DOI:10.16016/j.2097-0927.202503004

CT影像组学联合临床特征对胰腺导管腺癌患者生存预测的应用研究

李 可[1,2],陈家飞[1],杨 靖[1],陈 伟[1] 陆军军医大学(第三军医大学):[1]第一附属医院放射科,重庆;[2]武警四川总队医院医学影像科,四川乐山

[摘要] **目的** 构建基于CT影像组学的胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma,PDAC)预后预测模型,为个体化治疗决策提供依据。**方法** 回顾性纳入2020年1月至2023年12月在陆军军医大学第一附属医院就诊的118例PDAC患者,按7∶3比例将患者分为训练组(*n*=83)和验证组(*n*=35)。采用ITK-SNAP软件对术前增强CT动脉期图像进行3D分割,通过pyradiomics提取影像组学特征。经ICC分析(>0.85)筛选高重复性特征,采用LASSO回归确定核心特征并构建Rad-score。基于Cox回归分析构建影像组学模型及联合临床特征的综合模型,用于预测PDAC患者总生存时间。采用受试者工作特征(ROC)曲线及校准曲线对模型进行评价。**结果** 共提取1 453个影像组学特征,经筛选最终确定7个核心特征构建Rad-score。基于Rad-score构建的影像组学预测模型在训练组和验证组的1年生存预测AUC分别为0.796(95%*CI*:0.702~0.890)和0.744(95%*CI*:0.589~0.899)。联合临床特征的综合预测模型分别为0.906(95%*CI*:0.842~0.970)和0.872(95%*CI*:0.753~0.992)。校准曲线显示模型具有良好的预测准确性。**结论** 基于CT影像特征构建的影像组学模型和联合临床特征的综合预测模型具有良好的生存时间预测效能。

[关键词] 胰腺导管腺癌;影像组学;预后预测

[中图法分类号] R730.7;R735.9;R814.42 [文献标志码] A

Clinical application of combined CT radiomics and clinical features in survival prediction for pancreatic ductal adenocarcinoma patients

LI Ke[1,2], CHEN Jiafei[1], YANG Jing[1], CHEN Wei[1] [1]Department of Radiology, First Affiliated Hospital, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing; [2]Department of Medical Imaging, Sichuan Corps Hospital of Chinese People's Armed Police Force, Leshan, Sichuan, China

[**Abstract**] **Objective** To develop a CT radiomics-based prediction model for prognosis of pancreatic ductal adenocarcinoma (PDAC) in order to provide evidence for individualized treatment decisions. **Methods** A retrospective study was carried on 118 PDAC patients admitted in the First Affiliated Hospital of Army Medical University between January 2020 and December 2023. They were assigned into a training group (*n*=83) and a validation group (*n*=35) at a 7∶3 ratio. ITK-SNAP software was used to perform 3-D segmentation on the preoperatively enhanced arterial phase CT images, and radiomic features were extracted using pyradiomics. High-reproducibility features were selected through ICC analysis (>0.85), and core features were determined using LASSO regression to construct the Rad-score. Cox regression analysis was

[基金项目] 重庆市科卫联合重点项目(2023ZDXM008)

[通信作者] 陈 伟,E-mail:landcw@tmmu.edu.cn

2097-0927/Copyright © 2025, 陆军军医大学(第三军医大学)。这篇开放获取文章遵循CC BY许可协议(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

引用格式:李可,陈家飞,杨靖,等.CT影像组学联合临床特征对胰腺导管腺癌患者生存预测的应用研究[J].陆军军医大学学报,2025,47(14):1587-1594.DOI:10.16016/j.2097-0927.202503004.

Citation:LI K,CHEN J F,YANG J,*et al*. Clinical application of combined CT radiomics and clinical features in survival prediction for pancreatic ductal adenocarcinoma patients[J]. J Army Med Univ,2025,47(14):1587-1594. DOI:10.16016/j.2097-0927.202503004.

employed to develop both a radiomics model and a model integrating radiomic and clinical features for predicting overall survival in PDAC patients. Receiver operating characteristic (ROC) curves and calibration curves were plotted to evaluate the prognostic models for survival prediction. **Results** From 1 453 extracted radiomic features, 7 core features were finally selected to construct the Rad-score. The radiomics prediction model based on the Rad-score achieved an AUC value of 0.796 (95%*CI*: 0.702~0.890) and 0.744 (95%*CI*: 0.589~0.899) for 1-year survival prediction in the training and validation groups, respectively. The integrated model combining 2 types of features together demonstrated improved performance with an AUC value of 0.906 (95%*CI*: 0.842~0.970) and 0.872 (95%*CI*: 0.753~0.992) in the 2 groups. Calibration curve analysis indicated good prediction accuracy for both models. **Conclusion** Both the CT radiomics-based model and the integrated model incorporating clinical features demonstrate good predictive performance for survival outcomes.

[**Key words**] pancreatic ductal adenocarcinoma; radiomics; prognosis prediction

Supported by the Key Joint Medical Research Project of Chongqing Science and Technology Commission and Chongqing Health Commission (2023ZDXM008). Corresponding author: CHEN Wei, E-mail: landcw@tmmu.edu.cn

胰腺导管腺癌(pancreatic ductal adenocarcinoma,PDAC)是预后最差的实体肿瘤之一,尽管外科手术技术不断进步,其5年生存率在过去20年仍维持在5%~10%的低水平[1-2]。根据全球癌症统计数据,胰腺癌已成为全球第12位最常见的恶性肿瘤,其发病率呈持续上升趋势。在中国,这一趋势尤为显著,与人口老龄化、生活方式改变以及糖尿病患病率升高等因素密切相关[3-4]。PDAC由于早期症状不典型,约80%的患者确诊时已处于晚期阶段,丧失手术机会。因此,准确预测患者预后对于制定个体化治疗方案和改善生存具有重要的临床意义。目前临床上主要依赖血清学指标和病理特征等方法评估患者预后[5-6],然而,这些传统方法存在一定的局限性:首先,血清学指标易受多种因素影响,特异性不足;其次,病理检查需要获取组织标本,具有创伤性且可能存在取样偏差。因此,开发无创、准确、个体化的预后预测方法已成为当前研究的重点和挑战。

影像组学是近年来发展迅速的新兴交叉学科,通过先进的图像分析技术从医学影像中提取大量定量特征,并结合机器学习算法进行分析,为疾病诊断和预后评估提供新的研究思路[7-9]。研究表明,基于影像组学特征构建的预测模型在多种肿瘤中展现出良好的应用前景。例如,在乳腺癌中,影像组学特征可以有效预测患者对新辅助化疗的反应;在肺癌中,能够准确评估免疫治疗疗效[10-11]。这些成功经验为胰腺癌预后预测提供了新的思路。因此,本研究拟通过分析胰腺导管腺癌患者术前增强CT的影像组学特征,构建预测患者生存时间模型,其结果有望为临床医师提供更客观、可靠的预后评估工具,有助于制定个体化治疗方案。

1 资料与方法

1.1 一般资料

回顾性纳入陆军军医大学第一附属医院2020年1月至2023年12月经手术病理确诊为PDAC患者118例。纳入标准:①有完整的病理资料;②在术前1周内本院完成腹部增强CT检查。排除标准:①CT图像质量不佳或存在影响判读的伪影;②临床资料缺失或不完整;③合并其他恶性肿瘤;④接受过术前抗肿瘤治疗。收集临床数据包括年龄、性别和肿瘤标志物(CEA、CA125、CA199),生存数据通过医院随访系统及电话随访确认患者生存状态,末次随访截止时间为2024年10月。患者纳排流程见图1。本研究方案已获陆军军医大学第一附属医院伦理委员会批准(KY201802),并豁免知情同意。

1.2 CT图像获取

所有患者均使用双源多排CT扫描仪(FLASH,西门子医疗)进行检查。扫描参数设置如下:管电压120 kVp,管电流300 mA,螺距0.6~0.8,准直128 mm×0.6 mm。扫描前经肘静脉注入50~100 mL碘佛醇对比剂(碘佛醇注射液,恒瑞医疗),采用触发扫描技术,在注射对比剂后30~40 s获取动脉期图像,60~70 s获取静脉期图像。图像以2 mm层厚重建用于放射学评估,同时以1 mm层厚重建用于后续病灶分割和影像组学分析。2位具有丰富经验的放射科医师(分别有8年和10年腹部影像诊断经验)对CT图像进行回顾性分析。评估内容包括:①肿瘤位置(头部、体尾部);②病灶最大直径。为确保评估的准确性,对于定性数据,如遇

分歧则通过协商达成一致,对于定量数据,取其平均值。

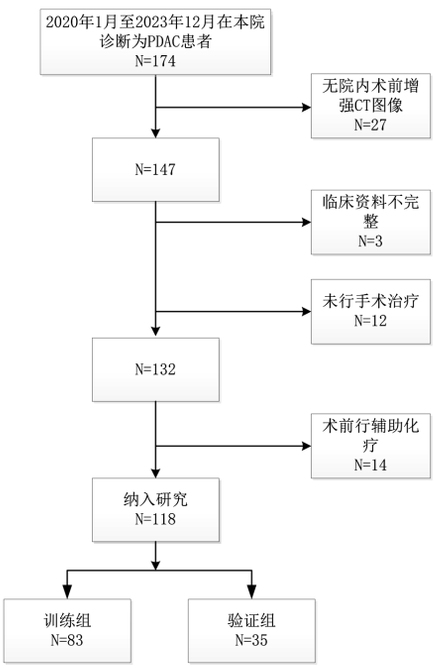


图1 患者纳入与排除流程图

1.3 图像分割与特征提取

由之前的2位放射科医师在1 mm重建的动脉期图像上,使用ITK-SNAP软件(http://www.itksnap.org/)独立完成肿瘤病灶的3D手动感兴趣区域(ROI)分割(图2)。为确保分割的准确性和一致性,所有分割结果经过交叉验证,如遇分歧则通过共同讨论达成一致。采用pyradiomics软件(http://github.com/radiomics/pyradiomics)从ROI提取影像组学特征。提取的特征包括:一阶特征(反映体素强度分布)、形状特征(描述肿瘤的几何特性)、纹理特征(描述局部像素关系)以及通过滤波获得的高阶特征。为评估特征提取的可重复性,随机选择10例患者的影像进行一致性分析,采用组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)评估2位医师提取特征的一致性,仅纳入ICC值>0.85的特征用于后续影像组学模型构建。最终采用2位医师提取特征的平均值作为后续分析的输入值。

1.4 模型的建立与评估

将全部118例患者按7:3比例分为训练组(n=83)和验证组(n=35)。首先对提取的影像组学特征进行Z-score标准化处理,以消除不同特征间量纲差异的影响。再采用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator,LASSO)算法在训练组中筛选最优特征,并构建影像组学评分(Rad-score)。公式为:

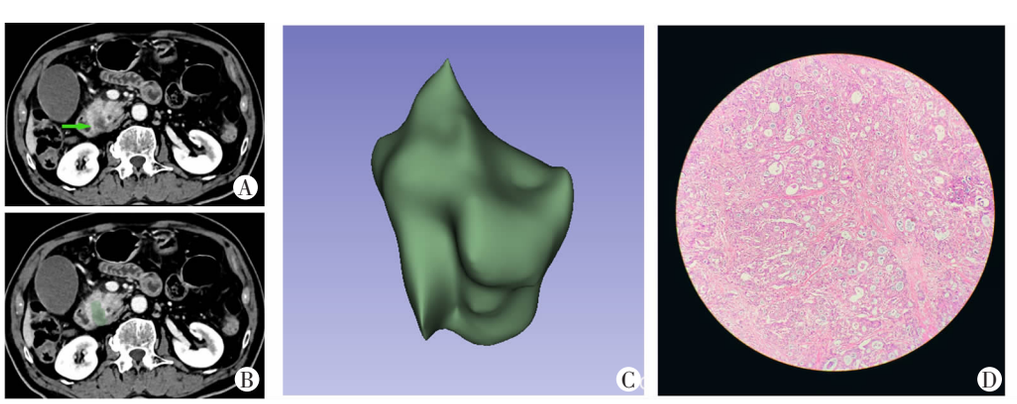
$$Rad\text{-}score=\beta_1X_1+\beta_2X_2+\beta_3X_3+...+\beta_nX_n+b$$

其中β_1~β_n为LASSO回归得到的系数,X_1~X_n为筛选出的影像组学特征,b为截距项。

基于多因素Cox比例风险模型,分别构建单纯基于Rad-score的影像组学预测模型和结合临床特征的综合预测模型。在验证组中验证模型性能,采用受试者工作特征(ROC)曲线及校准曲线对模型进行评价。

1.5 统计学分析

采用SPSS 26.0(IBM公司,美国)和R软件4.2.0进行统计学分析。计量资料符合正态分布者以$\bar{x}\pm s$表示,组间比较采用独立样本t检验;计数资料以例数(%)表示,组间比较采用χ^2检验或Fisher确切概率法。采用glmnet程序包进行LASSO回归筛选影像特征,用survival和survminer程序包进行模型构建,用timeROC和rms程序包进行模型评价。所有统计检验均为双侧检验,P<0.05为差异具有统计学意义。



A:原始增强CT动脉期图像,绿色箭头示病灶;B:单层ROI勾画;C:3D ROI提取;D:HE染色(×100)

图2 PDAC图像分割示意图

2　结果

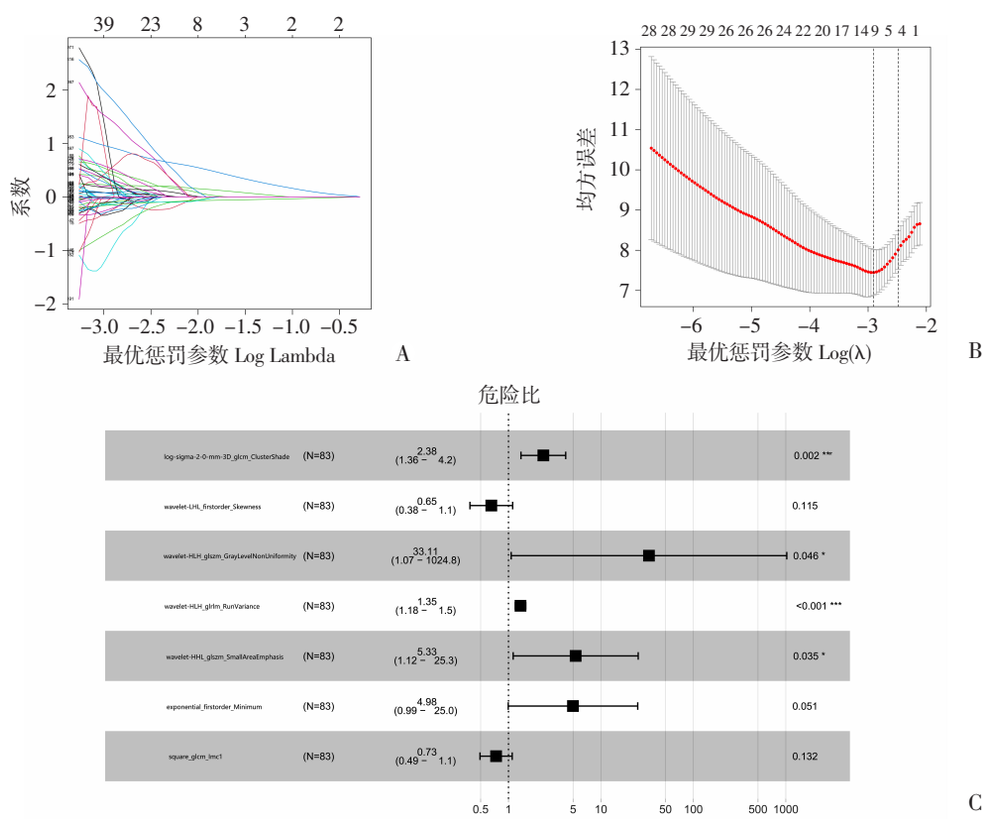
2.1　患者一般资料和影像组学特征

本研究共纳入118例PDAC患者,截止随访日期,共12例患者存活,106例死亡,中位生存时间为14.5个月。训练组和验证组患者的基线临床特征比较见表1。在年龄、性别、肿瘤最大直径、肿瘤标志物水平以及肿瘤位置分布等方面均无统计学差异,表明两组具有良好的可比性。

在影像组学特征提取方面,从每位患者的动脉期CT图像中初始提取了1 453个影像组学特征。通过ICC分析评估特征提取的可重复性,结果显示1 048个特征的ICC值>0.85,表明这些特征具有良好的观察者间一致性。采用LASSO回归算法对这1 048个高重复性特征进行筛选,最终确定7个最具预测价值的特征用于后续影像组学模型的构建。特征筛选过程见图3。

表1　PDAC患者一般资料[例(%),$\bar{x}\pm s$]

临床特征	训练组(n=83)	验证组(n=35)	$t/\chi2$	P值
年龄/岁	55.39±9.69	55.77±9.85	0.197	0.844
肿瘤最大直径/cm	3.31±1.02	3.40±0.97	0.414	0.679
性别			0.192	0.661
女	32(38.55)	12(34.29)		
男	51(61.45)	23(65.71)		
CEA/(μg/L)			0.003	0.954
<5	55(66.27)	23(65.71)		
≥5	28(33.73)	12(34.29)		
CA125/(U/mL)			2.083	0.149
<35	61(73.49)	30(85.71)		
≥35	22(26.51)	5(14.29)		
CA199/(U/mL)			0.192	0.661
<37	32(38.55)	12(34.29)		
≥37	51(61.45)	23(65.71)		
肿瘤位置			2.613	0.106
胰体/尾	14(16.87)	2(5.71)		
胰头	69(83.13)	33(94.29)		



A:LASSO回归系数曲线,随着Lambda(λ)值增加,特征系数逐渐趋近于零;B:通过10倍交叉验证确定最优Lambda值,虚线表示最优λ值对应的特征数量;C:最终筛选出的7个影像组学特征的危险比(*HR*)森林图

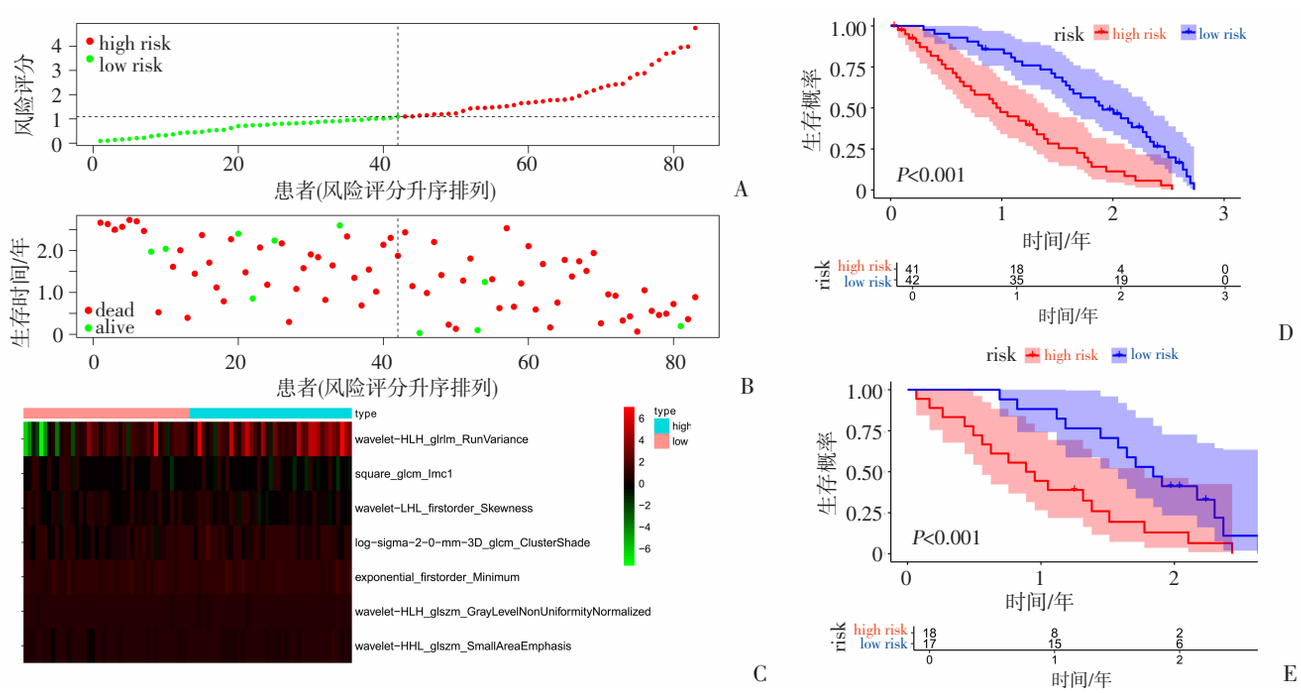
图3　基于LASSO回归的影像组学特征筛选结果

2.2 影像组学模型的构建

采用筛选出的7个影像组学特征,构建基于Rad-score的影像预测模型。通过确定最佳截断值将患者分为高、低风险组。风险图显示随着风险值的增高,患者的生存时间缩短,生存率下降(图4A、B),热图显示这些特征在不同风险组中呈现出显著的表达差异(图4C)。Kaplan-Meier生存分析显示,在训练组和验证组中,高风险组患者的总生存期均显著低于低风险组(*P*<0.001,图4D、E)。

2.3 综合模型的构建与评价

单因素Cox回归分析显示,肿瘤位置(*HR*=2.545,95%*CI*:1.746~3.709,*P*<0.001)和Rad-score(*HR*=1.891,95%*CI*:1.412~2.532,*P*<0.001)与患者预后显著相关。将所有特征进行多因素Cox逐步回归分析后,Rad-score、肿瘤位置、肿瘤最大直径、CA199最终用于综合模型的构建(表2)。基于上述结果,构建整合Rad-score和临床特征的列线图(图5A)。ROC曲线分析显示,在训练组中,单纯影像组学模型和综合预测模型的1年生存期预测AUC值分别为0.796(95%*CI*:0.702~0.890)和0.906(95%*CI*:0.842~0.970);在验证组中分别为0.744(95%*CI*:0.589~0.899)和0.872(95%*CI*:0.753~0.992)(图5B、C)。校准曲线显



A:患者的风险评分(Rad-score)分布;B:患者生存状态散点图,红色表示死亡事件,绿色表示存活或失访;C:筛选出的关键影像组学特征表达热图,红色表示高表达,蓝色表示低表达,颜色深浅代表特征表达水平;D:训练组中高低风险组K-M生存曲线对比;E:验证组中高低风险组K-M生存曲线对比

图4 基于影像组学特征的风险预测模型分析结果

表2 PDAC患者生存预后影响因素的单因素及多因素Cox回归建模

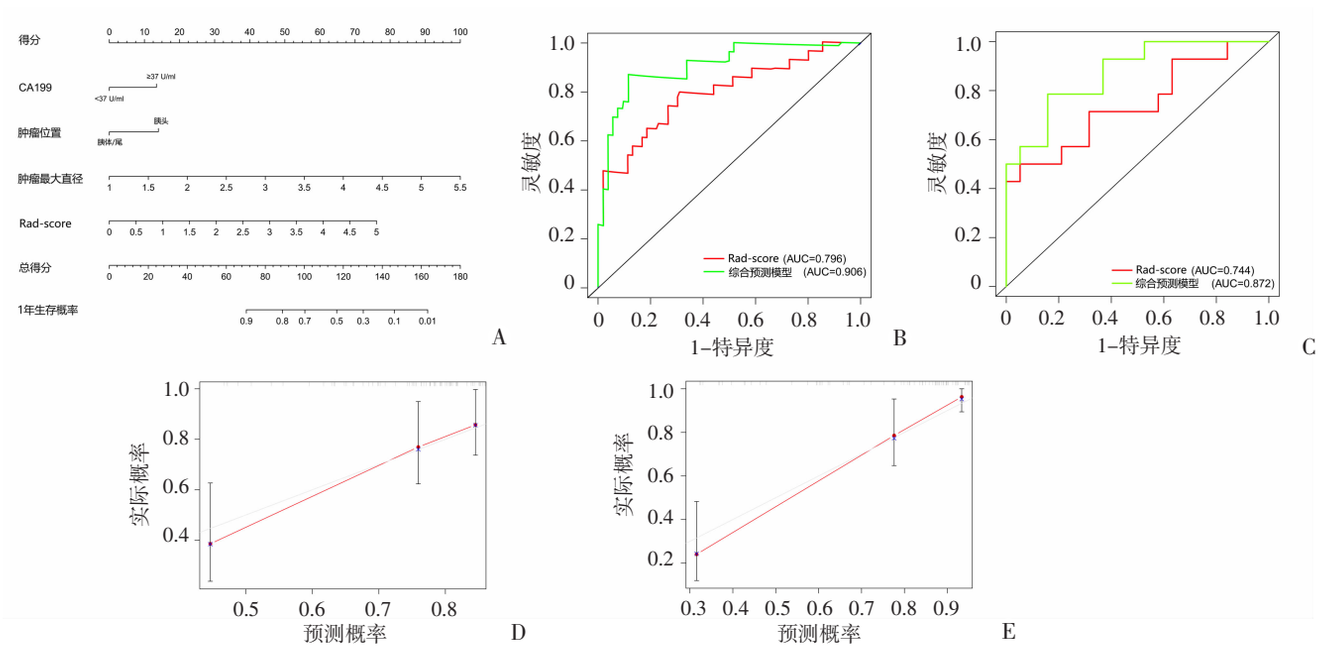
特征	单因素Cox回归分析			多因素Cox回归分析		
	*HR*值	95%*CI*	*P*值	*HR*值	95%*CI*	*P*值
年龄	0.996	0.969~1.024	0.778			
肿瘤最大直径	1.427	0.849~2.397	0.180	2.466	0.960~3.098	0.580
性别(女性*vs*男性)	1.009	0.584~1.741	0.976			
CEA(<5 μg/L *vs* ≥5 μg/L)	0.839	0.445~1.580	0.586			
CA125(<35 U/mL *vs* ≥35 U/mL)	1.529	0.831~2.815	0.173			
CA199(<37 U/mL *vs* ≥37 U/mL)	1.686	0.746~3.809	0.209	1.725	0.960~3.098	0.068
肿瘤位置(胰体/尾*vs*胰头)	2.545	1.746~3.709	<0.001	1.764	0.885~3.516	0.107
Rad-score	1.891	1.412~2.532	<0.001	1.856	1.395~2.469	<0.001

示,在训练组和验证组中,模型预测的1年生存概率与实际观察值均具有良好的一致性(图5D、E)。

3 讨论

本研究探讨了基于CT影像组学特征预测PDAC患者术后生存时间的价值。在纳入的118例患者中,采用影像组学方法,通过严格的特征筛选流程,最终构建了具有良好预测效能的影像组学及综合评估模型,且在训练组和验证组中均展现出稳定的预测性能。

近年,影像组学在PDAC的研究中取得了显著进展。基于CT和MRI等多模态影像数据的定量分析方法,为PDAC的早期诊断、分期评估、预后预测和个体化治疗提供了新的研究思路和技术支持[12-13]。在诊断方面,影像组学结合机器学习算法可有效区分PDAC与慢性胰腺炎,准确率可达90%以上[14]。同时,基于深度学习的计算机辅助诊断系统在胰腺肿瘤的自动检测和分割方面展现出良好的应用前景,其敏感性和特异性均可达到95%左右[15]。在预后评估方面,一项研究发现,影像组学标记物还可用于预测手术并发症风险,如术后胰瘘的发生[13]。另一项研究发现低标准差、低对比度以及较高的相关性等纹理特征可预测较短的无病生存期和淋巴结转移风险[16]。多项研究证实,基于影像组学的预后预测模型可为临床决策提供重要参考[15-17]。在治疗反应评估方面,动态影像组学特征可有效预测化疗和放疗的疗效[18]。而在预测患者生存期方面也有少量研究,如YAO等[19]基于动态增强CT影像开发的深度神经网络模型在预测PDAC患者生存期方面取得了显著成果,其AUC值达到0.83,与本研究综合预测模型获得的AUC结果相近。然而,本研究采用了传统影像组学的特征筛选流程,从初始的1 453个特征中筛选出7个最具预测价值的特征,再利用COX风险回归建立影像组学及结合临床特征的综合预测模型,这种方法可能有助于提高模型的稳定性和可解释性。XU等[20]基于内镜超声(EUS)图像的纹理特征进行量化评分,评估不可切除PDAC患者接受近距离放疗后的预后,发现图像特征变化与患者生存期显著相关,这提示不同模态的医学影像定量分析都可能为PDAC预后评估提供有价值的信息。KIM等[21]在一项纳入196例可切除PDAC患者的研究中,构建了基于术前临床病理因素的早期复发预测列线图,其AUC为0.75。相比之下,本研究整合



A:基于Rad-score和临床特征(肿瘤位置、肿瘤最大直径、CA199)构建的预后预测列线图;B:训练组中单纯影像组学模型(AUC=0.796,95%*CI*:0.702~0.890)和综合预测模型(AUC=0.906,95%*CI*:0.842~0.970)的ROC曲线比较;C:验证组中单纯影像组学模型(AUC=0.744,95%*CI*:0.589~0.899)和综合预测模型(AUC=0.872,95%*CI*:0.753~0.992)的ROC曲线比较;D:训练组中模型预测的1年生存概率校准曲线;E:验证组中模型预测的1年生存概率校准曲线;校准曲线显示预测值与实际观察值具有良好的一致性

图5 PDAC患者预后预测模型的评价结果

了影像组学特征和临床指标,在验证组中获得了更高的预测准确性(AUC=0.872),这种改进进一步证实了影像组学特征能够更全面地捕捉肿瘤的生物信息,提高预后预测效能。

本研究采用标准化的影像组学研究流程[22-23],包括由经验丰富的放射科医师双重读片,以及对图像的3D分割,这些措施有效保证了数据的准确性和全面性。此外,本研究从初始提取的1 453个影像组学特征中,通过ICC分析筛选出1 048个具有良好重复性的特征(ICC>0.85),进而利用LASSO回归算法最终确定7个最具预测价值的特征,这种多步骤筛选策略显著提高了模型的稳定性和可靠性。在临床应用方面,本研究也展现了一定的价值。首先,该模型基于常规术前CT检查,无需额外检查即可获得预后预测信息,具有良好的临床实用性。其次,通过整合影像组学特征与临床指标,模型在验证组中达到了0.872的AUC值,优于既往仅基于临床病理因素的预测模型,为临床医师提供了更准确的预后评估工具。这种客观量化的风险分层方法可以帮助制定更有针对性的治疗策略,例如对预测高风险的患者考虑更积极的辅助治疗方案或加强随访监测。同时,模型的预测结果也可用于患者咨询,帮助医患双方做出更明智的治疗决策。未来研究可进一步通过多中心外部验证来确认模型的稳定性,并探索分子标志物及引入深度学习方法,以期建立更全面的预后评估体系。

本研究也存在一定的局限性。首先,这是一项单中心回顾性研究,样本量相对有限(118例),无外部验证组,因此研究结果的普适性和外推性需要通过多中心、大样本的前瞻性研究进一步验证。其次,由于研究设计的限制,本研究仅纳入了具有完整病理资料和标准术前CT检查的患者,并排除了接受术前抗肿瘤治疗者,这可能导致选择偏倚,影响结果的代表性。最后,本研究仅分析了动脉期CT图像的影像组学特征,未能充分利用多期增强CT及MRI等多模态影像检查提供的信息。未来研究需要扩大样本量,纳入更多人群,并结合多模态影像数据,以进一步验证和完善预测模型。

综上所述,本研究基于术前CT影像组学特征成功构建了PDAC患者预后预测模型,并通过整合临床指标进一步提高了模型的预测效能。该模型具有无创、客观、可重复的特点,可为临床医师提供更精确的预后评估工具,有助于制定个体化治疗方案。

利益冲突 本文所有作者声明不存在利益冲突

参考文献:

[1] MANSOURI S, DANIEL L, AMHIS N, *et al*. Perioperative oncolytic virotherapy to counteract surgery-induced immunosuppression and improve outcomes in pancreatic ductal adenocarcinoma [J]. Front Oncol, 2023, 13: 1071751. DOI: 10.3389/fonc.2023.1071751.

[2] MILELLA M, BASSI C, BOGGI U, *et al*. Evolving pancreatic cancer treatment: From diagnosis to healthcare management [J]. Crit Rev Oncol Hematol, 2022, 169: 103571. DOI: 10.1016/j.critrevonc.2021.103571.

[3] ZHU B, WU X M, GUO T Y, *et al*. Epidemiological characteristics of pancreatic cancer in China from 1990 to 2019[J]. Cancer Control, 2021, 28: 10732748211051536. DOI: 10.1177/10732748211051536.

[4] 张旭东, 刘浩昂, 王志浩, 等. Smad3通过p38/MAPK信号通路调控细胞自噬及凋亡促进胰腺癌进程[J]. 陆军军医大学学报, 2022, 44(19): 1968-1978. DOI: 10.16016/j.2097-0927.202205059.
ZHANG X D, LIU H A, WANG Z H, *et al*. Smad3 promotes pancreatic cancer progression by regulating autophagy and apoptosis through p38/MAPK signaling pathway[J]. J Army Med Univ, 2022, 44(19): 1968-1978. DOI: 10.16016/j.2097-0927.202205059.

[5] DENG Q L, DONG S, WANG L, *et al*. Development and validation of a nomogram for predicting survival in patients with advanced pancreatic ductal adenocarcinoma [J]. Sci Rep, 2017, 7(1): 11524. DOI: 10.1038/s41598-017-11227-8.

[6] OKANO K, SUZUKI Y. Strategies for early detection of resectable pancreatic cancer [J]. World J Gastroenterol, 2014, 20(32): 11230-11240. DOI: 10.3748/wjg.v20.i32.11230.

[7] WAGNER M W, BILBILY A, BEHESHTI M, *et al*. Artificial intelligence and radiomics in pediatric molecular imaging[J]. Methods, 2021, 188: 37-43. DOI: 10.1016/j.ymeth.2020.06.008.

[8] JI G W, WANG K, XIA Y X, *et al*. Application and challenge of radiomics technique in the era of precision medicine for hepatobiliary disease[J]. Chin J Surg, 2020, 58(10): 749-753. DOI: 10.3760/cma.j.cn112139-20200605-00439.

[9] BIOLETTO F, PRENCIPE N, BERTON A M, *et al*. Radiomic analysis in pituitary tumors: current knowledge and future perspectives [J]. J Clin Med, 2024, 13(2): 336. DOI: 10.3390/jcm13020336.

[10] AKSHATHA C R, HALANAIK D, NACHIAPPA GANESH R,

et al. Assessment of novel prognostic biomarkers to predict pathological complete response in patients with non-metastatic triple-negative breast cancer using a window of opportunity design[J]. Ther Adv Med Oncol, 2024, 16: 17588359241248329. DOI: 10.1177/17588359241248329.

[11] ELOYAN A, YUE M S, KHACHATRYAN D. Tumor heterogeneity estimation for radiomics in cancer[J]. Stat Med, 2020, 39(30): 4704-4723. DOI: 10.1002/sim.8749.

[12] PREUSS K, THACH N, LIANG X Y, *et al*. Using quantitative imaging for personalized medicine in pancreatic cancer: a review of radiomics and deep learning applications[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(7): 1654. DOI: 10.3390/cancers14071654.

[13] MARTI-BONMATI L, CERDÁ-ALBERICH L, PÉREZ-GIRBÉS A, *et al*. Pancreatic cancer, radiomics and artificial intelligence[J]. Br J Radiol, 2022, 95(1137): 20220072. DOI: 10.1259/bjr.20220072.

[14] YAO L H, ZHANG Z Y, KELES E, *et al*. A review of deep learning and radiomics approaches for pancreatic cancer diagnosis from medical imaging[J]. Curr Opin Gastroenterol, 2023, 39(5): 436-447. DOI: 10.1097/MOG.0000000000000966.

[15] CASÀ C, PIRAS A, D'AVIERO A, *et al*. The impact of radiomics in diagnosis and staging of pancreatic cancer[J]. Ther Adv Gastrointest Endosc, 2022, 15: 26317745221081596. DOI: 10.1177/26317745221081596.

[16] YUN G B, KIM Y H, LEE Y J, *et al*. Tumor heterogeneity of pancreas head cancer assessed by CT texture analysis: association with survival outcomes after curative resection[J]. Sci Rep, 2018, 8(1): 7226. DOI: 10.1038/s41598-018-25627-x.

[17] SALINAS-MIRANDA E, KHALVATI F, NAMDAR K, *et al*. Validation of prognostic radiomic features from resectable pancreatic ductal adenocarcinoma in patients with advanced disease undergoing chemotherapy[J]. Can Assoc Radiol J, 2021, 72(4): 605-613. DOI: 10.1177/0846537120968782.

[18] YAMASHITA R, PERRIN T, CHAKRABORTY J, *et al*. Radiomic feature reproducibility in contrast-enhanced CT of the pancreas is affected by variabilities in scan parameters and manual segmentation[J]. Eur Radiol, 2020, 30(1): 195-205. DOI: 10.1007/s00330-019-06381-8.

[19] YAO J W, SHI Y, CAO K, *et al*. DeepPrognosis: Preoperative prediction of pancreatic cancer survival and surgical margin *via* comprehensive understanding of dynamic contrast-enhanced CT imaging and tumor-vascular contact parsing[J]. Med Image Anal, 2021, 73: 102150. DOI: 10.1016/j.media.2021.102150.

[20] XU W, LIU Y, LU Z, *et al*. A new endoscopic ultrasonography image processing method to evaluate the prognosis for pancreatic cancer treated with interstitial brachytherapy[J]. World J Gastroenterol, 2013, 19(38): 6479-6484. DOI: 10.3748/wjg.v19.i38.6479.

[21] KIM N, HAN I W, RYU Y, *et al*. Predictive nomogram for early recurrence after pancreatectomy in resectable pancreatic cancer: risk classification using preoperative clinicopathologic factors[J]. Cancers (Basel), 2020, 12(1): 137. DOI: 10.3390/cancers12010137.

[22] HA S, CHOI H, PAENG J C, *et al*. Radiomics in oncological PET/CT: a methodological overview[J]. Nucl Med Mol Imaging, 2019, 53(1): 14-29. DOI: 10.1007/s13139-019-00571-4.

[23] AVANZO M, WEI L S, STANCANELLO J, *et al*. Machine and deep learning methods for radiomics[J]. Med Phys, 2020, 47(5): e185-e202. DOI: 10.1002/mp.13678.

(收稿:2025-03-03;修回:2025-04-02)

(编辑 张 维)