

# 基于CT增强图像的影像组学与临床特征融合模型在直肠癌淋巴结转移中的诊断价值

冯志国, 邹兵兵\*

安徽医科大学第一附属医院普外科, 安徽 合肥

收稿日期: 2026年3月21日; 录用日期: 2026年4月16日; 发布日期: 2026年4月22日

## 摘要

目的: 本研究旨在开发基于CT影像组学与临床特征的融合模型, 以精准预测直肠癌患者的淋巴结转移状态。方法: 研究纳入220例患者, 以7:3随机分为训练集和测试集, 通过多级质量控制标注感兴趣区域, 提取影像组学特征, 并采用10种机器学习算法构建并整合模型, 再利用泛堆叠化将模型融合, 以AUC值验证模型的判别能力, 以决策分析曲线验证模型的临床实用性。结果: 联合模型在训练集和测试集中的AUC分别为0.935和0.875, 稳定优于单一影像组学或临床模型, 且决策曲线分析证实其具有更高的临床净获益。结论: 影像组学与临床特征模型融合有效提升了淋巴结转移的术前判别能力, 为临床决策提供了客观、定量的辅助工具。

## 关键词

直肠癌, 影像组学, 淋巴结转移, 预测模型

## The Diagnostic Value of a Combined Enhanced CT Image Radiomics and Clinical Feature Model for Lymph Node Metastasis in Rectal Cancer

Zhiguo Feng, Bingbing Zou\*

Department of General Surgery, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei Anhui

Received: March 21, 2026; accepted: April 16, 2026; published: April 22, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 冯志国, 邹兵兵. 基于CT增强图像的影像组学与临床特征融合模型在直肠癌淋巴结转移中的诊断价值[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 4254-4268. DOI: 10.12677/acm.2026.1641694

## Abstract

**Objective:** This study aimed to develop an integrated model based on CT radiomics and clinical features to accurately predict the lymph node metastasis (LNM) status in patients with rectal cancer. **Methods:** The study enrolled 220 patients, randomly divided into training and test sets in a 7:3 ratio. Multi-level quality control was applied to annotate the regions of interest (ROI). Radiomic features were extracted, and 10 different machine learning algorithms were used to build and subsequently integrate the models via super-stacking. The discriminative ability of the models was validated using the Area Under the Curve (AUC) value, and their clinical utility was assessed using Decision Curve Analysis (DCA). **Results:** The integrated model achieved AUCs of 0.935 in the training set and 0.875 in the test set, consistently outperforming both the standalone radiomics model and the clinical feature model. DCA further confirmed that the integrated model provided a higher net clinical benefit. **Conclusion:** The integration of radiomics and clinical features effectively enhanced the pre-operative discriminative ability for LNM status, providing an objective and quantitative tool to aid clinical decision-making.

## Keywords

Rectal Cancer, Radiomics, Lymph Node Metastasis, Prediction Model

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. 前言

在全球公共卫生领域, 结直肠癌(Colorectal cancer, CRC)已经成为一个日益严峻的健康威胁。其发病率和死亡率持续增长, 现已成为全球范围内第三高发的恶性肿瘤[1], 死亡率也攀升至第二位[2]。在中国, CRC 的防治形势同样面临巨大挑战。每年新发 CRC 病例约 40.8 万例, 其中男性约 23.85 万例, 女性约 16.95 万例; 总体发病率为 29.51/10 万, 占全部新发恶性肿瘤的 10.0%, 在恶性肿瘤发病谱中位列第二[3]。

在 CRC 中, 直肠癌(Rectal cancer, RC)占据了相当大的比例。流行病学数据显示, RC 病例约占全部 CRC 的三分之一, 其死亡率占比也较高[4]。尽管直肠位置相对表浅, 可通过直肠指诊和结肠镜进行早期探查, 但其预后改善并不理想。主要原因在于, 多数患者在确诊时已处于疾病中晚期(T3 期及以上或伴有 LNM)。由于直肠位于狭窄的盆腔内, 与邻近器官(如膀胱、精囊腺、前列腺、子宫、阴道)及重要的血管神经结构关系密切, 使得术前精确评估肿瘤浸润深度、淋巴结转移(Lymph node metastasis, LNM)以及环周切缘(CRM)情况变得极具挑战性。而准确的术前分期, 正是制定个体化、精准化治疗方案, 从而延长患者生存期并改善其生活质量的根本前提[5]。

当前, 治疗方案的选择主要依据肿瘤的临床病理特征, 并高度依赖于以手术为核心、联合放疗和化疗等辅助手段的综合治疗模式[6]。因此, 在治疗正式开始前, 为每位 RC 患者制定最优的个体化治疗方案, 对其预后改善具有决定性作用。

然而, 这一决策过程受到多重因素的制约, 包括患者的年龄、体能状态、合并症等一般情况。但在临床实践层面, 国际公认的肿瘤-淋巴结-远处转移(TNM)分期系统是指导治疗选择最重要且基础性的参考标准。TNM 分期系统通过评估原发肿瘤的局部浸润深度(T 分期)、区域淋巴结转移情况(N 分期)以及是否存在远处器官转移(M 分期), 将患者划分为不同的风险层级, 从而对应不同的治疗路径[7]。治疗路

径的每一步都紧密依赖于术前分期的精确判断。因此, 实现精准的术前分期, 是直接影响患者生存获益与生活质量的核心临床需求。

影像学检查是 RC 术前分期不可或缺的评估手段。目前, 临床常规应用多层计算机断层扫描(CT)、磁共振成像(MRI)以及正电子发射断层扫描/计算机断层扫描(PET/CT), 这些技术各具特色与优势。

MRI, 凭借其优异的软组织对比度, 已成为评估 RCT 分期及环周切缘(CRM)状态的关键方法。在评估 LNM 方面, 研究表明, 当以短径  $\geq 3$  mm 作为阈值时, MRI 诊断 LNM 的准确率、敏感度和特异度分别为 75.80%、87.5%和 68.0%; 若将阈值提高至 $\geq 5$  mm, 准确率和特异度可分别提升至 77.42%和 86.84%, 但敏感度会下降至 62.50% [8]。这揭示了对于形态大小正常但已存在微转移的淋巴结, 影像学检查容易漏诊; 而对于因炎症或反应性增生等原因增大但未发生转移的淋巴结容易出现误诊[9]。CT, 特别是多期增强扫描, 是目前腹部及盆腔最常用、最普及的影像学检查方法。在原发肿瘤 T 分期方面, 有研究报道, CT 判断 RCT 分期的总体准确率约为 78%, 对 T1 至 T3 期判断的准确率均高于 78%, 其敏感度和特异度分别为 77.4%和 66.7% [10]。然而, 在评估 LNM 这一关键预后指标上, CT 的传统诊断效能面临挑战。吴俊华[11]等人的研究表明, 若仅以淋巴结短径  $\geq 5$  mm 作为单一标准, 其诊断准确率、敏感度和特异度仅为 53.5%、60.3%和 39.0%, 诊断价值有限。但当结合多个形态学特征(如淋巴结短径  $> 5$  mm、边界模糊、密度不均匀、异常强化、成簇出现 $\geq 3$  个)进行综合判断时, 诊断准确率可显著提升至 90.4% [12]。这明确提示, 依赖单一指标如淋巴结大小来诊断 LNM 性能较差, 而整合多维影像信息能够有效提升诊断性能[13]-[17]。

影像组学(Radiomics)是医学影像分析领域的一场深刻变革, 通过高通量提取和分析人眼无法直接辨识的定量图像特征, 影像组学旨在将影像数据转化为可挖掘的、具有生物学意义的“特征空间”, 从而解码肿瘤的表型异质性, 并发现与临床结局、病理特征、基因表达等相关的影像学生物标志物[18]。

相较于医师依赖有限形态特征的主观判断, 影像组学模型通过整合数百个定量特征, 从而建立预测模型, 能提供更全面、客观、可重复的评估, 为患者提供最佳治疗策略[19][20]。目前, 影像组学已在多种恶性肿瘤的 LNM 预测中取得进展。例如, 研究已构建基于 CT 影像的模型, 用于预测喉癌[21]、乳腺癌[22]等的前哨淋巴结或区域 LNM, 其预测性能(以 AUC 值衡量)普遍优于传统影像学判读, 显示了良好的准确性和应用前景。

本研究旨在建立并验证一个基于 CT 增强图像多分类勾画的影像组学及临床特征的多模态融合模型, 评估其在 RC 术前 LNM 预测中的价值。

## 2. 材料与方法

### 2.1. 实验材料

#### 2.1.1. 研究人群和资料收集

本研究回顾性的收集了于 2017 年 1 月至 2023 年 6 月在安徽医科大学第一附属医院接受直肠癌根治手术治疗的 334 例直肠癌患者, 为了避免潜在的选择偏倚, 按照以下纳入和排除标准, 最终筛选出 242 例符合标准的直肠癌患者。

#### 2.1.2. 纳入标准

- 术后病理诊断为直肠原发恶性肿瘤;
- 均术前于我院完善增强计算机断层扫描(增强 CT)并在 1~2 周内接受标准的全直肠系膜切除术联合区域淋巴结清扫( $\geq 12$  个淋巴结);
- 具有完整的临床病理资料;
- 影像学资料完整、图像清晰且肿瘤在增强 CT 上可以分辨;
- 既往无腹盆腔手术史;

f) 未接受过放、化疗等辅助治疗。

### 2.1.3. 排除标准

- a) 行直肠癌根治手术前曾在本院或外院接受过腹部手术治疗的患者;
- b) 未于本院行直肠癌根治手术或无术后病理证实为直肠恶性肿瘤的患者;
- c) 完善计算机断层扫描前或术前接受过放、化疗等抗肿瘤辅助治疗的患者;
- d) 临床病理资料不齐全;
- e) 因肿瘤太小在 CT 上无法识别;
- f) 术前未于本院完善增强计算机断层扫描或扫描图像不清晰影响直肠肿瘤判断的患者。

## 2.2. 实验方法

### 2.2.1. 标注人员与参考标准

标注任务由两位资深放射科医师独立完成。两位医师均在直肠癌 CT 影像诊断与分期领域具备超过五年的临床经验。在进行标注前, 医师会详细审阅病理报告, 获取包括肿瘤的组织学类型、精确解剖位置(距肛缘距离)、最大径线、肠壁浸润深度(pT 分期)、淋巴结转移数量与位置、脉管侵犯及神经侵犯状态在内的完整信息。图像分割采用专业的开源医学图像分割软件 ITK-SNAP (版本 4.0.1)。所有操作均在门静脉期增强 CT 图像序列上进行, 以利用最佳的肿瘤与正常组织对比度[23]。

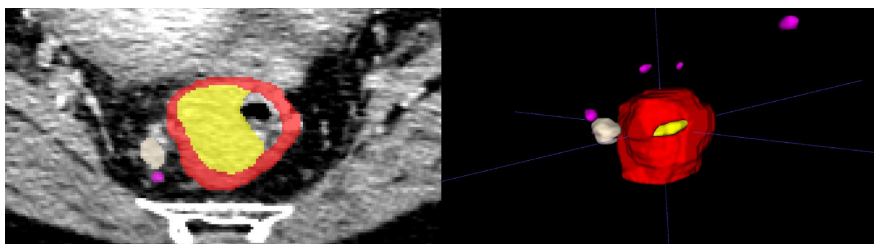
医师手动逐层勾画肿瘤的三维感兴趣区域(Region of Interest, ROI)。勾画时严格沿肿瘤实质的强化边界进行, 同时结合临床经验, 主动排除因肠道准备不佳可能产生的气体伪影以及肠内容物, 防止这些非肿瘤组织成分干扰后续的影像组学特征提取。我们采纳了 2016 年欧洲胃肠和腹部放射学会发布的权威共识作为 LNM 的影像学判读标准[24]。明确转移: 淋巴结短径  $> 9$  mm。高度可疑转移: 短径介于 5~8 mm 之间, 且同时满足以下至少两项形态学标准: (a) 形状由正常的肾形变为圆形或类圆形; (b) 边缘不规则、毛糙或呈针状突起; (c) 内部密度不均匀(如出现坏死、钙化或异常强化)。可疑转移: 短径  $< 5$  mm, 但需同时满足上述全部三项形态学标准。

依据此标准, 我们对符合“转移”或“高度可疑转移”标准的淋巴结进行单独勾画, 标记为“转移淋巴结 ROI”。同时, 为建立有效的影像学对照, 我们对同一患者图像中判断为明确正常的淋巴结(短径  $< 5$  mm、形态规则、密度均匀)以及肿瘤邻近区域外观正常的肠壁组织也进行了勾画, 分别作为“正常淋巴结 ROI”和“正常肠壁 ROI”。

### 2.2.2. 多层次质量控制与审核

在初级标注完成后, 另外随机选取 30 例患者 CT, 由两名评估者独立完成分割, 使用组内相关系数 (ICC) 来量化评估者间的勾画一致性, 以  $ICC \geq 0.85$  为阈值, 表明具有良好一致性。一个专门的质控小组对所有标注结果进行独立审核。该小组由一位拥有超过三十年直肠癌根治手术经验的胃肠外科主任医师和两位拥有超过二十年腹部影像诊断经验的影像科主任医师组成。审核主要包括三个方面: 1) 核对标注肿瘤的肠段位置、长度、最大厚度、cT 分期判断是否与影像学表现及病理大体描述相符, 若肿瘤分期与病理不符, 或肿瘤量化指标(大小、长度等)与病理差异超过 20%, 则该样本不纳入实验范围; 2) 小组会逐一评估标注淋巴结的大小、形态、密度, 是否与 2016 年欧洲胃肠和腹部放射学会发布的权威共识作为 LNM 的影像学判读标准相符合, 以及淋巴结在直肠系膜脂肪中的具体方位(如系膜根侧、肿瘤旁)、与环周切缘的预估距离、与肿瘤最外缘的距离, 以及其与直肠上动脉分支等关键血管的毗邻关系, 是否与解剖结构相符; 3) 直肠癌根治术(如全直肠系膜切除术)有标准的淋巴清扫范围。例如, cT1 期: 行肠段切除 + 第一站淋巴结(肠旁淋巴结)清扫; cT2 期: 至少需行第二站淋巴结(中间淋巴结)清扫, 也可选择第三站淋巴结(中央淋巴结)清扫; cT3~4 期或临床怀疑淋巴结转移(cN+): 推荐行第三站淋巴结(中央淋巴结)清扫;

对于中低位直肠癌(尤其是肿瘤位于腹膜返折以下), 若术前影像(如 MRI)提示侧方淋巴结短径  $\geq 5$  mm 或强化异常, 可考虑行选择性侧方淋巴结清扫。质控小组会结合临床手术记录及病理报告范围, 判断每一个被标注的淋巴结是否位于本次手术实际清扫的解剖区域内。任何在 CT 上被标注, 但经判断位于标准 TME 或扩大淋巴结清扫范围之外的淋巴结, 将被排除在本研究的分析范围之外。这一步骤从根本上保证了标注的淋巴结与手术清扫出的淋巴结在解剖上的一致性, 有效避免了潜在的、系统性的空间错配误差。最终, 共完成 220 例符合上述所有要求的 RC 增强 CT 图像标注。将这 220 例患者的 CT 图像按照 7:3 的比例随机分为实验集和测试集(见图 1)。

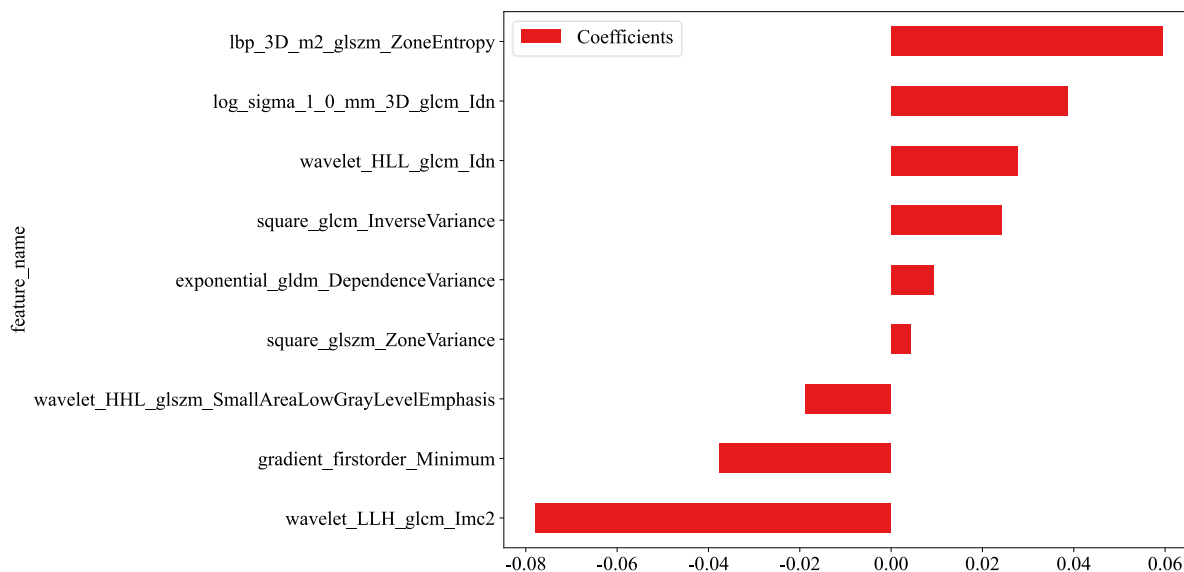


**Figure 1.** Pixel-level annotation results. Red indicates normal rectal wall structures, yellow indicates tumor involvement, gray indicates metastatic lymph nodes, and purple indicates normal lymph nodes

**图 1.** 像素级勾画完成的结果。红色表示直肠肠壁正常结构, 黄色表示肿瘤累及范围, 灰色表示转移淋巴结, 紫色表示正常淋巴结

### 2.2.3. 影像组学特征提取与筛选

利用开源 Python 工具包 3D Slicer (版本 4.8.1), 从实验集的所有 ROI 中总计提取了 850 个影像组学特征。



**Figure 2.** The most discriminating radiomic features

**图 2.** 最具判别力的影像组学特征

本研究同时采用了重采样分析和评估者间分析两种方法来评估特征的稳健性。重采样分析基于从测试集中随机选取的 30 例患者数据, 由同一名评估者对每例患者的肿瘤区域进行两次独立分割。评估者间分析则基于另外随机选取的 30 例患者数据, 由两名不同的评估者独立完成分割。使用组内相关系数(ICC)

来量化从这些重复分割区域中提取的特征的一致性。将  $ICC \geq 0.85$  设定为阈值, 符合此条件的特征被认为对评估者内部及评估者之间的不确定性具有稳健性。

研究计算了所有特征对之间的斯皮尔曼相关系数, 对于任意两个特征, 若其相关系数的绝对值  $\geq 0.90$ , 则随机保留其中一个。经过此步骤, 筛选出 150 个影像组学特征。通过 LASSO 回归进行严格的特征选择, 最终从 150 个候选特征中确定了 9 个最具判别力的影像组学特征(见图 2)。

#### 2.2.4. 影像组学模型构建

利用包括逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)和随机森林(RandomForest)在内的共计 10 种不同的机器学习算法, 分别构建了影像组学风险预测模型。我们对这些模型的性能进行了系统的比较分析。此外, 通过整合来自不同成像模态的特征, 我们探讨了特征融合策略在提升模型预测准确性方面的潜在优势。模型的区分能力通过构建受试者工作特征(ROC)曲线进行评估, 并在测试集中严格验证了其诊断效能。并使用决策曲线(DCA)评估最终模型的临床适用性。

#### 2.2.5. 临床特征建模

在本研究中, 我们对收集的患者临床及病理学特征进行了详细的单变量分析。重点计算了每个临床变量与结局指标之间的比值比(OR)及其相应的统计学显著性(p 值)。通过单变量筛选确定的具有统计学意义的临床特征被用于构建临床特征标签。连续型临床变量的正态性使用 Shapiro-Wilk 检验进行验证。根据其分布特性, 组间比较分别采用独立样本 t 检验或 Mann-Whitney U 检验。分类变量的组间比较则采用卡方检验或 Fisher 精确检验。所有研究队列的基线特征详见表 1。

**Table 1.** Baseline characteristics of the study cohort

**表 1.** 研究队列基线特征

	OR_UNI	OR lower 95% CI UNI	OR upper 95% CI UNI	p_value_UNI	OR_MULTI	OR lower 95% CI MULTI	OR upper 95% CI MULTI	p_value_MULTI
年龄	1.006	1.001	1.01	0.029	0.971	0.955	0.988	0.005
T 分期	1.213	1.099	1.338	0.001	2.181	1.477	3.219	0.001
性别	1.477	1.071	2.036	0.046	0.746	0.386	1.442	0.465
神经侵犯	2	1.209	3.31	0.024	0.749	0.355	1.582	0.525
脉管癌栓	4.1	2.296	7.323	0.003	4.655	2.098	10.329	0.002

#### 2.2.6. 研究工具与计算平台

本研究的全部数据分析工作均在 OnekeyAI 平台(版本 4.9.1)上完成, 编程语言为 Python 3.7.12。统计分析主要使用 Statsmodels 库(版本 0.13.2)。影像组学特征的提取通过 PyRadiomics 工具包(版本 3.0.1)实现。机器学习模型的构建与训练, 包括支持向量机等算法, 均借助 Scikit-learn 库(版本 1.0.2)完成。本研究涉及的深度学习(Deep learning, DL)框架基于 PyTorch (版本 1.11.0)开发, 并利用 CUDA 11.3.1 及 cuDNN 8.2.1 进行了性能优化以提升计算效率和准确率。

### 3. 结果

#### 3.1. 纳入样本详细结果

本研究最终纳入 220 例 RC 患者。其中, 男性患者 150 例, 占队列总人数的 68.2%; 女性患者 70 例, 占 31.8%。患者年龄分布范围较广, 介于 33 岁至 90 岁之间, 这反映了 RC 在不同年龄段人群中的发病情况及潜在的临床异质性。为确保数据的准确性与一致性, 我们对所有患者的原始病理报告进行了系统性的复核。依据美国癌症联合委员会(AJCC)第 8 版 TNM 分期系统对所有肿瘤进行了标准化分期。结果显

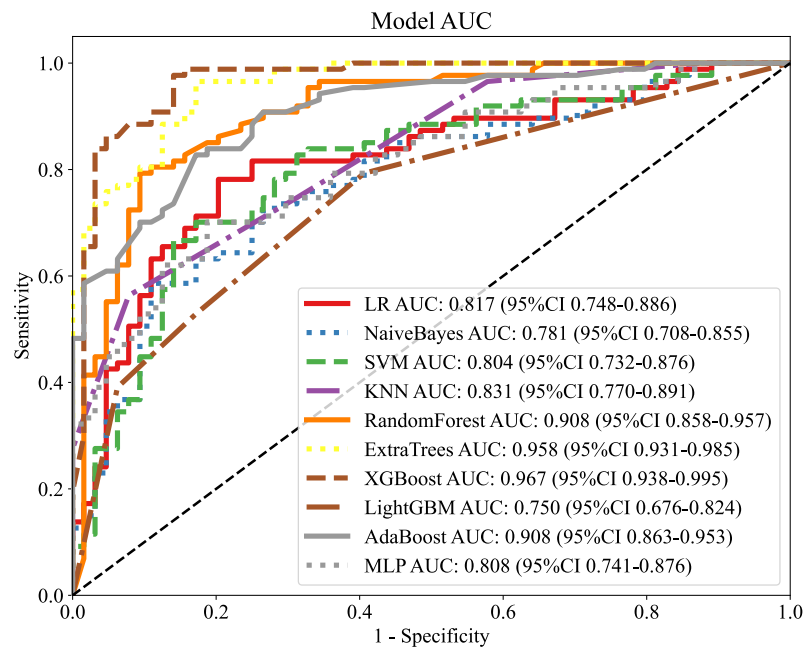
示, T1 期患者 15 例, T2 期 57 例, T3 期 125 例, T4 期 23 例。患者详细的性别、年龄、肿瘤分期、神经侵犯及脉管癌栓状态等信息汇总于表 2。

**Table 2.** Univariable analysis of clinical features

**表 2.** 临床特征的单因素分析

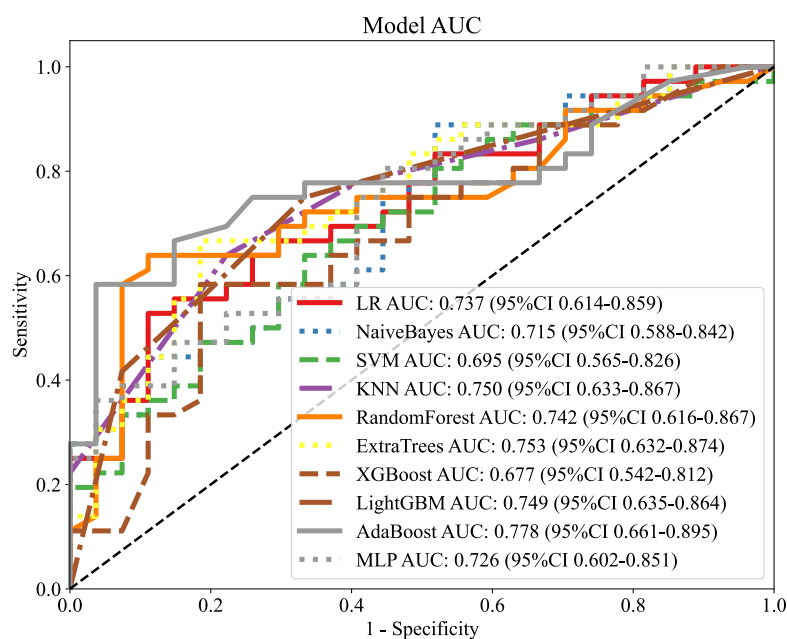
	总计	测试集(66)	训练集(154)	p
年龄(平均值 ± 标准差, 年)	63.782 ± 12.015	65.273 ± 12.957	63.143 ± 11.573	0.123
性别				0.269
女	70 (31.818)	25 (37.879)	45 (29.221)	
男	150 (68.182)	41 (62.121)	109 (70.779)	
神经侵犯				0.146
阴性	144 (65.455)	38 (57.576)	106 (68.831)	
阳性	76 (34.545)	28 (42.424)	48 (31.169)	
脉管癌栓				0.801
0	149 (67.727)	46 (69.697)	103 (66.883)	
1	71 (32.273)	20 (30.303)	51 (33.117)	
T 分期				0.993
1	15 (6.818)	5 (7.576)	10 (6.494)	
2	57 (25.909)	17 (25.758)	40 (25.974)	
3	125 (56.818)	37 (56.061)	88 (57.143)	
4	23 (10.455)	7 (10.606)	16 (10.390)	

### 3.2. 影像组学模型的预测效能评估



**Figure 3.** ROC curve of the radiomics model on the training set

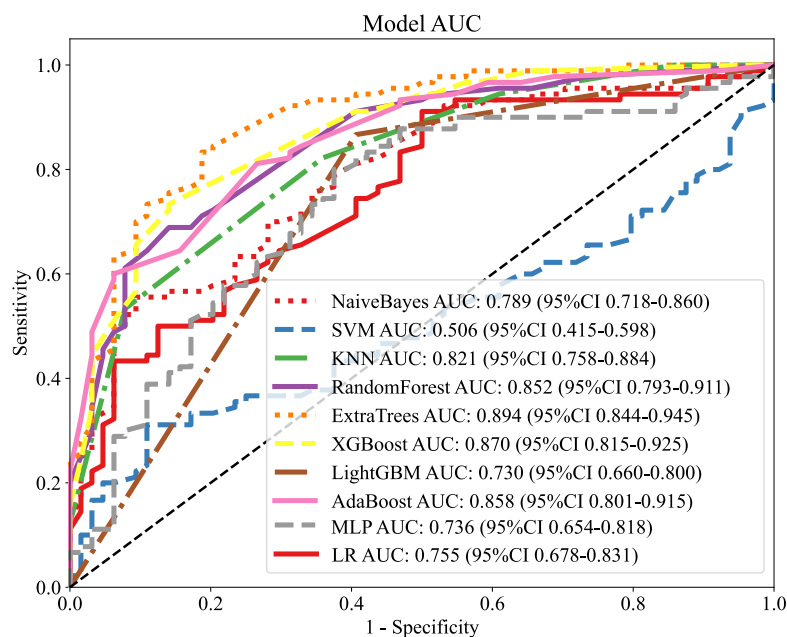
**图 3.** 影像组学训练集模型 ROC



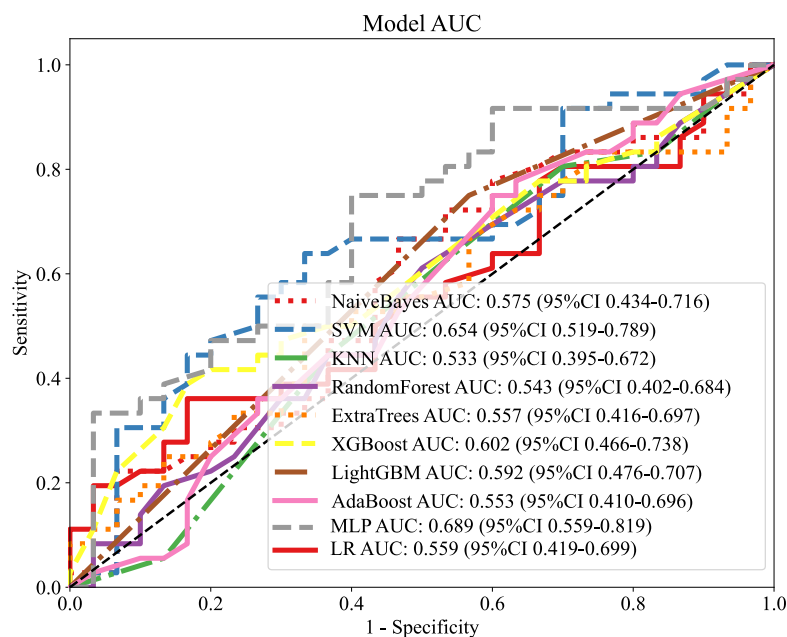
**Figure 4.** ROC curve of the radiomics model on the test set  
**图 4.** 影像组学测试集模型 ROC

为系统评估不同机器学习算法在既定预测任务中的判别能力,我们在训练集上对 10 种模型进行了受试者工作特征(ROC)曲线分析,并计算了曲线下面积(AUC)及其 95%置信区间(CI),如图 3 所示。为评估模型的泛化能力,我们在独立的测试集上对相同的 10 种模型进行了 ROC 分析,如图 4 所示。

### 3.3. 临床特征模型的预测效能评估



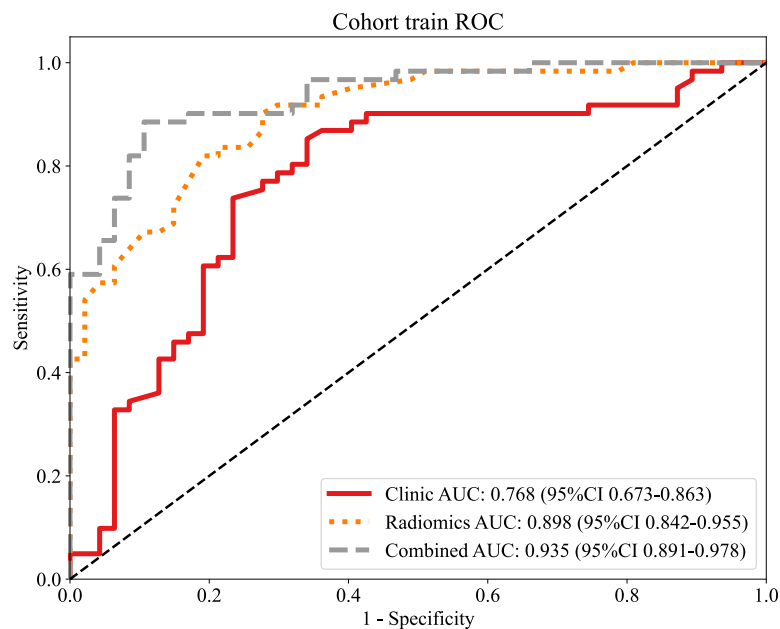
**Figure 5.** ROC curve of the clinical feature model on the training set  
**图 5.** 临床特征训练集模型 ROC



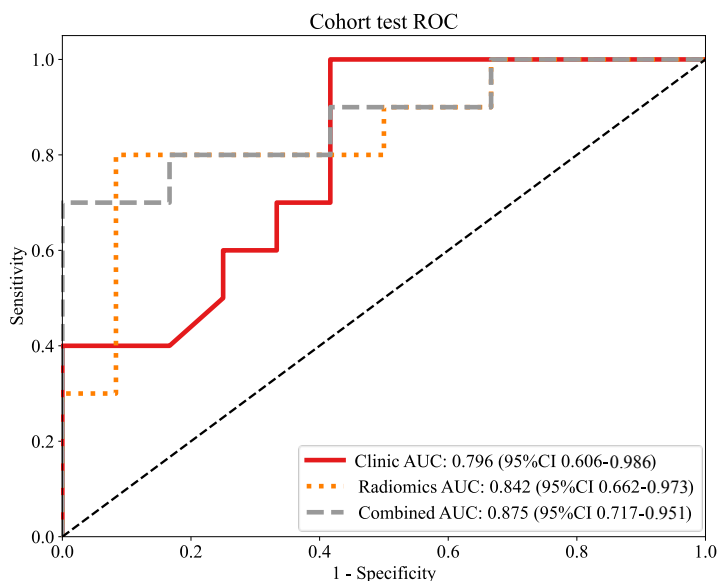
**Figure 6.** ROC curve of the clinical feature model on the test set  
**图 6.** 临床特征测试集模型 ROC

本研究通过受试者工作特征(ROC)曲线分析, 系统评价了 10 种机器学习模型在分类任务中的性能及其稳定性。图 5 和图 6 分别展示了各模型在训练集和测试集上的 ROC 曲线及其对应的曲线下面积(AUC)值。

### 3.4. 联合影像组学与临床特征模型的预测效能评估

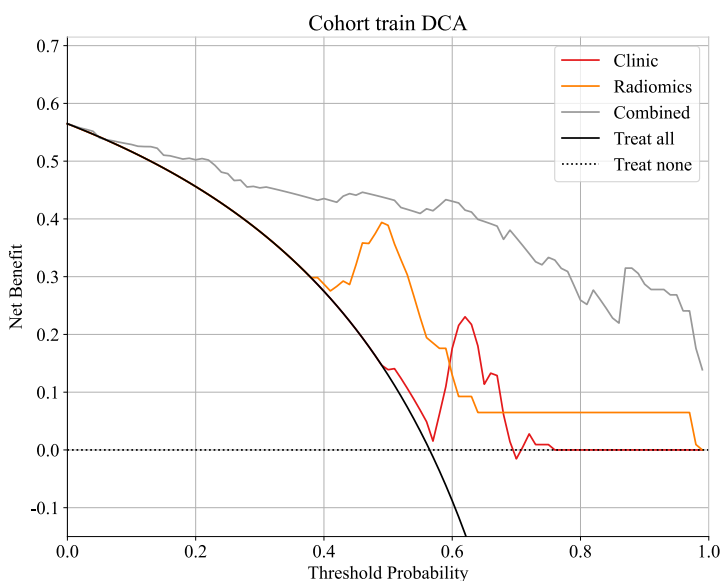


**Figure 7.** ROC curve of the combined model on the training set  
**图 7.** 联合模型训练集模型 ROC



**Figure 8.** ROC curve of the combined model on the test set  
**图 8.** 联合模型测试集模型 ROC

本文共构建 10 个基础学习器, 在交叉验证过程中, 每个基础模型均输出对应样本的类别预测概率。我们将 10 个基模型在验证集上得到的预测概率按列拼接, 形成新的特征矩阵, 该矩阵直接作为二级元学习器的输入特征。本研究 Stacking 框架中, 二级元学习器采用逻辑回归算法, 用于融合各基模型输出结果, 并得到最终融合预测值。通过上述方法, 将 10 个影像组学及临床特征模型融合生成最终的影像组学模型(Radiomics Model)和临床特征模型(Clinic Model)。最终, 通过整合上述两类模型, 构建了联合预测模型(Combined Model)。为系统评估各模型的判别能力与稳健性, 本研究绘制了训练集与测试集的受试者工作特征(ROC)曲线并计算了曲线下面积(AUC)。



**Figure 9.** DCA of the model on the training set  
**图 9.** 训练集模型 DCA

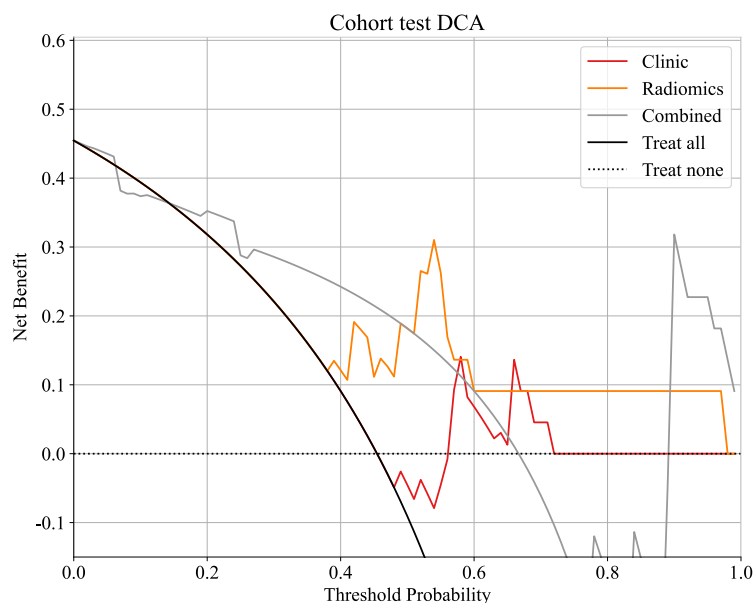


Figure 10. DCA of the model on the test set

图 10. 测试集模型 DCA

图 7 与图 8 分别展示了训练集与测试集中各模型的 ROC 曲线及对应的 AUC 值。

本研究对基于临床特征、影像组学特征及其联合构建的预测模型进行了决策曲线分析(DCA),以评估其在训练集(图 9)与测试集(图 10)中的临床实用价值。

#### 4. 讨论

本研究旨在开发并验证一个基于术前增强 CT 的影像组学模型,用于准确预测 RC 患者的淋巴结转移状态,并探讨其与临床特征整合的附加价值。通过对 220 例符合条件的 RC 患者进行回顾性分析,我们建立了一套完整的研究流程,涵盖数据标注、特征提取、模型构建和综合评估。在影像组学模型的探索阶段,我们系统性地评估了 10 种机器学习算法。在训练集中,以 XGBoost 为代表的集成学习模型表现出卓越的判别性能(AUC 高达 0.967),显著优于传统模型。然而,在测试集中,所有模型的性能均出现预期性下降,其中 AdaBoost 模型展现出相对最佳的泛化能力(AUC = 0.778),而 XGBoost 等模型的性能则显著降低。值得注意的是,测试集中所有模型的 AUC 置信区间均异常宽泛,提示当前测试样本量可能不足,影响了性能评估的精确性。在临床特征模型的构建中,基于单变量和多变量分析筛选出的关键临床病理特征(如 T 分期、淋巴血管侵犯 LVI 等)所建立的模型,在训练集上取得了良好的性能(最佳 AUC 为 0.894),证实了这些传统预后因素的预测价值。

本研究的核心发现体现在多模态融合模型上。我们将优化后的影像组学特征标签与临床特征标签相结合,构建了联合预测模型。结果表明,无论是在训练集还是测试集中,联合模型的性能均稳定地优于单一的影像组学模型或临床模型。在训练集中,联合模型的 AUC 达到 0.935;在测试集中,尽管面临性能衰减和置信区间宽泛的问题,联合模型仍以 0.875 的 AUC 值保持领先。与训练集相比,所有模型在测试集上的 AUC 值均出现不同程度下降,且置信区间显著扩宽。尽管联合模型在训练集上取得了高达 0.935 的 AUC,其在测试集上的性能衰减(降至 0.875)提示模型可能在一定程度上学习了训练数据中特有的噪声或模式。影像组学模型类似的性能衰减(从 0.898 降至 0.842)也支持这一推断。这是机器学习模型在独立验证时常面临的挑战。测试集中出现的宽泛的置信区间,一定程度上提示测试样本量可能不足。较小的

样本量会降低对模型真实泛化性能估计的精度, 增加统计不确定性。因此, 尽管观察到一致的性能排序, 但对 AUC 值的解释需保持谨慎。训练集与测试集之间可能在患者群体特征、影像采集参数或病理评估标准等方面存在潜在的细微差异。这种数据分布偏移可导致模型性能在外部验证中出现预期性下降。临床模型性能波动相对较小(训练集 0.768 vs. 测试集 0.796), 可能表明其对这类分布变化相对不敏感, 或其特征本身更为简单和稳定。

DCA 结果表明, 尽管存在性能衰减, 但在一个合理的阈值概率范围内(例如, 临床医生愿意接受的治疗风险), 联合模型在测试集中仍然能提供正的净获益, 且优于“全部治疗”或“全部不治疗”的简单策略。这支持了该模型具备一定的潜在临床应用价值。测试集曲线下移也提示, 若直接依据训练集 DCA 结果过度乐观地估计模型临床效益, 可能导致决策风险。因此, 基于测试集的 DCA 对于客观评估模型的真实世界效用至关重要。

这一发现与现有文献广泛报道的趋势一致, 即整合多模态信息能够显著提升对 RC 患者关键临床结局的预测能力[25]。此外, 在预测新辅助化疗后病理完全缓解方面, 有研究开发了基于治疗前 MRI 的影像组学模型, 其 AUC 值可达 0.86, 而当加入临床特征后, 模型性能并未得到显著提升, 这提示在某些特定预测任务中, 影像组学特征可能已包含足够的信息[26]。然而, 在更多复杂的预测场景中, 如预测 LNM、微卫星不稳定状态或远处转移风险, 联合模型通常展现出更优的效能。

具体而言, 影像组学特征能够有效捕捉肿瘤的生物行为。例如, 基于 T2 加权成像和扩散加权成像的纹理特征, 如灰度共生矩阵的簇突出度, 已被证实与新辅助治疗后的肿瘤退缩分级显著相关[27]。同时, 从肿瘤周围区域(如系膜脂肪)提取的影像组学特征, 也被发现与治疗反应相关, 为预测提供了额外的空间环境信息[28]。研究证实, 肿瘤分期、癌胚抗原水平、肿瘤分化程度等是预测 LNM、生存预后的独立危险因素[29]。当这些明确的临床风险因素与反映肿瘤内在异质性的影像组学特征相结合时, 模型能够更全面地评估疾病状态。

一项研究构建了基于 T2WI 的多目标影像组学模型, 其预测淋巴结状态的准确率达到 87.77%, 而将影像组学特征与放射科医师的主观评估特征相结合后, 构建的联合模型准确率进一步提升至 89.88%, AUC 达到 0.94 [30]。另一项针对微卫星不稳定状态预测的研究也显示, 结合临床因素和影像组学特征的联合模型, 其预测性能(AUC 0.895)显著优于仅使用临床因素(AUC 0.838)或仅使用影像组学特征的模型[31]。此外, 在预后预测领域, 这种整合策略的价值更为凸显。一项研究利用多参数 MRI 影像组学特征联合临床因素(如 MRI 定义的血管外侵犯)构建了预测局部晚期 RC 患者无病生存期的模型, 该模型展现出优于单纯临床模型的预测性能( $C\text{-index} \geq 0.77$ ), 并能有效将患者区分为高风险和低风险组[32]。对于肝转移的早期预测, 有研究开发了融合原发肿瘤 MRI 影像组学与临床特征的模型, 在测试集中 AUC 高达 0.911, 显著提升了预测的准确性[33]。

综上所述, 本研究的发现与现有证据高度吻合, 即影像组学特征与临床特征的结合并非简单的信息叠加, 而是实现了对 RC 更全面、更深入的揭示。临床特征提供了疾病发展的“骨架”和风险框架, 而影像组学则填充了关于肿瘤异质性和微环境的“血肉”细节[34]。这种互补性使得联合预测模型在临床决策支持中具有更大的潜力, 例如在术前精准分期、个性化新辅助治疗方案选择以及预后风险评估等方面, 为实现真正的精准医疗提供了有力的工具[35]。未来的研究应致力于标准化特征提取与模型构建流程, 并在多中心、大样本队列中进一步验证此类联合模型的普适性与临床实用性。

本研究仍存在一些局限性。首先, 本研究为单中心回顾性研究, 样本量相对有限, 且缺乏外部验证队列, 这限制了模型的普适性和泛化能力。其次, 在特征提取与模型构建方面, 本研究主要依赖于传统的影像组学特征提取和机器学习算法。未来的研究可以探索更先进的影像分析方法, 例如深度学习和拓扑数据分析, 以挖掘更高维、更复杂的影像生物标志物[36]。最后, 推动影像组学临床转化的核心在于标

准化与可重复性。当前研究面临的一大挑战是影像采集协议、图像分割方法以及特征提取流程缺乏统一标准, 导致不同研究间的结果难以比较和整合。未来的研究应致力于建立和推广标准化的操作规范。

## 5. 结论

本研究通过构建并系统评估基于 CT 影像组学与临床特征的机器学习模型, 证实了融合多源信息的联合模型在预测直肠癌 LNM 方面具有显著优势。该融合策略为直肠癌 LNM 的术前无创精准评估提供了具有前景的新方法, 展现了良好的临床转化潜力。

## 声明

本研究获得安徽医科大学第一附属医院伦理委员会批准(审批号: Quick-PJ 2023-13-34)。

## 参考文献

- [1] Siegel, R.L., Miller, K.D., Fuchs, H.E. and Jemal, A. (2021) Cancer Statistics, 2021. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 7-33. <https://doi.org/10.3322/caac.21654>
- [2] Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., et al. (2021) Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **71**, 209-249. <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- [3] Zheng, R.S., Zhang, S.W., Zeng, H.M., et al. (2022) Cancer Incidence and Mortality in China, 2016. *Journal of the National Cancer Center*, **2**, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.jncc.2022.02.002>
- [4] Lu, L., Mullins, C.S., Schafmayer, C., Zeißig, S. and Linnebacher, M. (2021) A Global Assessment of Recent Trends in Gastrointestinal Cancer and Lifestyle-Associated Risk Factors. *Cancer Communications*, **41**, 1137-1151. <https://doi.org/10.1002/cac2.12220>
- [5] Nasser, Y. and Langenfeld, S.J. (2017) Imaging for Colorectal Cancer. *Surgical Clinics of North America*, **97**, 503-513. <https://doi.org/10.1016/j.suc.2017.01.002>
- [6] Benson, A.B., Venook, A.P., Al-Hawary, M.M., Cederquist, L., Chen, Y., Ciombor, K.K., et al. (2018) Rectal Cancer, Version 2.2018, NCCN Clinical Practice Guidelines in Oncology. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, **16**, 874-901. <https://doi.org/10.6004/jnccn.2018.0061>
- [7] Amin, M.B., Greene, F.L., Edge, S.B., Compton, C.C., Gershenwald, J.E., Brookland, R.K., et al. (2017) The Eighth Edition AJCC Cancer Staging Manual: Continuing to Build a Bridge from a Population-Based to a More "Personalized" Approach to Cancer Staging. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **67**, 93-99. <https://doi.org/10.3322/caac.21388>
- [8] 傅爱燕, 段书峰, 吉磊燕, 等. 高分辨率 MRI 对直肠癌系膜淋巴结转移的诊断价值[J]. *CT 理论与应用研究*, 2018, 27(4): 519-528.
- [9] 张胜潮, 汪嵘, 郭琴, 等. 高分辨率磁共振成像在局部进展期直肠癌新辅助治疗后的应用价值[J]. *中国药物与临床*, 2019, 19(5): 724-725.
- [10] Hao, C., Sui, Y., Li, J., Shi, Y. and Zou, Z. (2021) The Clinical Value of the Combined Detection of Enhanced CT, MRI, CEA, and CA199 in the Diagnosis of Rectal Cancer. *Journal of Oncology*, **2021**, 1-8. <https://doi.org/10.1155/2021/8585371>
- [11] 吴俊华, 欧阳书睿, 汪晓东, 等. 结直肠癌转移性淋巴结形态学标准的研究[J]. *实用放射学杂志*, 2010, 26(5): 681-684.
- [12] Long, M.M., Wang, L., Mou, L., et al. (2018) Z-Score Transformation of ADC Values: A Way to Universal Cut off between Malignant and Benign Lymph Nodes. *European Journal of Radiology*, **106**, 122-127. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2018.07.022>
- [13] 崔艳成, 丁国良, 郭鹏, 等. 多排螺旋 CT 对无腹膜覆盖的结肠癌术前分期的研究[J]. *中华普通外科杂志*, 2016, 31(3): 197-200.
- [14] Lee, D., Matsuda, T., Yamashita, K., Hasegawa, H., Yamamoto, M., Kanaji, S., et al. (2019) Significance of Lateral Pelvic Lymph Node Size in Predicting Metastasis and Prognosis in Rectal Cancer. *Anticancer Research*, **39**, 993-998. <https://doi.org/10.21873/anticancer.13204>
- [15] Ishihara, S., Kawai, K., Tanaka, T., Hata, K. and Nozawa, H. (2018) Correlations between the Sizes of Lateral Pelvic Lymph Nodes and Metastases in Rectal Cancer Patients Treated with Preoperative Chemoradiotherapy. *ANZ Journal of Surgery*, **88**, 1306-1310. <https://doi.org/10.1111/ans.14717>

- [16] Yang, Z., Zhang, X., Fang, M., Li, G., Duan, X., Mao, J., *et al.* (2019) Preoperative Diagnosis of Regional Lymph Node Metastasis of Colorectal Cancer with Quantitative Parameters from Dual-Energy CT. *American Journal of Roentgenology*, **213**, W17-W25. <https://doi.org/10.2214/ajr.18.20843>
- [17] Al-Najami, I., Lahaye, M.J., Beets-Tan, R.G.H. and Baatrup, G. (2017) Dual-Energy CT Can Detect Malignant Lymph Nodes in Rectal Cancer. *European Journal of Radiology*, **90**, 81-88. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2017.02.005>
- [18] Gillies, R.J., Kinahan, P.E. and Hricak, H. (2016) Radiomics: Images Are More than Pictures, They Are Data. *Radiology*, **278**, 563-577. <https://doi.org/10.1148/radiol.2015151169>
- [19] Khorrami, M., Bera, K., Leo, P., Vaidya, P., Patil, P., Thawani, R., *et al.* (2020) Stable and Discriminating Radiomic Predictor of Recurrence in Early Stage Non-Small Cell Lung Cancer: Multi-Site Study. *Lung Cancer*, **142**, 90-97. <https://doi.org/10.1016/j.lungcan.2020.02.018>
- [20] Zheng, J., Kong, J., Wu, S., Li, Y., Cai, J., Yu, H., *et al.* (2019) Development of a Noninvasive Tool to Preoperatively Evaluate the Muscular Invasiveness of Bladder Cancer Using a Radiomics Approach. *Cancer*, **125**, 4388-4398. <https://doi.org/10.1002/cncr.32490>
- [21] 郭峰, 罗琦, 郑伊能, 等. 基于 CT 影像组学模型术前预测喉癌淋巴结转移[J]. 放射学实践, 2021, 36(11): 1365-1370.
- [22] 刘梅婕, 毛宁, 马恒, 等. 基于影像组学构建乳腺癌前哨淋巴结转移预测模型的研究[J]. 中国中西医结合影像学杂志, 2020, 18(3): 227-231.
- [23] Sun, K.Y., Hu, H.T., Chen, S.L., *et al.* (2020) CT-Based Radiomics Scores Predict Response to Neoadjuvant Chemotherapy and Survival in Patients with Gastric Cancer. *BMC Cancer*, **20**, Article No. 468. <https://doi.org/10.1186/s12885-020-06970-7>
- [24] Beets-Tan, R.G.H., Lambregts, D.M.J., Maas, M., Bipat, S., Barbaro, B., Curvo-Semedo, L., *et al.* (2018) Magnetic Resonance Imaging for Clinical Management of Rectal Cancer: Updated Recommendations from the 2016 European Society of Gastrointestinal and Abdominal Radiology (ESGAR) Consensus Meeting. *European Radiology*, **28**, 1465-1475. <https://doi.org/10.1007/s00330-017-5026-2>
- [25] Miranda, J., Horvat, N., Araujo-Filho, J.A.B., Albuquerque, K.S., Charbel, C., Trindade, B.M.C., *et al.* (2023) The Role of Radiomics in Rectal Cancer. *Journal of Gastrointestinal Cancer*, **54**, 1158-1180. <https://doi.org/10.1007/s12029-022-00909-w>
- [26] Chou, Y., Peng, S., Lin, H., Lan, T., Jiang, J., Liang, W., *et al.* (2023) Radiomic Features Derived from Pretherapeutic MRI Predict Chemoradiation Response in Locally Advanced Rectal Cancer. *Journal of the Chinese Medical Association*, **86**, 399-408. <https://doi.org/10.1097/jcma.0000000000000887>
- [27] Paier, F., Gabelloni, M., Pasqualetti, F., Cocuzza, P., Montrone, S., Arena, C., *et al.* (2023) Correlation of Pre- and Post-Radio-Chemotherapy MRI Texture Features with Tumor Response in Rectal Cancer. *Anticancer Research*, **43**, 781-788. <https://doi.org/10.21873/anticancer.16218>
- [28] Treballi, F., Danti, G., Boccioli, S., Paolucci, S., Busoni, S., Calistri, L., *et al.* (2025) Radiomic Features of Mesorectal Fat as Indicators of Response in Rectal Cancer Patients Undergoing Neoadjuvant Therapy. *Tomography*, **11**, Article 44. <https://doi.org/10.3390/tomography11040044>
- [29] Iseas, S., Sendoya, J.M., Robbio, J., Coraglio, M., Kujaruk, M., Mikolaitis, V., *et al.* (2021) Prognostic Impact of an Integrative Landscape of Clinical, Immune, and Molecular Features in Non-Metastatic Rectal Cancer. *Frontiers in Oncology*, **11**, Article 801880. <https://doi.org/10.3389/fonc.2021.801880>
- [30] Li, J., Zhou, Y., Wang, X., Zhou, M., Chen, X. and Luan, K. (2021) An MRI-Based Multi-Objective Radiomics Model Predicts Lymph Node Status in Patients with Rectal Cancer. *Abdominal Radiology*, **46**, 1816-1824. <https://doi.org/10.1007/s00261-020-02863-2>
- [31] Zhang, W., Huang, Z., Zhao, J., He, D., Li, M., Yin, H., *et al.* (2021) Development and Validation of Magnetic Resonance Imaging-Based Radiomics Models for Preoperative Prediction of Microsatellite Instability in Rectal Cancer. *Annals of Translational Medicine*, **9**, 134-134. <https://doi.org/10.21037/atm-20-7673>
- [32] Cui, Y., Wang, G., Ren, J., Hou, L., Li, D., Wen, Q., *et al.* (2022) Radiomics Features at Multiparametric MRI Predict Disease-Free Survival in Patients with Locally Advanced Rectal Cancer. *Academic Radiology*, **29**, e128-e138. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2021.11.024>
- [33] Li, Z.F., Kang, L.Q., Liu, F.H., *et al.* (2023) Radiomics Based on Preoperative Rectal Cancer MRI to Predict the Metachronous Liver Metastasis. *Abdominal Radiology*, **38**, 833-843. <https://doi.org/10.1007/s00261-022-03773-1>
- [34] Santini, D., Danti, G., Bucci, E., Galluzzo, A., Bettarini, S., Busoni, S., *et al.* (2023) Radiomic Features Are Predictive of Response in Rectal Cancer Undergoing Therapy. *Diagnostics*, **13**, Article 2573. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13152573>
- [35] Yuan, Z., Frazer, M., Zhang, G.G., Latifi, K., Moros, E.G., Feygelman, V., *et al.* (2020) CT-Based Radiomic Features

- to Predict Pathological Response in Rectal Cancer: A Retrospective Cohort Study. *Journal of Medical Imaging and Radiation Oncology*, **64**, 444-449. <https://doi.org/10.1111/1754-9485.13044>
- [36] Zhang, H., Liu, J., Rajamohan, N., Sanford, N.N., Khatri, G., Rodriguez, A.P., *et al.* (2025) Exploring Radiomic and Topological Features to Evaluate Treatment Response in Rectal Cancer. *Physics in Medicine & Biology*, **70**, Article 215004. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/ae117f>