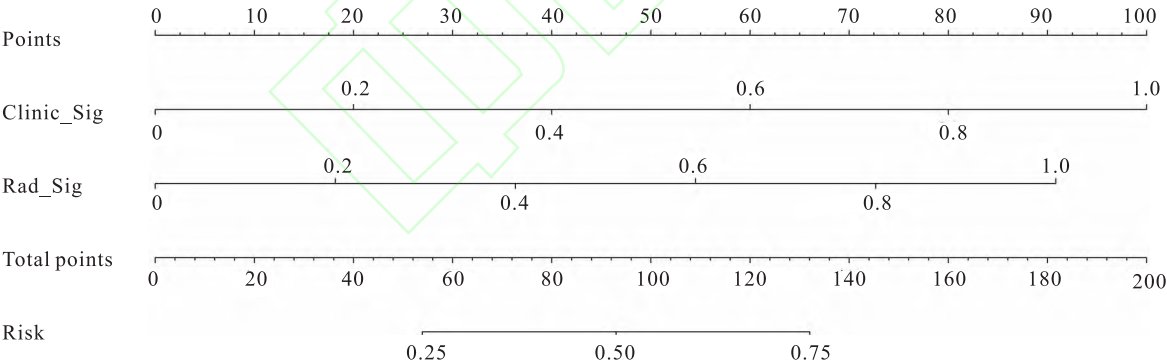


图 4 联合模型列线图

Fig.4 Nomogram of the combined model

该研究在传统临床预测模型的构建上,创新性地引入了 R. E. N. A. L. 评分和 MAP 评分的全部评分指标,并结合肾癌相关影像征象。R. E. N. A. L. 评分系统通过量化 CT/MRI 图像中肾脏肿瘤的解剖特征,评估肾脏肿块性质,提供了一种可重复性的标准分类系统。这种评分系统比其他肾脏测定系统 (PADUA 评分、C 指数和 DAP 评分) 更适合临床应用,可以更好地预测外科保留肾单位肾部分切除术围手术期的结局以及术后生存时间^[9]。Kutikov et al^[10] 证明 R. E. A. N. L. 评分和肿瘤的恶性程度具有

相关性,这与本研究一致,且 R. E. N. A. L. 评分越高,肿瘤的病理分级越高,其恶性程度越高。MAP 评分是基于影像图像评估肾脏周围环境的科学评分系统^[5],通过评估肾脏周围脂肪黏性,以预测行保留肾单位肾部分切除术的难易程度,已经有多项研究^[11-12] 表明了 MAP 评分所评估的黏附性肾周脂肪和不良手术结局有关。MAP 评分与肿瘤分级并未见显著相关性,可能是由于肾脏生理位置本身存在差异,不同级别的 ccRCC 对肾脏周围脂肪密度影响不足以引起视觉上的差异。

基于影像图像的机器学习算法应用于肾脏疾病中已经有了相关的研究进展,Wang et al^[13]研究在MRI多序列图像中提取影像组学特征区分透明细胞肾细胞癌、乳头状肾细胞癌和嫌色肾细胞癌,表明机器学习在恶性肿瘤的亚型鉴别上有一定的效果,但由于数据样本相对较小,具有一定的局限性;Cui et al^[14]研究利用影像组学在CT和MR上筛选特征建立机器学习模型预测病理分级,取得了不错的效果。为了更深度地探索临床应用,本研究进一步融合了影像组学标签与临床影像特征,构建了联合模型列线图。相较于仅使用影像组学模型,该列线图在训练集(AUC = 0.887)和测试集(AUC = 0.800)中均展现出更为卓越的预测性能。通过整合影像组学特征与关键临床信息,联合模型不仅显著提升了病理分级的预测性能,还为医生提供了一个更具实用性和可操作性的工具,契合了当前个性化医疗的发展趋势^[15]。这样的个体化预测系统有望为临床决策提供更全面、精准的信息,推动ccRCC患者的个体化治疗和管理。

本研究的局限性:①本研究为单中心研究,样本量有限。未来研究中可扩大样本量,并收集多中心数据,以增强研究结果的普适性和可靠性;②在勾画ROI时选择的是病灶最大横截面及上下各两层,在一些体积较大的肿瘤时,可能会有特征的遗漏,未来将会勾画整个肿瘤的ROI,以提取更多的特征。

综上所述,在传统临床模型、影像组学模型以及联合模型这三种模型中,联合模型展现出最高的预测诊断效能,能够更准确地术前预测ccRCC的病理分级;此外,列线图的运用为患者提供了更为精准的个体化治疗方案,能有效预测患者的风险,从而实现更优的治疗效果。

参考文献

- [1] Albiges L, Powles T, Staehler M, et al. Updated European association of urology guidelines on renal cell carcinoma: immune checkpoint inhibition is the new backbone in first-line treatment of metastatic clear-cell renal cell carcinoma[J]. *Eur Urol*, 2019, 76(2): 151–6. doi:10.1016/j.eururo.2019.05.022.
- [2] Moch H, Cubilla A L, Humphrey P A, et al. The 2016 WHO classification of tumours of the urinary system and male genital organs-part A: renal, penile, and testicular tumours[J]. *Eur Urol*, 2016, 70(1): 93–105. doi:10.1016/j.eururo.2016.02.029.
- [3] Nie P, Liu S, Zhou R, et al. A preoperative CT-based deep learning radiomics model in predicting the stage, size, grade and necrosis score and outcome in localized clear cell renal cell carcinoma: a multicenter study[J]. *Eur J Radiol*, 2023, 166: 111018. doi:10.1016/j.ejrad.2023.111018.
- [4] Kutikov A, Uzzo R G. The R. E. N. A. L. nephrometry score: a comprehensive standardized system for quantitating renal tumor size, location and depth[J]. *J Urol*, 2009, 182(3): 844–53. doi:10.1016/j.juro.2009.05.035.
- [5] Davidiuk A J, Parker A S, Thomas C S, et al. Mayo adhesive probability score: an accurate image-based scoring system to predict adherent perinephric fat in partial nephrectomy[J]. *Eur Urol*, 2014, 66(6): 1165–71. doi:10.1016/j.eururo.2014.08.054.
- [6] Gudbjartsson T, Hardarson S, Petursdottir V, et al. Histological subtyping and nuclear grading of renal cell carcinoma and their implications for survival: a retrospective nation-wide study of 629 patients[J]. *Eur Urol*, 2005, 48(4): 593–600. doi:10.1016/j.eururo.2005.04.016.
- [7] Zheng Y, Qiu B, Liu S, et al. A transformer-based deep learning model for early prediction of lymph node metastasis in locally advanced gastric cancer after neoadjuvant chemotherapy using pre-treatment CT images[J]. *EClinicalMedicine*, 2024, 75: 102805. doi:10.1016/j.eclim.2024.102805.
- [8] 王传彬, 李翠平, 曹 锋, 等. 基于CT临床放射组学列线图与深度学习鉴别非典型肺错构瘤和肺腺癌[J]. *安徽医科大学学报*, 2024, 59(2): 344–50. doi:10.19405/j.cnki.issn1000–1492.2024.02.026.
- [8] Wang C B, Li C P, Cao F, et al. Clinical radiomics nomogram and deep learning based on CT in discriminating atypical pulmonary hamartoma from lung adenocarcinoma[J]. *Acta Univ Med Anhui*, 2024, 59(2): 344–50. doi:10.19405/j.cnki.issn1000–1492.2024.02.026.
- [9] Borgmann H, Reiss A K, Kurosch M, et al. R. E. N. A. L. score outperforms PADUA score, C-index and DAP score for outcome prediction of nephron sparing surgery in a selected cohort[J]. *J Urol*, 2016, 196(3): 664–71. doi:10.1016/j.juro.2016.03.176.
- [10] Kutikov A, Smaldone M C, Egleston B L, et al. Anatomic features of enhancing renal masses predict malignant and high-grade pathology: a preoperative nomogram using the RENAL Nephrometry score[J]. *Eur Urol*, 2011, 60(2): 241–8. doi:10.1016/j.eururo.2011.03.029.
- [11] Kocher N J, Kunchala S, Reynolds C, et al. Adherent perinephric fat at minimally invasive partial nephrectomy is associated with adverse peri-operative outcomes and malignant renal histology[J]. *BJU Int*, 2016, 117(4): 636–41. doi:10.1111/bju.13378.
- [12] Di Maida F, Vittori G, Campi R, et al. Clinical predictors and significance of adherent perinephric fat assessed with Mayo Adhesive Probability (MAP) score and perinephric fat surface density (PnFSD) at the time of partial nephrectomy for localized renal mass. A single high-volume referral center experience[J]. *Minerva Urol Nephrol*, 2021, 73(2): 225–32. doi:10.23736/S2724–6051.20.03698–X.
- [13] Wang W, Cao K, Jin S, et al. Differentiation of renal cell carcinoma subtypes through MRI-based radiomics analysis[J]. *Eur Ra-*

diol, 2020, 30(10): 5738 – 47. doi:10.1007/s00330 – 020 – 06896 – 5.

1007/s00330 – 019 – 06601 – 1.

- [14] Cui E, Li Z, Ma C, et al. Predicting the ISUP grade of clear cell renal cell carcinoma with multiparametric MR and multiphase CT radiomics[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(5): 2912 – 21. doi:10.

- [15] Zhao X, Li W, Zhang J, et al. Radiomics analysis of CT imaging improves preoperative prediction of cervical lymph node metastasis in laryngeal squamous cell carcinoma[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(2): 1121 – 31. doi:10.1007/s00330 – 022 – 09051 – 4.

The value of nomogram based on clinical features and CT radiomics in predicting the grade of clear cell renal cell carcinoma

Zhu Hongqing¹, Zhang Tao², Gu Kangchen¹, Wang Xian³, Guan Song¹, Yan Yan¹, Yao Wenjun¹

(¹Dept of Radiology, ²Dept of Urology, ³Dept of Pathology,

The Second Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230601)

Abstract Objective To explore the utility of a nomogram integrating contrast-enhanced CT radiomics with clinical features in the preoperative prediction of WHO/ISUP grade for clear cell renal cell carcinoma (ccRCC). **Methods** A total of 214 patients with pathologically proven ccRCC who underwent enhanced CT scan before surgery were retrospectively included. According to the WHO/ISUP grade system, the cases were classified into low-grade (grades I – II) and high-grade (grades III – IV), and then randomly divided into training and test set with a ratio of 4 : 1. Regions of interest were segmented from both unenhanced and three-phase enhanced images, and radiomic features were extracted. Feature selection and dimensionality reduction were performed using Spearman rank correlation coefficients and LASSO regression, followed by the construction of the radiomic model with the KNN algorithm. Clinical and semantic imaging features were selected through univariate and multivariate analyses, and a clinical model was developed using the KNN algorithm. The clinical and radiomics signatures were used to construct a combined model and a nomogram was developed. The ROC curve and delong test were used to evaluate the diagnostic performance of the model, while calibration and decision curve analyses assessed its accuracy and clinical applicability. **Results** 8 clinical features and 11 radiomic features were selected. The combined model, integrating these clinical and radiomics signatures, exhibited robust predictive performance with AUC values of 0.887 in the training set and 0.800 in the test set. The calibration curve demonstrated good consistency between the nomogram model and actual outcomes, while decision curve analysis indicated a favorable net benefit for the nomogram. **Conclusion** The nomogram constructed by combining radiomics and clinical signatures can provide evidence for preoperative prediction of ccRCC grade and guide clinical decision-making.

Key words nomogram; radiomics; clear cell renal cell carcinoma; WHO/ISUP grade; computed tomography

Fund programs Natural Science Foundation of Anhui Province (No. 2008085MH290); Natural Science Research Project of Anhui Educational Committee (No. 2024AH050796); Research Project of Anhui Provincial Institute of Translational Medicine (No. 2021zhx-C45); Clinical Research Cultivation Program of the Second Affiliated Hospital of Anhui Medical University (No. 2020LCYB05)

Corresponding author Yao Wenjun, E-mail: 979839187@qq.com