

· 临床研究 ·

基于机器学习的肾癌患者术后复发风险预测模型的构建与评价

王佩佩^{1,2}, 侯 钊¹, 马 慧¹, 吕定阳¹, 王玘葳¹, 双卫兵^{1,2}

(山西医科大学:1.第一医院泌尿外科,2.公共卫生学院卫生统计学教研室,山西太原 030001)

Recurrence risk prediction models of postoperative patients with renal cell carcinoma based on machine learning

WANG Peipei^{1,2}, HOU Zhao¹, MA Hui¹, LYU Dingyang¹, WANG Qiwei¹, SHUANG Weibing^{1,2}

(1.Department of Urology, The First Hospital, 2.Department of Health Statistics, School of Public Health, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, China)

ABSTRACT: Objective To explore the influencing factors of recurrence in postoperative patients with renal cell carcinoma, construct machine learning prediction models and evaluate their performance. Methods Clinical data of 915 patients with renal cell carcinoma treated in our hospital during 2013 and 2021 were retrospectively collected. The data were randomly divided into a training set ($n=510$) and a validation set ($n=218$) in a 7:3 ratio. In the training set, LASSO regression algorithm was used to screen important variables, and machine learning prediction models were constructed to predict the recurrence risk. In the validation set, the effectiveness of the models was compared combined with the area under receiver operating characteristic curve (AUC), accuracy rate, F1 value and other indicators. Results LASSO regression screened out the risk factors, including smoking history, tumor size, N stage, Fuhrman grade, thrombin time and fibrinogen, based on which, the logistic model, decision tree model, random forest model, and Bayes model were constructed. In the validation set, the AUC of the above 4 models was 0.862, 0.792, 0.843 and 0.861, respectively; the accuracy was 0.917, 0.908, 0.904 and 0.927, respectively; F1 value was 0.357, 0.286, 0.323 and 0.600, respectively. The Bayes model had the most stable performance and best differentiation. Conclusion In this data set, the prediction model based on Bayes algorithm has a good performance and can provide reference for clinical decision making.

KEY WORDS: renal cell carcinoma; recurrence; machine learning; prediction model; logistic; decision tree; random forest; Bayes

摘要: 目的 探索肾癌患者术后复发的影响因素,构建复发风险的机器学习预测模型并评价其效能。方法 回顾性收集山西医科大学第一医院泌尿外科2013—2021年间915例行手术治疗的肾癌患者的临床资料。将纳入研究的患者按7:3的比例随机划分为训练集($n=510$)和验证集($n=218$)。在训练集中使用最小绝对收缩和选择算子(LASSO)回归算法筛选重要变量,并构建肾癌患者术后复发风险的机器学习预测模型,在验证集中结合模型的受试者工作特征(ROC)曲线下面积(AUC)和准确率、F1值等指标对模型效能进行比较。结果 LASSO回归筛选出影响肾癌患者术后复发的风险因素有吸烟史、肿瘤最大径、N分期、Fuhrman分级、凝血酶时间和纤维蛋白原水平,据此构建的logistic模型、决策树模型、随机森林模型和贝叶斯模型在验证集中的AUC值分别为0.862、0.792、0.843和0.861,准确率分别为0.917、0.908、0.904和0.927,F1值分别为0.357、0.286、0.323和0.600。综合比较,贝叶斯模型的性能最稳定且具有较好的区分度。结论 在本数据集中,基于贝叶斯算法的机器学习预测模型效能较好,可为临床决策提供参考。

关键词: 肾细胞癌;复发;机器学习;预测模型;逻辑回归;决策树;随机森林;贝叶斯

中图分类号:R737.11

文献标志码:A

DOI:10.3969/j.issn.1009-8291.2025.03.012

肾细胞癌(renal cell carcinoma, RCC)简称肾癌,是泌尿系统三大肿瘤之一,在世界范围内的发病率约占成人恶性肿瘤的2%~3%,居恶性肿瘤的第14位^[1-2]。中国肿瘤登记年报显示,中国RCC新发患者数量居所有恶性肿瘤的第16位^[3]。RCC的治疗

多采用根治性肾切除术或肾部分切除术,而20%~30%的患者会出现术后复发或转移^[4]。因此,确定影响RCC患者术后复发的风险因素,构建复发风险的预测模型,对临床医护人员早期识别高风险人群和进行预防性干预有重要意义。既往大多数研究常使用logistic回归分析进行影响因素分析和预测模型构建,然而随着人工智能的发展,各种机器学习算法也被广泛应用到生物医学领域,在处理大数据、多维变

收稿日期:2024-08-19

修回日期:2024-12-16

通信作者:双卫兵,主任医师。E-mail:shuangweibing@126.com

作者简介:王佩佩,硕士研究生在读。研究方向:肾癌、预测模型。
E-mail:wp2356220963@163.com

量、分类预测等方面发挥着巨大作用^[5-6]。研究表明,RCC患者的病理特征如肿瘤大小、分级、分期等和预后有关^[7]。此外,实验室检查是临床诊断过程中必不可少的环节,实验室检查结果可作为构建预测模型的重要生物学参数,通过筛选合适的实验室指标可与其他维度的影响因素共同提高模型的预测能力^[8]。基于此,本研究将患者的人口学信息、常见实验室指标、病理资料、影像学资料和手术资料纳入分析,通过机器学习算法探索术后RCC患者复发的影响因素,构建复发风险的预测模型并对其效果进行评价和比较,为临床决策提供参考。

1 资料与方法

1.1 患者资料 回顾性收集山西医科大学第一医院泌尿外科2013—2021年收治的915例RCC患者的临床资料和随访数据。纳入标准:①年龄 ≥ 18 岁;②首次确诊且术后病理证实为RCC(由2名以上高年资病理科医生诊断);③患者接受根治性肾切除术或肾部分切除术。排除标准:①临床资料不完整;②合并其他恶性肿瘤;③围手术期死亡。最终纳入728例符合要求的患者

1.2 纳入指标 使用患者的病案号在医院电子病历系统中查询相关信息,由2名研究者分别录入和校对患者信息。收集患者的临床资料包括:性别、年龄、身体质量指数(body mass index,BMI)、婚姻状况、现居住地等人口学资料;住院时间、吸烟史、糖尿病史、心血管疾病史、高血压史、手术方式和手术类型等临床资料;肿瘤侧别、最大径、T分期、N分期、Fuhrman分级、肿瘤分型、是否坏死、边界是否清晰等病理和影像学资料;术前红细胞计数、白细胞计数、血小板计数、淋巴细胞计数、单核细胞计数、尿红细胞阳性、尿白细胞阳性、尿蛋白阳性、尿素、血肌酐、血尿酸、凝血酶原时间、凝血酶时间、活化部分凝血酶时间、纤维蛋白原、D-二聚体等常见实验室指标。其中既往吸烟超过100支被定义为有吸烟史^[9];依据患者术后病理报告记录肿瘤的坏死情况;以世界卫生组织2016年分类标准确定病理类型^[10];根据2017年美国癌症委员会制定的方针确定肿瘤T分期和N分期^[11];根据1982年提出的Fuhrman核分级制度确定Fuhrman分级^[12];根据患者的计算机断层扫描(computed tomography,CT)、核磁共振检查结果记录肿瘤边界是否清晰;所有实验室指标以患者术前最后一次抽血化验或尿液化学分析结果为准。

以RCC患者的复发为研究结局。RCC复发定义为在手术结束后至研究结束前,RCC细胞在原发

肿瘤位置重新出现。采用门诊复查、电话随访的方式进行随访,根据复查或随访的体格检查、实验室检查及影像学检查等资料判断是否复发。

1.3 模型的构建与评估

1.3.1 数据分组 使用R 4.3.2软件的sample函数进行简单随机抽样,将研究对象按7:3的比例随机划分为训练集($n=510$)和验证集($n=218$)。使用SPSS 25.0对两组数据进行统计描述和逐项差异性比较, $P>0.05$ 表示随机分组后的两组数据具有可比性。

1.3.2 特征变量筛选 在训练集中使用最小绝对收缩和选择算子(least absolute shrinkage and selection operator,LASSO)回归筛选特征变量。LASSO回归模型是在线性回归模型中引入一个惩罚系数,使回归系数按照相同的比例缩小,甚至将重要性相对较低的变量的回归系数压缩为0^[13]。运用十折交叉验证计算LASSO回归模型在不同子集的均方误差,通过选择均方误差在容许范围内的正则化参数 λ ,获取最优的LASSO回归模型,从而进行变量筛选。各预测变量的系数(β)绝对值大小可反映变量对预测结果的贡献程度。

1.3.3 预测模型构建 在训练集中将筛选出的变量分别使用4种方法构建术后RCC患者的复发风险预测模型,①logistic回归模型(logistic regression model,lrm):使用Sigmoid函数将线性回归的输出映射到0到1之间,用于二分类问题,需要二分类结局数据,可以分析连续和分类变量数据^[14];②决策树(decision tree,DT):通过树状图的形式模拟决策过程,每个节点代表一个特征的判断,每个分支代表判断的结果,叶子节点代表最终的决策,其后剪枝模型的欠拟合风险小,泛化能力较强,可以处理连续和分类变量数据,能够处理含有多特征变量的数据集^[15];③随机森林(random forest,RF):利用集成学习将多个DT整合在一起,使用Bagging算法降低多棵DT之间关联性,减少过拟合情况,提高分类器的准确度,能够处理连续和分类变量数据,适用于分析含有大量特征变量的数据集^[16];④贝叶斯(Bayes):假设特征之间相互独立,通过特征的概率来预测类别,具有稳定的分类效率,适用于各类数据,需要足够的数据量来估计概率分布,对特征独立性有较强的假设,适用于大规模数据集,同时在小数据集中也有良好的性能^[17]。

1.3.4 模型评估与比较 绘制lrm的校准曲线来衡量预测模型的校准能力,若校准曲线与标准曲线($y=x$)越接近,则表示模型效果越好。在验证集中,通过混淆矩阵计算各模型的准确率衡量模型整体的正确预测能力,计算精确率评价模型预测的准确性,

计算召回率评估模型对复发的覆盖程度,计算精确率和召回率的调和平均数即 F1 值,F1 值处于 0~1,F1 值越高表示模型的性能越好。分别绘制各模型的受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线并计算 ROC 曲线下面积(area under the curve, AUC)来评价和比较模型的区分效能,AUC 越大表明模型的区分度越好。

1.4 统计学方法 使用 SPSS 25.0 和 R 4.3.2 软件进行数据分析。计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 描述,符合正态分布或近似正态分布的数据,组间比较采用 t 检验;计

数资料以例(%)描述,组间比较采用 χ^2 检验或 Fisher 确切概率法。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 RCC 患者的基本资料 依据纳入排除标准,本研究最终纳入 728 例 RCC 术后患者,其中 67 例患者复发。训练集 510 例,其中复发患者 45 例;验证集 218 例,其中复发患者 22 例。训练集和验证集中各特征变量进行统计学检验的 P 值均 > 0.05 ,表明随机分组有较好的均衡性(表 1)。

[例(%)]

指标	训练集($n=510$)	验证集($n=218$)	t/χ^2 值	P 值
性别			0.016	0.900
男	330(64.71)	140(64.22)		
女	180(35.29)	78(35.78)		
年龄/岁*	57.23 $\pm$ 11.03	58.6 $\pm$ 10.27	1.566	0.118
BMI*	25.00 $\pm$ 3.17	25.17 $\pm$ 3.99	0.586	0.558
婚姻状况			2.222	0.136
已婚	499(97.84)	209(95.87)		
其他	11(2.16)	9(4.13)		
现居住地			0.016	0.900
城镇	330(64.71)	140(64.22)		
农村	180(35.29)	78(35.78)		
住院时间/d*	16.66 $\pm$ 5.96	17.44 $\pm$ 6.95	1.450	0.148
吸烟史	133(26.08)	64(29.36)	0.832	0.362
糖尿病史	76(14.90)	35(16.06)	0.157	0.692
心血管疾病史	44(8.63)	21(9.63)	0.190	0.663
高血压史	203(39.80)	94(43.12)	0.695	0.404
手术方式			0.780	0.377
肾部分切除术	163(31.96)	77(35.32)		
根治性肾切除术	347(68.04)	141(64.68)		
手术类型			0.268	0.875
腹腔镜	411(80.59)	175(80.27)		
开放手术	53(10.39)	25(11.47)		
机器人	46(9.02)	18(8.26)		
肿瘤侧别			0.302	0.583
左	239(46.86)	107(49.08)		
右	271(53.14)	111(50.92)		
肿瘤最大径/cm*	4.33 $\pm$ 2.23	4.54 $\pm$ 2.59	1.082	0.280
T 分期			1.248	0.264
T1~T2	495(97.06)	208(95.41)		
T3~T4	15(2.94)	10(4.59)		
N 分期			0.094	0.759
N0/X	504(98.82)	216(99.08)		
N+	6(1.18)	2(0.92)		

续表 1

指标	训练集(<i>n</i> =510)	验证集(<i>n</i> =218)	<i>t</i> / χ^2 值	<i>P</i> 值
Fuhrman 分级			5.271	0.153
1	79(15.49)	46(21.10)		
2	304(59.61)	127(58.26)		
3	113(22.16)	37(16.97)		
4	14(2.74)	8(3.67)		
肿瘤分型			1.183	0.277
透明细胞癌	465(91.18)	204(93.58)		
非透明细胞癌	45(8.82)	14(6.42)		
肿瘤坏死	80(15.69)	31(14.22)	0.254	0.614
肿瘤边界清晰	381(74.71)	163(74.77)	<0.001	0.985
红细胞计数/($\times 10^{12}$ 个/L)*	4.59 $\pm$ 0.49	4.57 $\pm$ 0.54	0.478	0.633
白细胞计数/($\times 10^9$ 个/L)*	6.36 $\pm$ 2.33	6.11 $\pm$ 1.71	1.422	0.155
血小板计数/($\times 10^9$ 个/L)*	219.24 $\pm$ 65.91	219.13 $\pm$ 74.04	0.020	0.984
淋巴细胞计数/($\times 10^9$ 个/L)*	1.85 $\pm$ 0.68	1.83 $\pm$ 0.57	0.295	0.768
单核细胞计数/($\times 10^9$ 个/L)*	0.46 $\pm$ 0.15	0.47 $\pm$ 0.15	0.770	0.441
尿红细胞阳性	139(27.25)	51(23.39)	1.180	0.277
尿白细胞阳性	76(14.90)	32(14.68)	0.006	0.938
尿蛋白阳性	63(12.35)	19(8.72)	2.022	0.155
尿素/(mmol/L)*	5.04 $\pm$ 1.39	5.27 $\pm$ 1.61	1.950	0.052
血肌酐/(mmol/L)*	71.05 $\pm$ 16.68	71.96 $\pm$ 17.85	0.665	0.506
血尿酸/(mmol/L)*	327.35 $\pm$ 92.23	328.91 $\pm$ 92.86	0.209	0.834
凝血酶原时间/s*	13.22 $\pm$ 1.50	13.18 $\pm$ 1.52	0.250	0.803
凝血酶时间/s*	15.30 $\pm$ 2.15	15.46 $\pm$ 2.49	0.909	0.364
活化部分凝血酶时间/s*	29.76 $\pm$ 4.62	29.85 $\pm$ 4.44	0.264	0.792
纤维蛋白原/(g/L)*	3.23 $\pm$ 1.03	3.28 $\pm$ 1.05	0.594	0.553
D-二聚体/(mg/L)*	0.36 $\pm$ 0.78	0.39 $\pm$ 0.80	0.432	0.666

BMI: 身体质量指数; * 以 $\bar{x} \pm s$ 表示。

2.2 特征变量筛选 经十折交叉验证, 以 $\lambda = 0.029$ (即 lambda.lse) 为 LASSO 回归模型最优值, 最终共筛选出 6 个变量: 吸烟史 ($\beta = 0.436$)、肿瘤最大径 ($\beta = 0.077$)、N 分期 ($\beta = 0.555$)、Fuhrman 分级 ($\beta = 0.156$)、凝血酶时间 ($\beta = -0.090$) 和纤维蛋白原 ($\beta = 0.354$) (图 1)。

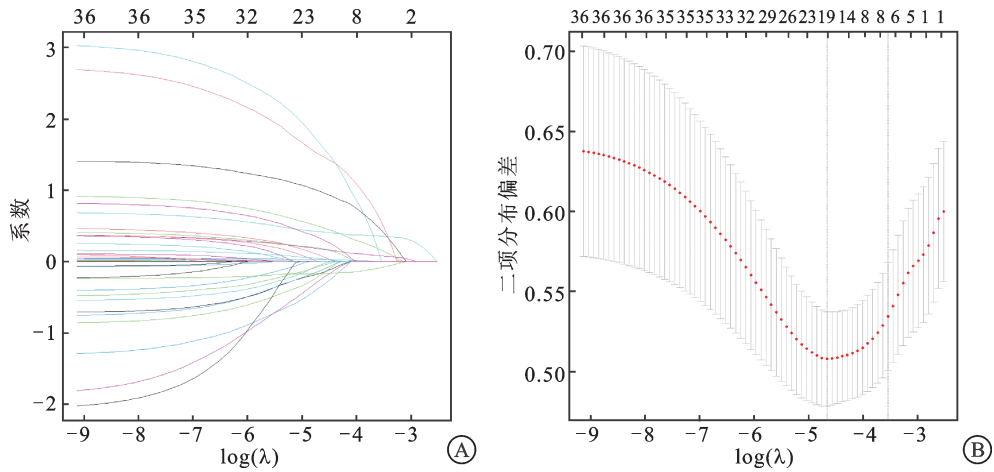
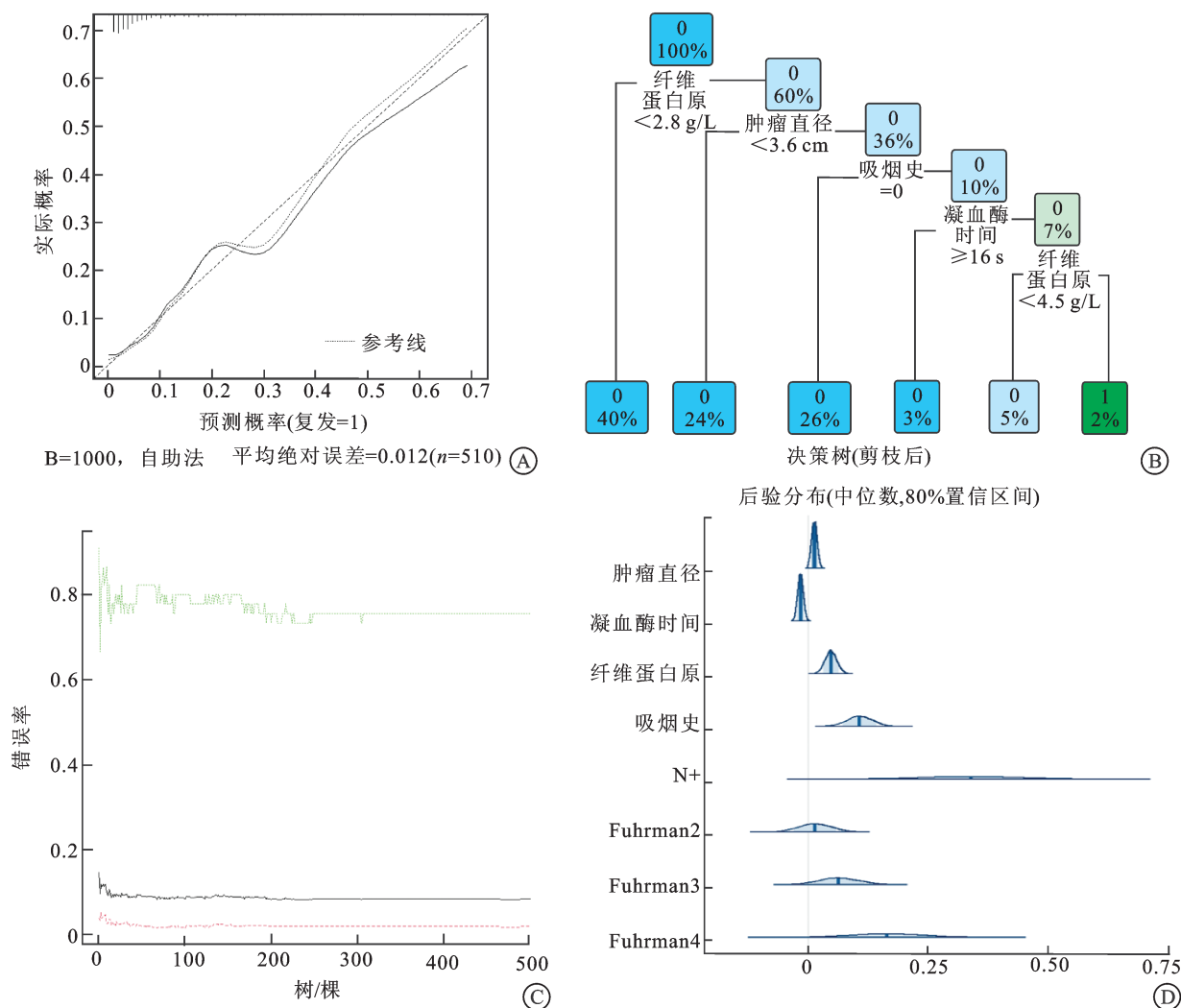


图 1 基于 LASSO 回归肾癌患者的特征变量筛选

2.3 预测模型构建 采用 Bootstrap 法 ($B=1000$) 绘制 lrm 的校准曲线,结果显示其校准曲线与标准曲线较为贴合(图 2A)。DT 模型生成后,对其进行剪枝以防止模型过拟合(图 2B)。通过参数调试,当构建的生存树为 500 棵时,RF 模型趋于稳定(图 2C),

袋外错误率为 0.084。根据训练集样本计算各患者复发的概率,构建 Bayes 分类器;根据先验分布和样本信息,使用 Bayes 公式来更新得到的参数的概率分布(图 2D)。各模型的预测结果均为二元输出和概率输出。



A: logistic 回归模型校准曲线; B: 剪枝后决策树模型; C: 随机森林模型生成树迭代图; D: 贝叶斯后验分布。

图 2 肾癌患者术后复发风险预测模型图

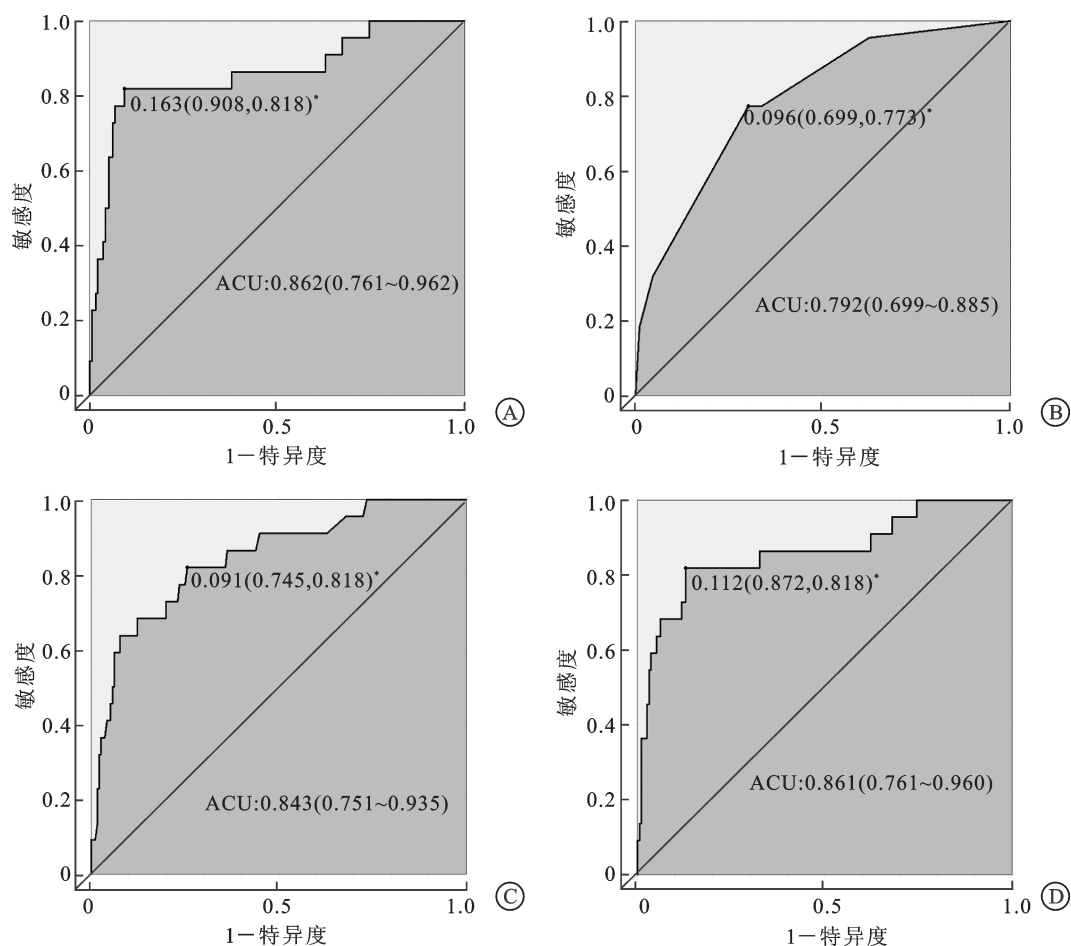
2.4 预测模型评价与比较 各模型在验证集中的准确率、精确率、召回率和 F1 值见表 2。各模型在验证集中的 ROC 曲线以及 AUC 值见图 3。与其他模型

相比, Bayes 模型的准确率和 AUC 与 lrm 更相近, 有较好的区分度(图 4), 且综合精确率、召回率和 F1 值可得出, Bayes 机器学习模型的性能最稳定。

表 2 肾癌患者术后复发风险的 4 种预测模型的评价指标

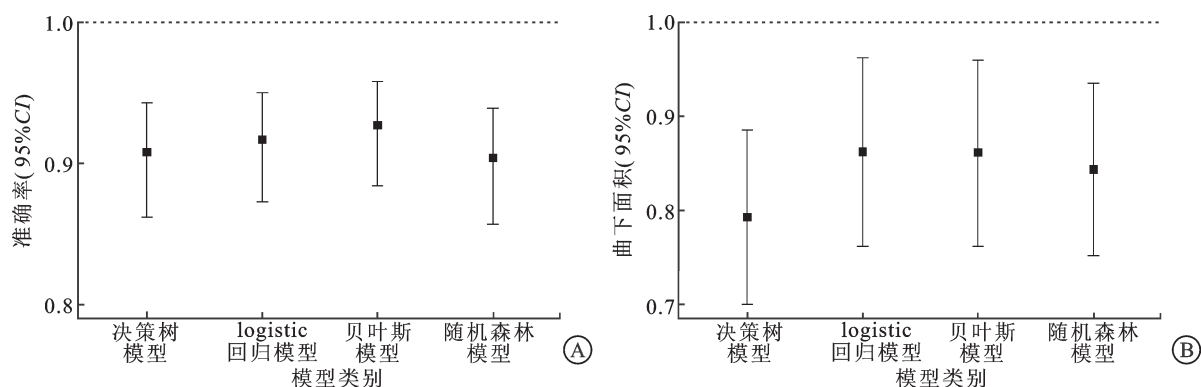
模型	准确率(95%CI)	精确率	召回率	F1 值
lrm	0.917(0.873~0.950)	0.833	0.227	0.357
DT	0.908(0.862~0.943)	0.667	0.182	0.286
RF	0.904(0.857~0.939)	0.556	0.227	0.323
Bayes	0.927(0.884~0.958)	0.667	0.545	0.600

lrm: logistic 回归模型; DT: 决策树; RF: 随机森林; Bayes: 贝叶斯。



A: logistic 回归模型; B: 决策树模型; C: 随机森林模型; D: 贝叶斯模型; ACU: 曲线下面积。* 最佳截断值(特异度, 敏感度)。

图 3 肾癌患者术后复发风险 4 种预测模型在验证集中的受试者工作特征曲线



A: 准确率; B: 受试者工作特征曲线下面积。

图 4 肾癌患者术后复发风险 4 种预测模型区分度的可视化比较

3 讨论

在临床研究中,研究者通常采用 logistic 回归筛选变量并构建预测模型,但在特征变量较多时,多变量间可能存在共线性,从而影响模型的效能和系数的稳定性^[18]。而 LASSO 回归引入的惩罚系数,可解决变量间的共线性问题,在筛选多变量时有一定优势^[13]。因此,通过 LASSO 回归筛选重要的特征变量,再结合其他算法构建预测模型,可在降低模型复

杂性的同时避免模型过拟合,提高模型的预测效能^[19]。本研究采用 LASSO 回归筛选重要变量,探索影响 RCC 患者术后复发情况的风险因素,采用 lrm、DT、RF、Bayes 这 4 种机器学习算法,利用训练集数据构建复发风险预测模型并使用验证集数据对模型的预测效能进行评价,以期临床医护人员早期识别 RCC 术后高复发风险人群并进行预防性干预提供参考。

本研究通过 LASSO 回归最终筛选出 6 个影响

RCC 患者术后复发的风险因素。其中,肿瘤 T 分期并非 RCC 术后复发的影响因素,与陈旭等^[20]的研究有出入,这可能与样本特征的差异及研究对象的异质性有关。除已明确的吸烟史、临床病理特征、肿瘤特征等方面是本研究得出的影响 RCC 复发的风险因素外,本研究还发现术前纤维蛋白原和凝血酶时间等凝血指标也是 RCC 术后患者复发的影响因素。韩雪阳等^[21]回顾性分析了 188 例 RCC 患者的临床及术后随访资料,结果显示术前高纤维蛋白原是影响 RCC 术后预后不良的独立危险因素。一项探讨术前纤维蛋白原对 RCC 患者预后影响的 Meta 分析也表明,术前纤维蛋白原升高的患者预后较差^[22]。因此术前纤维蛋白原可作为 RCC 患者术后复发风险的预测因子。凝血酶时间是反映体内抗凝物质的一项重要指标,尽管凝血酶时间与 RCC 预后的关系尚未被直接证实,但凝血功能与肿瘤之间的关系已被多项研究所讨论。有研究分析凝血功能与肿瘤预后之间的关系,认为肿瘤微环境中的凝血级联反应可能影响肿瘤的生长、侵袭和转移^[23]。此外,有研究采用血栓弹力图和常规凝血功能检测来评估 RCC 患者术前的凝血功能状态,发现 RCC 患者术前血液易处于高凝状态,且高凝状态与晚期病情成正相关^[24]。因此本研究考虑将凝血酶时间这一变量纳入术后 RCC 患者复发风险的预测模型中。

在预测模型构建方面,本研究除构建了临床研究中常用的 lrm 外,还基于其他 3 种机器学习算法构建了 RCC 患者术后复发风险预测模型。与 lrm 相比,DT 和 RF 的 AUC 和准确率较低,这可能与 DT 和 RF 算法易受离群值影响的这一特性有关^[25]。而 Bayes 的 AUC 与 lrm 相近,且两者准确率均高于 0.9,说明 lrm 和 Bayes 两个模型的区分度在此数据集中表现良好。然而,通过混淆矩阵计算的结果发现:在验证集中,尽管 lrm 的精确率较高,但其召回率和 F1 值均低于 Bayes。F1 值综合考虑了精确率和召回率两个指标,通过调和平均的方式来评估模型性能。与其他模型相比 Bayes 的 F1 值最高,说明在不同数据子集上其表现得更为稳健和可靠。这也验证了在理论上,Bayes 较其他算法具有最小的误差率,且在属性相关性较小时其性能最为良好^[26]。

本研究在筛选 RCC 术后复发的风险因素时采用 LASSO 回归的机器学习算法,避免多变量间的共线性,在精简模型涉及的变量的同时,提高了模型的效能。此外,本研究中的 Bayes 模型是基于患者术前容易获得的基本信息、实验室检查、病理和影像学资料构建的,无需昂贵的基因检测费用以及术后频繁的实

验室和影像学检查,减轻了患者的经济和身体负担,具有较好的临床实用性。本研究也存在一定局限性,首先,本研究为回顾性研究,在纳入患者时可能存在选择偏倚。其次,一些资料如患者的用药、放化疗等信息未纳入。本研究的数据来自单中心,缺少外部验证,未来应纳入多中心临床数据,进行大样本的外部验证,以提高模型的适用性。此外,同一 RCC 患者的复发可能不止一次,多次复发事件间的相关性也值得关注。

参考文献:

- [1] YAO L, DU YC, DONG W, et al. Chinese quality control indices for standardized diagnosis and treatment of renal cancer (2022 edition)[J]. J Natl Cancer Cent, 2024, 4(1): 6-13.
- [2] SUNG H, FERLAY J, SIEGEL RL, 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.
- [3] HAN BF, ZHENG RS, ZENG HM, et al. Cancer incidence and mortality in China, 2022 [J]. J Natl Cancer Cent, 2024, 4(1): 47-53.
- [4] 张欣悦, 郑霞, 刘洋. 肾癌术后局部复发不同治疗模式的疗效分析 [J]. 中华泌尿外科杂志, 2023, 44(1): 1-6.
- [5] USHER-SMITH JA, LI L, ROBERTS L, et al. Risk models for recurrence and survival after kidney cancer: a systematic review [J]. BJU Int, 2022, 130(5): 562-579.
- [6] DHIMAN P, MA J, ANDAUR NAVARRO CL, et al. Over-interpretation of findings in machine learning prediction model studies in oncology: a systematic review [J]. J Clin Epidemiol, 2023, 157: 120-133.
- [7] 王雷, 李怀康, 彭程, 等. 基于 SEER 数据库分析老年局限性肾癌术后患者的临床特征及预后影响因素 [J]. 现代泌尿外科杂志, 2024, 29(2): 168-174.
- [8] 邓兴宇, 杨楠, 薛宇廷, 等. 基于危险因素和常规实验室指标的子痫前期风险预测模型研究 [J]. 临床检验杂志, 2021, 39(8): 566-572.
- [9] CORNELIUS ME, LORETAN CG, JAMAL A, et al. Tobacco product use among adults—United States, 2021 [J]. MMWR Morb Mortal Wkly Rep, 2023, 72(18): 475-483.
- [10] MOCH H, CUBILLA AL, HUMPHREY PA, et al. The 2016 WHO classification of tumours of the urinary system and male genital organs part a: renal, penile, and testicular tumours [J]. Eur Urol, 2016, 70(1): 93-105.
- [11] AMIN MB, GREENE FL, EDGE SB, et al. The eighth edition AJCC cancer staging manual: continuing to build a bridge from a population-based to a more “personalized” approach to cancer staging [J]. CA Cancer J Clin, 2017, 67(2): 93-99.
- [12] FUHRMAN SA, LASKY LC, LIMAS C. Prognostic significance of morphologic parameters in renal cell carcinoma [J]. Am J Surg Pathol, 1982, 6(7): 655-663.
- [13] ROBERT T. Regression shrinkage and selection via the Lasso

- [J]. J R Stat Soc Series B Stat Methodol, 1996, 58(1): 267-288.
- [14] SCHOBBER P, VETTER TR. Logistic regression in medical research[J]. Anesth Analg, 2021, 132(2): 365-366.
- [15] QUINLAN JR. Induction of decision trees[J]. Mach Learn, 1986, 1: 81-106.
- [16] BREIMAN L. Random Forests[J]. Mach Learn, 2001, 45(1): 5-32.
- [17] RISH I. An empirical study of the naive Bayes classifier[J]. J Univers Comput Sci, 2001, 1(2): 127.
- [18] 周航宇, 冯国双. 医学论文中 logistic 回归分析常见逻辑错误与案例分析[J]. 中华全科医师杂志, 2020, 19(12): 1194-1196.
- [19] HE P, MA Y, WU Y, et al. Exploring PANoptosis in breast cancer based on scRNA-seq and bulk-seq[J]. Front Endocrinol, 2023, 14: 1164930.
- [20] 陈旭, 尚攀峰. 局限性肾癌术后复发与手术相关因素的研究进展[J]. 中国微创外科杂志, 2022, 28(11): 903-908.
- [21] 韩雪阳, 高瞻, 刘勇. 术前全身炎症反应指数和纤维蛋白原在肾癌切除术后肿瘤预后的影响[J]. 临床泌尿外科杂志, 2021, 36(7): 567-572.
- [22] YUEJUN T, MEI H, SUOSHI J, et al. Clinical and prognostic effect of plasma fibrinogen in renal cell carcinoma: a meta-analysis[J]. Int BR, 2017; 20179591506.
- [23] SHI X, WANG X, YAO W, et al. Mechanism insights and therapeutic intervention of tumor metastasis: latest developments and perspectives[J]. Signal Transduct Target Ther, 2024, 9(1): 192.
- [24] 谢瑞, 洪含霞. 血栓弹力图评估肾肿瘤患者术前凝血状态的临床价值研究[J]. 国际泌尿系统杂志, 2021, 41(2): 287-290.
- [25] GUYON I, ELISSEEFF A. An introduction to variable and feature selection[J]. J Mach Learn Res, 2003, 3: 1157-1182.
- [26] WILLIAMS CKI, BARBER D. Bayesian classification with Gaussian processes[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1998, 20(12): 1342-1351.

(编辑 郭楚君)

(上接第 239 页)

- [9] JAVANMARD B, FALLAH-KARKAN M, RAZZAGHI M, et al. Characteristics of traumatic urogenital injuries in emergency department: a 10-year cross-sectional study [J]. Arch Acad Emerg Med, 2019, 7(1): e63.
- [10] TEE YS, CHENG CT, HSIEH CH, et al. Does a “cushion effect” really exist? A morphomic analysis of vulnerable road users with serious blunt abdominal injury[J]. Healthcare (Basel), 2021, 9(8): 1006.
- [11] PETRONE P, PEREZ-CALVO J, BRATHWAITE CEM, et al. Traumatic kidney injuries: a systematic review and meta-analysis [J]. Int J Surg, 2020, 74(2020): 13-21.
- [12] 程伟, 占鹏程, 虞学助, 等. 肾损伤患者 151 例临床分析[J]. 浙江医学, 2019, 41(7): 688-690.
- [13] KELLY CE, BOWERS KE, HOLTON AE, et al. Non-operatively managed blunt and penetrating renal trauma: does early follow up CT scan change management? A systematic review [J]. Injury, 2022, 53(1): 69-75.
- [14] LINDNER AK, LUGER AK, FRITZ J, et al. Do we need repeated CT imaging in uncomplicated blunt renal injuries? Experiences of a high-volume urological trauma centre[J]. World J Emerg Surg, 2022, 17(1): 38.
- [15] STRENG KW, VOORS AA, HILLEGE HL, et al. Waist-to-hip ratio and mortality in heart failure[J]. Eur J Heart Fail, 2018, 20(9): 1269-1277.
- [16] FU CY, BAJANI F, BUTLER C, et al. Morbid obesity’s silver lining: an armor for hollow viscus in blunt abdominal trauma[J]. World J Surg, 2019, 43(4): 1007-1013.
- [17] KURTZ MP, ESWARA JR, VETTER JM, et al. Blunt abdominal trauma from motor vehicle collisions from 2007 to 2011: renal injury probability and severity in children versus adults[J]. J Urol, 2017, 197(3 Pt 2): 906-910.
- [18] MOREY AF, BROGHAMMER JA, HOLLOWELL CMP, et al. Urotrauma guideline 2020: AUA guideline[J]. J Urol, 2021, 205(1): 30-35.
- [19] GLYKAS I, FRAGKOULIS C, PAIZIS T, et al. Conservative management of grade 4 and 5 renal injuries: a high-volume trauma center experience[J]. Urologia, 2021, 88(4): 287-291.
- [20] ZEMP L, MANN U, ROURKE KF. Perinephric hematoma size is independently associated with the need for urological intervention in multisystem blunt renal trauma[J]. J Urol, 2018, 199(5): 1283-1288.

(编辑 郭楚君)