❖腹部影像学

Tumor-spleen CT radiomics combined with clinical and CT findings for predicting Lauren classification of advanced gastric cancer

YANG *Chaofan*[1], LIANG *Changhua*[1*], LIANG *Pan*[2], LYU *Dongbo*[2], ZHEN *Siyu*[1], PAN *Ben*[1], YANG *Xinmiao*[1], WANG *Huihui*[1]
(1. *Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Xinxiang Medical University, Xinxiang* 453100, *China*; 2. *Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Zhengzhou University, Zhengzhou* 450052, *China*)

[**Abstract**] **Objective** To explore the value of tumor-spleen CT radiomics combined with clinical and CT findings for predicting Lauren classification of advanced gastric cancer. **Methods** Totally 331 patients with advanced gastric cancer (137 cases of intestinal type and 194 cases of non-intestinal type of Lauren classification) were retrospectively enrolled and divided into training set ($n=265$, including 110 intestinal type and 155 non-intestinal type) and test set ($n=66$, including 27 intestinal type and 39 non-intestinal type) at the ratio of 8∶2. Univariate and multivariate logistic regression analyses were performed on clinical and CT data to obtain the independent predictive factors of advanced gastric cancer of different Lauren classification. Radiomics features of tumor, spleen and tumor-spleen were extracted and screened from enhanced venous-phase CT to construct the corresponding radiomics models, and a combined model was built based on radiomics features of tumor-spleen combined with clinical and CT-related independent predictive factors . The performance of the models for predicting Lauren classification of advanced gastric cancer were evaluated, and their clinical net benefit were assessed. **Results** Borrmann classification, with or without lymph node metastasis and enhanced venous-phase standard deviation of CT value of spleen were all independent predictive factors of non-intestinal advanced gastric cancer (all $P<0.05$). The area under the curve (AUC) of tumor radiomics, spleen radiomics, tumor-spleen radiomics and combined models was 0.771, 0.752, 0.814 and 0.862 in training set, 0.743, 0.748, 0.774 and 0.859 in test set, respectively. The combined model had higher AUC in training set than other models, higher AUC than spleen radiomics model in test set (all $P<0.05$), also higher clinical net benefit than other models in training set. Taken threshold of 0.45 to 0.90, the clinical net benefit of combined model was higher than that of other models in test set. **Conclusion** Tumor-spleen CT radiomics combined with clinical and CT features could effectively predict Lauren classification of advanced gastric cancer.
[**Keywords**] stomach neoplasms; spleen; tomography, X-ray computed; radiomics; Lauren classification
DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2025.12.017

肿瘤-脾脏 CT 影像组学联合临床及 CT 表现预测进展期胃癌 Lauren 类型

杨超帆[1],梁长华[1*],梁　盼[2],吕东博[2],甄思雨[1],潘　犇[1],杨鑫淼[1],王慧慧[1]
(1.新乡医学院第一附属医院放射科,河南 新乡　453100;2.郑州大学第一附属医院放射科,河南 郑州　450052)

[摘　要] **目的**　探讨肿瘤-脾脏 CT 影像组学联合临床及 CT 表现预测进展期胃癌 Lauren 类型的价值。**方法**　回顾性

[**基金项目**]河南省慢病防治与智慧健康管理重点实验室开放基金课题(ZYYC2024MB)。
[**第一作者**]杨超帆(1998—),男,河南新乡人,在读硕士。研究方向:影像学诊断。E-mail: chaofan981106@163.com
[**通信作者**]梁长华,新乡医学院第一附属医院放射科,453100。E-mail: liangchanghua12345@163.com
[**收稿日期**]2025-01-14　[**修回日期**]2025-11-09

纳入 331 例进展期胃癌(Lauren 类型为 137 例肠型、194 例非肠型)，按 8∶2 比例划分训练集(n=265，含 110 例肠型及 155 例非肠型)与测试集(n=66，含 27 例肠型及 39 例非肠型)。以单因素和多因素 logistic 回归分析不同 Lauren 类型进展期胃癌的临床资料及 CT 表现，筛选其独立预测因素。基于增强静脉期 CT 提取及筛选肿瘤、脾脏及肿瘤-脾脏影像组学特征，分别构建影像组学模型，并以后者联合临床及 CT 相关独立预测因素构建联合模型；评估各模型预测进展期胃癌 Lauren 类型的效能及其临床净收益。**结果**　Borrmann 类型、有无淋巴结转移及脾脏静脉期 CT 值标准差均为非肠型进展期胃癌的独立预测因素(P 均<0.05)。肿瘤、脾脏、肿瘤-脾脏影像组学模型及联合模型在训练集的曲线下面积(AUC)分别为 0.771、0.752、0.814 及 0.862，在测试集分别为 0.743、0.748、0.774 及 0.859。联合模型在训练集的 AUC 均高于其他模型(P 均<0.05)，在测试集高于脾脏影像组学模型(P<0.05)，其在训练集的净收益亦高于其他模型；阈值取 0.45～0.90 时，联合模型在测试集的净收益高于其他模型。**结论**　基于肿瘤-脾脏影像组学联合临床及 CT 表现能有效预测进展期胃癌 Lauren 类型。

[**关键词**]　胃肿瘤；脾；体层摄影术，X 线计算机；影像组学；Lauren 分型
[**中图分类号**]　R735.2；R814.42　[**文献标识码**]　A　[**文章编号**]　1003-3289(2025)12-2016-06

胃癌发病率和死亡率均较高[1]，Lauren 类型为其重要预后指标之一[2]。胃癌 Lauren 类型包括肠型、弥漫型及混合型；肠型手术切除范围往往小于、而预后好于弥漫型，弥漫型胃癌术后复发率高，混合型胃癌预后与弥漫型相似[3-4]。术前明确胃癌 Lauren 类型具有重要意义；影像组学有助于提高诊断胃癌的准确性[5]。脾脏影像学特征可间接反映胃癌异质性[6-9]。本研究观察肿瘤-脾脏 CT 影像组学联合临床及 CT 表现预测进展期胃癌 Lauren 类型的价值。

1　资料与方法

1.1　研究对象　回顾性收集 2019 年 2 月—2024 年 5 月新乡医学院第一附属医院(n=210)及郑州大学第一附属医院(n=121)共 331 例进展期胃癌患者，男 263 例、女 68 例，年龄 31～86 岁、中位年龄 64.0 岁；Lauren 类型为肠型 137 例(肠型组)、非肠型 194 例(非肠型组)。按 8∶2 比例随机划分训练集(n=265，含 110 例肠型及 155 例非肠型)与测试集(n=66，含 27 例肠型及 39 例非肠型)。纳入标准：①接受根治性手术；②术后病理均证实为单发进展期胃癌且 Lauren 类型明确；③于治疗前 2 周内接受腹部 CT 增强检查。排除标准：①术前接受放射化学治疗；②病灶最大径<1 cm 或图像质量差；③合并脾脏缺失、脾脏疾病或严重感染性疾病；④临床和/或病理资料不完整。本研究经医院伦理委员会批准(EC-024-616、2022-KY-1447-002)，检查前患者均知情同意。

1.2　仪器与方法　采用 GE Revolution CT、Siemens Somatom Force 或 Toshiba Aquilion ONE CT 机行腹部扫描，管电压 120 kVp，管电流 375 mAs 或自动管电流，螺距 1.375∶1 或 0.992∶1，探测器 80.0、57.6 或 40.0 mm，扫描层厚 5 mm，重建层厚 1.25 mm。平扫结束后经肘静脉以流率 3.5 ml/s 注射 80～100 ml 碘佛醇(320 mgI/ml)，延迟 30 s 及 70 s 采集动脉期及静脉期增强图像。

1.3　观察指标　记录临床资料，包括年龄、性别、癌胚抗原(carcinoembryonic antigen，CEA)、糖类抗原(carcinoembryonic antigen，CA)125 和 CA199；病灶 CT 表现，包括基于 CT 的肿瘤 Borrmann 分型、位置(贲门、胃体或胃窦)，有无淋巴结转移、临床 T(clinical T，cT)分期，病灶厚度、长度，各期 CT 值(于各期轴位 CT 中肿瘤最大层面，避开坏死、钙化等区域进行测量)，以及脾脏厚度(于轴位 CT 脾门层面测量)、各期 CT 值(于轴位 CT 中脾脏最大层面测量)及静脉期 CT 值标准差(standard deviation of CT value，CTSD)。对定量 CT 参数均重复测量 3 次，取平均值。

1.4　影像组学分析　将 DICOM 格式静脉期薄层 CT 导入 3D-slicer 5.6.2 软件，由 1 名具有 5 年腹部影像学诊断经验的主治医师 A 于显示肿瘤及脾脏最大层面手动勾画 ROI(图 1)；由另 1 名影像科主任医师(医师 B)审核并确认。将 ROI 重采样至 1 mm×1 mm×1 mm，分别基于肿瘤及脾脏 ROI 提取 851 个影像组学特征，包括 18 个一阶特征、14 个形状特征、75 个纹理特征及 744 个小波特征，共获得 1 702 个肿瘤-脾脏影像组学特征。间隔 1 个月后随机选择 30 例，由医师 A 以相同方法进行相同操作。利用 Python 3.6 软件，基于组内相关系数(intra-class correlation coefficient，ICC)保留医师 A 2 次提取特征中的 ICC>0.75 者。将训练集数据导入联影智能科研平台(uAI Research Portal 20240430 版本)进行 Z-score 标准化，以相关系数(Pearson 或 Spearman 秩相关)及最大相关最小冗余(maximum relevance minimum redundancy，mRMR)算法剔除冗余特征，再以最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator，LASSO)算法及 10 折交叉验证筛选最优特征。

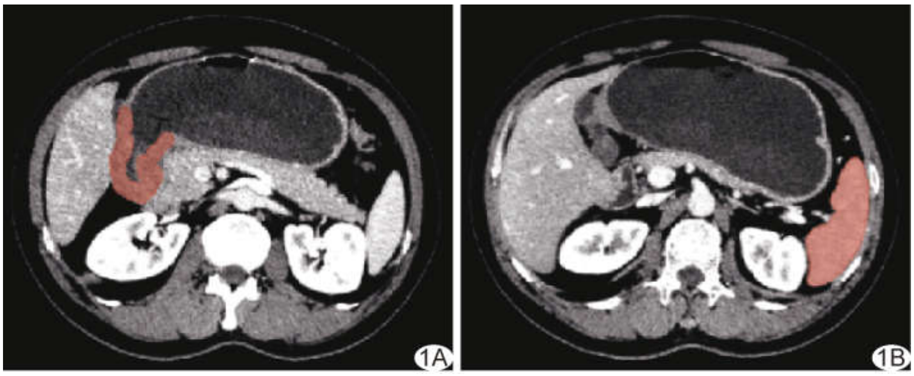

图 1 于静脉期 CT 中手动勾画肿瘤(A)及脾脏(B)ROI 示意图(红色区域)

1.5 构建模型及统计学分析 采用 SPSS 27.0 及 Python 3.6 统计分析软件。以 $\bar{x}\pm s$ 表示正态分布计量资料,行独立样本 t 检验;以中位数(上下四分位数)表示偏态分布计量资料,行 Mann-Whitney U 检验。以 χ^2 检验或 Fisher 精确概率法比较计数资料。将组间差异有统计学意义的临床及 CT 相关指标纳入多因素 logistic 回归分析,筛选进展期胃癌 Lauren 类型的独立预测因素。基于肿瘤、脾脏及肿瘤-脾脏最优影像组学特征,采用 logistic 回归分析构建相应影像组学模型,并构建基于肿瘤-脾脏影像组学模型结合临床及 CT 相关独立预测因素的联合模型以预测进展期胃癌 Lauren 类型。绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线,计算曲线下面积(area under the curve, AUC),评估模型预测效能,并以 DeLong 检验进行比较。采用决策曲线分析(decision curve analysis, DCA)评价各模型临床净收益,并以校准曲线评估联合模型校准度。$P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 临床及 CT 相关资料 组间 CA125 水平,以及肿瘤 Borrmann 类型、有无淋巴结转移、cT 分期,病灶厚度、长度,平扫 CT 值、静脉期 CT 值,以及脾脏静脉期 CTSD 差异均有统计学意义(P 均<0.05,表 1)。其中,肿瘤 Borrmann 类型[以Ⅳ型为参照,Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ型 OR(95%CI)=0.115(0.017,0.639)、0.048(0.010,0.167)、0.139(0.031,0.437),$P=0.017$、<0.001、0.003]、有无淋巴结转移[以阴性为参照,OR(95%CI)=2.386(1.312,4.396),$P=0.005$]及脾脏静脉期 CTSD[OR(95%CI)=1.100(1.051,1.154),$P<0.001$]均为非肠型进展期胃癌的独立预测因素。

表 1 肠型与非肠型进展期胃癌患者临床资料及病灶 CT 参数

组别	年龄(岁)	性别(例)		CEA(ng/ml)	CA125(U/ml)	CA199(U/ml)	肿瘤位置(例)		
		男	女				贲门	胃体	胃窦
肠型组(n=137)	64.0(57.0,69.0)	110	27	2.81(1.76,5.15)	10.13(7.28,12.78)	13.15(6.94,27.36)	85	26	26
非肠型组(n=194)	64.0(56.0,70.0)	153	41	2.59(1.26,4.84)	11.76(7.73,16.54)	11.24(5.78,24.37)	95	50	49
χ^2/t/Z 值	0.275	0.100		1.446	−2.287	0.763	5.536		
P 值	0.783	0.752		0.148	0.022	0.446	0.063		

组别	Borrmann 类型(例)				cN 状态(例)		cT 分期(例)			病灶厚度(mm)	病灶长度(mm)
	Ⅰ	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	+	−	T2	T3	T4		
肠型组(n=137)	7	59	68	3	81	56	31	75	31	16.49(13.27,22.47)	49.27(37.21,62.32)
非肠型组(n=194)	6	25	130	33	163	31	15	90	89	18.28(14.76,24.76)	54.23(42.80,68.97)
χ^2/t/Z 值	49.918				25.687		25.915			−1.972	−3.065
P 值	<0.001				<0.001		<0.001			0.049	0.002

组别	肿瘤 CT 值(HU)			脾脏厚度(mm)	脾脏 CT 值(HU)			脾脏静脉期 CTSD(HU)
	平扫	动脉期	静脉期		平扫	动脉期	静脉期	
肠型组(n=137)	39.11±8.26	70.84(58.83,83.66)	86.37(74.06,100.91)	36.85(33.64,40.76)	52.72(48.86,56.62)	116.98(101.50,128.08)	116.62(106.10,131.90)	12.10(8.32,17.83)
非肠型组(n=194)	41.21±8.82	68.80(60.29,80.13)	93.30(75.94,109.00)	37.62(32.83,43.28)	53.49(48.53,57.91)	114.93(96.42,127.68)	119.64(104.64,134.58)	15.31(10.11,20.51)
χ^2/t/Z 值	−2.182	0.629	−2.205	−0.630	−0.726	0.889	−0.380	−3.433
P 值	0.030	0.530	0.027	0.529	0.468	0.375	0.704	<0.001

2.2　筛选影像组学特征　共获得 851 个肿瘤、851 个脾脏及 1 702 个肿瘤-脾脏影像组学特征,经 *ICC* 检验分别保留 810、771 及 1 581 个,以相关系数分析和 mRMR 算法分别剔除 795、751 及 1 561 个特征,利用 LASSO 算法分别选出 7、16 及 10 个最优影像组学特征(图 2)。

2.3　构建模型及评估效能　肿瘤、脾脏及肿瘤-脾脏影像组学模型在训练集的 AUC 分别为 0.771、0.752、0.814,两两比较差异均无统计学意义(P 均>0.05)且均低于联合模型(AUC = 0.862, Z = − 3.046、−3.505、−1.988,P 均<0.01);其在测试集的 AUC 分别为 0.743、0.748、0.774,两两比较差异均无统计学意义(P 均>0.05),脾脏影像组学模型的 AUC 低于联合模型(AUC=0.859,Z=−2.021,P=0.043)。见表 2 及图 3。联合模型在训练集的净收益高于其他模型;阈值取 0.45～0.90 时,其在测试集的净收益高于其他模型(图 4)。联合模型在训练集和测试集的预测概率与实际概率的一致性均良好(图 5)。

3　讨论

WANG 等[10]基于瘤内及瘤周 CT 影像组学结合患者年龄、病灶 CT-T 和 CT-N 分期的列线图预测训练集及验证集胃癌 Lauren 类型的 AUC 分别为 0.745

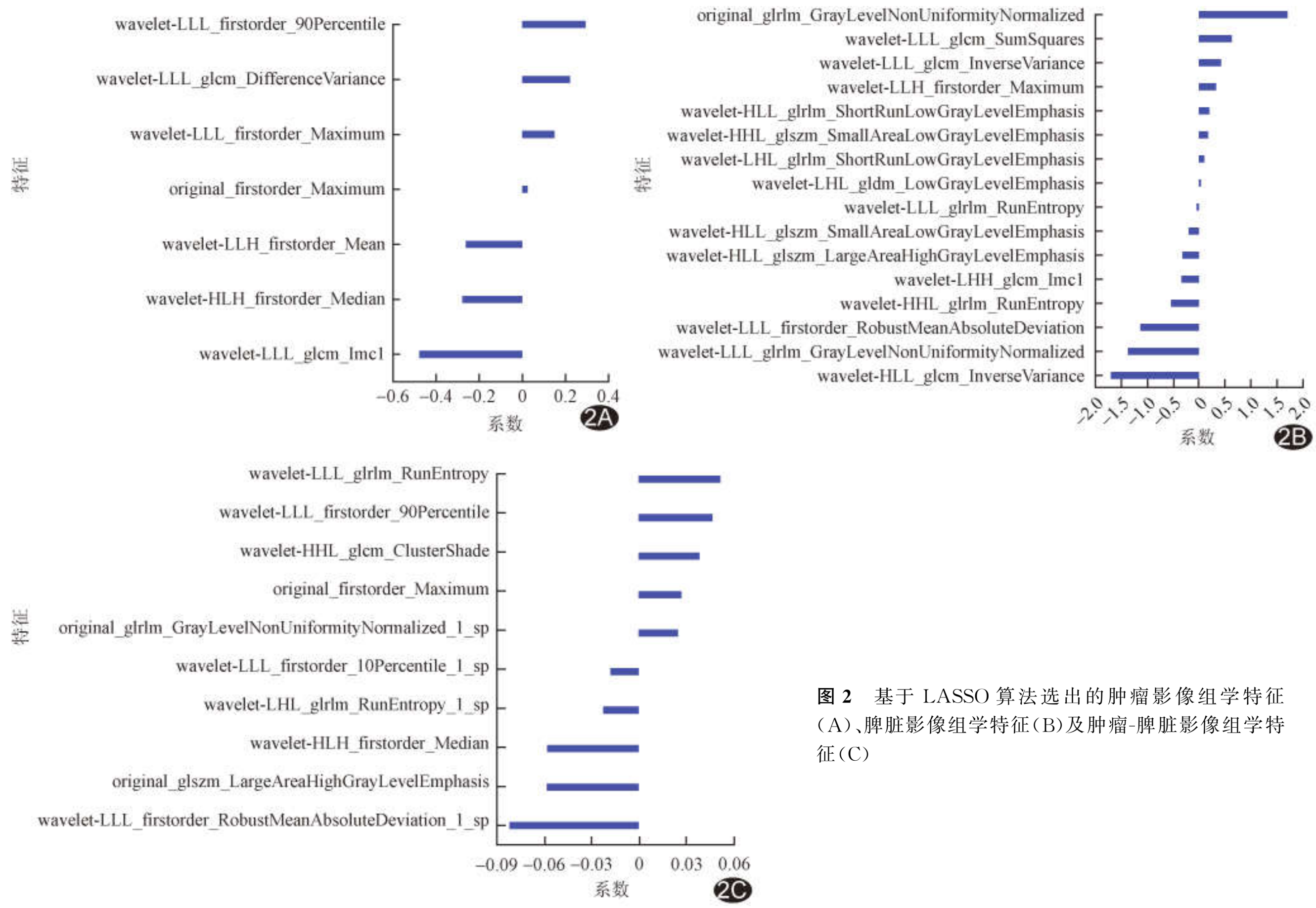

图 2　基于 LASSO 算法选出的肿瘤影像组学特征(A)、脾脏影像组学特征(B)及肿瘤-脾脏影像组学特征(C)

表 2　各模型预测进展期胃癌 Lauren 类型效能

模型	集别	准确率(%)	敏感度(%)	特异度(%)	AUC(95%*CI*)
肿瘤影像组学模型	训练集	69.06	60.00	81.82	0.771(0.714,0.828)
	测试集	71.21	74.36	66.67	0.743(0.617,0.868)
脾脏影像组学模型	训练集	67.92	70.32	64.55	0.752(0.694,0.810)
	测试集	69.70	71.79	66.67	0.748(0.624,0.872)
肿瘤-脾脏影像组学模型	训练集	76.23	74.84	78.18	0.814(0.762,0.865)
	测试集	68.18	69.23	66.67	0.774(0.659,0.888)
联合模型	训练集	78.49	80.65	75.45	0.862(0.819,0.905)
	测试集	78.79	71.79	88.89	0.859(0.763,0.956)

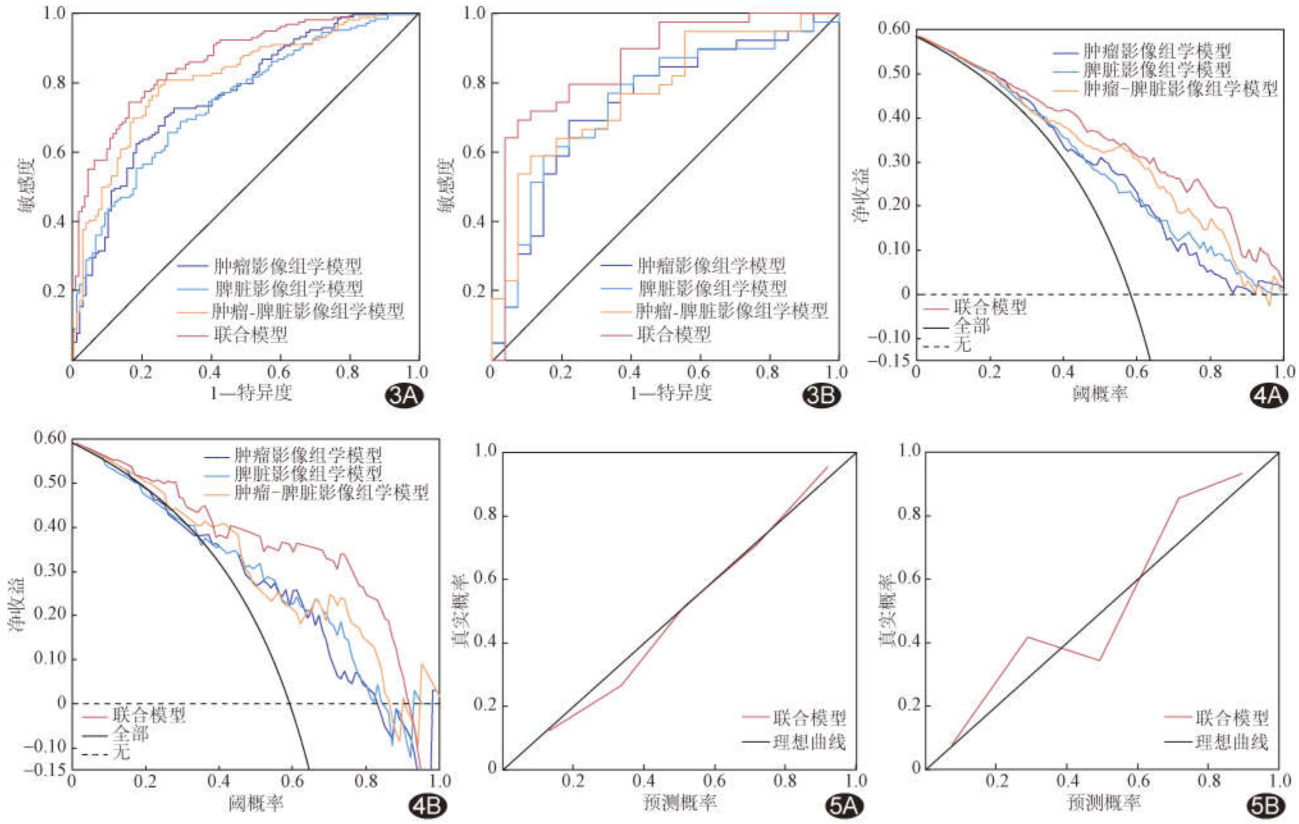

图 3 各模型预测进展期胃癌 Lauren 类型的 ROC 曲线 A. 训练集；B 测试集 **图 4** 各模型预测进展期胃癌 Lauren 类型的 DCA 图 A. 训练集；B. 测试集 **图 5** 联合模型校准曲线 A. 训练集；B. 测试集

及 0.758；赵帅等[11]联合 CT 影像组学与患者年龄、血小板计数及病灶动脉期 CT 值建立的列线图能有效预测胃癌内镜活检与术后病理 Lauren 类型的不一致性。另一方面，脾脏可通过分泌抗肿瘤免疫活性细胞和因子参与肿瘤免疫反应[12]；基于脾脏动脉期 CT 值可预测进展期胃癌分化程度[6,9]。保留脾脏的脾门淋巴结(No.10)清扫术可提升 3 年、5 年总生存率和无病生存率[7]；而肿瘤厚度、脾脏静脉期 CT 值及脾脏平扫 CTSD 均为胃癌临床分期的独立预测因素[8]。

本研究中，Borrmann 类型、有无淋巴结转移及脾脏静脉期 CTSD 均为非肠型进展期胃癌的独立预测因素，与既往研究[10,13-14]结果基本相符；基于临床及 CT 表现联合肿瘤-脾脏影像组学建立的联合模型在训练集及测试集的 AUC 分别为 0.862 及 0.859，其在训练集的诊断效能高于肿瘤、脾脏及肿瘤-脾脏影像组学模型，在测试集的诊断效能高于脾脏影像组学模型，且阈值为 0.45～0.90 时，其在测试集的净收益高于其他模型，且预测概率与真实概率的一致性良好，提示以肿瘤-脾脏影像组学结合临床及 CT 表现预测进展期胃癌 Lauren 类型的效能佳。

综上，肿瘤-脾脏影像组学联合临床及 CT 表现能有效预测进展期胃癌 Lauren 类型。但本研究为回顾性分析，样本量有限且未涉及外部验证，有待后续加以完善。

利益冲突：全体作者声明无利益冲突。

作者贡献：杨超帆查阅文献、研究设计和实施、统计分析、撰写和修改文章；梁长华指导、研究设计、审阅文章、经费支持；梁盼和吕东博研究设计和实施、修改文章；甄思雨、潘犇、杨鑫森和王慧慧研究实施、图像处理和分析。

[参考文献]

[1] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL R L, et al. Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J]. CA Cancer J Clin, 2021,71(3):209-249.

[2] CHEN Y C, FANG W L, WANG R F, et al. Clinicopathological variation of Lauren classification in gastric cancer[J]. Pathol Oncol Res, 2016,22(1):197-202.

[3] LI M, QIN H, YU X, et al. Preoperative prediction of Lauren classification in gastric cancer: A radiomics model based on dual-

energy CT iodine map[J]. Insights Imaging, 2023,14(1):125.
[4] YILDIRIM H C, GUVEN D C, AKYILDIZ A, et al. A meta-analysis of the association between adjuvant chemoradiotherapy and disease-free survival in gastric cancer according to the histology[J]. Ir J Med Sci, 2023,192(6):2631-2634.
[5] 张正杰，程云章，王庆国，等.增强动脉期 CT 影像组学特征联合临床术前预测胃癌脉管浸润[J].中国医学影像技术，2024，40(4)：553-558.
[6] 刘梦茹，梁盼，吕东博，等.脾脏 CT 表现用于预测进展期胃腺癌分化程度[J].中国医学影像技术，2024，40(3)：392-396.
[7] XIA B W, WANG C, LIU Y Y, et al. Efficacy of the No. 10 lymphadenectomy with spleen preservation on patients with gastric cancer and/or esophagogastric junction adenocarcinoma who underwent total gastrectomy: A systematic review and meta-analysis[J]. Transl Cancer Res, 2022,11(9):3024-3038.
[8] 吕东博，梁盼，刘梦茹，等.联合胃癌肿瘤和脾脏 CT 定量参数预测胃癌临床分期的初步研究[J].中华放射学杂志，2024，58(9)：923-928.
[9] LYU D, LIANG P, HUANG C, et al. Are radiomic spleen features useful for assessing the differentiation status of advanced gastric cancer?[J]. Front Oncol, 2023,13:1167602.
[10] WANG X X, DING Y, WANG S W, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics analysis for preoperative Lauren classification in gastric cancer[J]. Cancer Imaging, 2020,20(1):83.
[11] 赵帅，刘译阳，刘思腾，等.CT 影像组学列线图预测胃癌内镜活检与术后病理学分型差异[J].中国介入影像与治疗学，2024，21(6)：343-348.
[12] LEWIS S M, WILLIAMS A, EISENBARTH S C. Structure and function of the immune system in the spleen[J]. Sci Immunol, 2019,4(33):eaau6085.
[13] SUN Z, JIN L, ZHANG S, et al. Preoperative prediction for Lauren type of gastric cancer: A radiomics nomogram analysis based on CT images and clinical features[J]. J Xray Sci Technol, 2021,29(4):675-686.
[14] 丁奕，卢超，王霄霄，等.术前预测胃癌 Lauren 分型的 CT 影像组学诺模图的构建和验证[J].江苏大学学报(医学版)，2020，30(5)：439-444.

中国学术期刊影响因子年报(2024 版)
——《中国医学影像技术》

“中国学术期刊影响因子年报(2024 版)”于 2024 年 10 月由中国科学文献计量评价研究中心发布。《中国医学影像技术》杂志在复合类的相关数据为：

1 影响力指数(CI 值)：274.509；
2 总被引：4405；
3 影响因子：1.088；
4 他引总引比：0.89；
5 基金论文比：0.5；
6 WEB 即年下载率：115。