# 基于CT影像组学特征预测结直肠癌患者PD-L1 表达水平的研究

# 李文亮,乔艳萍,娄彦昂,韩明阳\*

河南大学人民医院(河南省人民医院)胃肠外科,河南 郑州

收稿日期: 2024年11月3日; 录用日期: 2024年11月28日; 发布日期: 2024年12月5日

#### 摘要

目的:本研究基于CT增强动脉期图像的影像组学标签预测结直肠癌患者PD-L1表达情况。方法:回顾性 收集2021年1月~2023年12月行腹部CT增强扫描并在检查后2周内经病理证实、行PD-L1表达水平检测 的103例结直肠癌患者,经手术病理证实,PD-L1阳性69例,PD-L1阴性34例,以8:2的比例将患者分为 训练组(n = 82)和测试组(n = 21)。CT动脉期图像手动勾画肿瘤感兴趣区(ROI)提取影像组学特征,进一 步筛选特征用于构建预测模型。使用AUC评价预测模型的预测性能。DCA评估预测模型的临床价值。结 果:从1835个特征中选择11个与PD-L1表达显著相关影像组学特征,建立与PD-L1表达水平显著相关的 影像组学标签。训练组中AUC为0.910 (95% CI: 0.848~0.971),敏感度90.7%,特异度71.4%。测试组 AUC为0.867 (95% CI: 0.626~1.000),敏感度86.7%,特异度83.3%。DCA显示基于CT影像组学标签预 测结直肠癌PD-L1表达水平效能较优。结论:增强CT动脉期图像建立的影像组学标签有助于无创预测结 直肠癌病灶PD-L1的表达。

# 关键词

结直肠癌,PD-L1,影像组学,预测模型

# Research on Predicting PD-L1 Expression Levels in Colorectal Cancer Patients Based on CT Radiomics Features

#### Wenliang Li, Yanping Qiao, Yanang Lou, Mingyang Han\*

Department of Gastrointestinal Surgery, People's Hospital of Henan University (Henan Provincial People's Hospital), Zhengzhou Henan

Received: Nov. 3rd, 2024; accepted: Nov. 28th, 2024; published: Dec. 5th, 2024

\*通讯作者。

**文章引用:** 李文亮, 乔艳萍, 娄彦昂, 韩明阳. 基于 CT 影像组学特征预测结直肠癌患者 PD-L1 表达水平的研究[J]. 临 床医学进展, 2024, 14(12): 158-169. DOI: 10.12677/acm.2024.14123061

# Abstract

Objective: This study aims to predict PD-L1 expression in colorectal cancer patients based on radiomic labels derived from CT enhanced arterial phase images. Methods: A retrospective collection was conducted on 103 patients with colorectal cancer who underwent abdominal CT enhanced scans between January 2021 and December 2023, and whose PD-L1 expression levels were tested and pathologically confirmed within 2 weeks after the examination. Surgical pathology confirmed 69 cases of PD-L1 positive and 34 cases of PD-L1 negative. The patients were divided into a training group (n = 82) and a test group (n = 21) at a ratio of 8:2. Radiomic features were extracted from manually delineated regions of interest (ROI) in the tumor on CT arterial phase images, and further feature selection was performed to construct a predictive model. The prediction performance of the model was evaluated using the AUC, and its clinical value was assessed using DCA. Results: Eleven radiomic features significantly associated with PD-L1 expression were selected from 1835 features to establish a radiomic label strongly correlated with PD-L1 expression levels. In the training group, the AUC was 0.910 (95% CI: 0.848~0.971), with a sensitivity of 90.7% and a specificity of 71.4%. In the test group, the AUC was 0.867 (95% CI: 0.626~1.000), with a sensitivity of 86.7% and a specificity of 83.3%. DCA demonstrated that the CT-based radiomic label had good efficacy in predicting PD-L1 expression levels in colorectal cancer. Conclusion: The radiomic label established based on enhanced CT arterial phase images aids in non-invasive prediction of PD-L1 expression in colorectal cancer lesions.

# **Keywords**

Colorectal Cancer, PD-L1, Radiomics, Predictive Model

Copyright © 2024 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/

# 1. 引言

随着现代饮食结构的转变与生活方式的革新,结直肠癌(Colorectal Cancer, CRC)在我国的发病率正悄 然攀升,并呈现出逐年加剧的趋势,在所有恶性肿瘤中的发病率位居第3位[1],而其导致的死亡率则高 居第2位[2]。结直肠癌患者早期临床表现并不显著,出现相应临床表现及体征时,多数已达晚期[3]。晚 期结直肠癌患者治疗难度较大,因发生远处转移,无法进行肿瘤根治性切除[4],从而导致结直肠癌患者 的预后情况不容乐观,其生存率仅为12% [5]。早中期 CRC 以手术切除为主,针对IV期伴远处转移的结 直肠癌由于单纯手术无法完全切除转移病灶需辅以放化疗,这类患者预后较差,5年相对生存率低至14% [6]。随着免疫学快速发展,免疫检查点抑制剂治疗受到广泛关注,其中,程序性细胞死亡受体1 (Programmed Cell Death-1, PD-1)及其配体程序性细胞死亡受体配体1 (Programmed Death-Ligand-1, PD-L1)抑 制剂因其显著疗效而成为了临床上的常用选择[7]。PD-1/PD-L1 抑制剂已被证实对于大多数微卫星高度不 稳定性(Microsatellite Instability-High, MSI-H)及错配修复缺陷(Mismatch Repair Deficient, dMMR)型转移性 结直肠癌的治疗中有良好效果[8],在评估作为 MSI-H 分型晚期结直肠癌一线治疗的价值方面,PD-1/PD-L1 抑制剂在总反应率上优于标准化疗组(43.8% vs. 33.1%),且在达到客观缓解的患者中有 83%出现了持 续 24 个月缓解时间(标准化疗组为 35%) [9]。然而通过无创操作明确结直肠癌患者 PD-L1 表达仍为目前 工作难点。本研究通过 CT 影像组学预测结直肠癌患者 PD-L1 表达,并探讨其用于临床实践意义。

# 2. 资料与方法

## 2.1. 研究对象

选取 2021 年 1 月至 2023 年 12 月期间, 在河南省人民医院就诊并经病理证实的结直肠癌患者作为研 究对象进行回顾性分析。(1) 纳入标准:① 根治性手术切除并经病理诊断为结直肠癌;② 术前 2 周内接 受增强 CT 扫描检查。(2) 排除标准:① 病理报告中未明确 PD-L1 表达;② 术前行新辅助化疗的患者; ③ CT 图像质量差,图像不完整;④ 病灶显示不佳,无法勾画肿瘤边界。103 例患者纳入本研究,其中 男 53 例,女 50 例,经手术病理证实,PD-L1 阳性表达 69 例,PD-L1 阴性表达 34 例,以 8:2 的比例将 患者分为训练组(n = 82)和测试组(n = 21)。收集患者的临床病理资料,包括性别、脉管癌栓、神经侵犯、 阳性淋巴结数目、HER-2 表达状态、CA125、CA199、CA724、CEA。本项研究通过河南省人民医院医学 伦理委员会的批准。

#### 2.2. 影像数据采集

所有患者术前均接受腹部 CT 增强扫描, CT 扫描机器为 GE 公司和西门子公司的 64 排螺旋 CT。扫描 范围自剑突下至耻骨联合下缘。CT 图像采集的管电压 100 kVp,管电流选择自动 mA,螺距 1.357,探测器 宽度 0.625 inm × 64,螺旋扫描速度每周 0.6S,重建层厚 5mill。经肘静脉以高压注射器注射对比剂(优维显 370 gI·L),流速 3.5 mL·s,剂量 1.5 mL·kg,注射对比剂后 25~30 S 和 60 S 分别行动脉期和静脉期扫描。

#### 2.3. PD-L1 免疫组化分析

所有纳入研究的结直肠癌患者的病理结果均经过术后病理的严格证实,以确保诊断的准确性。为进一步深入分析肿瘤特性,对所有术后获取的肿瘤标本实施了免疫组织化学(IHC)检测。对于 PD-L1 的表达评估,我们采用了联合阳性评分(CPS)这一量化指标。根据 CPS 的评分结果,我们将患者分为两组: CPS 大于 1 分的归为阳性组,表明 PD-L1 表达水平较高;而 CPS 小于 1 分的则归为阴性组。

#### 2.4. 兴趣区勾画及影像组学特征计算

由 2 名分别具有 10 年腹部影像诊断经验的影像科副主任医师,在动脉期 CT 图像中仔细选择包含病 灶的层面。他们逐层勾画整个肿瘤 ROI (如图 1(a),图 1(b)所示),确保覆盖整个肿瘤区域。勾画完成后, 将二维的 ROI 保存并转换为三维 ROI (如图 1(c)所示)。三维 ROI 能够更直观地展示肿瘤的整体形态和大 小,为后续的分析和测量提供便利。勾画前 2 名放射科医师对所有患者 PD-L1 信息均不知情。图像预处 理之后,使用 ITK-SNAP 提取原始特征和小波转化特征。对于特征的缺失值和异常值用平均值进行代替,



**Figure 1.** Male, 52 years old, rectal cancer. The red areas in (a) and (b) are the regions of interest where the lesion is delineated, and (c) is a 3D model of the tumor 图 1. 男性, 52 岁, 直肠癌。(a)、(b)中红色区域为病灶勾画的感兴趣区, (c)为肿瘤 3D 模型图

DOI: 10.12677/acm.2024.14123061

对提取特征的标准化处理采用标准分数(Z-score)方法进行。本研究采用组内相关系数(Intra-Class Correlation Coefficient, ICC)评价 2 次图像分割的影像组学特征一致性, ICC > 0.75 则认为特征一致性较好。采用 10 倍交叉验证的最小绝对收缩和选择算子(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, LASSO)选择出 最优的特征组合。

# 2.5. 影像组学特征筛选及模型的建立

本研究使用 LASSO 进一步筛选特征,将筛选出与 PD-L1 表达显著相关的特征用于构建模型,并且 将筛选的影像组学特征与其回归系数建立影像组学标签,结合临床基本资料进行二元多因素 Logistic 回 归分析,选择出预测 PD-L1 表达水平的独立危险因素。

#### 2.6. 影像组学标签效能评估

根据受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线.计算敏感度及特异度,使用 ROC 曲线下面积(Area Under the Curve, AUC)观察影像组学标签预测能力。影像组学预测标签采用决策曲线分析法(Decision Curve Analysis, DCA)分析不同概率阈值下患者的净受益情况,评估影像组学标签的临床价值。

# 2.7. 统计分析

我们采用 SPSS 24.0 软件对收集到的资料进行详细分析。对于符合正态分布的计量资料,我们采用 均数 ± 标准差的形式进行表示,并通过 t 检验或 Wilcoxon 秩和检验来比较不同组别之间的差异。对于 计数资料,我们则使用频数进行描述,并通过 χ<sup>2</sup>检验或 Fisher's 精确检验来评估各组之间的差异。此外, 我们还基于 R 语言统计分析软件(版本 4.2.0)进行了特征筛选、模型构建及评价工作。在所有统计分析中, 我们将 *P* < 0.05 视为具有统计学意义的判定标准。

# 3. 结果

# 3.1. 临床一般资料比较

训练组和测试组的性别、脉管癌栓、神经侵犯、阳性淋巴结数目、HER-2表达状态、CA125、CA199、CA724、CEA均无统计学意义(*P* > 0.05)(表 1)。

临床特征	训练组	(n = 82)	n /=	测试组	n /#	
	PD-L1 阴性	PD-L1 阳性	P 但	PD-L1 阴性	PD-L1 阳性	P 但
脉管癌栓	$0.50\pm0.50$	$0.51\pm0.50$	0.934	$0.67\pm0.58$	$0.56\pm0.51$	0.77
阳性淋巴结数目	$1.35\pm2.60$	$0.69 \pm 1.57$	0.199	$0.67 \pm 1.15$	$1.28\pm2.56$	1.0
CA125	$13.62 \pm 13.81$	$10.76\pm7.96$	0.43	$16.53 \pm 13.70$	$8.62\pm3.43$	0.26
CA199	$22.06\pm25.88$	$16.75\pm21.18$	0.234	$65.15\pm71.21$	$21.10\pm27.90$	0.06
CA_724	$7.33 \pm 22.07$	$3.38 \pm 7.90$	0.962	$0.80\pm0.38$	$2.44 \pm 4.82$	0.74
CEA	$12.47\pm20.78$	$5.97 \pm 10.65$	0.038	$14.08 \pm 11.77$	$4.68 \pm 6.67$	0.08

Table 1. Comparison of clinical characteristics between PD-L1 positive and PD-L1 negative patients in the training and test groups 表 1. 训练组与测试组中 PD-L1 阳性和 PD-L1 阴性患者的临床特征比较

续表						
性别			0.823			0.64
女性	13 (41.94)	24 (47.06)		1 (33.33)	12 (66.67)	
男性	18 (58.06)	27 (52.94)		2 (66.67)	6 (33.33)	
神经侵犯			0.477			0.25
无	22 (70.97)	41 (80.39)		1 (33.33)	15 (83.33)	
有	9 (29.03)	10 (19.61)		2 (66.67)	3 (16.67)	
HER-2			0.674			0.75
阴性	7 (22.58)	15 (29.41)		null	5 (27.78)	
阳性	24 (77.42)	36 (70.59)		3 (100.00)	13 (72.22)	

注: 癌胚抗原(carcinoembryonic antigen, CEA); 糖类抗原 199 (carbohydrate antigen 199, CA199); 糖类抗原 125 (carbohydrate antigen 125, CA125); 糖类抗原 724 (carbohydrate antigen 724, CA724); 人表皮生长因子受体-2 (Human Epidermal Growth Factor Receptor 2, HER2); 细胞程序性死亡 - 配体 1 (Programmed cell death ligand 1, PD-L1)。

# 3.2. 特征筛选与模型的构建

我们对提取的 1835 个影像组学特征(如图 2 所示)进行了 Z-score 分数标准化处理,以确保数据的一 致性和可比性。随后,我们应用了 LASSO 方法对特征进行了筛选,并通过 10 倍交叉验证来确定最优的 λ 值(如图 3 所示)。经过筛选,我们共得到了 11 个具有非零系数的特征。此外,我们还展示了训练组和 测试组的影像组学标签分布情况(如图 3 所示)。最终,基于模型的预测性能评估,我们选择了表现较好的 随机森林(Random Forests)作为预测模型。单因素逻辑回归分析显示,性别、脉管癌栓、神经侵犯、阳性 淋巴结数目、HER-2 表达状态、CA125、CA199、CA724、CEA 差异均无统计学意义(*P* > 0.05),影像组 学标签有统计学意义(*P* < 0.05),进一步多因素逻辑回归分析显示影像组学标签有统计学意义(*P* < 0.05),

变量和截距	单因素 Logistic 回	归	多因素 Logistic 回归			
	OR (95% CI)	<i>P</i> 值	OR (95% CI)	<i>P</i> 值		
性别	1.50 (-0.095~0.906)	0.183	NA	NA		
血管癌栓	1.681 (-0.010~1.049)	0.107	NA	NA		
神经侵犯	1.111 (-0.650~0.861)	0.819	NA	NA		
阳性淋巴结	0.966 (-0.199~0.130)	0.729	NA	NA		
HER-2	1.500 (-0.028~0.839)	0.124	NA	NA		
CA125	1.013 (-0.011~0.036)	0.383	NA	NA		
CA199	1.005 (-0.008~0.017)	0.528	NA	NA		
CA_724	0.994 (-0.030~0.019)	0.703	NA	NA		
CEA	0.993 (-0.028~0.015)	0.609	NA	NA		
组学标签	1.944 (0.109~1.221)	< 0.05	1.944 (0.109~1.221)	< 0.05		

Table 2. Predicting risk factors for PD-L1 in colorectal cancer patients 表 2. 预测结直肠癌患者 PD-L1 的危险因素

注: OR: odds ratio, 比值比; NA: not available, 不可用。



**Figure 2.** *P*-values for all features and their corresponding values 图 2. 所有特征及其对应值结果的 *P* 值



**Figure 3.** (a) Coefficient convergence plot for feature selection using LASSO, the black dashed line corresponds to the optimal  $\lambda$  value ( $\lambda = 0.0391$ ), which selects 11 radiomic features with non-zero coefficients. (b) Radiomic feature selection using the LASSO regression model, the gray dashed line represents the selection of the optimal  $\lambda$  value ( $\lambda = 0.0391$ ) in the LASSO model through 10-fold cross-validation

**图 3.** (a) LASSO 筛选特征的系数收敛图,黑色虚线对应最佳  $\lambda$  ( $\lambda$  = 0.0391)值,筛选出 11 个非零系数的影像组学特征。(b) 应用 LASSO 回归模型进行影像组学特征筛选,灰色虚线代表通过 10 倍交叉验证方法在 LASSO 模型中选择 最佳  $\lambda$  值( $\lambda$  = 0.0391)

## 3.3. 影像组学预测模型公式

以 PD-L1 表达水平为因变量.将结直肠癌的影像组学标签作为自变量,纳入二元 Logistics 回归,预测结直肠癌 PD-L1 表达水平的独立预测因素是影像组学标签。用以下公式计算每例患者的影像组学标签: label = 0.6699029126213591 + 0.066608 \* lbp\_3D\_m2\_glszm\_ZoneEntropy + 0.036402 \* log\_sigma\_2\_0\_mm\_ 3D\_firstorder\_Maximum + 0.020238 \* wavelet\_LHH\_glszm\_Large Area High Gray Level Emphasis - 0.020167 \* wavelet\_LHL\_ngtdm\_Busyness。

## 3.4. 模型效能

对影像组学标签进行 ROC 分析训练组中 AUC 为 0.910 (95% CI: 0.848~0.971), 敏感度 90.7%, 特异度 71.4%,准确度 0.841。在测试组中, AUC 为 0.867 (95% CI: 0.626~1.000),敏感度 86.7%,特异度 83.3%, 准确度 0.857 (表 3),影像特征标签各模型在训练组及测试组上的 AUC 值见图 4。由图 5 可知在两个受试 组中,影像组学标签均可较好地预测 PD-L1 表达。



**Figure 4.** (a) Area under the ROC curve (AUC) for each model in the training group; (b) Area under the ROC curve (AUC) for each model in the test group; (c) Area under the ROC curve (AUC) for the Random Forest model 图 4. (a) 各模型训练组 ROC 曲线下面积(AUC); (b) 各模型测试组 ROC 曲线下面积(AUC); (c) 随机森林模型 ROC 曲线下面积(AUC)

模型	准确性	AUC	95%置信 区间	敏感度	特异度	阳性 预测值	阴性 预测值	精确度	召回率	阈值	分组
LR	0.65	0.63	0.497~0.762	0.65	0.64	0.78	0.49	0.78	0.65	0.66	训练组
LR	0.91	0.97	0.893~1.000	0.93	0.83	0.93	0.83	0.93	0.93	0.51	测试组
SVM	0.76	0.81	0.709~0.910	0.69	0.89	0.93	0.60	0.93	0.69	0.70	训练组
SVM	0.76	0.91	0.777~1.000	0.67	1.00	1.00	0.55	1.00	0.67	0.69	测试组
RandomForest	0.84	0.91	0.848~0.971	0.91	0.71	0.86	0.80	0.86	0.91	0.62	训练组
RandomForest	0.86	0.87	0.626~1.000	0.87	0.83	0.93	0.71	0.93	0.87	0.56	测试组
ExtraTrees	0.77	0.80	0.699~0.904	0.80	0.71	0.84	0.65	0.84	0.80	0.65	训练组
ExtraTrees	0.86	0.86	0.6573~1.000	0.93	0.67	0.88	0.80	0.88	0.93	0.61	测试组
XGBoost	0.90	0.95	0.904~0.992	0.94	0.82	0.91	0.89	0.91	0.94	0.55	训练组
XGBoost	0.81	0.81	0.603~1.000	0.80	0.83	0.92	0.63	0.92	0.80	0.56	测试组
LightGBM	0.68	0.74	0.625~0.852	0.70	0.64	0.79	0.53	0.79	0.70	0.64	训练组
LightGBM	0.62	0.77	0.5432~0.990	0.53	0.83	0.90	0.42	0.89	0.53	0.65	测试组
MLP	0.72	0.66	0.530~0.789	0.90	0.39	0.74	0.65	0.74	0.89	0.58	训练组
MLP	0.91	0.84	0.539~1.000	0.93	0.83	0.93	0.83	0.93	0.93	0.61	测试组

 Table 3. Presents the performance of each model on clinical signatures

 表 3. 展示了各模型在临床签名上的性能





# 3.5. 决策曲线分析

DCA 图分析显示当阈值概率在 0.2~0.8 之间时. 基于 CT 增强动脉期图像的影像组学标签预测结直 肠癌 PD-L1 表达情况优于将所有患者都认为 PD-L1 阳性表达及将所有患者都认为 PD-L1 阴性表达(图 6)。



**Figure 6.** (a) Radiomics decision curve for predicting PD-L1 in colorectal cancer in the training group; (b) Radiomics decision curve for predicting PD-L1 in colorectal cancer in the test group 图 6. (a) 训练组预测结直肠癌 PD-L1 影像组学决策曲线; (b) 测试组预测结直肠癌 PD-L1 影像组学决策曲线

# 4. 讨论

本研究揭示了某些放射组学特征可用于区分 PD-L1 表达情况,并展示了影像组学及临床病理特征与 结直肠癌患者 PD-L1 表达的关系。研究中,脉管癌栓、神经侵犯、阳性淋巴结数目、HER-2 表达状态、 CA125、CA199、CA724、CEA,均无统计学意义。使用多因素 Logistic 回归模型,影像组学标签被认为 是预测结直肠癌 PD-L1 表达情况的独立预测因素, 故影像组学指标对于区分 PD-L1 表达情况具有一定价 值。有研究表明 PD-L1 抑制剂已被证实在大多数 MSI-H 及 dMMR 型转移性结直肠癌的治疗中有良好效 果,并且 PD-L1 抑制剂可以降低肿瘤的复发和转移风险[10]。传统评估肿瘤 PD-L1 表达的病理活检方式 为有创的,对患者有一定的创伤,因此如何建立有效、准确且可重复的预测模型仍是有待解决的问题。 而影像组学(radiomics)是一门建立在医学影像和生物信息学计算分析基础上的学科[11],它认为肿瘤的医 学影像数据受其潜在的病理生理学影响,能客观反映结直肠癌的时空异质性[12],对结直肠癌患者 PD-L1 蛋白表达的无创评估提供了新的工具[13]。相比于病理活检而言,影像组学预测 PD-L1 表达更加安全、 便捷。CT 影像组学通过对大量 CT 图像的分析,提取与结直肠癌 PD-L1 表达有关的特征,并筛选可用于 预测结直肠癌患者 PD-L1 表达水平的特征进而创建预测 PD-L1 表达预测模型。为了实现上述目标, 需进 行以下步骤:图像分割,特征提取、特征筛选、预测模型建立[14]。(1)图像分割:图像分割是影像组学 分析中的关键步骤,其首要目的是获取感兴趣区域(ROI),以便为后续处理提供基础。当前,基于深度学 习算法的分割技术,特别是分割网络和 3D 卷积神经网络分割方法,已经被广泛应用于 CT 影像组学任务 中。相较于新的分割方式传统手动分割提取感兴趣区应用范围更广泛[15]故本研究采用了传统手动分割。 (2) 特征提取:影像组学特征包括:手工特征、一阶特征、形状特征、纹理特征[16]。由于 Pyradiomics 软 件包具有以下特点:① 功能强大;② 易于使用;③ 可扩展性;④ 开源性[17]。故本研究采用 Pyradiomics 软件包进行影像特征的提取。(3)特征筛选:本研究通过 LASSO 引入 L1 正则化项,使得一些相关性不 强的特征系数被压缩到 0,从而实现特征的选择和降维以避免出现模型的过拟合[18]。使用 LASSO 筛选 特征,选择了非零系数来建立影像学标签,10 倍交叉验证的系数和均方误差(MSE) [19]。在医学影像分 析领域,LASSO特征选择可以帮助我们从大量的手工特征中筛选出对预测任务最有用的特征,不仅提高 模型的性能和稳定性,而且筛选出的影像学标签(Radiomic Signature)可以代表图像中的特定结构、病变或

异常,例如肿瘤、血管、器官等,因此具有一定的预测价值[20]。(4)预测模型建立:将筛选出的特征建 立预测模型,常用模型有随机森林模型(Random Forest)、支持向量机(SVM)模型、逻辑回归(LR)模型、KNN 等[21]。本研究根据各种模型计算结果选用了预测效果最优的随机森林模型用于预测结直肠癌患者 PD-L1 表达情况。此模型不仅可用于术前对结直肠癌患者 PD-L1 的预测,还可以辅助临床做出更精准的诊疗方 案,提高病人的生存质量。本研究采用 CT 图像进行影像组学模型的建立,虽然 CT 成像是最常用的影像 组学方法,且其具有高空间分辨率可以高密度地提取图像特征[22]优点,但是CT成像同时也受肿瘤大小、 瘤周情况、技术手段等因素影响[23],尽快发展和完善相关技术推动基于人工智能的影像组学技术在结直 肠癌中的应用迫在眉睫。为了促进影像组学预测结直肠癌患者 PD-L1 的表达情况真正适用于临床实践, 需要进一步对 CT 影像组学进行探索。有研究表明, 基于 DCE-MRI 影像组学列线图模型在预测乳腺浸润 性导管癌 PD-L1 表达状态具有重要价值[24][25],有助于评估病人治疗效果及预后。PET/MR 影像组学模 型在预测宫颈癌 PD-L1 表达上具有更好的效能[26], PET/CT 与增强 CT 对宫颈癌原发灶的诊断灵敏度为 97.9% (46/47), 76.6% (36/47) [27], 能在临床上为宫颈癌患者优化个体诊疗方案, 改善患者预后。CT 影 像组学对非小细胞肺癌组织 PD-L1 蛋白表达的预测效能分析表明 CT 影像组学和临床特征对非小细胞肺 癌组织 PD-L1 蛋白表达显著相关[28] [29],影像组学标签在预测 PD-L1 表达水平方面表现良好。近年来, 结直肠癌放射组学领域正在发生巨大的发展。研究表明基于 MRI 影像组学构建的 dMMR/MSI-H 型局部 进展期直肠癌 PD-1/PD-L1 抑制剂联合全程新辅助放化疗疗效预测模型,有较大潜力为不同基因分型的 直肠癌患者制定个体化治疗策略提供量化依据[30]。本研究表明,影像组学特征是结直肠癌患者术前预测 PD-L1 表达的重要指标。随着影像组学技术的不断发展,影像组学已被应用于癌症诊断,监测和治疗等 方面[31]。CT影像组学作为一种高效的工具,使我们能够深入探索并分析肿瘤的各种相关特征。借助对 肿瘤特征的量化分析,我们能够预测患者在接受免疫治疗时的反应情况。随着计算机科技、人工智能技 术和深度学习领域的快速发展,CT影像组学的方法也在不断进化,为癌症的临床诊断、病程监测以及制 定个性化的治疗方案开辟了新的途径[32]。本研究还有一些不足之处:① 病例数较少,且为单中心病例, 结果有待于其他中心的验证,② 本研究为回顾性研究,可能存在一定的选择偏倚。综上所述,CT 影像 组学可以有效地预测结直肠癌患者组织中 PD-L1 蛋白表达状态,可作为一种有效的工具,为患者制定治 疗方案提供更多价值。

# 参考文献

- [1] Patel, S.G. and Dominitz, J.A. (2024) Screening for Colorectal Cancer. *Annals of Internal Medicine*, **177**, ITC49-ITC64. <u>https://doi.org/10.7326/aitc202404160</u>
- [2] Xi, Y. and Xu, P. (2021) Global Colorectal Cancer Burden in 2020 and Projections to 2040. *Translational Oncology*, **14**, Article ID: 101174. <u>https://doi.org/10.1016/j.tranon.2021.101174</u>
- [3] Abedizadeh, R., Majidi, F., Khorasani, H.R., Abedi, H. and Sabour, D. (2023) Colorectal Cancer: A Comprehensive Review of Carcinogenesis, Diagnosis, and Novel Strategies for Classified Treatments. *Cancer and Metastasis Reviews*, 43, 729-753. <u>https://doi.org/10.1007/s10555-023-10158-3</u>
- [4] Keshavarzi, F., Salari, N., Jambarsang, S., Mohammad Tabatabaei, S., Shahsavari, S. and Fournier, A.J. (2024) Overall Survival with Non-Proportional Hazards in First-Line Treatment for Patients with Metastatic Colorectal Cancer: Systematic Review and Network Meta-Analysis. *Heliyon*, 10, e36464. <u>https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36464</u>
- [5] Van Cutsem, E., Cervantes, A., Adam, R., Sobrero, A., Van Krieken, J.H., Aderka, D., et al. (2016) ESMO Consensus Guidelines for the Management of Patients with Metastatic Colorectal Cancer. Annals of Oncology, 27, 1386-1422. https://doi.org/10.1093/annonc/mdw235
- [6] Cañellas-Socias, A., Sancho, E. and Batlle, E. (2024) Mechanisms of Metastatic Colorectal Cancer. *Nature Reviews Gastroenterology & Hepatology*, **21**, 609-625. <u>https://doi.org/10.1038/s41575-024-00934-z</u>
- [7] Ciardiello, D., Vitiello, P.P., Cardone, C., Martini, G., Troiani, T., Martinelli, E., *et al.* (2019) Immunotherapy of Colorectal Cancer: Challenges for Therapeutic Efficacy. *Cancer Treatment Reviews*, **76**, 22-32.

https://doi.org/10.1016/j.ctrv.2019.04.003

- [8] Lin, K.X., Istl, A.C., Quan, D., Skaro, A., Tang, E. and Zheng, X. (2023) PD-1 and PD-L1 Inhibitors in Cold Colorectal Cancer: Challenges and Strategies. *Cancer Immunology, Immunotherapy*, **72**, 3875-3893. https://doi.org/10.1007/s00262-023-03520-5
- [9] 唐圣. PD-1/PD-L1 抑制剂在晚期结直肠癌联合治疗中的研究进展[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆医科大学, 2021.
- [10] Chen, X., Chen, L., Peng, X., Deng, L., Wang, Y., Li, J., et al. (2024) Anti-PD-1/PD-L1 Therapy for Colorectal Cancer: Clinical Implications and Future Considerations. *Translational Oncology*, 40, Article ID: 101851. <u>https://doi.org/10.1016/j.tranon.2023.101851</u>
- [11] Zhu, Z.N., Feng, Q.X., Li, Q., Xu, W. and Liu, X. (2025) Machine Learning-Based CT Radiomics Approach for Predicting Occult Peritoneal Metastasis in Advanced Gastric Cancer Preoperatively. *Clinical Radiology*, 80, Article ID: 106727. https://doi.org/10.1016/j.crad.2024.10.008
- [12] Li, M., Xu, G., Cui, Y., Wang, M., Wang, H., Xu, X., *et al.* (2023) Ct-based Radiomics Nomogram for the Preoperative Prediction of Microsatellite Instability and Clinical Outcomes in Colorectal Cancer: A Multi-Centre Study. *Clinical Radiology*, **78**, e741-e751. <u>https://doi.org/10.1016/j.crad.2023.06.012</u>
- [13] Sun, R., Limkin, E.J., Vakalopoulou, M., Dercle, L., Champiat, S., Han, S.R., et al. (2018) A Radiomics Approach to Assess Tumour-Infiltrating CD8 Cells and Response to Anti-PD-1 or Anti-PD-L1 Immunotherapy: An Imaging Biomarker, Retrospective Multicohort Study. *The Lancet Oncology*, **19**, 1180-1191. https://doi.org/10.1016/s1470-2045(18)30413-3
- [14] Stefano, A. (2024) Challenges and Limitations in Applying Radiomics to PET Imaging: Possible Opportunities and Avenues for Research. *Computers in Biology and Medicine*, **179**, Article ID: 108827. <u>https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2024.108827</u>
- [15] 黄静,马彦云,武静,等. 基于 MRI 瘤内联合最佳瘤周影像组学评估乳腺癌 Ki-67 表达状态的研究[J]. 临床放射 学杂志, 2024, 43(8): 1317-1324.
- [16] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, 278, 563-577. <u>https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169</u>
- [17] 马晓辉,周海春,梁佳伟,等.人工智能时代的放射组学及 Pyradiomics 工具包在放射组学中的应用[J]. 浙江医 学, 2022, 44(8): 887-889, 895.
- [18] Luo, X., Deng, H., Xie, F., Wang, L., Liang, J., Zhu, X., et al. (2024) Prognostication of Colorectal Cancer Liver Metastasis by Ce-Based Radiomics and Machine Learning. *Translational Oncology*, 47, Article ID: 101997. <u>https://doi.org/10.1016/j.tranon.2024.101997</u>
- [19] Wang, N., Dai, M., Zhao, Y., Zhang, Z., Wang, J., Zhang, J., *et al.* (2023) Value of Pre-Treatment <sup>18</sup>F-FDG PET/CT Radiomics in Predicting the Prognosis of Stage III-IV Colorectal Cancer. *European Journal of Radiology Open*, **10**, Article ID: 100480. <u>https://doi.org/10.1016/j.ejro.2023.100480</u>
- [20] Devoto, L., Ganeshan, B., Keller, D., Groves, A.M., Endozo, R., Arulampalam, T., *et al.* (2022) Using Texture Analysis in the Development of a Potential Radiomic Signature for Early Identification of Hepatic Metastasis in Colorectal Cancer. *European Journal of Radiology Open*, 9, Article ID: 100415. <u>https://doi.org/10.1016/j.ejro.2022.100415</u>
- [21] Wu, X., Li, Y., Chen, X., Huang, Y., He, L., Zhao, K., et al. (2020) Deep Learning Features Improve the Performance of a Radiomics Signature for Predicting KRAS Status in Patients with Colorectal Cancer. Academic Radiology, 27, e254e262. <u>https://doi.org/10.1016/j.acra.2019.12.007</u>
- [22] Wei, Z., Liu, H., Xv, Y., Liao, F., He, Q., Xie, Y., et al. (2024) Development and Validation of a CT-Based Deep Learning Radiomics Nomogram to Predict Muscle Invasion in Bladder Cancer. Heliyon, 10, e24878. <u>https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e24878</u>
- [23] Zhou, S., Sun, D., Mao, W., Liu, Y., Cen, W., Ye, L., *et al.* (2023) Deep Radiomics-Based Fusion Model for Prediction of Bevacizumab Treatment Response and Outcome in Patients with Colorectal Cancer Liver Metastases: A Multicentre Cohort Study. *eClinicalMedicine*, **65**, Article ID: 102271. <u>https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2023.102271</u>
- [24] Lucci, A., McCall, L.M., Beitsch, P.D., Whitworth, P.W., Reintgen, D.S., Blumencranz, P.W., et al. (2007) Surgical Complications Associated with Sentinel Lymph Node Dissection (SLND) Plus Axillary Lymph Node Dissection Compared with SLND Alone in the American College of Surgeons Oncology Group Trial Z0011. Journal of Clinical Oncology, 25, 3657-3663. <u>https://doi.org/10.1200/jco.2006.07.4062</u>
- [25] 张慧,赵楠楠,朱芸,等. 基于 DCE-MRI 影像组学列线图预测乳腺浸润性导管癌 PD-L1 表达状态的研究[J]. 蚌埠医学院学报, 2023, 48(8): 1090-1097.
- [26] Cai, M., Tang, H., Tan, X., Guo, W., LI, Y., Ma, Y., et al. (2020) A Radiomics Approach for Prediction of PD-L1 Expression in Cervical Cancer Patients: An Initial Result. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics,

108, e452-e453. https://doi.org/10.1016/j.ijrobp.2020.07.2561

- [27] 郭云峰. <sup>18</sup>F-FDG PET/CT 在宫颈癌诊治与预后中的临床应用价值[D]: [硕士学位论文]. 石家庄: 河北医科大学, 2016.
- [28] Buono, M., Russo, G., Nardone, V., Della Corte, C.M., Natale, G., Rubini, D., et al. (2024) New Perspectives on Inoperable Early-Stage Lung Cancer Management: Clinicians, Physicists, and Biologists Unveil Strategies and Insights. The Journal of Liquid Biopsy, 5, Article ID: 100153. <u>https://doi.org/10.1016/j.jlb.2024.100153</u>
- [29] 徐刚, 陈鹏, 纪伟, 等. 基于 CT 影像组学列线图预测实性非小细胞肺癌组织 PD-L1 蛋白表达状态[J]. 现代肿瘤 医学, 2024, 32(5): 913-920.
- [30] Xie, P.Y., Zeng, Z.M., Li, Z.H., Niu, K., Xia, T., Ma, D., et al. (2024) MRI-Based Radiomics for Stratifying Recurrence Risk of Early-Onset Rectal Cancer: A Multicenter Study. ESMO Open, 9, Article ID: 103735. https://doi.org/10.1016/j.esmoop.2024.103735
- [31] Li, M., Xu, G., Chen, Q., Xue, T., Peng, H., Wang, Y., et al. (2023) Computed Tomography-Based Radiomics Nomogram for the Preoperative Prediction of Tumor Deposits and Clinical Outcomes in Colon Cancer: A Multicenter Study. Academic Radiology, 30, 1572-1583. <u>https://doi.org/10.1016/j.acra.2022.11.005</u>
- [32] 赵娜, 张宁, 时高峰, 等. CT 影像组学及临床病理特征与胃腺癌患者 PD-L1 表达的关系[J]. 河北医药, 2023, 45(17): 2603-2606, 2611.