

· 临床研究 ·

基于¹⁸F-FDG PET 影像组学与深度学习模型 对结直肠癌周围神经侵犯的预测价值

陈桥梁¹ 邓嘉欣¹ 陈静¹ 何健¹ 檀双秀²

¹南京大学医学院附属鼓楼医院核医学科, 南京 210008; ²南京大学医学院附属鼓楼医院超声医学科, 南京 210008

通信作者: 檀双秀, Email: tsx950304@163.com

【摘要】 目的 探讨基于¹⁸F-FDG PET 影像组学与深度学习 (DL) 模型术前对结直肠癌 (CRC) 患者周围神经侵犯 (PNI) 的预测价值。**方法** 回顾性病例对照研究。收集 2013 年 11 月至 2024 年 11 月期间于南京大学医学院附属鼓楼医院诊治的 128 例 CRC 患者 (男 75 例、女 53 例, 年龄 25~100 岁) 的临床及术前¹⁸F-FDG PET/CT 影像资料。采用区组随机化方法将样本按 7:3 分为训练集 [89 例 (男 52 例、女 37 例), 年龄 70 (58, 76) 岁] 和验证集 [39 例 (男 23 例、女 16 例), 年龄 72 (63, 76) 岁]。通过 Mann-Whitney *U* 检验和 χ^2 检验比较组间各参数差异。从术前¹⁸F-FDG PET 图像中勾画 CRC 原发灶感兴趣体积 (VOI), 并提取 2 016 个影像组学特征。基于 Resnet50 架构训练 DL 模型, 并提取 2 047 个 DL 特征。采用 Pearson 相关性分析筛选特征, 用最小绝对收缩和选择算子 (LASSO) 回归进行特征降维, 构建影像组学评分 (RS) 模型和 DL 模型。采用极端梯度提升 (XGBoost) 模型构建联合模型, 并采用适形加法解释 (SHAP) 分析模型可解释性。**结果** 训练集与验证集临床特征及 PET/CT 参数组间差异均无统计学意义 (χ^2 值: 0.00~2.64, *Z* 值: -0.51~-0.02, 均 $P>0.05$)。根据术后病理将患者分为 PNI 组 (58 例) 和非 PNI 组 (70 例)。训练集 PNI 组 ($n=40$) 和非 PNI 组 ($n=49$) 的 cN 分期差异具有统计学意义 ($\chi^2=8.64, P=0.003$)。从影像组学特征和 DL 特征中分别筛选出 4 和 5 个特征构建 RS 和 DL 模型, 将 RS、DL 模型和 cN 分期构建联合模型。ROC 曲线分析显示, 训练集与验证集中联合模型 AUC 均为 0.89。SHAP 分析显示, DL 模型为最具预测价值的模型 (SHAP 值: 0.006 9)。**结论** 基于¹⁸F-FDG PET 影像组学和 DL 模型联合 cN 分期对 CRC 患者 PNI 具有良好的预测性能, 可为临床个性化预后评估提供参考价值。

【关键词】 结直肠肿瘤; 肿瘤浸润; 周围神经; 影像组学; 深度学习; 正电子发射断层显像术; 氟脱氧葡萄糖 F18

DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20250704-00231

Predictive value of ¹⁸F-FDG PET-based radiomics and deep learning models for perineural invasion in colorectal cancer

Chen Qiaoliang¹, Deng Jiaxin¹, Chen Jing¹, He Jian¹, Tan Shuangxiu²

¹Department of Nuclear Medicine, Nanjing Drum Tower Hospital, Affiliated Hospital of Medical School, Nanjing University, Nanjing 210008, China; ²Department of Ultrasound Medicine, Nanjing Drum Tower Hospital, Affiliated Hospital of Medical School, Nanjing University, Nanjing 210008, China

Corresponding author: Tan Shuangxiu, Email: tsx950304@163.com

【Abstract】 Objective To investigate the preoperative predictive value of ¹⁸F-FDG PET-based radiomics and deep learning (DL) models for perineural invasion (PNI) in colorectal cancer (CRC). **Methods** This was a retrospective case-control study. Clinical and preoperative ¹⁸F-FDG PET/CT imaging data were collected from 128 CRC patients (75 males, 53 females, age: 25–100 years) who were treated in Nanjing Drum Tower Hospital, Affiliated Hospital of Medical School, Nanjing University between November 2013 and November 2024. Patients were divided into a training set (89 cases including 52 males and 37 females, age: 70 (58, 76) years) and a validation set (39 cases including 23 males and 16 females, age: 72 (63, 76) years) with a ratio of 7:3 using block randomization. Differences of clinical features and PET/CT parameters between groups were compared by Mann-Whitney *U* test and χ^2 test. The volume of interest (VOI) of CRC primary foci were delineated from preoperative ¹⁸F-FDG PET images, and 2 016 radiomics features were extracted. The DL model was trained based on the Resnet50 architecture, and 2 047 DL features were extracted. Pearson correlation analysis and least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) regression were used for feature selection and dimensionality reduction, and radiomics score (RS) and DL models were constructed. Extreme gradient boosting (XGBoost) model was used to construct the combined model, and

the model interpretability was analyzed using shapely additive explanations (SHAP) interpretation. **Results** There were no significant differences of clinical features and PET/CT parameters between the training and validation sets (χ^2 values: 0.00–2.64, Z values: from -0.51 to -0.02 , all $P>0.05$). Patients were categorized into PNI group (58 cases) and non-PNI group (70 cases) based on postoperative pathology. The difference of cN stage between PNI group ($n=40$) and non-PNI group ($n=49$) in the training set was significant ($\chi^2=8.64$, $P=0.003$). Four radiomics features and 5 DL features were selected respectively, based on which RS and DL models were constructed. The combined model was constructed based on RS, DL models and cN stage. ROC curves showed that the AUCs of the combined model in the training set and validation set were both 0.89. SHAP analysis showed that the predictive value of the DL model was the best (SHAP value: 0.006 9) among the combined model. **Conclusion** The machine learning model based on ^{18}F -FDG PET RS and DL models combined with cN stage has good predictive performance for PNI in CRC, which can provide reference value for clinical personalized prognostic assessment.

【Key words】 Colorectal neoplasms; Neoplasm invasiveness; Peripheral nerves; Radiomics; Deep learning; Positron-emission tomography; Fluorodeoxyglucose F18

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20250704-00231

结直肠癌(colorectal cancer, CRC)是全球范围内最常见的恶性肿瘤之一,其死亡率高,严重威胁人类生命健康^[1]。周围神经侵犯(perineural invasion, PNI)是指肿瘤细胞侵入神经,然后沿神经鞘扩散^[2]。研究表明,PNI作为CRC的重要独立预后因素,与肿瘤的侵袭性生长、局部复发、远处转移及患者不良预后密切相关^[3]。CRC术后出现PNI阳性可能提示切除不完全或局部复发^[4]。因此PNI的准确评估有助于预测CRC患者的预后,但其评估完全依赖于术后病理学检查,具有滞后性。

^{18}F -FDG PET/CT作为一种功能代谢影像技术,不仅能够提供肿瘤的代谢信息,还可以提供预测价值^[5]。影像组学通过从医学图像中提取大量潜在有用的信息,可识别和量化肿瘤的生物学特性,已应用于CRC的预测研究^[6]。深度学习(deep learning, DL)作为人工智能领域的前沿技术,已被用于预测肿瘤病理类型、基因表达及患者生存率等,显示出强大的模式识别能力和泛化性能^[7]。本研究拟探讨 ^{18}F -FDG PET影像组学和DL模型对CRC患者PNI状态的预测价值,结合适形加法解释(shapely additive explanations, SHAP)方法对模型进行可解释性分析,揭示模型预测PNI的关键特征,为临床诊断和预后评估提供帮助。

资料与方法

1.研究对象。本研究为回顾性病例对照研究,收集2013年11月至2024年11月期间于南京大学医学院附属鼓楼医院诊治的CRC患者的临床病理及 ^{18}F -FDG PET/CT影像数据。纳入标准:(1)术前行 ^{18}F -FDG PET/CT检查,且图像质量合格;(2)经术后病理确诊为CRC,且进行PNI状态评估。排除标准:(1) ^{18}F -FDG PET/CT检查前已接受任何形式的抗肿瘤治疗;(2)妊娠、哺乳期患者;(3)合并其他

恶性肿瘤;(4)临床或病理资料不全。

最终共纳入128例患者,其中男75例、女53例,年龄25~100岁。采用区组随机化方法将样本按7:3分为训练集(89例)和验证集(39例)。本研究获得南京大学医学院附属鼓楼医院伦理委员会审批通过(批号:2024-425-01)。

2.图像采集。患者显像在荷兰Philips GXL16 PET/CT仪($n=42$)或德国Siemens Biograph16HR PET/CT仪($n=86$)上进行。所有患者在检查前需禁食至少6 h,且空腹血糖水平控制在11.1 mmol/L以下。静脉注射剂量根据体质量计算(5.18 MBq/kg),使用南京江原安迪科正电子研究发展有限公司提供的 ^{18}F -FDG(放化纯 $>95\%$)。注射后患者在安静环境中休息50~60 min后,先进行CT扫描,扫描范围从颅顶至大腿上部,扫描参数如下:管电压120 kV、管电流100 mA(Philips GXL16)或管电压120 kV、管电流150~200 mA(Siemens Biograph16HR)。PET扫描每个床位采集1.5 min,共7~10个床位(Philips GXL16);或每个床位采集2 min,共6~7个床位(Siemens Biograph16HR)。利用CT数据进行衰减校正后,采用有序子集最大期望值迭代法重建PET图像,最终生成PET/CT融合图像。

3.图像处理及特征工程。采用LIFE_x-7.5.15(<https://www.lifexsoft.org/>)软件以 $\text{SUV}_{\max}>40\%$ 为阈值勾画肿瘤原发灶整体的感兴趣体积(volume of interest, VOI),手动调整边界以避免周围组织,如膀胱、肝脏和脾脏等。以上操作由1名具有5年以上工作经验的核医学科医师独立完成,需要进行手动调整的样本再由另1名具有5年以上工作经验的核医学科医师独立完成。使用Dice系数评估2名医师勾画VOI的一致性。记录病灶的位置、肿瘤长径、 $\text{SUV}_{\max}$ 、 SUV_{mean} 、最小SUV(minimum SUV, $\text{SUV}_{\min}$)、

肿瘤代谢体积(metabolic tumor volume, MTV)、病灶糖酵解总量(total lesion glycolysis, TLG)和 cN 分期。本研究 cN 分期定义为区域淋巴结短径 ≥ 1.0 cm, $SUV_{max} \geq 2.5^{[8]}$ 。肿瘤长径和淋巴结短径由 2 名具有 5 年以上工作经验的核医学科医师独立测量并取平均值。

特征提取:(1)采用 Python 3.9 中的 pyradiomics 包提取影像组学特征,包括一阶特征、基于形状的特征、灰度区域大小矩阵(gray-level size zone matrix, GLSZM)特征、灰度游程长度矩阵(gray-level run-length matrix, GLRLM)特征、灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)特征、灰度相关矩阵(gray-level dependence matrix, GLDM)特征、相邻灰度差值矩阵(neighboring gray-tone difference matrix, NGTDM)特征和 8 个方向的小波变换特征,共提取 2 016 个影像组学特征。(2)采用北京奇点伏流信息科技有限公司的 OnekeyAI 科研平台提取 DL 特征。根据 Resnet50 架构对模型进行训练。将所有 VOI 在对应 PET 图像上进行裁剪,并标准化重采样为 $64 \times 64 \times 48$ 大小,将裁剪后的图像作为输入对模型进行训练。从最后一层的全局平均池化层(avg-pool)中提取 DL 特征。DL 配置:Adam 优化器,学习率为 0.001,批量大小(batch size)为 4,训练轮次(epoch)为 3。共提取 2 047 个 DL 特征。

使用 Z-score 对影像组学和 DL 特征进行标准化处理,并去除方差为 0 的特征。采用 Pearson 相关性分析筛选相关系数 >0.8 的特征,二者保留其中之一。采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)回归进行特征降维,通过 10 折交叉验证,选择最小方差误对应的 λ 值,筛选最优特征集并构建影像组学评分(radiomics score, RS)和 DL 模型。

diomics score, RS)和 DL 模型。

4.统计学分析。采用 R 4.3、IBM SPSS Statistics 27.0 软件进行数据分析。正态性检验采用 Shapiro-Wilk 检验,不符合正态分布的定量资料用 $M(Q_1, Q_3)$ 表示,组间比较采用 Mann-Whitney U 检验。定性资料用频数(百分比)表示,组间比较采用 χ^2 检验。将 RS、DL 模型及组间比较有差异的变量使用极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)构建联合模型,最大树深度为 10,学习率为 0.01,迭代次数为 10,并采用 5 折交叉验证。采用 ROC 曲线评估各参数的预测效能,以 Delong 检验比较不同 AUC 之间的差异。采用校准曲线和决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)分别评估模型的校准度和临床净收益。采用 SHAP 分析联合模型中各参数的权重。以 $P < 0.05$ (双侧检验)为差异具有统计学意义。

结 果

1.临床特征及 PET/CT 参数的组间比较。训练集与验证集组间各指标差异均无统计学意义(χ^2 值:0.00~2.64, Z 值:-0.51~-0.02,均 $P > 0.05$;表 1)。根据术后病理将患者分为 PNI 组(58 例)和非 PNI 组(70 例)。在训练集中, PNI 组(40 例)与非 PNI 组(49 例)的 cN 分期差异具有统计学意义($\chi^2 = 8.64, P = 0.003$),其余特征差异均无统计学意义(χ^2 值:0.07、4.88, Z 值:-1.74~-0.11,均 $P > 0.05$;表 2)。

2.模型构建、评估及可解释性分析。2 名医师对 10 例图像进行手动调整,平均 Dice 系数为 0.957,表明组间一致性较好。通过 Pearson 相关性分析和 LASSO 回归分析,最终保留 4 个影像组学特征和 5 个 DL 特征。随后,将这些特征构建 RS 和 DL 模型。再使

表 1 训练集与验证集结直肠癌患者临床特征及 PET/CT 参数的比较

组别	例数	性别(例)		年龄 [岁; $M(Q_1, Q_3)$]	位置(例)			肿瘤长径 [cm; $M(Q_1, Q_3)$]	SUV_{max} [$M(Q_1, Q_3)$]
		男	女		左半结肠	右半结肠	直肠		
训练集	89	52	37	70(58,76)	46	32	11	5.50(4.30,7.00)	12.61(9.79,16.39)
验证集	39	23	16	72(63,76)	16	16	7	5.60(4.60,7.00)	12.73(9.22,16.27)
检验值		0.00 ^a		-0.40		1.42 ^a		-0.51	-0.25
P 值		0.954		0.692		0.491		0.612	0.800

组别	SUV_{mean} [$M(Q_1, Q_3)$]	SUV_{min} [$M(Q_1, Q_3)$]	MTV [cm^3 ; $M(Q_1, Q_3)$]	TLG [g; $M(Q_1, Q_3)$]	cN 分期(例)	
					0	1~2
训练集	7.54(5.78,9.49)	5.05(3.97,6.58)	17.47(11.39,28.93)	143.79(68.22,247.67)	57	32
验证集	8.28(5.33,9.96)	5.11(3.69,6.59)	17.02(11.14,31.74)	125.23(89.54,224.75)	19	20
检验值	-0.08	-0.02	-0.09	-0.19	2.64 ^a	
P 值	0.940	0.983	0.932	0.852	0.104	

注:^a为 χ^2 值,余检验值为 Z 值; SUV_{min} 为最小 SUV,MTV 为肿瘤代谢体积,TLG 为病灶糖酵解总量

用 XGBoost 将 RS、DL 模型和 cN 分期构建一个联合模型。

ROC 曲线分析显示,训练集与验证集中联合模型 AUC 均为 0.89,DeLong 检验显示训练集中联合模型的 AUC 高于 RS、DL 模型及 cN 分期(Z 值:2.77、3.32、4.42, P 值:0.006、0.001、 <0.001),而 RS 与 DL 模型的 AUC 差异无统计学意义($Z=0.07$, $P=0.948$);各模型的预测效能见表 3。

SHAP 分析(图 1)显示,DL 模型是联合模型中最有预测价值的模型,SHAP 值为 0.006 9,高于 RS 和 cN 分期(SHAP 值分别为 0.004 9、0.004 3)。校

准曲线(图 2)显示联合模型的预测概率接近实际概率,校准度较好。DCA(图 3)显示,联合模型的净收益高于 RS、DL 模型及 cN 分期,具有临床实用性。

讨 论

PNI 是肿瘤侵袭性的重要表现,是 CRC 患者术后无进展生存期和总生存期的独立预测因子^[9]。准确预测 PNI 状态,能使临床医师对患者预后进行风险分层并强化随访^[10]。本研究基于¹⁸F-FDG PET/CT 对术前预测 CRC 患者 PNI 状态的影像组学和 DL 模型进行了比较分析,探讨预测 PNI 的关

表 2 训练集 PNI 组与非 PNI 组结直肠癌患者临床特征及 PET/CT 参数的比较

组别	例数	性别(例)		年龄 [岁; $M(Q_1, Q_3)$]	位置(例)			肿瘤长径 [cm; $M(Q_1, Q_3)$]	SUV _{max} [$M(Q_1, Q_3)$]
		男	女		左半结肠	右半结肠	直肠		
PNI	40	24	16	70(53, 77)	20	18	2	5.25(4.38, 7.23)	12.45(9.47, 14.59)
非 PNI	49	28	21	69(59, 76)	26	14	9	5.80(4.10, 6.90)	13.77(10.06, 16.83)
检验值		0.07 ^a		-0.36	4.88 ^a			-0.11	-1.02
P 值		0.786		0.720	0.087			0.915	0.310

组别	SUV _{mean} [$M(Q_1, Q_3)$]	SUV _{min} [$M(Q_1, Q_3)$]	MTV [cm ³ ; $M(Q_1, Q_3)$]	TLG [g; $M(Q_1, Q_3)$]	cN 分期(例)	
					0	1~2
PNI	7.33(5.37, 8.76)	4.99(3.83, 6.05)	13.44(11.23, 26.38)	113.77(65.77, 185.53)	19	21
非 PNI	8.03(5.82, 10.32)	5.52(4.03, 6.78)	22.27(11.97, 32.19)	192.85(84.74, 313.31)	38	11
检验值	-1.08	-0.97	-1.50	-1.74	8.64 ^a	
P 值	0.280	0.330	0.133	0.081	0.003	

注:^a为 χ^2 值,余检验值为 Z 值;PNI 为周围神经侵犯,SUV_{min}为最小 SUV,MTV 为肿瘤代谢体积,TLG 为病灶糖酵解总量

表 3 不同模型对训练集和验证集结直肠癌患者周围神经侵犯的预测效能

组别	训练集($n=89$)					验证集($n=39$)				
	AUC	95% CI	准确性	灵敏度	特异度	AUC	95% CI	准确性	灵敏度	特异度
RS	0.76	0.66~0.85	0.71	0.63	0.78	0.70	0.54~0.87	0.64	0.50	0.76
DL 模型	0.75	0.65~0.85	0.71	0.60	0.80	0.74	0.57~0.91	0.72	0.61	0.81
cN 分期	0.65	0.55~0.75	0.66	0.53	0.78	0.64	0.49~0.80	0.64	0.67	0.62
联合模型	0.89	0.83~0.96	0.82	0.75	0.89	0.89	0.79~0.99	0.80	0.78	0.81

注:RS 为影像组学评分,DL 为深度学习

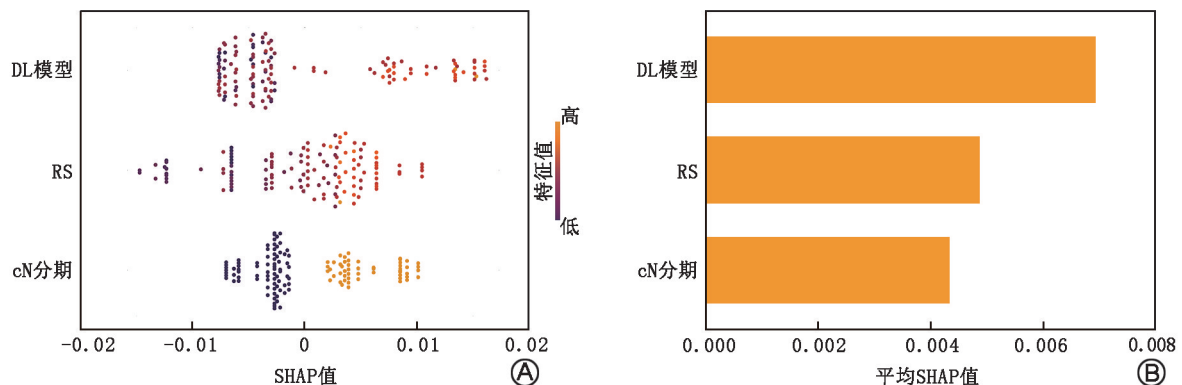


图 1 128 例结直肠癌患者周围神经侵犯的不同预测模型的适形加法解释(SHAP)分析图 A. y 轴模型顺序(从上到下)反映其重要性排序(从高到低),x 轴为单个模型重要性的 SHAP 值,黄色表示正向影响,紫色表示负向影响;B. 条形图表示每个模型对预测结果的总影响。DL 为深度学习,RS 为影像组学评分

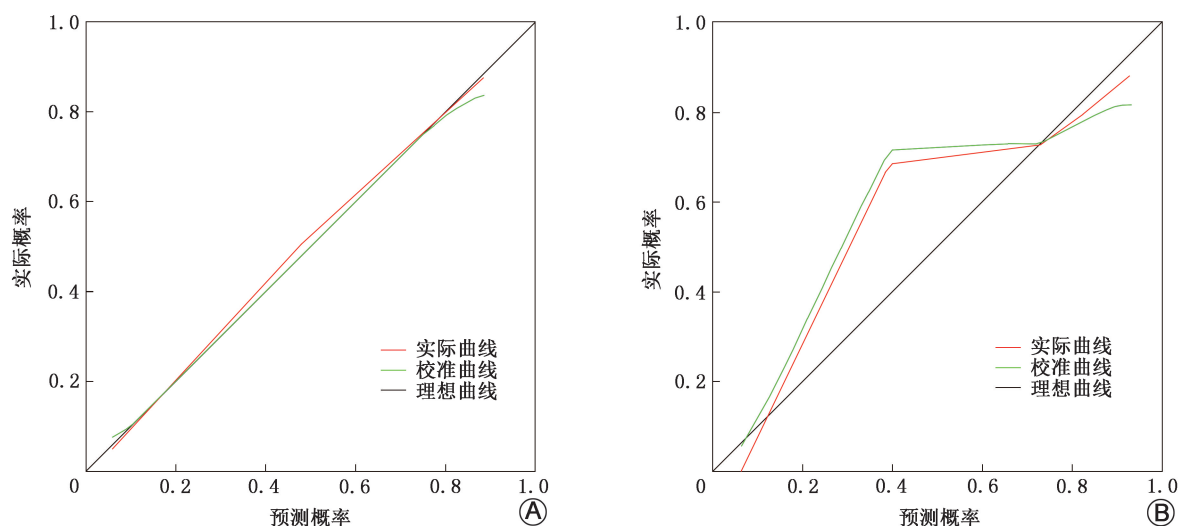


图2 联合模型预测结肠直肠癌患者周围神经侵犯的校准曲线 A.训练集($n=89$);B.验证集($n=39$)

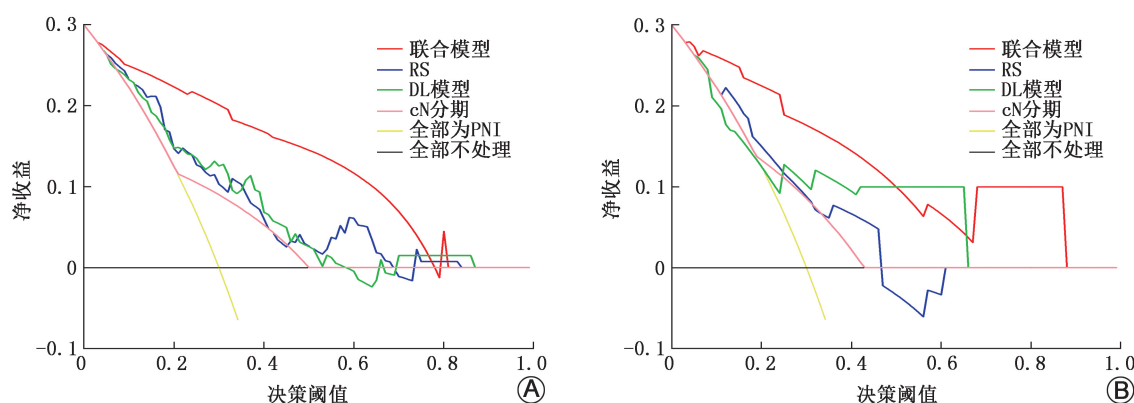


图3 各模型预测结肠直肠癌患者周围神经侵犯的决策曲线 A.训练集($n=89$);B.验证集($n=39$)。RS为影像组学评分,DL为深度学习

键特征,并构建机器学习模型。淋巴结转移的存在表明肿瘤的高水平活性和侵袭性,提示 PNI 阳性的可能性增加^[11]。有研究表明,CT 图像上的 N 分期能够作为预测 CRC 患者 PNI 状态的独立影响因素^[12]。本研究 PNI 与非 PNI 的组间比较显示,PNI 组的 cN 分期更高。既往研究基于 CT 和 MRI 图像构建的影像组学模型实现了对 CRC 患者 PNI 状态的预测^[13-14]。本研究基于¹⁸F-FDG PET 图像的影像组学模型亦实现了对 PNI 状态的有效预测。本研究结果显示,训练集 RS 预测 PNI 的 AUC 为 0.76,与 DL 模型(AUC=0.75)差异无统计学意义($Z=0.07$, $P=0.948$),表明二者都具有预测 PNI 的能力。DL 同样具有对图像复杂模式的自动捕捉能力,与影像组学相比,DL 无需人工设定特征提取规则,减少了因特征选择偏差导致的模型性能局限。有文献报道,基于 CRC 原发灶和内脏脂肪的 CT 图像构建的 DL 模型实现了对隐匿性腹膜转移的有效预测,内部测试集的 AUC 达 0.94^[15]。基于 Resnet50 模型构建

的 DL 模型,在自动识别图像细微特征方面具有优势,在预测乳腺癌新辅助治疗疗效中显示出良好的预测能力^[16]。可见,DL 技术能够很好地捕捉细微的生物学信息,为预测 PNI 状态提供了更多方法选择。

XGBoost 作为集成式机器学习的典型代表,通过融合多种算法优势,展现出显著的计算效率和大规模数据处理能力^[17]。有研究使用 XGBoost 有效预测了乳腺癌人表皮生长因子受体 2 (human epidermal growth factor receptor 2, HER2) 表达状态,且预测效能优于支持向量机^[18]。本研究通过 XGBoost 构建联合模型,其在训练集中的预测效能优于 RS 模型($Z=2.77$, $P=0.006$)、DL 模型($Z=3.32$, $P=0.001$)。SHAP 能够为机器学习模型提供全面、可解释的特征重要性评估指标^[19]。有研究采用 SHAP 对弥漫性大 B 细胞淋巴瘤预后模型进行了可解释性分析,发现影像组学模型的预测价值最佳^[20]。本研究 SHAP 分析显示,联合模型中 DL 模型对肿瘤内部代谢纹理的细微变化更为敏感,贡献了最高的 SHAP

值(0.006 9),是最有预测价值的模型。本研究还将 RS、DL 模型和 cN 分期构建联合模型,在训练集和验证集中,联合模型的 AUC 均达到了 0.89。本研究从模型层面进行了可解释性分析,但鉴于影像组学和 DL 特征本身缺乏可解释性,有待算法与临床实际早日建立可解释性联系。

本研究的局限性:(1)本研究为单中心、回顾性研究,样本量偏小,未来需扩大样本量,增加独立测试集以评估模型的泛化能力;(2)本研究基于 Resnet50 架构进行 DL 训练和特征提取,未来可尝试不同 DL 网络进行比较研究;(3)本研究仅分析了肿瘤内部区域,未来需结合瘤周区域、生境亚区等进一步细化研究;(4)未来需补充联合模型与患者预后的相关性分析。

综上所述,本研究基于¹⁸F-FDG PET RS、DL 模型和 cN 分期构建的可解释性机器学习模型为预测 CRC 患者 PNI 状态提供了一种新的有效工具,其中 DL 模型是最具预测价值的模型,可为患者的个体化预后评估提供潜在参考价值。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 陈桥梁:研究设计与实施、论文撰写;邓嘉欣、陈静:数据收集、统计学分析;何健:研究设计与指导;檀双秀:研究设计与指导、论文修改

参 考 文 献

- [1] Siegel RL, Miller KD, Wagle NS, et al. Cancer statistics, 2023 [J]. *CA Cancer J Clin*, 2023, 73(1): 17-48. DOI: 10.3322/caac.21763.
- [2] Liebig C, Ayala G, Wilks JA, et al. Perineural invasion in cancer: a review of the literature [J]. *Cancer*, 2009, 115(15): 3379-3391. DOI: 10.1002/cncr.24396.
- [3] Hu G, Li L, Hu K. Clinical implications of perineural invasion in patients with colorectal cancer [J]. *Medicine (Baltimore)*, 2020, 99(17): e19860. DOI: 10.1097/MD.00000000000019860.
- [4] Liu NJ, Liu MS, Tian W, et al. The value of machine learning based on CT radiomics in the preoperative identification of peripheral nerve invasion in colorectal cancer: a two-center study [J]. *Insights Imaging*, 2024, 15(1): 101. DOI: 10.1186/s13244-024-01664-1.
- [5] 陈桥梁,李响,来瑞鹤,等. ¹⁸F-FDG PET 相关代谢参数预测结直肠癌微卫星高度不稳定性及 HER2 表达 [J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2025, 45(1): 7-12. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240508-00154.
Chen QL, Li X, Lai RH, et al. Predictive value of ¹⁸F-FDG PET related metabolic parameters on microsatellite instability-high and HER2 gene amplification in colorectal cancer [J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2025, 45(1): 7-12. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240508-00154.
- [6] 张宇,王城,常培叶. PET 影像组学在结直肠癌诊疗中的应用进展 [J]. *国际放射医学核医学杂志*, 2025, 49(3): 191-196. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381-202404013-00504.
- Zhang Y, Wang C, Chang PY. Advances in the application of PET radiomics in the diagnosis and treatment of colorectal cancer [J]. *Int J Radiat Med Nucl Med*, 2025, 49(3): 191-196. DOI: 10.3760/cma.j.cn121381-202404013-00504.
- [7] Jiang X, Zhao H, Saldanha OL, et al. An MRI deep learning model predicts outcome in rectal cancer [J]. *Radiology*, 2023, 307(5): e222223. DOI: 10.1148/radiol.222223.
- [8] 周明舸,王小松,王跃涛. ¹⁸F-FDG PET/CT 肿瘤内代谢异质性参数预测 cN0 期结直肠癌区域淋巴结转移的价值 [J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2021, 41(11): 641-646. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20200715-00281.
Zhou MG, Wang XS, Wang YT. Predictive value of intratumoral heterogeneity measured by preoperative ¹⁸F-FDG PET/CT for regional lymph node metastasis of cN0 colorectal cancer [J]. *Chin J Nucl Med Mol Imaging*, 2021, 41(11): 641-646. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20200715-00281.
- [9] Yang W, Qian C, Luo J, et al. Efficacy and safety of preoperative transcatheter rectal arterial chemoembolisation in patients with locally advanced rectal cancer: results from a prospective, phase II PCAR trial [J]. *Clin Oncol (R Coll Radiol)*, 2024, 36(4): 233-242. DOI: 10.1016/j.clon.2024.01.015.
- [10] Wang H, Huo R, He K, et al. Perineural invasion in colorectal cancer: mechanisms of action and clinical relevance [J]. *Cell Oncol (Dordr)*, 2024, 47(1): 1-17. DOI: 10.1007/s13402-023-00857-y.
- [11] Ma J, Guo D, Miao W, et al. The value of ¹⁸F-FDG PET/CT-based radiomics in predicting perineural invasion and outcome in non-metastatic colorectal cancer [J]. *Abdom Radiol (NY)*, 2022, 47(4): 1244-1254. DOI: 10.1007/s00261-022-03453-0.
- [12] Que Y, Wu R, Li H, et al. A prediction nomogram for perineural invasion in colorectal cancer patients: a retrospective study [J]. *BMC Surg*, 2024, 24(1): 80. DOI: 10.1186/s12893-024-02364-9.
- [13] Guo T, Cheng B, Li Y, et al. A radiomics model for predicting perineural invasion in stage II-III colon cancer based on computer tomography [J]. *BMC Cancer*, 2024, 24(1): 1226. DOI: 10.1186/s12885-024-12951-x.
- [14] Guo Y, Wang Q, Guo Y, et al. Preoperative prediction of perineural invasion with multi-modality radiomics in rectal cancer [J]. *Sci Rep*, 2021, 11(1): 9429. DOI: 10.1038/s41598-021-88831-2.
- [15] Miao S, Sun M, Zhang B, et al. Multimodal deep learning: tumor and visceral fat impact on colorectal cancer occult peritoneal metastasis [J]. *Eur Radiol*, 2025, 35(8): 4522-4532. DOI: 10.1007/s00330-025-11450-2.
- [16] 俞飞虹,张琰琰,缪殊妹,等. 基于超声的深度深度学习影像组学模型早期预测乳腺癌新辅助化疗效果的研究 [J]. *中华超声影像学杂志*, 2023, 32(7): 614-620. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20221227-00881.
Yu FH, Zhang YY, Miao SM, et al. A deep learning prediction model for early evaluation of treatment response to neoadjuvant chemotherapy based on ultrasound images of breast cancer patients [J]. *Chin J Ultrasonogr*, 2023, 32(7): 614-620. DOI: 10.3760/cma.j.cn131148-20221227-00881.
- [17] Chen X, Huang L, Xie D, et al. EGBMMDA: extreme gradient boosting machine for miRNA-disease association prediction [J]. *Cell Death Dis*, 2018, 9(1): 3. DOI: 10.1038/s41419-017-0003-x.
- [18] 陈旂文,王子阳,陈薇. ¹⁸F-FDG PET/CT 影像组学融合特征结合 XGBoost 模型对乳腺癌 HER2 表达状态的预测价值 [J]. *中华核医学与分子影像杂志*, 2023, 43(3): 150-155. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20210806-00267.

- Chen YW, Wang ZY, Chen W. Predictive value of ^{18}F -FDG PET/CT radiomic fusion features combined with XGBoost model for HER2 expression status in breast cancer[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2023, 43(3): 150-155. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20210806-00267.
- [19] Gülmez B. Deep learning based colorectal cancer detection in medical images: a comprehensive analysis of datasets, methods, and future directions[J]. Clin Imaging, 2025, 125: 110542. DOI:10.1016/j.clinimag.2025.110542.
- [20] 崔曹哲,马柠,王倩楠,等. ^{18}F -FDG PET/CT 影像组学的可解释性机器学习模型对弥漫性大 B 细胞淋巴瘤的预后评估[J]. 中华核医学与分子影像杂志, 2025, 45(1): 1-6. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20240131-00049.
- Cui CZ, Ma N, Wang QN, et al. Interpretable machine learning model based on ^{18}F -FDG PET/CT radiomics for prognostic evaluation of diffuse large B-cell lymphoma[J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2025, 45(1): 1-6. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20240131-00049.
- (收稿日期:2025-07-04)

· 读者 · 作者 · 编者 ·

2026 年本刊可直接用缩写的常用词汇

ATP(adenosine-triphosphate),三磷酸腺苷	PCR(polymerase chain reaction),聚合酶链反应
AUC(area under curve),曲线下面积	PET(positron emission tomography),正电子发射体层摄影术
CI(confidence interval),可信区间	PLT(platelet count),血小板计数
CT(computed tomography),计算机体层摄影术	RBC(red blood cells),红细胞
CV(coefficient of variation),变异系数	RNA(ribonucleic acid),核糖核酸
DNA(deoxyribonucleic acid),脱氧核糖核酸	ROC(receiver operating characteristic),受试者工作特征
FDG(fluorodeoxyglucose),脱氧葡萄糖	ROI(region of interest),感兴趣区
HAV(hepatitis A virus),甲型肝炎病毒	SPECT(single photon emission computed tomography),单光子发射计算机体层摄影术
Hb(hemoglobin),血红蛋白	SUV(standardized uptake value),标准摄取值
HBsAg(hepatitis B surface antigen),乙型肝炎表面抗原	SUV _{max} (maximum standardized uptake value),最大标准摄取值
HBV(hepatitis B virus),乙型肝炎病毒	SUV _{mean} (mean standardized uptake value),平均标准摄取值
HCV(hepatitis C virus),丙型肝炎病毒	WBC(white blood cells),白细胞
MRI(magnetic resonance imaging),磁共振成像	WHO(World Health Organization),世界卫生组织
PBS(phosphate buffered solution),磷酸盐缓冲液	

本刊编辑部

更 正

本刊 2026 年第 46 卷第 4 期第 233 页表 2 中,低危风险符合条件第 4 行“pN0a,或 cN0 和 pN1a(≤5 个淋巴结转移,且均≤2 cm)”应改为“pN0a,或 cN0 和 pN1a(≤5 个淋巴结转移,且均≤2 mm)”,中-低危风险符合条件第 6 行“切缘阴性或显微镜下后方切缘阳性(R1)”应改为“切缘阴性或显微镜下后方切缘阳性(R1)”。