

• 论 著 •

基于机器学习对烧伤患者创面细菌感染风险预测

杨晓春, 丁 亚, 顾秀玉[△]

(南京医科大学附属苏州医院检验科, 江苏 苏州 215008)

[摘 要] **目的** 通过机器学习筛选出烧伤患者创面细菌感染风险因素, 建立烧伤患者入院后创面细菌感染风险预测模型, 为预防和治疗烧伤患者入院后创面细菌感染提供新思路。**方法** 纳入南京医科大学附属苏州医院北区烧伤科 2023 年 1 月 1 日至 8 月 1 日因烧伤而收治入院的 139 例患者, 按创面细菌培养结果分为 I 组(培养结果阴性)77 例和 II 组(培养结果阳性)62 例。收集 2 组患者年龄、性别、烧伤面积(BA)及入院时进行检测的血常规指标(17 项)、凝血指标(7 项)和生化指标(17 项)等 44 项指标。通过最小绝对值选择和收缩算子(LASSO)回归技术来筛选变量数作为风险因素, 使用逻辑回归 logistic 方法构建风险预测列线图模型, 通过内部随机分组(训练集 0.8 : 验证集 0.2), 并分别绘制出其受试者工作特征曲线, 计算曲线下面积评价预测效果。通过绘制校准曲线对模型进行最后的性能验证。**结果** 通过 LASSO 回归技术分析筛选出性别(拦截值: 0.30)、BA(拦截值: 1.60)、白细胞计数(拦截值: 0.34)、碱性磷酸酶(拦截值: 0.28)、甘油三酯(拦截值: -0.71)、嗜碱性粒细胞百分率(拦截值: 1.05)、白蛋白(拦截值: -1.62)和白蛋白/球蛋白(拦截值: 0.05)8 个可以评估烧伤患者创面细菌感染风险的因素, 并且根据这些变量构建了列线图, 表现出良好的一致性和准确性。**结论** 烧伤患者性别、BA 及血液检验中 6 个指标与伤口创面细菌感染之间存在非线性和正相关联, 建立的预测模型对烧伤患者创面细菌感染风险有一定预测价值。

[关键词] 烧伤; 创面细菌感染; 风险预测; 机器学习; 列线图

DOI: 10.3969/j.issn.1009-5519.2024.24.004

中图法分类号: R446.1; R-331

文章编号: 1009-5519(2024)24-4155-07

文献标识码: A

**Risk prediction of wound bacterial infection in burn patients
based on machine learning**

YANG Xiaochun, DING Ya, GU Xiuyu[△]

(Department of Laboratory Medicine, Suzhou Hospital Affiliated to Nanjing Medical
University, Suzhou, Jiangsu 215008, China)

[Abstract] **Objective** To screen risk factors for wound bacterial infection in burn patients using machine learning and establish a risk prediction model for wound bacterial infection in burn patients after admission, to provide new insights for the prevention and treatment of wound bacterial infection in burn patients after admission. **Methods** A total of 139 patients admitted to the Burn Department of the Northern District of Suzhou Hospital Affiliated to Nanjing Medical University due to burns from January 1, 2023 to August 1, 2023 were enrolled and divided into group I (77 patients with negative culture results) and group II (62 patients with positive culture results) based on wound bacterial culture results. Forty-four indicators including age, gender, burn area (BA), and 17 blood routine indicators, 7 blood coagulation indicators, and 17 biochemical indicators tested upon admission were collected from both groups. The Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) regression technique was used to screen the number of variables as risk factors, and a risk prediction nomogram model was constructed using the logistic regression method. Internal random grouping (training set 0.8 : test set 0.2) was performed, and their receiver operating characteristic curves were plotted respectively to calculate the area under the curve for evaluating the prediction effect. The final performance validation of the model was conducted by plotting a calibration curve. **Results** Through LASSO regression technique analysis, eight factors were screened, including gender (intercept: 0.30), BA (intercept: 1.60), white blood cell count (intercept: 0.34), alkaline phosphatase (intercept: 0.28), triglycerides (intercept: -0.71), ba-

sophil percentage (intercept: 1. 05), albumin (intercept: - 1. 62), and albumin/globulin (intercept: 0. 05), which could assess the risk of wound bacterial infection in burn patients. A nomogram was constructed based on these variables, demonstrating good consistency and accuracy. **Conclusion** There is a nonlinear and positive correlation between gender, BA and six blood test indicators and wound bacterial infection in burn patients. The established prediction model has certain predictive value for the risk of wound bacterial infection in burn patients.

[**Key words**] Burn; Wound bacterial infection; Risk prediction; Machine learning; Alignment Diagram

烧伤是一种常见且造成巨大痛苦的伤害。全球范围内,烧伤是最具破坏性的伤害之一,其造成的死亡率和发病率极高^[1]。据世界卫生组织估计,每年有超过 30 万人死于与火灾相关的烧伤^[2]。在生活中,烧伤是常见的意外伤害,热、电、化学及放射性等因素导致的烧伤是常见的烧伤种类,其中,深Ⅱ度烫伤是最常见的类型^[3]。四肢烧伤在临床上最常见,44%~90%的患者肢体上有烧伤。烧伤会破坏皮肤屏障,使病原菌更容易入侵人体。因此,创面细菌感染是烧伤患者住院早期常见的并发症之一^[4]。也有研究表明,烧伤患者的皮肤损伤和机体免疫系统被抑制,创面分泌物和坏死组织为病原菌提供营养,也会导致烧伤患者发生创面细菌感染^[5]。创面细菌感染不仅会导致创面愈合延迟和瘢痕组织增多,还可能导致细菌侵入组织并引发菌血症、败血症等严重的全身性感染,进而导致多器官功能衰竭综合征等并发症发生,严重威胁患者的生命。因此,创面细菌感染是烧伤患者在住院治疗期间面临的重要问题,掌握烧伤患者创面细菌感染的影响因素,对于临床预防患者创面细菌感染,改善患者预后具有重要意义^[6]。

在以往的研究中,有研究者通过代谢组学的研究方法,筛选出 5 种代谢物(反式-4-羟基脯氨酸、5-氧化脯氨酸、甘油-3-半乳糖苷、吡啶-3-乙酸酯和吡啶-3-丙酸酯)和降钙素原的代谢物组合,作为严重烧伤患者脓毒血症及预后的特定产物,为早期临床诊断提供诊疗及用药思路^[7],但这也只是对于已经有创面细菌感染患者的处理。预防优于治疗,预防医学在临床中的地位十分重要^[8]。临床常见预防感染的方法就是早期给予抗菌药物,但早期用药依赖医生经验,并且容易导致耐药性细菌的产生^[9]。据统计,超过 75%的烧伤患者死亡的直接原因是感染,而多重耐药菌将烧伤相关脓毒血症患者的死亡率从 42%增加到 86%^[10]。因此,如何合理规范用药、预防多重耐药也成为目前研究的重点^[11]。而本研究从预防烧伤患者感染的角度出发,通过对烧伤患者入院时的生理指标进行分析,揭示了血液指标与创面细菌感染之间存在非线性

且正相关关系,建立临床模型,依此可以为筛选出感染的高风险患者提供一定证据;为临床的诊疗、合理用药提供一定方向;可以为易感染者提供更好的治疗方案,提高预后水平;也可以为不易感染者提供更加经济的治疗方案,实现医疗资源合理利用和减轻患者经济负担的目的。从细菌耐药的角度,合理用药水平的提高也可在一定程度上预防细菌耐药^[12]。

1 资料与方法

1.1 研究对象 纳入南京医科大学附属苏州医院北区烧伤科 2023 年 1 月 1 日至 8 月 1 日因烧伤而收治入院的 139 例患者,并且这些患者均进行了创面细菌培养(创面细菌培养标本由病房医生、护士采用无菌拭子于烧伤患者创面处取样并送至检验科,由微生物组技术人员于血琼脂平板分区画线并置于细菌培养箱进行培养。经 48 h 培养后血琼脂平板上生长 1 种或大于 1 种细菌为培养结果阳性,血琼脂平板未生长细菌为培养结果阴性)。根据创面细菌培养结果将患者分为Ⅰ组(细菌培养结果为阴性)77 例和Ⅱ组(细菌培养结果为阳性)62 例。2 组患者病例记录均包含了完整的本研究所需要的实验室指标数据,以及性别、年龄和烧伤面积(BA)等基本信息。本研究经过医院伦理委员会审批通过(审批号:KL901485)。

1.2 方法 收集与烧伤患者相关的变量,包括年龄、性别、BA 及入院时进行的各项实验室指标共计 44 项指标。实验室指标包括:(1)血常规指标共计 17 项:白细胞计数(WBC)、红细胞计数(RBC)、血红蛋白(Hb)、血小板计数(Plt)、中性粒细胞计数(NEUT)、淋巴细胞计数(LYM)、单核细胞计数(Mom)、嗜酸性粒细胞计数(EAS)、嗜碱性粒细胞计数(BAS)、中性粒细胞百分率(NEUT%)、淋巴细胞百分率(LYM%)、单核细胞百分率(Mom%)、嗜酸性粒细胞百分率(EAS%)、嗜碱性粒细胞百分率(BAS%)、红细胞分布宽度(RDW)、血小板分布宽度(PDW)、血小板压积(PCT);(2)凝血指标共计 7 项:凝血酶原时间(PT)、活化部分凝血酶原时间(APTT)、国际标准化比值(INR)、抗凝血酶Ⅲ(AT3)、凝血酶时间(TT)、纤

维蛋白原(FBG)、D-二聚体(D-D);(3)血型(BT)指标 1 项;(4)生化指标共计 16 项:谷丙转氨酶(ALT)、谷草转氨酶(AST)、 γ -谷氨酰胺(GGT)、碱性磷酸酶(AKP)、乳酸脱氢酶(LDH)、总蛋白(TP)、总胆红素(TB)、尿素(UREA)、肌酐(Cr)、尿酸(UA)、总胆固醇(TC)、甘油三酯(TG)、血糖(GLU)、球蛋白(G)、白蛋白(A)及白蛋白/球蛋白比值(A/G)。血常规指标由迈瑞公司的全自动血细胞分析仪 BC-6900 检测完成。血凝指标由希森美康公司的全自动血液凝固分析仪 CS2000i 检测完成。生化指标由贝克曼公司的全自动生化分析仪 AU5800 检测完成。实验室每年参加国家和江苏省卫生健康委员会临检中心的室间质量评价并取得优秀的成绩,每年制定多次保养维护计划并按时执行。每天标本检测前会用 2 个及以上水平的质控品进行室内质量评价检测,质控水平均在国家行业规定的合格范围之内。

1.3 统计学处理 采用 R4.3.1 软件和 Rstudio 软件对 2 组差异进行统计学分析。对于正态连续性变

量,使用 $\bar{x} \pm s$ 进行描述,并采用 t 检验进行组间比较;非正态连续性变量则使用 $M(Q_1, Q_3)$ 描述,采用秩和检验进行比较;对于分类资料的组间比较,采用 χ^2 检验。使用最小绝对值选择和收缩算子(LASSO)回归技术来筛选变量数,筛选出 2 组患者特定的人口统计学和临床特征作为预测烧伤患者创面细菌感染的危险因素,并生成列线图。为验证模型的判别能力,通过内部随机分组[训练集(train)0.8:验证集(test)0.2]并分别绘制出其受试者工作特征曲线(ROC 曲线),计算曲线下面积(AUC)。通过绘制校准曲线对模型进行最后的性能验证。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 2 组患者基线特征 与Ⅱ组患者比较,Ⅰ组患者的 BA 及 FBG、ALT、AST、TC 等水平较高,差异均有统计学意义($P < 0.01$)。而 2 组患者 RBC、WBC 和 Plt 水平等基础数值相差不大,差异均无统计学意义($P > 0.05$)。2 组患者基线特征见表 1。

表 1 2 组患者基线特征比较

特征	总样本($n=139$)	Ⅰ组($n=77$)	Ⅱ组($n=62$)	$t/\chi^2/Z$	P
年龄($\bar{x} \pm s$, 岁)	45.4 $\pm$ 17.6	46.0 $\pm$ 15.9	44.5 $\pm$ 19.5	0.5	0.600
性别[$n(\%)$]				5.9	0.020
女	50(36.0)	35(45.5)	15(24.2)		
男	89(64.0)	42(54.5)	47(75.8)		
BA[$n(\%)$]				—	<0.001
0.1	1(0.7)	0	1(1.6)		
0.2	4(2.9)	3(3.9)	1(1.6)		
0.3	96(69.1)	63(80.5)	33(53.2)		
0.4	1(0.7)	0	1(1.6)		
0.5	32(23.0)	11(14.3)	21(33.9)		
0.6	1(0.7)	0	1(1.6)		
0.7	1(0.7)	0	1(1.6)		
0.8	1(0.7)	0	1(1.6)		
0.9	2(1.4)	0	2(3.2)		
WBC[$M(Q_1, Q_3), \times 10^9 L^{-1}$]	9.7(6.7, 13.4)	8.7(6.8, 11.7)	10.4(6.6, 15.1)	1 986.0	0.090
RBC($\bar{x} \pm s, 10^{12} L^{-1}$)	4.6 $\pm$ 0.7	4.6 $\pm$ 0.6	4.5 $\pm$ 0.8	0.8	0.400
Hb($\bar{x} \pm s, g/L$)	139.8 $\pm$ 24.1	141.5 $\pm$ 21.6	137.7 $\pm$ 26.9	0.9	0.300
Plt[$M(Q_1, Q_3), \times 10^9 L^{-1}$]	223.0(191.5, 283.0)	223.0(191.0, 269.0)	225.0(194.2, 285.3)	2 266.5	0.600
NEUT[$M(Q_1, Q_3), \times 10^9 L^{-1}$]	6.6(4.2, 11.0)	6.3(4.3, 10.1)	7.7(4.1, 12.5)	2 077.5	0.200
LYM[$M(Q_1, Q_3), \times 10^9 L^{-1}$]	1.5(1.1, 2.0)	1.5(1.1, 2.0)	1.5(1.0, 1.9)	2 445.5	0.800
PT[$M(Q_1, Q_3), s$]	11.6(10.9, 12.2)	11.2(10.7, 11.9)	11.8(11.0, 12.5)	1 742.0	0.006
APTT[$M(Q_1, Q_3), s$]	28.4(26.2, 30.2)	28.2(26.2, 29.8)	28.8(26.4, 31.4)	2 116.5	0.200

续表 1 2 组患者基线特征比较

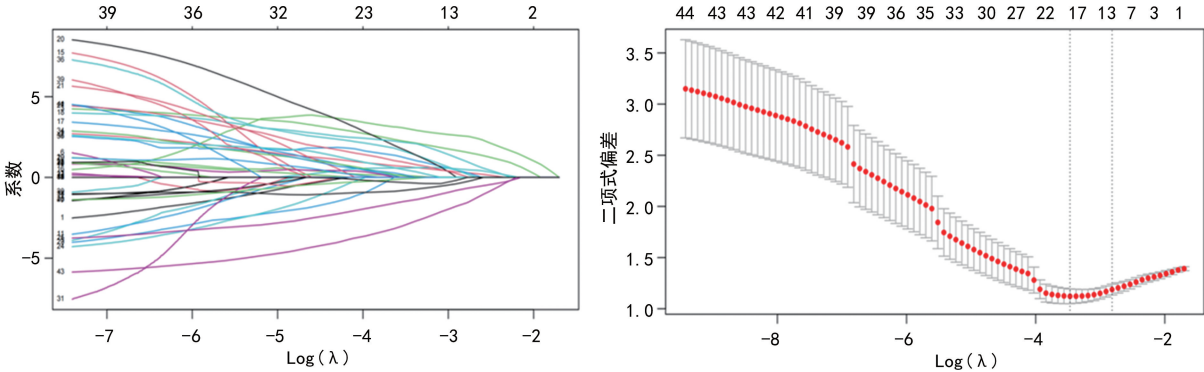
特征	总样本($n=139$)	I 组($n=77$)	II 组($n=62$)	$t/\chi^2/Z$	P
INR[$M(Q_1, Q_3)$]	1.0(0.9,1.0)	1.0(0.9,1.0)	1.0(0.9,1.1)	1 730.0	0.005
D-D[$M(Q_1, Q_3)$,mg/L]	2.8(2.1,3.4)	2.7(2.1,3.1)	2.9(2.1,4.5)	2 043.5	0.100
FBG[$M(Q_1, Q_3)$,g/L]	0.6(0.3,1.5)	0.4(0.2,0.8)	1.1(0.4,2.2)	1 441.5	<0.001
ALT[$M(Q_1, Q_3)$,U/L]	20.0(12.5,28.8)	16.7(11.5,23.0)	22.4(15.3,42.7)	1 643.5	0.002
AST[$M(Q_1, Q_3)$,U/L]	22.2(17.6,34.6)	19.8(16.4,25.2)	29.2(20.0,48.8)	1 411.0	<0.001
GGT[$M(Q_1, Q_3)$,U/L]	19.3(13.4,36.0)	17.8(13.3,28.5)	21.9(14.1,45.8)	1 990.0	0.090
AKP[$M(Q_1, Q_3)$,U/L]	71.0(60.0,89.0)	70.0(58.0,82.0)	75.2(61.8,96.5)	1 933.0	0.050
LDH[$M(Q_1, Q_3)$,U/L]	198.0(158.0,269.5)	191.0(151.0,230.0)	221.5(176.2,344.2)	1 721.5	0.005
TP[$M(Q_1, Q_3)$,g/L]	62.2(58.5,65.8)	62.5(59.6,66.1)	61.4(56.7,65.2)	2 675.5	0.200
TB[$M(Q_1, Q_3)$, μ mol/L]	13.3(10.0,18.6)	13.1(10.5,15.4)	14.0(9.4,21.5)	2 139.5	0.300
UREA[$M(Q_1, Q_3)$, μ mol/L]	5.0(3.9,6.2)	5.1(3.9,6.4)	4.8(4.0,5.9)	2 481.0	0.700
Cr[$M(Q_1, Q_3)$, μ mol/L]	63.5(53.5,74.2)	63.3(53.8,71.6)	65.4(53.2,75.6)	2 198.5	0.400
UA($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	325.3 $\pm$ 113.3	322.6 $\pm$ 93.1	328.6 $\pm$ 134.9	-0.3	0.700
TC($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	4.3 $\pm$ 0.9	4.5 $\pm$ 1.0	4.1 $\pm$ 0.9	3.1	0.003
TG[$M(Q_1, Q_3)$,mmol/L]	1.1(0.7,1.4)	1.0(0.7,1.3)	1.2(0.8,1.6)	2 013.0	0.100
GLU[$M(Q_1, Q_3)$,mmol/L]	5.8(5.1,7.5)	5.7(5.0,6.8)	6.0(5.1,8.1)	2 000.5	0.100
BT[$n(\%)$]				0.8	0.800
A 型	37(26.6)	21(27.2)	16(25.7)		
B 型	31(22.3)	19(24.7)	12(19.4)		
O 型	47(33.8)	25(32.5)	22(35.5)		
AB 型	24(17.3)	12(15.6)	12(19.4)		
Mom[$M(Q_1, Q_3)$, 10^9 L^{-1}]	0.6(0.4,0.7)	0.5(0.4,0.7)	0.6(0.5,0.8)	1 611.5	0.001
EAS[$M(Q_1, Q_3)$, $\times 10^9\text{ L}^{-1}$]	0.06(0.01,0.14)	0.05(0.01,0.11)	0.08(0.02,0.17)	2 003.0	0.100
BAS[$M(Q_1, Q_3)$, $\times 10^9\text{ L}^{-1}$]	0.02(0.02,0.03)	0.02(0.01,0.03)	0.03(0.02,0.04)	1 610.0	<0.001
NEUT%[$M(Q_1, Q_3)$,%]	74.3(62.9,84.8)	73.3(63.4,84.3)	75.8(62.6,84.9)	2 233.5	0.500
LYM%[$M(Q_1, Q_3)$,%]	17.8(9.1,28.3)	19.1(11.1,28.3)	15.1(7.4,27.9)	2 757.5	0.100
Mom%($\bar{x}\pm s$,%)	6.0 $\pm$ 2.2	5.6 $\pm$ 1.9	6.4 $\pm$ 2.3	-2.3	0.020
EAS%[$M(Q_1, Q_3)$,%]	0.7(0.1,1.9)	0.6(0.1,1.7)	1.0(0.2,1.9)	2 174.5	0.300
BAS%[$M(Q_1, Q_3)$,%]	0.2(0.2,0.4)	0.2(0.1,0.3)	0.3(0.2,0.5)	1 911.5	0.040
RDW[$M(Q_1, Q_3)$,fL]	41.6(40.4,43.6)	41.5(40.5,43.5)	41.6(40.2,43.9)	2 377.5	0.900
PDW[$M(Q_1, Q_3)$,fL]	15.9(15.4,16.3)	15.9(15.6,16.3)	16.0(12.4,16.4)	2 419.0	0.800
PCT[$M(Q_1, Q_3)$,%]	0.2(0.2,0.3)	0.2(0.2,0.3)	0.2(0.2,0.3)	2 102.0	0.200
AT3($\bar{x}\pm s$,%)	88.7 $\pm$ 11.7	90.8 $\pm$ 9.9	86.1 $\pm$ 13.2	2.3	0.020
TT[$M(Q_1, Q_3)$,s]	16.2(15.5,17.3)	16.4(15.7,17.3)	16.1(15.3,17.0)	2 659.0	0.200
G[$M(Q_1, Q_3)$,g/L]	25.6(22.5,28.4)	24.7(22.4,27.3)	26.6(22.6,30.5)	1 982.5	0.080
A[$M(Q_1, Q_3)$,g/L]	36.6(33.8,39.2)	37.8(35.4,39.5)	35.3(32.5,38.2)	3 055.0	0.005
A/G($\bar{x}\pm s$,%)	1.4 $\pm$ 0.3	1.5 $\pm$ 0.3	1.4 $\pm$ 0.4	2.2	0.030

注:—表示无此项。

2.2 筛选与创面细菌感染有关的关键因素 本研究 使用 LASSO 回归分析,并进行了 10 倍的交叉验证。

根据最小标准(左虚线)和标准误差(1-SE)(右虚线)调整参数(λ)选择 LASSO 回归中的偏差。在本研究中,预测因子的选择根据 1-SE 准则,其中选择 12 个非零系数,分别为性别、BA、WBC、INR、ALT、GGT、TC、GLU、PDW、BAS%、A 和 A/G。并且为保持精

简性,剔除了显著性不高的指标,最终保留 8 个变量。经计算,精简为 8 个变量时,AUC 值(0.833)并未明显下降。性别、BA、WBC、GGT、TC、BAS%、A 和 A/G 这些变量对模型的预测能力做出了统计学上的重要贡献。见图 1。



A. 所有 44 个相关因素的系数收缩过程,不同颜色的曲线表示不同收缩水平下不同特征的系数变化;B. LASSO 回归模型的 10 倍交叉验证。

图 1 LASSO 惩罚回归分析关键的创面细菌感染相关因素

2.3 预测模型开发和性能验证 根据最终筛选出的 8 个变量绘制列线图,见图 2。最终模型的 AUC 值为 0.833,表明列线图具有良好的鉴别能力和预测价值。对开发的模型进行验证,计算训练集(train)和验证集

(test)的 AUC 值分别为 0.833 8 和 0.887 8,见图 3。经过验证,该模型显示出良好的预测性能。绘制校准曲线(图 4)来评估列线图,曲线评估了构建模型的可靠性和准确性非常好,平均误差小于 3%。

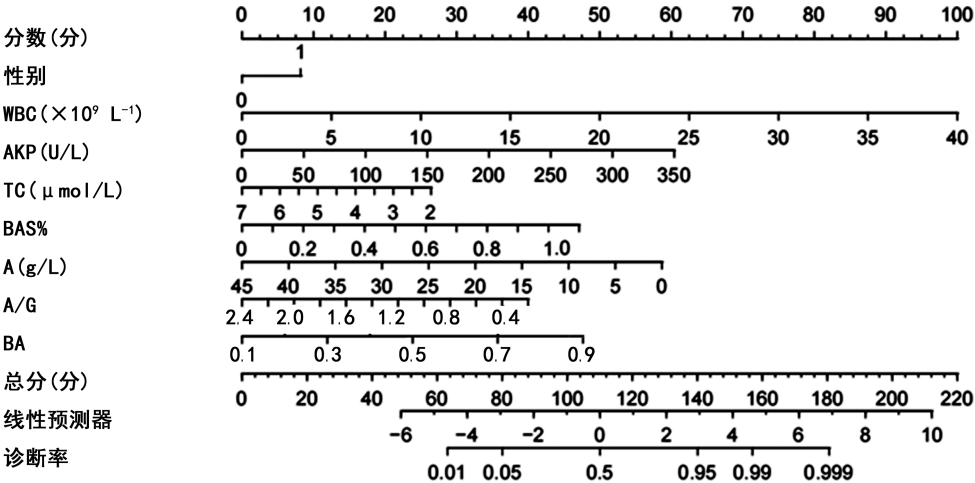
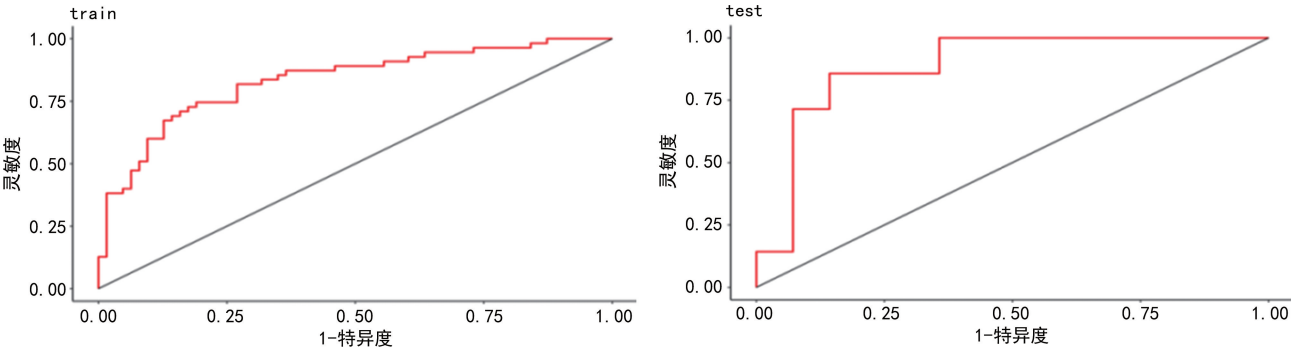
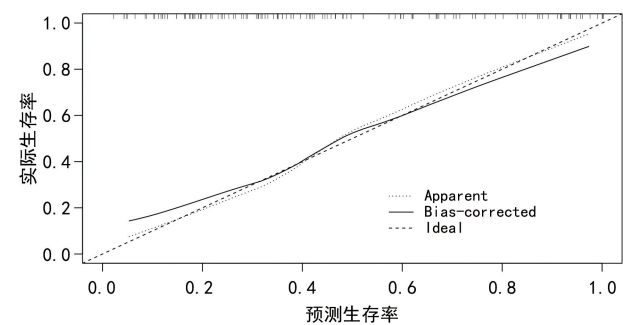


图 2 用于预测耐烧伤患者创面细菌感染的风险及其算法的列线图



A. 训练集(train),验证得出的 AUC 值为 0.833 8;B. 测试集(text),验证得出的 AUC 值为 0.887 8。

图 3 不同训练集 ROC 曲线及 AUC



注:显示预测概率与观测概率之间的一致性程度(Hosmer-Lemeshow 检验, $P>0.05$ 表明其拟合优度)。红色实线表示理想模型的完美预测,黑色实线表示预测模型的性能。行偏差校正后的 bias-corrected 线更贴近理想线。重复采样次数为 1 000 次,基于 118 个病例绘制,均方误差为 0.03。

图 4 预测模型的校准曲线

3 讨 论

在人工智能飞速发展的今天,医学学术界已经开始将自然语言技术作为工具,从方剂数据中抽取信息,并逐渐将机器学习引入医学实体识别的领域,以规范和加工方剂的数据^[13]。在医学的多个领域,机器学习模型已经渐渐崭露头角。比如在人工判读医学影像时,传统人工法的主观性和局限性引起了人们对机器学习模型自动判读的关注^[14]。比如有研究者在研究严重烧伤患者发生急性肾损伤的可能性时,将机器学习与传统 logistic 回归模型预测相比较,发现机器学习模型的预测性能更佳,并且可以为患者提供更加精准化的预测^[15]。也有研究者通过采用随机森林法建立结肠手术后手术部位感染(SSI)预测模型发现,通过机器学习建立预后模型具有更大的应用潜力,但需要更多数据训练提高模型的预测能力,实现临床应用^[16]。通过研究并运用现代智能手段优化机器学习算法也成为当前医学领域的热点之一^[17]。

创面细菌感染作为烧伤患者最常发生的临床并发症,因其发病机制复杂,现临床上并未使用临床评分等手段对烧伤患者的创面细菌感染风险及预后进行评估。而机器学习模型因其高敏感性和准确性,近年来被不断应用于临床医学中的疾病发生及不良结果的预测,在计算机诊断领域中占有重要地位^[18]。在预防感染领域,有研究者建立了基于机器学习的急性缺血性脑卒中医院感染预测模型,发现该模型可以在早期帮助识别急性缺血性脑卒中患者感染的危险因素^[19]。而在本研究中,作者开创性地利用机器学习构建了一个用于预测烧伤患者创面细菌感染的列线图。该列线图包含了 8 个变量,包括性别、BA、WBC、GGT、TC、BAS%、A 及 A/G。这些指数与炎症和身体的基础状态有关,猜测与烧伤引起的炎症反应导致的全身反应有关,这与先前的研究结果相符合^[20]。与列线图相关的 AUC 值为 0.833,表明该列线图显示出良好的鉴别能力,并具备一定的校准性和临床实用性。

性。校准曲线也提示了该列线图具有良好的预测性能。

本研究仍然存在一些需要注意和解决的问题:首先,所有样本均来自单个医学中心,样本量有限,由此导致的局限性使得预测模型应用有限。比如本次研究并未纳入婴幼儿的样本,而有研究表明,感染是儿童烧伤死亡的重要原因,早期积极预防感染是提高患儿生存率的关键^[21],这也与本研究的思想相一致。其次,本研究中并未纳入护理水平、用药方案等会影响临床感染情况的因素^[22]。在未来,期望与其他医学中心的研究者展开合作,纳入更多的临床样本,处理分析更多的因素,以便优化和完善预测模型。最后,本研究可对烧伤患者住院后创面是否会细菌感染进行更加精准的预测,并探究增加对细菌种类、数量及耐药性的预测。也可对高危害菌种进行特异性预测,比如多重耐药肺炎克雷伯菌^[23]。今后将进一步优化模型,通过深入研究提高其在实际应用中的准确性和可行性。

综上所述,烧伤患者由于免疫力下降、屏障破坏、早期护理不到位等原因,创面发生细菌感染的概率极大。这会给烧伤患者的预后带来严重的影响。为了减轻烧伤患者的病痛,医院应该在烧伤科的环境消毒、医疗护理、早期预防等方面提高投入。临床预测模型的开发在某些程度上可以减轻筛选易感染患者的压力,临床医生可以对模型筛选的感染高风险患者采用消毒、隔离和预防性抗生素用药等措施,力求最大限度地减轻患者的痛苦,并帮助他们尽快康复。

参考文献

[1] ATIYEH B S,COSTAGLIOLA M,HAYEK S N. Burn prevention mechanisms and outcomes: pitfalls,failures and successes[J]. Burns,2009, 35(2):181-193.

[2] YANG J,TIAN G,LIU J,et al. Epidemiology and clinical characteristics of burns in mainland China from 2009 to 2018[J]. Burns Trauma, 2022,10:tkac039.

[3] 王燕,郭蕊. miR-20b-5p 靶向 VEGFA 对深Ⅱ度烫伤创面组织的作用机制[J]. 临床皮肤科杂志, 2024,53(3):151-156.

[4] 李茂清,贾鸿飞,高学坡. 烧伤患者血清 ICAM-1、IL-10、TNF- α 水平变化及与创面愈合程度的关系分析[J]. 中国美容整形外科杂志,2024,35 (3):145-149.

[5] 丁守甫,李聪,潘亚萍,等. 2 434 例住院烧伤患者的流行病学特征及其感染的病原学分析[J]. 现代预防医学,2024,51(7):1295-1301.

[6] 肖盼,张宇琼. 烧伤患者创面感染情况及影响因素分析[J]. 华南预防医学, 2023, 49(10): 1229-1232.

[7] 魏斌,段红杰,柴家科. 代谢组学在重伤诊治中的研究进展[J]. 基础医学与临床, 2024, 44(4): 562-567.

[8] 韩晓春,孙亚楠,王成岗,等. 后疫情时代中医院校预防医学教学需求调查[J]. 中国中医药现代远程教育, 2023, 21(22): 160-163.

[9] 李红英,刘丽华,王静,等. 烧伤创面病原菌感染的相关因素分析[J]. 中华医院感染学杂志, 2017, 27(2): 345-347.

[10] 李晋. 烧伤 ICU 患者感染现状及多重耐药菌感染危险因素和预测模型研究[D]. 西安:中国人民解放军空军军医大学, 2023.

[11] 张金燕. 经静脉途径使用碳青霉烯类抗菌药物的合理性[J]. 中国药物经济学, 2023, 18(12): 31-33.

[12] 俞天虹. 细菌耐药机制指导在抗生素合理应用中的临床价值[J]. 临床合理用药杂志, 2017, 10(21): 79-81.

[13] 李灿,镇可涵,唐东昕,等. 基于方剂数据集的知识图谱构建研究[J]. 世界中医药, 2024, 19(9): 1329-1333.

[14] 曾浩扬,李俊凯,刘伟豪,等. 基于临床-MRI 形态学指标预测胎盘植入性疾病不良临床结局模型的构建与验证[J]. 临床放射学杂志, 2024, 43(6): 977-982.

[15] 汤陈琪,李骏强,徐达圆,等. 机器学习和 logistic 回归模型预测严重烧伤患者发生急性肾损伤的比较分析[J]. 中华烧伤杂志, 2018, 34(6): 343-348.

[16] 徐铖斌,徐平,葛茂军,等. 基于机器学习的结直肠手术部位感染预测模型建立[J]. 华西医学, 2020, 35(7): 827-832.

[17] 陈甸甸,周丹丹,丁阅文. 基于 SSA-LSTM 的放射疗法中腮腺剂量预测模型研究[J]. 中国医疗设备, 2024, 39(5): 41-47.

[18] 何清,李宁,罗文娟,等. 大数据下的机器学习算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(4): 327-336.

[19] 刘建模,罗颖文,俞鹏飞,等. 基于机器学习的急性缺血性脑卒中医院感染预测模型建立与评价[J]. 中国感染控制杂志, 2023, 22(2): 129-135.

[20] 贾鸿飞,高学坡,李茂清. 不同程度烧伤患者血清 ICAM-1、IL-10、TNF- α 变化及预后危险因素分析[J]. 临床误诊误治, 2024, 37(4): 29-34.

[21] 熊婉娟,郭婷婷,邹吉利,等. 448 例儿童烧伤患者病原菌分布调查及抗菌药物敏感性分析[J]. 武汉大学学报(医学版), 2024, 45(4): 456-461.

[22] 武迎双,刘婷,侯国冉. 烧伤患者发生不良心理的影响因素分析及护理策略探讨[J]. 中西医结合护理(中英文), 2023, 9(4): 144-146.

[23] 范帅华,郭伟,林金兰,等. 基于 IBM-SPSS 与机器学习的 logistic 回归对院内感染肺炎克雷伯菌发生多重耐药关联因素的分析方法比较[J]. 解放军医学院学报, 2023, 44(1): 11-16.

(收稿日期:2024-06-20 修回日期:2024-12-05)

(上接第 4154 页)

[22] 李汉青,王芳,何家才. 铁皮石斛多糖对 RANKL 诱导的小鼠骨髓单核细胞向破骨细胞分化影响的体外研究[J]. 安徽医科大学学报, 2020, 55(6): 825-830.

[23] LIU P X, ZHOU B, GU D S, et al. Endothelial progenitor cell therapy in atherosclerosis: A double-edged sword? [J]. Ageing Res Rev, 2009, 8(2): 83-93.

[24] 胡婧蓉,陈姿霖,朱芙蓉,等. 阿魏酸对人脐带血内皮祖细胞生物学功能及血小板衍生生长因子分泌能力的影响[J]. 山东医药, 2022, 62(2): 26-29.

[25] 李传荣,赵子明,陈俭,等. 白细胞介素 37 过表达促进急性心肌梗死患者外周血内皮祖细胞的增殖和迁移[J]. 中国免疫学杂志, 2022, 38(8): 987-991.

[26] 顾圣玮,顾浩,马晴晴,等. 姚蛋白酶激活受体 2 经 RhoA 信号抑制人内皮祖细胞增殖,迁移功能[J]. 南京医科大学(自然科学版), 2023, 43(5): 655-662.

[27] 印倩文,谷德奥,熊丽平,等. VEGF 促进内皮祖细胞参与大鼠正畸实验模型牙周组织改建的研究[J]. 口腔生物医学, 2022, 13(3): 148-153.

[28] 王小斌,蒋红心,屈长宏,等. 桃红四物汤干预外周血内皮祖细胞数量与功能增加的时间剂量效应[J]. 中国组织工程研究, 2019, 23(9): 1354-1358.

[29] 温志浩,黄德庆,黄明剑,等. 补阳还五汤含药血清对急性心肌梗死大鼠内皮祖细胞增殖、迁移和黏附能力的影响[J]. 海南医学院学报, 2021, 27(14): 1041-1046.

(收稿日期:2024-03-19 修回日期:2024-10-26)