

# 基于临床特征与CT深度学习的膀胱癌根治性膀胱切除术后总生存预测研究

张丰圆<sup>1,2</sup>, 牛海涛<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>青岛大学青岛医学院, 山东 青岛

<sup>2</sup>青岛大学附属医院泌尿外科, 山东 青岛

收稿日期: 2026年3月17日; 录用日期: 2026年4月11日; 发布日期: 2026年4月20日

## 摘要

目的: 探讨临床特征、术前增强CT深度影像特征及其联合模型在膀胱癌根治性膀胱切除术后总体生存期(OS)预测中的应用价值。方法: 回顾性纳入2017年7月至2023年2月于青岛大学附属医院接受腹腔镜根治性膀胱切除术且术后病理证实为膀胱癌的304例患者, 收集其临床资料及术前增强CT影像。采用单因素及多因素Cox回归筛选临床预后因素并构建临床模型; 对CT图像经标准化、超分辨率重建及多层ROI整合后, 利用预训练ResNet-50提取深度影像特征, 并结合LASSO-Cox构建影像模型; 进一步融合临床与影像风险信息构建联合模型。采用一致性指数(C-index)和Kaplan-Meier曲线评价模型性能。结果: 全队列中位随访时间为50个月。临床模型训练集和测试集C-index分别为0.789和0.716, CT深度影像模型分别为0.756和0.657, 联合模型分别为0.828和0.732。结论: 临床特征与术前CT深度影像特征均具有膀胱癌术后OS预测价值, 二者融合后可进一步提升模型区分能力, 为患者风险分层和个体化随访管理提供参考。

## 关键词

深度学习, 影像组学, 生存预测

# A Study on Predicting Overall Survival after Radical Cystectomy for Bladder Cancer Using Clinical Characteristics and CT-Based Deep Learning

Fengyuan Zhang<sup>1,2</sup>, Haitao Niu<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>Qingdao Medical College, Qingdao University, Qingdao Shandong

<sup>2</sup>Urology Department, Affiliated Hospital of Qingdao University, Qingdao Shandong

\*通讯作者。

文章引用: 张丰圆, 牛海涛. 基于临床特征与 CT 深度学习的膀胱癌根治性膀胱切除术后总生存预测研究[J]. 临床医学进展, 2026, 16(4): 3536-3546. DOI: 10.12677/acm.2026.1641618

## Abstract

**Objective:** To investigate the application value of clinical characteristics, deep learning features derived from preoperative contrast-enhanced CT images, and their combined model in predicting overall survival (OS) following radical cystectomy for bladder cancer. **Methods:** This retrospective study included 304 patients who underwent laparoscopic radical cystectomy at Qingdao University Affiliated Hospital between July 2017 and February 2023 and were pathologically confirmed to have bladder cancer. Clinical data and preoperative contrast-enhanced CT images were collected. Univariate and multivariate Cox regression analyses were performed to identify clinical prognostic factors and construct a clinical model. After standardization, super-resolution reconstruction, and multi-layer region-of-interest (ROI) integration of the CT images, deep image features were extracted using a pre-trained ResNet-50 model, and an image model was constructed using LASSO-Cox regression. A combined model was further developed by integrating clinical and imaging risk information. Model performance was evaluated using the C-index and Kaplan-Meier curves. **Results:** The median follow-up duration for the entire cohort was 50 months. The C-index for the clinical model was 0.789 in the training set and 0.716 in the validation set; for the CT deep image model, it was 0.756 and 0.657, respectively; and for the combined model, it was 0.828 and 0.732, respectively. **Conclusion:** Both clinical features and preoperative CT deep learning features possess predictive value for postoperative OS in bladder cancer. The integration of these two approaches further enhances the model's discriminatory ability, providing a reference for patient risk stratification and personalized follow-up management.

## Keywords

Deep Learning, Radiomics, Survival Prediction

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

膀胱癌是泌尿系统最常见的恶性肿瘤之一, 在全球恶性肿瘤中发病率居前, 具有复发率高、异质性强和长期预后差异显著等特点[1]。根据肿瘤浸润深度不同, 膀胱癌通常分为非肌层浸润性膀胱癌和肌层浸润性膀胱癌。对于高危非肌层浸润性膀胱癌及肌层浸润性膀胱癌患者, 根治性膀胱切除术(radical cystectomy, RC)仍是目前最重要的治疗方式之一[2][3]。然而, 即使接受了标准化手术治疗, 不同患者术后生存结局仍存在明显差异, 因此如何准确识别高风险人群并实现个体化管理, 仍是临床面临的重要问题。

当前膀胱癌术后预后评估主要依赖年龄、肿瘤分期、淋巴结转移、组织学分级、脉管浸润及神经侵犯等传统临床病理指标。这些指标具有明确临床价值, 但多来源于宏观分层和经验判断, 难以充分反映肿瘤内部复杂的生物学异质性。即使处于相同 TNM 分期或相似病理类型的患者, 其术后总体生存仍可能存在较大差异, 提示单纯依赖传统指标进行风险分层已难以满足精准医学背景下的临床需求。

CT 是膀胱癌术前最常用的影像学检查之一, 可较全面地评估肿瘤局部侵犯范围、淋巴结状态及周围解剖结构变化。传统影像阅片主要依赖医师经验, 存在一定主观性。而深度学习技术的发展, 使研究者能够从常规 CT 图像中自动提取高维潜在特征, 用于捕捉肿瘤形态、纹理、边界和异质性等肉眼难以直接

识别的信息[4]。已有研究表明, CT 深度影像特征在多种实体肿瘤的分型、疗效评估和生存预测中表现出良好潜力[5][6]。但在膀胱癌尤其是 RC 术后总体生存评估领域, 相关研究仍相对有限, 且多集中于单一信息来源。

临床变量反映患者整体健康状况、合并症负担及传统肿瘤分期信息, 而 CT 深度影像特征则从无创角度揭示肿瘤宏观表型及局部异质性。二者分别对应“宿主状态”和“肿瘤表型”两个关键维度, 理论上具有互补性。因此, 本研究以接受 RC 且术后病理证实为膀胱癌的患者为研究对象, 系统收集其临床资料和术前增强 CT 图像, 分别构建临床模型、CT 深度影像模型及临床-影像联合模型, 用于预测患者 OS, 并比较不同模型的区分能力与稳定性, 以期为膀胱癌患者术后风险分层提供更客观的依据。

## 2. 方法

### 2.1. 研究对象

#### 2.1.1. 对象来源

本研究为单中心回顾性研究, 连续纳入 2017 年 7 月至 2023 年 2 月期间于青岛大学附属医院泌尿外科接受腹腔镜根治性膀胱切除术且术后病理证实为膀胱癌的患者 912 例。经严格筛选后, 最终纳入 304 例患者用于本研究分析。所有入组患者均具有完整的临床资料、术前 CT 影像及随访数据。全部患者按 7:3 比例随机分为训练集和测试集, 用于模型构建与性能评估。

#### 2.1.2. 纳入标准

- (1) 接受标准腹腔镜根治性膀胱切除术;
- (2) 术前完成盆腔增强 CT 或 CTU 检查;
- (3) 术后病理证实为膀胱癌;
- (4) 具有完整的人口学、临床、影像学及随访资料。

#### 2.1.3. 排除标准

- (1) 缺乏结局随访资料;
- (2) CT 图像质量欠佳或资料不全;
- (3) 术前接受除经尿道膀胱肿瘤切除术及膀胱灌注治疗外的抗肿瘤治疗;
- (4) 合并其他同期恶性肿瘤;
- (5) 肿瘤边界难以明确界定;
- (6) 存在全身多处转移。

### 2.2. 临床资料获取

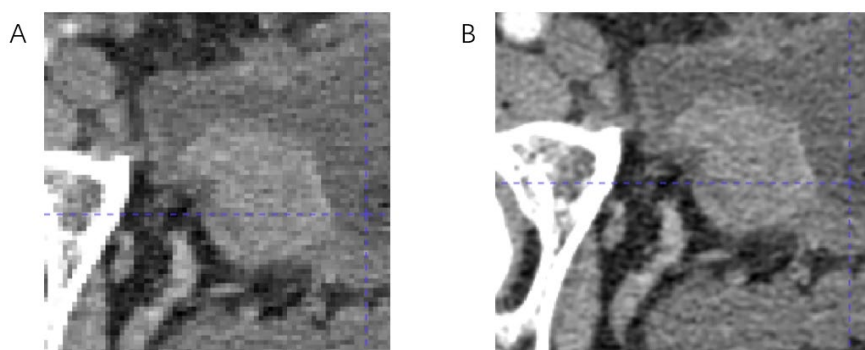
从医院信息系统收集患者人口学资料、基础疾病、肿瘤分期、免疫组化指标及治疗相关变量, 包括性别、年龄、身高、体重、BMI、基础疾病、T 分期、N 分期、Ki-67 指数、术前 TURBT 情况及术后治疗情况等。TNM 分期依据美国癌症联合委员会(AJCC)第 8 版标准定义[7][8]。同时计算 Charlson 合并症指数(Charlson Comorbidity Index, CCI)及年龄校正 Charlson 合并症指数(age-adjusted Charlson Comorbidity Index, aCCI), 以量化患者基线合并症负担[9]-[12]。

### 2.3. CT 影像获取与预处理

本研究所用 CT 设备包括 Aquilion ONE 640、Somatom Sensation Cardiac 64 及 Discovery CT750 HD。扫描参数尽可能统一: 自动管电流调制, 管电压 120 kV, 螺距 0.9, 图像矩阵 512 × 512, 重建层厚 5 mm。

患者平扫后经肘静脉注射造影剂行动态增强扫描, 扫描范围覆盖髂嵴上缘至会阴水平, 所有图像均以 DICOM 格式保存。

为减少不同设备及扫描条件带来的异质性, 对所有 CT 图像进行统一灰度标准化处理, 将窗位和窗宽分别固定为 40 HU 和 350 HU。随后利用 OnekeyAI 平台(<https://github.com/OnekeyAI-Platform/onekey>), 引入基于生成对抗网络的超分辨率重建方法, 对图像进行 2 倍空间分辨率增强, 以改善肿瘤边界及局部纹理信息表达(图 1)。

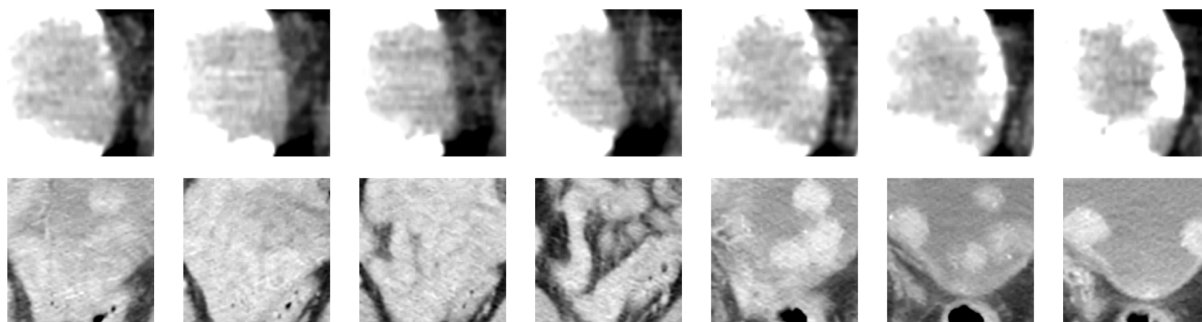


注: A 为原始图像; B 为重建后图像。

**Figure 1.** Schematic illustration of super-resolution reconstruction comparison  
**图 1.** 超分辨率重建对比示意图

## 2.4. ROI 勾画与多通道数据构建

两名影像科医师首先独立判读图像以确定病灶位置、形态及范围, 随后由 1 名泌尿外科医师采用 ITK-SNAP 软件逐层手工勾画肿瘤感兴趣区域(region of interest, ROI), 尽量排除邻近脂肪、气体及非肿瘤组织。所有勾画者在操作时不知晓患者临床和结局信息。为评估勾画可重复性, 随机抽取 30 例患者于 1 个月后重复分割。若边界存在明显差异, 由资深专家进行最终裁定。在完成肿瘤勾画后, 以最大横断面积层面为中心, 向上下各选取 3 个相邻层面, 共构建 7 个连续层面的多通道输入, 以尽可能保留肿瘤空间结构信息(图 2)。



**Figure 2.** Multi-channel data display  
**图 2.** 多通道数据展示

## 2.5. 模型构建

### 2.5.1. 临床模型构建

首先对所有候选临床变量进行单因素 Cox 比例风险回归分析, 筛选与 OS 相关的候选因素。随后将

具有统计学意义的变量纳入多因素 Cox 回归分析, 构建临床风险预测模型, 并计算风险比(hazard ratio, HR)及 95%置信区间(confidence interval, CI)。基于最终多因素模型系数计算每位患者的风险评分, 用于生存分层及模型评估。

### 2.5.2. CT 深度影像模型构建

采用基于 ImageNet 预训练权重初始化的 ResNet-50 作为固定特征提取器, 从每位患者多通道 CT 输入中提取倒数第二层深度特征, 每例患者获得 2048 维深度影像特征。为降低特征冗余并减少过拟合, 采用 LASSO-Cox 回归进行特征筛选, 正则化参数通过十折交叉验证确定, 最终构建 OS 影像预测模型。

### 2.5.3. 临床 - 影像联合模型构建

在临床模型和 CT 深度影像模型基础上, 进一步将具有预后价值的临床变量与影像风险评分进行整合。将多因素 Cox 分析筛选得到的临床变量与 CT 深度影像模型生成的风险评分共同纳入 Cox 比例风险回归模型, 构建临床 - 影像联合预测模型。

## 2.6. 随访与结局定义

所有患者均按统一方案进行随访。术后前 2 年每 3 个月随访 1 次, 此后每 6 个月随访 1 次, 最后随访截至 2024 年 12 月 31 日。OS 定义为自手术日期至任何原因死亡的时间。随访截止时未发生事件者在最后一次随访时间进行删失处理。

## 2.7. 统计学分析

连续变量依据分布情况采用均数  $\pm$  标准差或中位数(四分位数间距)表示, 分类变量以频数和百分比表示。组间比较采用 Z 检验、Mann-Whitney U 检验、 $\chi^2$  检验或 Fisher 精确检验。生存分析采用 Cox 比例风险回归、Kaplan-Meier 曲线及 Log-rank 检验。模型区分度通过一致性指数(C-index)进行评价。所有统计检验均为双侧检验, 以  $p < 0.05$  为差异有统计学意义。统计分析主要采用 Python 和 R 完成。

## 3. 结果

### 3.1. 基线资料

本研究共纳入 304 例膀胱癌患者, 均具有完整临床资料及术前 CT 影像。按 7:3 比例随机分为训练集和测试集。全队列中位随访时间为 50 个月(四分位距: 42~62.6 个月), 1 年、3 年和 5 年 OS 分别为 0.733、0.635 和 0.565。训练集与测试集在年龄、身高、体重、BMI、CCI、aCCI、Ki-67 指数、性别构成、术前 TURBT 情况及主要病理分期等基线变量方面差异均无统计学意义(均  $p > 0.05$ ), 提示两队列具有良好的可比性。

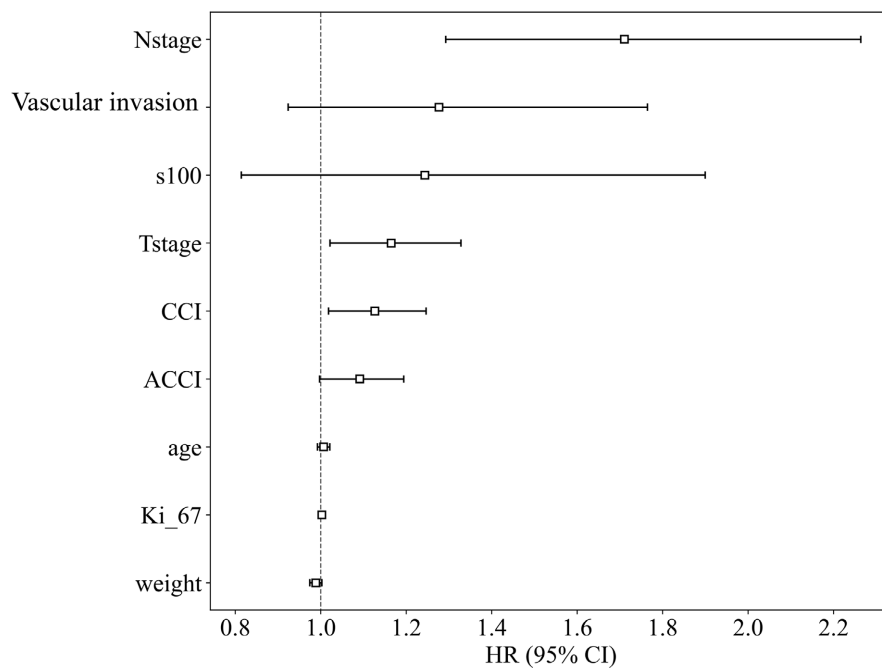
### 3.2. 临床模型构建及性能

基于临床变量进行单因素 Cox 回归分析后, 将有统计学意义的指标纳入多因素 Cox 回归模型。结果显示, CCI、T 分期和 N 分期是影响 OS 的重要独立相关因素(图 3)。上述结果提示, 除肿瘤相关指标外, 患者合并症状态同样对术后长期生存具有显著影响。

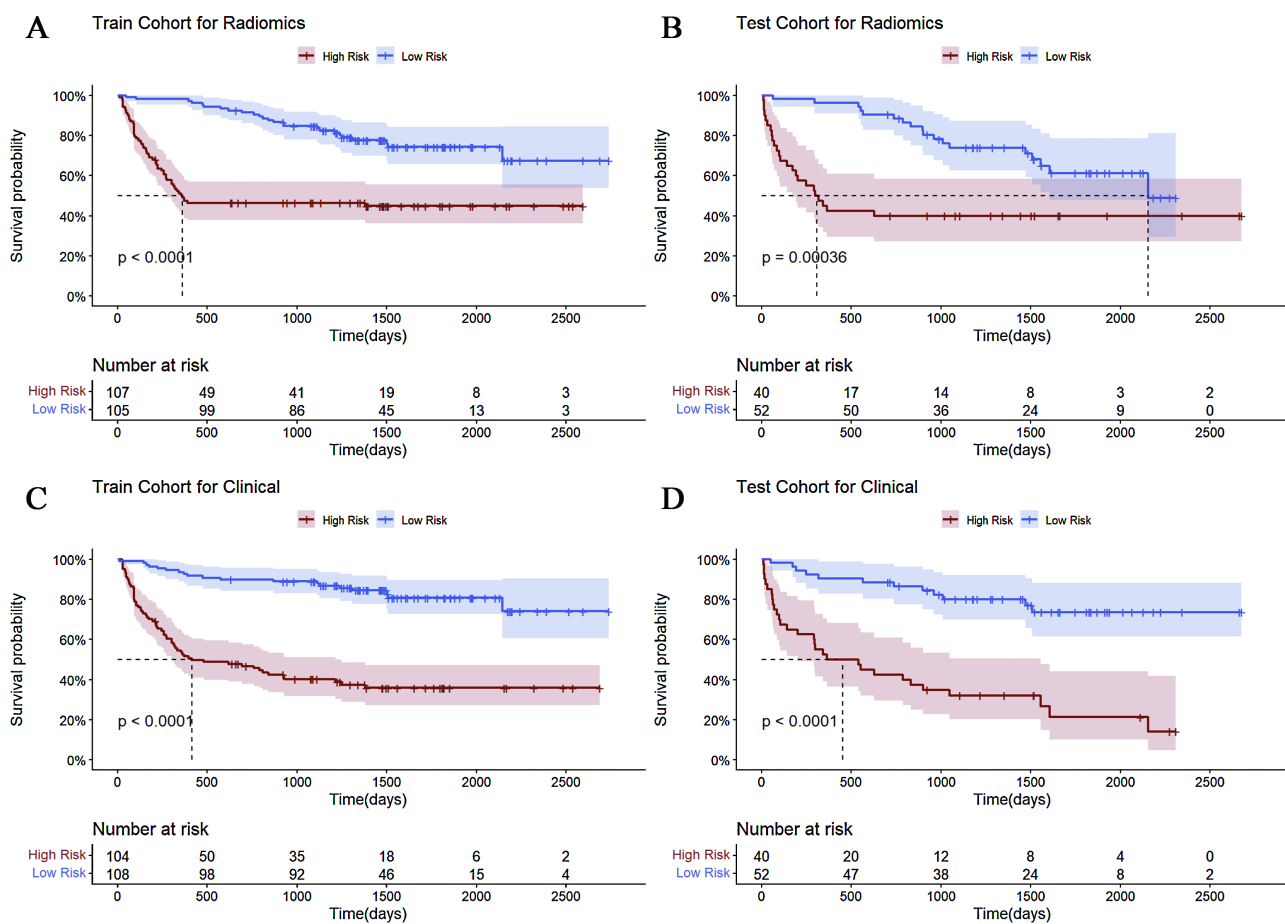
基于筛选变量构建的临床预测模型在 OS 预测中表现较好, 训练集和测试集 C-index 分别为 0.789 和 0.716。Kaplan-Meier 生存分析显示, 依据临床风险评分分层后, 高风险组与低风险组 OS 差异明显, 说明该模型具有较好的风险区分能力和一定稳定性(图 4)。

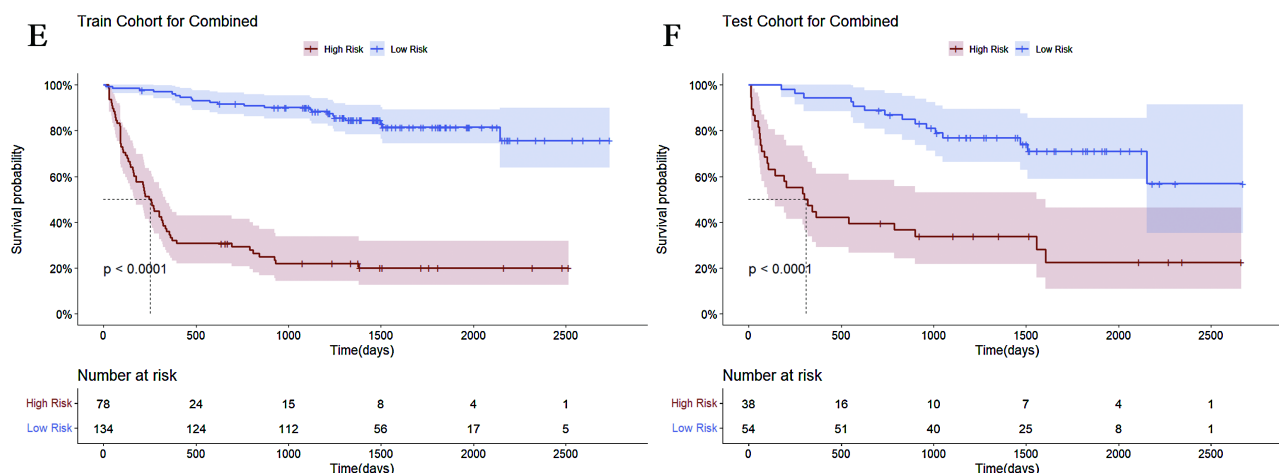
### 3.3. CT 深度影像模型构建及性能

采用预训练 ResNet-50 从多通道 CT 图像中提取深度特征, 每例患者获得 2048 维特征。经标准化及



**Figure 3.** Forest plot of the multivariate Cox regression for the clinical model  
**图 3.** 临床模型多因素 Cox 回归森林图





注: (A) 为影像模型训练集结果; (B) 为影像模型测试集结果; (C) 为临床模型训练集结果; (D) 为临床模型测试集结果; (E) 为联合模型训练集结果; (F) 为联合模型测试集结果。

**Figure 4.** K-M curves for each model

**图 4.** 各模型 K-M 曲线

LASSO-Cox 筛选后, 最终保留 652 个具有潜在预后价值的影像特征用于模型构建。上述特征可在一定程度上表征肿瘤边界、纹理复杂度及局部异质性等潜在信息。图 5 显示了影像学特征筛选的过程。

该模型在 OS 预测中, 训练集和测试集 C-index 分别为 0.756 和 0.657。Kaplan-Meier 生存曲线显示, 基于影像风险评分的高低风险组 OS 存在明显差异, 提示术前增强 CT 深度影像特征能够为患者术后总体生存评估提供有价值的无创信息(图 4)。与此同时, 影像模型在测试集中的区分度低于临床模型, 提示其稳定性仍有待进一步提升。

### 3.4. 临床 - 影像联合模型构建及性能

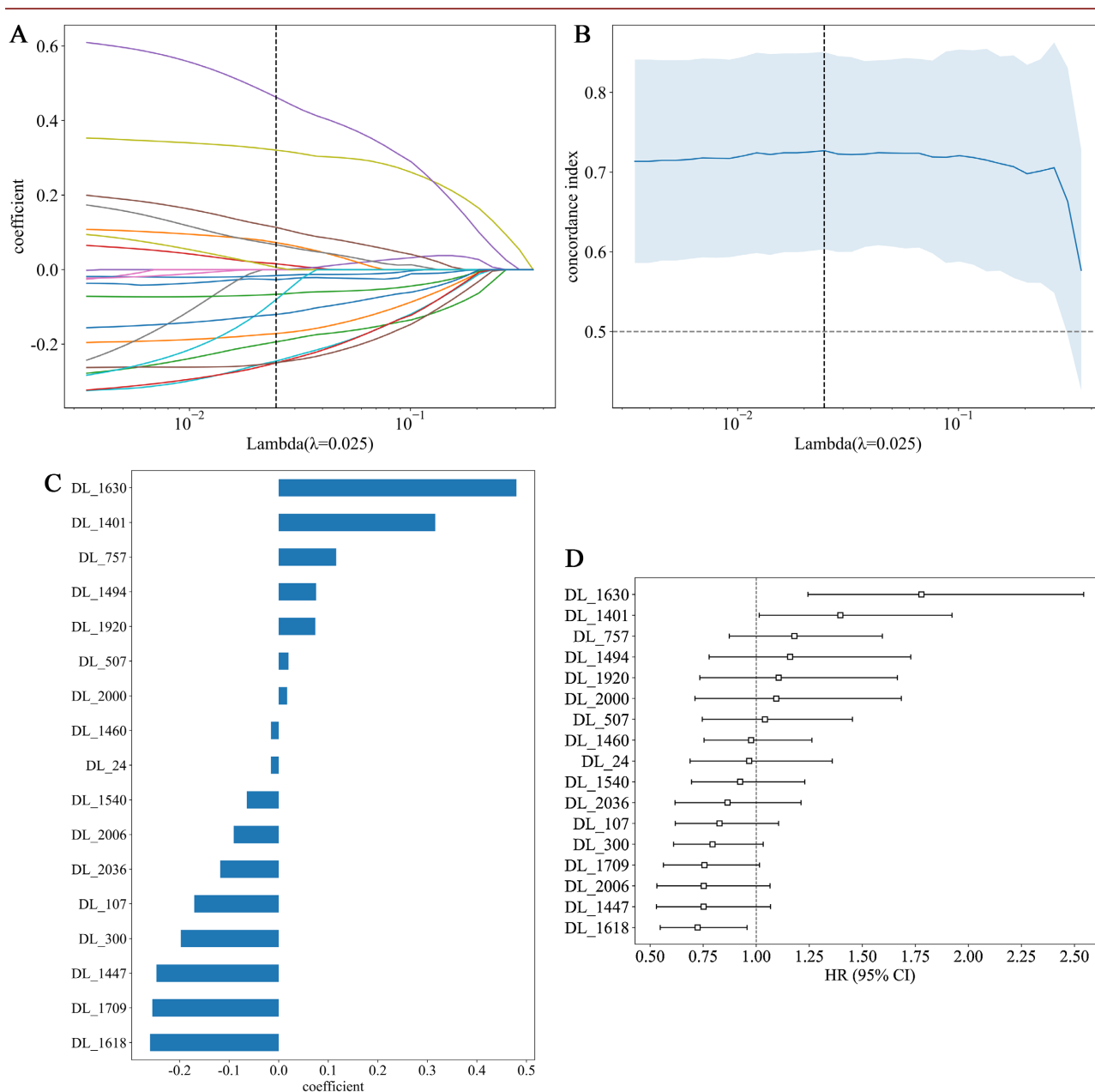
在临床模型和 CT 深度影像模型基础上, 进一步整合具有预后价值的临床变量与影像风险评分, 构建临床 - 影像联合预测模型。结果显示, 联合模型在训练集和测试集中的 C-index 分别为 0.828 和 0.732, 整体表现优于单独临床模型和 CT 深度影像模型。K-M 曲线见图 4。同时我们构建了联合模型预测 OS 的列线图(图 6)。

上述结果提示, 临床信息与 CT 深度影像特征在预后评估中具有一定互补性。前者反映患者基础状态和传统分期信息, 后者提供肿瘤宏观形态及异质性信息, 二者融合后能够更全面地刻画患者总体生存风险。

## 4. 讨论

本研究围绕膀胱癌 RC 术后总体生存评估, 分别构建了临床模型、CT 深度影像模型和临床 - 影像联合模型。结果显示, 三种模型均具有一定预测价值, 其中联合模型在训练集和测试集中的 C-index 分别达到 0.828 和 0.732, 整体表现最佳。这表明临床变量与影像深度特征之间存在互补价值, 联合建模能够更全面地反映患者预后风险。

临床模型在本研究中表现较为稳定。多因素分析结果显示, CCI、T 分期和 N 分期是较为稳定的预后相关因素, 这与既往膀胱癌研究认识基本一致[13][14]。T 分期和 N 分期反映肿瘤局部浸润深度及淋巴结转移程度, 是决定患者长期结局的重要指标; CCI 则从患者整体健康状态和合并症负担角度补充了传统肿瘤学信息。膀胱癌患者多为中老年人群, 基础疾病不仅影响围手术期耐受性, 也会影响后续治疗实施及长期生存, 因此合并症相关指标在预后模型中的保留具有明确医学意义。

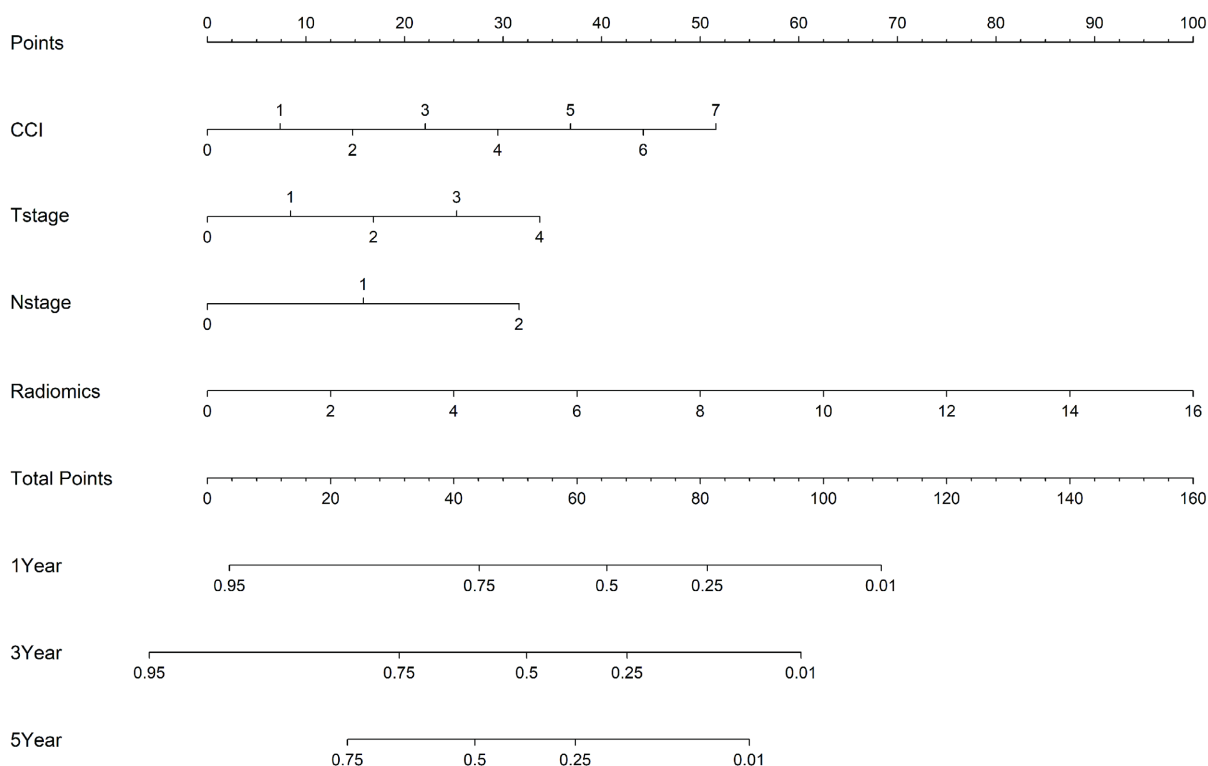


注: (A) 为 LASSO 回归系数路径图; (B) 为基于交叉验证的最优惩罚参数  $\lambda$  选择图; (C) 为 LASSO 筛选后特征系数条形图; (D) 为纳入模型特征的多因素 Cox 回归森林图。

**Figure 5.** Image feature selection and model development process

**图 5.** 影像特征筛选及模型建立过程

CT 深度影像模型同样表现出一定预测能力, 说明术前常规增强 CT 中蕴含着可用于预后评估的潜在信息。与传统依赖人工设计的放射组学特征不同, 深度学习特征具有更强的自动表达能力, 能够从肿瘤边界、内部纹理、空间分布及周围组织关系中提取更复杂的高维模式。本研究使用的超分辨率方法基于利用 OnekeyAI 平台的生成对抗网络(GAN)架构及其预处理模型。模型由生成器和判别器经对抗训练实现低/高分辨率图像的映射训练。训练数据集为来自公共数据库的百万张医学 CT 图像, 按高分辨率图像下采样构建高低分辨率配对。模型损失函数融合梯度损失、L1 损失与感知损失, 从梯度、像素、特征层面



**Figure 6.** Nomogram for the combined model

**图 6.** 联合模型预测列线图

保障生成图像的高视觉相似度。该方法已在多项研究中表现出较好的成像能力[15][16]。本研究在影像预处理中引入灰度标准化、超分辨率重建及 7 层多通道输入策略, 尽可能减轻设备差异、提高边界显示效果并保留更多空间结构信息。结果表明, 该策略可在一定程度上提升模型对肿瘤侵袭性和潜在生存风险的识别能力。单纯 CT 深度模型在测试集中的性能低于临床模型。这提示尽管影像深度特征具有较强的信息承载能力, 但其稳定性仍可能受到样本量、图像采集参数、手工分割边界及单中心数据分布的影响。相较之下, 临床变量具有更高的标准化程度和更直接的生物学解释, 因此在独立测试中通常表现更稳健。而联合模型优于单模态模型, 进一步说明临床变量与影像深度特征并非简单重复, 而是在不同层面反映患者风险状态, 融合后可提高模型整体区分能力。

本研究仍存在一定局限性。本研究为单中心回顾性研究, 样本量有限, 可能存在选择偏倚, 同时缺乏外部独立验证, 模型泛化能力仍需在多中心、大样本数据中进一步检验。本研究预测模型最终纳入 CCI, 未纳入 aCCI 及年龄。在临床模型单因素分析中 aCCI 和年龄均与 OS 存在潜在关联( $p < 0.05$ ), 但二者预后效应均在多因素回归计算后被核心指标掩盖(多因素回归中 aCCI:  $p = 0.058$ ), 未成为独立预后因子。此结果可能与本研究样本量及随访时间受限相关, 有限数据可能未能充分显现年龄因素在远期预后的效应。后续将扩大样本队列、延长随访时间, 进一步验证二者对 OS 的独立预后价值。

综上, 本研究证明了临床特征与术前 CT 深度影像特征均可用于膀胱癌 RC 术后 OS 评估, 且联合模型表现最佳。该结果为膀胱癌患者的术后风险分层和个体化随访管理提供了新的参考依据, 也为后续构建更高层次的综合预测体系奠定了基础。

## 5. 结论

本研究基于膀胱癌根治性膀胱切除术后患者的临床资料和术前增强 CT 影像, 分别构建了临床模型、

CT 深度影像模型及临床 - 影像联合模型, 用于总体生存期预测。结果表明, 三种模型均具有一定预后评估价值, 其中联合模型表现最佳, 提示临床特征与 CT 深度影像特征具有互补性。该模型可为膀胱癌患者术后风险分层及个体化随访管理提供参考依据。

## 声 明

本研究已获得医院伦理委员会批准(伦理编号: QDFYWZLL30474), 因属回顾性研究且未对患者诊疗造成额外干预, 免除知情同意。

## 参考文献

- [1] Siegel, R.L., Giaquinto, A.N. and Jemal, A. (2024) Cancer Statistics, 2024. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 12-49. <https://doi.org/10.3322/caac.21820>
- [2] Alfred Witjes, J., Max Bruins, H., Carrión, A., Cathomas, R., Compérat, E., Efstathiou, J.A., *et al.* (2024) European Association of Urology Guidelines on Muscle-Invasive and Metastatic Bladder Cancer: Summary of the 2023 Guidelines. *European Urology*, **85**, 17-31. <https://doi.org/10.1016/j.eururo.2023.08.016>
- [3] Powles, T., Bellmunt, J., Comperat, E., De Santis, M., Huddart, R., Loriot, Y., *et al.* (2022) Bladder Cancer: ESMO Clinical Practice Guideline for Diagnosis, Treatment and Follow-Up. *Annals of Oncology*, **33**, 244-258. <https://doi.org/10.1016/j.annonc.2021.11.012>
- [4] Liu, Z., Wang, S., Dong, D., Wei, J., Fang, C., Zhou, X., *et al.* (2019) The Applications of Radiomics in Precision Diagnosis and Treatment of Oncology: Opportunities and Challenges. *Theranostics*, **9**, 1303-1322. <https://doi.org/10.7150/thno.30309>
- [5] Wei, Z., Xv, Y., Liu, H., Li, Y., Yin, S., Xie, Y., *et al.* (2024) A CT-Based Deep Learning Model Predicts Overall Survival in Patients with Muscle Invasive Bladder Cancer after Radical Cystectomy: A Multicenter Retrospective Cohort Study. *International Journal of Surgery*, **110**, 2922-2932. <https://doi.org/10.1097/j.s9.0000000000001194>
- [6] Sun, R., Zhang, M., Yang, L., Yang, S., Li, N., Huang, Y., *et al.* (2024) Preoperative CT-Based Deep Learning Radiomics Model to Predict Lymph Node Metastasis and Patient Prognosis in Bladder Cancer: A Two-Center Study. *Insights into Imaging*, **15**, Article No. 21. <https://doi.org/10.1186/s13244-023-01569-5>
- [7] Flaig, T.W., Spiess, P.E., Abern, M., Agarwal, N., Bangs, R., Buyyounouski, M.K., *et al.* (2024) Bladder Cancer, Version 3.2024. *Journal of the National Comprehensive Cancer Network*, **22**, 216-225. <https://doi.org/10.6004/jnccn.2024.0024>
- [8] Magers, M.J., Lopez-Beltran, A., Montironi, R., Williamson, S.R., Kaimakliotis, H.Z. and Cheng, L. (2018) Staging of Bladder Cancer. *Histopathology*, **74**, 112-134. <https://doi.org/10.1111/his.13734>
- [9] Chen, X., Gao, F., Pan, Q., Huang, C., Luo, R., Lu, X., *et al.* (2024) aCCI-HBV-ACLF: A Novel Predictive Model for Hepatitis B Virus-Related Acute-on-Chronic Liver Failure. *Alimentary Pharmacology & Therapeutics*, **61**, 286-298. <https://doi.org/10.1111/apt.18347>
- [10] Gong, C., Xiang, X., Hong, B., Shen, T., Zhang, M., Shen, S., *et al.* (2023) ACCI Could Be a Poor Prognostic Indicator for the In-Hospital Mortality of Patients with SFTS. *Epidemiology and Infection*, **151**, e203. <https://doi.org/10.1017/s0950268823001930>
- [11] Kahl, A., du Bois, A., Harter, P., Prader, S., Schneider, S., Heitz, F., *et al.* (2017) Prognostic Value of the Age-Adjusted Charlson Comorbidity Index (ACCI) on Short- and Long-Term Outcome in Patients with Advanced Primary Epithelial Ovarian Cancer. *Annals of Surgical Oncology*, **24**, 3692-3699. <https://doi.org/10.1245/s10434-017-6079-9>
- [12] Lin, J., Huang, Y., Xie, J., Wang, J., Lu, J., Chen, Q., *et al.* (2019) Age-Adjusted Charlson Comorbidity Index (ACCI) Is a Significant Factor for Predicting Survival after Radical Gastrectomy in Patients with Gastric Cancer. *BMC Surgery*, **19**, Article No. 53. <https://doi.org/10.1186/s12893-019-0513-9>
- [13] Ditonno, F., Vecchia, A., Montanaro, F., Pettenuzzo, G., Franco, A., Manfredi, C., *et al.* (2024) Trimodal Therapy vs Radical Cystectomy in Patients with Muscle-Invasive Bladder Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis of Comparative Studies. *BJU International*, **134**, 684-695. <https://doi.org/10.1111/bju.16366>
- [14] Geynisman, D.M., Abbosh, P.H., Ross, E., Zibelman, M.R., Ghatalia, P., Anari, F., *et al.* (2025) Phase II Trial of Risk-Enabled Therapy after Neoadjuvant Chemotherapy for Muscle-Invasive Bladder Cancer (RETAIN 1). *Journal of Clinical Oncology*, **43**, 1113-1122. <https://doi.org/10.1200/jco.24-01214>
- [15] Xing, X., Li, L., Sun, M., Yang, J., Zhu, X., Peng, F., *et al.* (2024) Deep-Learning-Based 3D Super-Resolution CT Radiomics Model: Predict the Possibility of the Micropapillary/solid Component of Lung Adenocarcinoma. *Heliyon*, **10**, e34163. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e34163>

- [16] Wang, L., Guo, T., Wang, L., Yang, W., Wang, J., Nie, J., *et al.* (2024) Improving Radiomic Modeling for the Identification of Symptomatic Carotid Atherosclerotic Plaques Using Deep Learning-Based 3D Super-Resolution CT Angiography. *Heliyon*, **10**, e29331. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29331>