

DOI:10.12138/j.issn.1671-9638.20252416

· 论 著 ·

## 重症监护病房住院患者医院感染风险评估二维码的开发与应用

张 满<sup>1</sup>, 梁永生<sup>2</sup>, 杨 怀<sup>3</sup>, 孙江南<sup>4</sup>, 王 茜<sup>1</sup>, 徐子迪<sup>1</sup>, 宋 捷<sup>1</sup>, 张艳丽<sup>1</sup>, 赵 地<sup>1</sup>, 王 锐<sup>1</sup>, 赵成松<sup>5</sup>, 倪 鑫<sup>5</sup>

(1. 国家儿童医学中心 首都医科大学附属北京儿童医院感染管理办公室, 北京 100045; 2. 贵州省第三人民医院医院感染管理科, 贵州 贵阳 550008; 3. 贵州茅台医院医院感染管理科, 贵州 仁怀 564500; 4. 贵州省第二人民医院医院感染管理科, 贵州 贵阳 550000; 5. 国家儿童医学中心 首都医科大学附属北京儿童医院院长办公室, 北京 100045)

**[摘 要]** **目的** 明确重症监护病房(ICU)患者医院感染高危因素, 开发二维码 APP 预测工具。**方法** 收集 2024 年 1—12 月贵州省三所医院综合 ICU 住院患者病例信息, 采用 logistic 回归模型分析危险因素, 构建、验证并开发二维码 APP。**结果** 共纳入 2024 年贵州省 3 所医院综合 ICU 患者 1 782 例, 发生医院感染 410 例, 医院感染发病率为 23.01%。ICU 住院患者医院感染的 logistic 多因素回归分析结果表明, 地区国内生产总值(GDP)≥58 685 元、本次住院已做病原学培养、糖尿病史、癌症史、感染前住院日数≥7 d 和感染前持续发热日数>5 d 是 ICU 住院患者医院感染的独立危险因素(均  $P<0.05$ )。模型的区分度[受试者工作特征曲线下面积(AUC)为 0.841]、校准度(Brier 评分为 0.129)和临床有效性(当风险阈值在 5%~74%时净获益为 11.4%)均表现良好。**结论** 二维码 APP 预测工具对于科研转化和精准感染控制意义重大。

**[关 键 词]** 风险评估; 医院感染; 重症监护病房; 住院患者; 二维码; 预测

**[中图分类号]** R181.3<sup>+</sup>2

## Development and application of quick response code for prediction of healthcare-associated infection risks in ICU inpatients

ZHANG Man<sup>1</sup>, LIANG Yongsheng<sup>2</sup>, YANG Huai<sup>3</sup>, SUN Jiangnan<sup>4</sup>, WANG Xi<sup>1</sup>, XU Zidi<sup>1</sup>, SONG Jie<sup>1</sup>, ZHANG Yanli<sup>1</sup>, ZHAO Di<sup>1</sup>, WANG Rui<sup>1</sup>, ZHAO Chengsong<sup>5</sup>, NI Xin<sup>5</sup> (1. Office of Infection Management, National Center for Children's Health, Beijing Children's Hospital, Capital Medical University, Beijing 100045, China; 2. Department of Healthcare-associated Infection Management, The Third People's Hospital of Guizhou Province, Guiyang 550008, China; 3. Department of Healthcare-associated Infection Management, Kweichow Moutai Hospital, Renhuai 564500, China; 4. Department of Healthcare-associated Infection Management, The Second People's Hospital of Guizhou Province, Guiyang 550000, China; 5. Hospital Director's Office, National Center for Children's Health, Beijing Children's Hospital, Capital Medical University, Beijing 100045, China)

**[Abstract]** **Objective** To identify high-risk factors for healthcare-associated infection (HAI) in patients in intensive care units (ICUs), and develop a quick response (QR) code-based APP prediction tool. **Methods** Information of inpatients in general ICUs of three hospitals in Guizhou Province from January to December 2024 were collected. Risk factors were analyzed with a logistic regression model. QR code-based APP was constructed and validated. **Results** A total of 1 782 patients in general ICUs of three hospitals in Guizhou Province in 2024 were included in the analysis, out of which 410 were HAI cases, and the incidence of HAI was 23.01%. Multivariate logistic regression

[收稿日期] 2025-04-25  
[基金项目] 2024 年首都医科大学教育教学研究改革项目(2024JYY234); 保定市科技计划项目(2441ZF296)  
[作者简介] 张满(1988-), 男(汉族), 北京市人, 主管医师, 主要从事医院感染风险预测模型研究。  
[通信作者] 倪鑫 E-mail: ncpcs@bch.com.cn

ssion analysis results of HAI in ICU inpatients showed that regional gross domestic product (GDP)  $\geq 58\,685$  Yuan, performing pathogen culture during this hospitalization, history of diabetes mellitus, history of cancer, length of hospital stay  $\geq 7$  days before infection, and duration of persistent fever  $>5$  days before infection were independent risk factors for HAI in ICU patients (all  $P < 0.05$ ). The discrimination of the model (area under the receiver operating characteristic curve [AUC] of 0.841), calibration (Brier score of 0.129), and clinical effectiveness (net benefit of 11.4% when the risk threshold was 5% - 74%) all performed well. **Conclusion** The QR code-based APP prediction tool is of great significance for scientific research transformation and precise HAI control.

[Key words] risk assessment; healthcare-associated infection; intensive care unit; inpatient; QR code; prediction

医院感染 (healthcare-associated infection, HAI) 是重症监护病房 (ICU) 最常见的临床并发症和致死原因<sup>[1]</sup>。《美国医学会杂志》(The Journal of the American Medical Association, JAMA) 的一篇文献报道, ICU 住院患者 HAI 发病率高达 51.4%, 是其他科室的 5~7 倍<sup>[2]</sup>。ICU 感染患者住院病死率约为 30%, 与社区获得性感染相比, HAI 死亡风险增加了 32%<sup>[2]</sup>。此外, HAI 的发生会导致患者住院时间延长和医疗费用增加, ICU 患者更为突出<sup>[3]</sup>。

来自 JAMA 子刊的另一篇文献报道, 估计 HAI 可造成美国每年总医疗费用增加近 100 亿美元<sup>[4]</sup>, 在中国, ICU 患者 HAI 导致的额外住院费用和延长的住院时间显著增加了医院和患者经济负担<sup>[5]</sup>。值得庆幸的是, Landrigan 等<sup>[6]</sup>报道至少 75% 的 HAI 是可预防的, 如果将这个比率应用于美国成本估算, 每年可节省 50 亿~55 亿美元的潜在成本。用于预测感染概率的风险评分有助于识别可能从个性化预防性抗菌药物治疗中受益的感染高风险患者, 从而提前采取有针对性措施以减少感染发生<sup>[7]</sup>。因此, 探究 ICU 患者发生 HAI 的危险因素, 构建 HAI 风险预测模型并评价其预测效果, 开发方便使用的 APP 预测工具提高临床实用性, 以便针对高危患者采取早期防控措施, 对于降低 HAI 发病率和临床科研转化意义重大。

1 资料与方法

1.1 样本医院基本情况 贵州省第三人民医院和贵州省第二人民医院位于贵州省贵阳市, 贵州茅台医院位于贵州省遵义市。三所医院开放床位数分别为 1 500、1 200、1 000 张, 年出院患者数分别为 4.52 万人次、3.50 万人次和 2.00 万人次, 年门急诊量分别为 69.95 万人次、60.00 万人次和 45.00 万人次。

1.2 HAI 监测方法 3 所医院均通过电子病历系统和医院感染监测系统 (杏林软件) 收集数据, 监测

和记录 HAI 病例, 并各自对每例预警为 HAI 的电子病历进行人工复核, 复核内容包括临床表现、实验室检查结果、影像学检查结果、病理学结果等。符合 HAI 诊断标准的病例记录为 HAI 病例。对于有疑惑的 HAI 预警病例, 由该院医院感染管理科医生和感染科医生参照卫生部 2001 年颁布的《医院感染诊断标准 (试行)》<sup>[8]</sup> 共同进行进一步回顾性评估和确认。尽管三所医院的具体数据存在差异, 但均使用相同的监测软件, 监测指标相同且严格遵循相同的监测方法和诊断标准。通过统一变量的定义和编码, 对各所医院数据进行标准化处理, 并将这些数据整合至一个统一的数据库中, 确保三所医院数据的一致性和可比性。

1.3 研究对象 2024 年 1 月 1 日—12 月 31 日, 整群回顾性抽取贵州省第三人民医院、贵州省第二人民医院和贵州茅台医院三所医院综合 ICU 收治的所有 2 115 例住院患者为研究对象, 最后 1 782 例满足纳入与排除标准, 其中 410 例发生 HAI, 1 372 例未发生 HAI。为确保训练集和验证集中阳性结果的比例一致, 提高模型的稳定性和可靠性, 本研究使用 createDataPartition 函数将所有样本按照 3:1 的比例随机抽样划分为训练集和验证集。本研究申请了免除伦理审查并已获得同意。

1.4 变量分组和定义 贵州地区生产总值 (GDP): 2024 年贵州省人均 GDP 为 58 685 元, 本研究将 3 所医院 ICU 患者来源的地区, 按照人均 GDP  $\geq 58\,685$  元和人均 GDP  $< 58\,685$  元分别划分为贵州经济发达地区和经济欠发达地区<sup>[9]</sup>。本次住院已做病原学培养: 指的是患者在本次住院期间, 已经进行了细菌或真菌 (不包括病毒、衣原体、支原体、立克次体) 等培养的检查。这个指标通常意味着医生怀疑患者已经存在感染, 并希望通过培养明确感染的具体致病细菌或真菌, 以便更精准地使用抗菌药物或其他治疗措施。感染史是指患者本次住院之前, 在既往住院期间是否曾经发生过 HAI。癌症史是指患者既

往是否有诊断为癌症或血液系统疾病(包括实体瘤和血液系统恶性肿瘤)的病史,具体包括①实体瘤:如肺癌、乳腺癌、结直肠癌、胃癌等;②血液系统恶性肿瘤:如白血病、淋巴瘤、多发性骨髓瘤等。创伤病史又称非手术创伤:指患者本次住院前既往发生过非手术相关的创伤,如交通事故、跌倒、烧伤、切割伤等。为了减少模型对连续变量异常值的敏感性,提高模型的稳定性、可靠性、可解释性和可操作性,同时简化统计分析过程,更直观地展示不同区间的风险差异,本研究采用分箱法将感染前住院时间、感染前持续发热时间、感染前 ICU 住院日数和感染前抗菌药物使用日数等定量资料进行了分类处理。

**1.5 样本量** 根据 2024 年权威期刊《英国医学杂志》(British Medical Journal, BMJ)报道的<sup>[10]</sup>预测模型样本量计算公式,确定待研究的风险因素个数、发病率和检验效能等几个重要参数。以下计算样本量相关指标来源于本次研究,具体为:①ICU 患者 HAI 的发病率为 23.01%;②待研究的 HAI 风险因素 40 个(分类变量的每一个分层都记为一个风险因素,如性别的男和女记为两个风险因素);③检验效能设置为 80%。最后通过 BMJ 杂志提供的代码计算得到总样本量为 1 610 例,因此 1 782 例患者能满足预测模型样本量的需求。

**1.6 研究内容** ①常规患者相关静态变量,采集时间点为患者入院时,具体包括:年龄、性别、地区 GDP、医院床位数;②本次住院感染前相关动态变量,采集时间点为患者入院后至感染发生前,具体包括:本次已做病原学培养、感染前住院时间、感染前持续发热时间[腋下温度(T)>38℃]、住院季节、入院科室、手术史、感染史、高血压病史、糖尿病史、癌症史、创伤和多器官衰竭等有关信息。如果一个患者存在多次感染,只记录第一次感染情况,以确保数据的一致性和可比性。

**1.7 纳入与排除标准** 纳入标准包括:①≥18 岁的综合 ICU 患者;②入住综合 ICU 进行观察、诊断和治疗的所有患者,患者入住综合 ICU≥48 h 后发生的感染为综合 ICU HAI;③转出综合 ICU 到其他普通科室后 48 h 内发生的感染为综合 ICU HAI;④入住综合 ICU 后在原有感染基础及感染部位上出现其他部位新的感染。排除标准包括:①为了避免极端值和不完整的数据影响研究结果,排除住院超过 360 d(2 例)或<3 d 的患者(27 例);②为了避免将非感染性死亡的患者纳入研究,确保研究结果的准确性和可靠性,排除在入住综合 ICU 后 48 h

内死亡的患者(13 例);③为了确保研究对象的同质性,避免将非感染性炎症与感染性炎症混淆,排除由于创伤或者非生物性因子刺激而产生的炎症表现的患者(78 例);④为了区分慢性感染的急性发作与急性感染,避免病原体、治疗反应和预后的差异,排除原有的慢性感染在医院内急性发作的患者(89 例);⑤为了区分新发感染、已知感染(或社区感染),避免治疗差异、病原体差异和预后差异影响研究结果的准确性和可靠性,排除在入院诊断时已有感染性疾病诊断的患者(124 例)。

**1.8 统计分析** 应用 R 软件进行数据分析。统计描述:所有定量资料以平均值±标准差表示,两组间的比较采用 *t* 检验;定性资料以频数(百分比)描述,两组间的比较采用  $\chi^2$  检验。统计推断模型构建:在建模组数据集上,首先进行单因素分析,计算比值比(OR)及其 95% 置信区间(CI)。对于单因素分析中具有统计学意义的变量( $P<0.05$ ),进一步纳入多因素 logistic 回归模型,以确定 HAI 可能的独立风险因素,并构建预测模型。统计推断模型评估:在验证组数据集上,通过绘制受试者工作特征(ROC)曲线、校准曲线和临床决策曲线综合评估模型的性能。ICU 住院患者 HAI 风险二维码开发应用:使用 R 软件的 shiny 包开发临床实用的人机交互式 HAI 预测工具,并生成二维码,以便临床医生和研究人员方便使用。所有统计检验均为双侧检验,检验水准  $\alpha=0.05$ 。

## 2 结果

**2.1 ICU 患者一般情况** 2024 年 3 所医院综合 ICU 累计收治患者 2 115 例,因为各种原因排除 333 例,最终纳入 1 782 例患者,其中男性 1 191 例(66.84%),平均年龄为(60.06±17.23)岁,410 例(23.01%)发生 HAI 的患者中 236 例感染前住院超过 36 d,其中 139 例(58.90%)发生了 HAI。最常见的感染部位是呼吸系统 246 例(60.00%),包括呼吸机相关肺炎(VAP)125 例(30.49%),VAP 以外的其他下呼吸道感染 121 例(29.51%);其次是泌尿系统 47 例(11.46%),包括导尿管相关泌尿道感染(CAUTI)27 例(6.59%),CAUTI 以外的其他泌尿道感染 20 例(4.88%);第三是血液系统感染 40 例(9.77%),包括导管相关血流感染(CLABSI)22 例(5.37%),CLABSI 以外的其他脓毒症 18 例(4.39%)。排名第 4~6 位的感染部位依次为消化系统 33 例

(8.05%),手术部位 25 例(6.10%)和其他部位 19 例(4.63%)。训练集患者中非 HAI 915 例,年龄为(59.76±17.63)岁,HAI 274 例,年龄为(62.50±16.13)岁,两组患者年龄比较差异无统计学意义( $P=0.054$ );验证集患者中非 HAI 457 例,年龄为(58.13±17.24)岁,HAI 136 例,年龄为(63.60±15.66)岁,两组患者年龄比较,差异有统计学意义( $P=0.002$ )。ICU 患者其他一般情况见表 1。

表 1 ICU 住院患者一般情况[例(%)]  
Table 1 General information of ICU inpatients (No. of cases [%])

变量	训练集				验证集			
	非 HAI 组 ( <i>n</i> = 915)	HAI 组 ( <i>n</i> = 274)	$\chi^2$	<i>P</i>	非 HAI 组 ( <i>n</i> = 457)	HAI 组 ( <i>n</i> = 136)	$\chi^2$	<i>P</i>
性别			1.50	0.226			10.23	0.001
女性	302(33.01)	79(28.83)			178(38.95)	32(23.53)		
男性	613(66.99)	195(71.17)			279(61.05)	104(76.47)		
贵州地区 GDP(元)			16.47	<0.001			3.20	0.074
<58 685	494(53.99)	109(39.78)			237(51.86)	58(42.65)		
≥58 685	421(46.01)	165(60.22)			220(48.14)	78(57.35)		
入院季节			3.98	0.264			3.55	0.314
夏季	209(22.84)	68(24.82)			89(19.47)	34(25.00)		
春季	242(26.45)	76(27.73)			129(28.23)	29(21.32)		
秋季	209(22.84)	70(25.55)			113(24.73)	36(26.47)		
冬季	255(27.87)	60(21.90)			126(27.57)	37(27.21)		
入院科室			8.32	0.016			14.71	<0.001
内科	203(22.18)	42(15.33)			126(27.57)	17(12.50)		
外科	341(37.27)	124(45.26)			145(31.73)	60(44.12)		
ICU	371(40.55)	108(39.42)			186(40.70)	59(43.38)		
手术史			28.54	<0.001			6.90	0.009
有	321(35.08)	146(53.28)			185(40.48)	73(53.68)		
无	594(64.92)	128(46.72)			272(59.52)	63(46.32)		
本次送检病原学培养			91.39	<0.001			52.97	<0.001
是	610(66.67)	263(95.99)			286(62.58)	130(95.59)		
否	305(33.33)	11(4.01)			171(37.42)	6(4.41)		
糖尿病史			66.60	<0.001			44.34	<0.001
有	71(7.76)	72(26.28)			34(7.44)	40(29.41)		
无	844(92.24)	202(73.72)			423(92.56)	96(70.59)		
感染史			11.94	<0.001			12.90	<0.001
有	301(32.90)	122(44.53)			140(30.63)	65(47.79)		
无	614(67.10)	152(55.47)			317(69.37)	71(52.21)		
癌症史			55.58	<0.001			55.45	<0.001
有	56(6.12)	59(21.53)			27(5.91)	40(29.41)		
无	859(93.88)	215(78.47)			430(94.09)	96(70.59)		
高血压病史			0.65	0.422			0	1.000
有	194(21.20)	65(23.72)			96(21.01)	28(20.59)		
无	721(78.80)	209(76.28)			361(78.99)	108(79.41)		

续表 1 (Table 1, Continued)

变量	训练集				验证集			
	非 HAI 组 (n = 915)	HAI 组 (n = 274)	$\chi^2$	P	非 HAI 组 (n = 457)	HAI 组 (n = 136)	$\chi^2$	P
慢性阻塞性肺疾病(COPD)			0.38	0.578			3.31	0.069
是	69(7.54)	17(6.20)			36(7.88)	4(2.94)		
否	846(92.46)	257(93.80)			421(92.12)	132(97.06)		
创伤病史			<0.001	1.000			0.04	0.837
有	115(12.57)	34(12.41)			52(11.38)	17(12.50)		
无	800(87.43)	240(87.59)			405(88.62)	119(87.50)		
多器官衰竭			10.98	<0.001			2.21	0.138
是	29(3.17)	22(8.03)			15(3.28)	9(6.62)		
否	886(96.83)	252(91.97)			442(96.72)	127(93.38)		
感染前住院日数(d)			267.95	<0.001			102.17	<0.001
≤6	332(36.28)	15(5.47)			153(33.48)	2(1.47)		
7~14	330(36.07)	48(17.52)			151(33.04)	36(26.47)		
15~35	194(21.20)	121(44.16)			115(25.16)	49(36.03)		
36~64	45(4.92)	42(15.33)			19(4.16)	27(19.85)		
>64	14(1.53)	48(17.52)			19(4.16)	22(16.18)		
感染前持续发热日数(d)			102.02	<0.001			31.68	<0.001
≤1	561(61.31)	98(35.77)			282(61.70)	59(43.38)		
2~3	194(21.20)	56(20.44)			99(21.66)	27(19.85)		
4~5	92(10.06)	45(16.42)			38(8.32)	16(11.77)		
>5	68(7.43)	75(27.37)			38(8.32)	34(25.00)		
感染前 ICU 住院日数(d)			201.17	<0.001			101.41	<0.001
≤6	561(61.31)	58(21.17)			269(58.86)	22(16.18)		
7~10	160(17.49)	40(14.60)			69(15.10)	25(18.38)		
11~36	156(17.05)	121(44.16)			97(21.23)	54(39.71)		
>36	38(4.15)	55(20.07)			22(4.81)	35(25.74)		
感染前抗菌药物使用日数(d)			269.60	<0.001			123.20	<0.001
≤3	274(29.95)	11(4.02)			127(27.79)	6(4.41)		
4~6	220(24.04)	22(8.03)			113(24.73)	12(8.82)		
7~12	237(25.90)	56(20.44)			116(25.38)	29(21.32)		
13~17	61(6.67)	35(12.77)			47(10.28)	20(14.71)		
18~37	100(10.93)	95(34.67)			43(9.41)	43(31.62)		
>37	23(2.51)	55(20.07)			11(2.41)	26(19.12)		

2.2 构建 logistic 回归模型 ICU 住院患者 HAI 单因素分析结果见表 2。ICU 住院患者 HAI 的 logistic 多因素回归分析结果表明,地区 GDP、本次住院已做病原学培养、糖尿病病史、癌症史、感染前住院日数≥7 d 和感染前持续发热日数>5 d 是 ICU 住院患者 HAI 的独立危险因素,见表 3。

表 2 ICU 住院患者 HAI 单因素分析

Table 2 Univariate analysis on HAI in ICU inpatients

变量	分组	$\beta$	$S_b$	$Wald\chi^2$	$OR(95\%CI)$	$P$
地区 GDP(元)	<58 685				—	
	≥58 685	1.06	0.20	27.16	2.89(1.94~4.31)	<0.001
本次住院已做病原学培养	否				—	
	是	1.92	0.37	26.23	6.84(3.28~14.29)	<0.001
糖尿病史	无				—	
	有	1.15	0.25	20.57	3.16(1.92~5.19)	<0.001
癌症史	无				—	
	有	1.26	0.27	20.94	3.51(2.05~6.01)	<0.001
感染前住院日数(d)	≤6				—	
	7~14	0.43	0.39	1.18	1.53(0.71~3.30)	0.270
	15~35	1.30	0.42	9.59	3.66(1.61~8.32)	<0.001
	36~64	1.20	0.51	5.53	3.31(1.22~8.97)	0.020
	>64	2.99	0.60	24.93	20.01(6.17~64.86)	<0.001
感染前持续发热日数(d)	≤1				—	
	2~3	0.07	0.24	0.10	1.08(0.67~1.75)	0.750
	4~5	0.41	0.28	2.15	1.51(0.87~2.62)	0.150
	>5	1.02	0.27	14.10	2.78(1.63~4.74)	<0.001
患者年龄		0.01	0.01	1.71	1.01(0.99~1.02)	0.480
患者性别	男性				—	
	女性	0.17	0.20	0.15	1.08(0.73~1.59)	0.710
住院季节	夏季				—	
	春季	0.03	0.25	1.67	1.38(0.85~2.26)	0.197
	秋季	-0.05	0.26	0.04	0.95(0.57~1.57)	0.843
	冬季	-0.43	0.26	2.80	0.65(0.39~1.07)	0.094
入院科室	内科				—	
	外科	0.48	0.28	2.89	1.61(0.93~2.79)	0.089
	ICU	0.18	0.28	0.41	1.20(0.69~2.10)	0.521
手术史	无				—	
	有	0.28	0.20	1.90	1.32(0.89~1.96)	0.168
感染史	无				—	
	有	-0.22	0.20	1.20	0.80(0.54~1.20)	0.273
高血压病史	无				—	
	有	-0.48	0.24	4.05	0.62(0.39~0.99)	0.044
创伤病史	无				—	
	有	-0.15	0.28	0.29	0.86(0.50~1.50)	0.591
多器官衰竭	否				—	
	是	0.58	0.41	2.00	1.78(0.80~3.95)	0.157

注：— 为参照组。

表 3 ICU 住院患者 HAI 危险因素 logistic 多因素回归分析结果

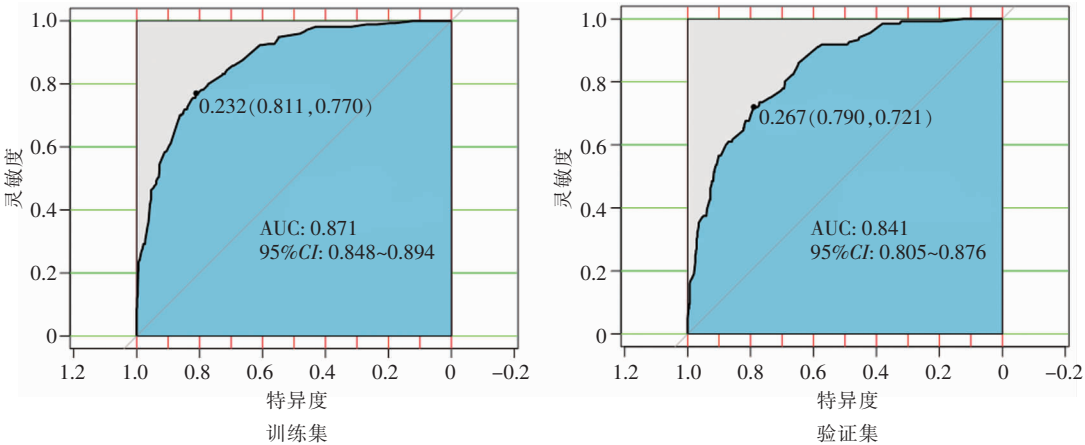
变量	分组	$\beta$	$S_e$	$Wald\chi^2$	OR(95%CI)	P
地区 GDP(元)	<58 685				-	
	≥58 685	0.99	0.18	29.74	2.71(1.89~3.87)	<0.001
本次住院已做病原学培养	否				-	
	是	2.11	0.35	35.92	8.28(4.15~16.54)	<0.001
糖尿病史	无				-	
	有	1.00	0.23	18.98	2.74(1.74~4.31)	<0.001
癌症史	无				-	
	有	1.17	0.26	20.74	3.23(1.95~5.35)	<0.001
感染前住院日数(d)	≤6				-	
	7~14	0.43	0.39	1.18	2.12(1.12~3.99)	0.020
	15~35	2.09	0.31	46.51	8.12(4.45~14.83)	<0.001
	36~64	2.29	0.37	37.45	9.84(4.73~20.46)	<0.001
	>64	4.08	0.44	85.04	59.01(24.80~140.36)	<0.001
感染前持续发热日数(d)	≤1				-	
	2~3	0.05	0.23	0.04	1.05(0.67~1.66)	0.833
	4~5	0.46	0.27	3.01	1.59(0.94~2.68)	0.085
	>5	1.11	0.25	19.83	3.04(1.86~4.95)	<0.001

注：- 为参照组。

2.3 评价 logistic 回归模型

2.3.1 模型的区分度结果 曲线下面积(AUC)>0.85 表示模型区分度良好。训练集中模型的 AUC

为 0.871(95%CI:0.848~0.894),验证集的 AUC 为 0.841(95%CI:0.805~0.876)。见图 1。



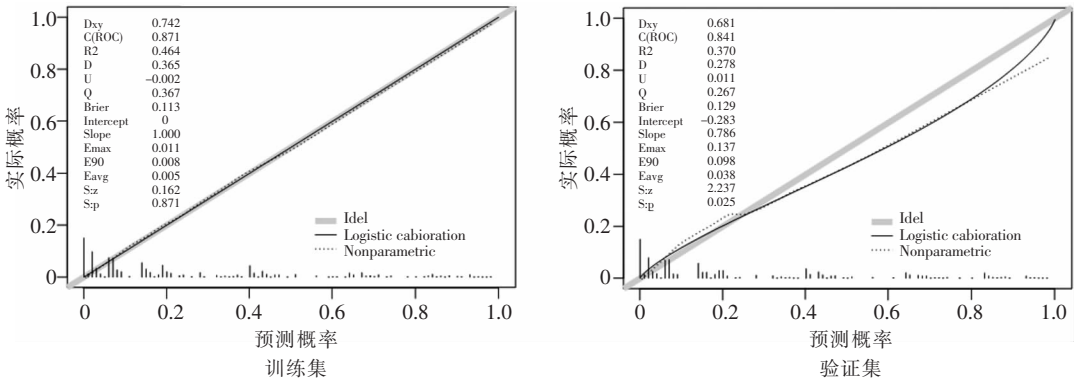
注：AUC 值越大,代表该模型区分能力越强。

图 1 训练集和验证集区分度效果的 ROC 曲线

Figure 1 ROC curves of discrimination performance of training set and validation set

2.3.2 模型的校准度结果 训练集、验证集的校准曲线 Brier 分数分别为 0.113、0.129,无限接近 0,均

表明模型的预测概率与实际结果较为接近,拟合效果较好。见图 2。



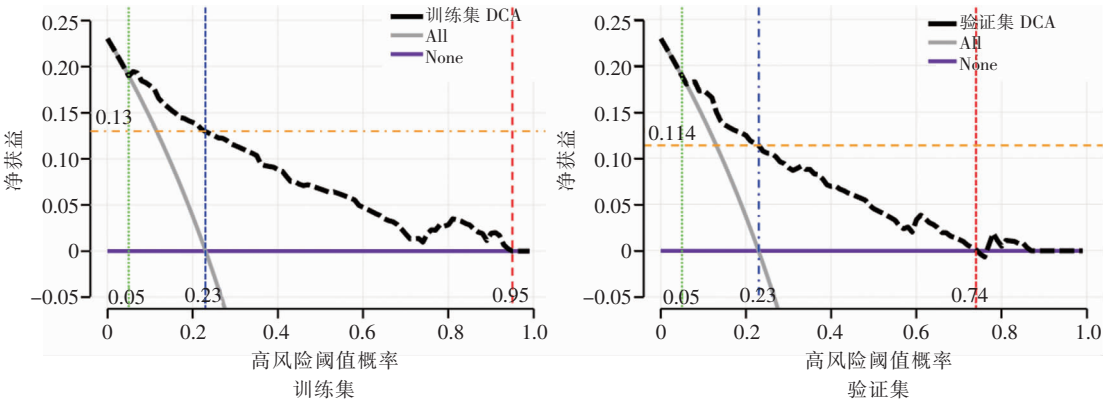
注:图中的 45 度灰实粗线代表完美预测,黑实线代表多回归模型的预测性能。长虚线拟合越接近理想线,模型的预测准确性越高。

图 2 训练集和验证集拟合效果的校准曲线

Figure 2 Calibration curves of fitting effect of training set and validation set

2.3.3 模型的临床有效性结果 本研究 ICU 患者 HAI 发病率为 23.01%，模型风险阈值概率范围均包括 23.01%，证明模型有用。模型在训练集风险

阈值概率为 5%~95%，净获益为 13%，验证集风险阈值概率为 5%~74%，净获益为 11.4%。见图 3。



注:y 轴表示净获益。绿线代表模型阈值概率起点,红线代表模型阈值概率终点,蓝线代表 HAI 实际发病率,黑色粗虚线代表多因素 logistic 回归模型。斜灰线代表所有患者都患有 HAI 的假设,平行于 X 轴的紫色线表示“所有患者均无 HAI”。x 轴表示高风险阈值概率,即治疗的预期获益等于避免治疗的预期获益时的概率。例如,如果患者的 HAI 发生可能性超过高风险阈值,则应采用针对高风险患者的治疗策略。验证集中的决策曲线显示,当高风险阈值在 0~0.74 时,使用多重回归模型预测 HAI 相较于所有患者被治疗或所有患者不被治疗,能带来 11.4% 的净获益。

图 3 训练集和验证集临床决策曲线分析

Figure 3 Clinical decision curve analysis of training set and validation set

2.4 基于独立风险因素开发 ICU 住院患者 HAI 风险的二维码应用 APP 采用 R 语言的 shiny 包开发了“医院感染风险评估二维码”,医务工作者或患者本人通过扫描二维码或者登录网址 <https://xiaoman.shinyapps.io/DynNomapp1/>(图 4A),然后根据实际情况直接点选自变量,患者精细化的

HAI 特定发生概率将以直接且用户非常友好的方式显示出来。例如,1 例患者有糖尿病史、无癌症、居住所在地处于欠发达地区(GDP<58 685 元)、本次住院需要进行病原学培养、感染前住院时间≤6 d 和感染前持续发热 2~3 d(图 4B),其 HAI 发生风险预测为 8.11% 将立即显示出来(图 4C)。





图 4 ICU 住院患者 HAI 风险评估二维码使用展示

Figure 4 Display of QR code used for HAI risk assessment in ICU inpatients

### 3 讨论

贵州地区综合 ICU 患者面临较高的 HAI 风险;患者来自发达地区(人均 GDP $\geq$ 58 685 元)、本次住院已做病原学培养、有糖尿病或癌症病史以及感染前住院日数和持续发热日数较长,是综合 ICU 患者发生 HAI 的独立危险因素。基于这些独立危险因素开发的 ICU 住院患者 HAI 风险评估二维码 APP 预测工具,能智能识别高风险患者,便于临床使用和验证。

本次住院期间已做病原学培养是 HAI 的一个独立危险因素<sup>[11]</sup>,此发现与 Zhang 等<sup>[12]</sup>和 Hema 等<sup>[13]</sup>研究结果一致。Zhang 等<sup>[12]</sup>认为,病原学培养对 HAI 预测能力主要源于医务人员的专业判断,因为开具的病原学培养医嘱是医生在全面评估患者症状、体征、临床表现和实验室结果后作出的科学决策。ICU 医生需要根据患者的临床表现、相关流行病学信息以及疑似病原体种类选择适当的病原学检测方法<sup>[12]</sup>。此外,病原学培养的决策还需考虑患者健康状况和免疫功能,这些因素共同影响 HAI 发生<sup>[12]</sup>。而 Hema 等<sup>[13]</sup>分析认为,住院期间已进行病原学培养是预测 HAI 的一个危险因素,但未能充分发挥医务人员的能力。因为临床日常的做法是在获得细菌培养之前就开始系统经验性使用抗菌药物,导致病原学检测和临床实际科学使用抗菌药物未能同步。

本研究发现,患者居住地为发达地区(人均 GDP $\geq$ 58 685 元)是 HAI 的一个独立危险因素。与居住地为欠发达地区(人均 GDP $<$ 58 685 元)的 ICU 患者相比,发达地区,医疗条件越好,更有利于疾病的防治<sup>[14]</sup>,但危重症患者越集中,ICU 患者发生 HAI 的风险反而更高<sup>[15]</sup>。可能的原因如下:(1)

发达地区医疗技术水平、HAI 诊断水平高,因此 HAI 漏诊率低<sup>[16]</sup>。(2)欠发达地区的医院治疗病情复杂患者的能力有限,高水平医务人员不足,导致这些患者被转诊到发达地区<sup>[17]</sup>。(3)发达地区的患者经济水平和医疗素养较高,大多数重症患者会直接选择该地区医疗水平较高的医疗机构。(4)发达地区医疗资源集中,患者流动性大,增加了交叉感染的机会。(5)发达地区医疗机构可能面临更大的诊疗压力,导致医疗资源相对紧张,严重影响了感染防控措施的严格执行。

本研究的创新之处在于:(1)预测模型的及时性。一些在住院期间发生 HAI 的患者在出院后才被诊断出来,导致高风险患者可能未能接受积极的 HAI 预防措施。本研究能及时预测感染风险,并采取有针对性地措施降低风险。(2)多中心数据泛化验证。大多数研究来自于同一所医疗机构,模型的外推性值得商榷。本研究创新性地采用了 3 个中心的样本数据对预测模型进行训练和验证,避免了单模型代表性不足的劣势,显著提升了模型的泛化性,使其能更广泛地适用于不同医疗机构场景。(3)全面模型评估体系。不同于多数预测模型研究仅从区分度或区分度与校准度两个维度进行评价,本研究构建了一套全方位的模型评估体系,综合考量区分度( $>0.84$ )、校准度(Brier 评分 $\approx 0$ )以及临床净获益较高(临床净获益 = 11.4%)等多个关键指标,确保模型预测效果从多维度得到精准量化和可靠性验证。(4)临床实用转化创新<sup>[18-19]</sup>。鉴于国内 HAI 领域预测模型研究常止步于模型构建和效果评估,缺乏临床转化这一关键环节的现状与不足,本研究成功开发了免费、简洁、快速且精准的二维码 APP 预测工具,顺利将模型应用于实际临床场景。

本研究存在一些局限性。首先,作为一项回顾性

研究,可能存在选择偏差和回忆偏倚。需要前瞻性队列研究来验证本研究开发的二维码风险计算器的准确性。其次,缺少患者身体质量指数、吸烟、饮酒、饮食或体力活动指标的数据,无法充分评估肥胖和健康行为对 HAI 的影响。第三,缺乏外部数据验证。第四,样本医院为贵州省三级综合医院,不代表贵州省的基层医院和专科医院,因此,外推使用需谨慎。

综上所述,综合 ICU 住院患者 HAI 与 6 个独立危险因素相关,即贵州省经济发达地区(人均 GDP≥58 685 元)、本次住院已做病原学培养、存在糖尿病史或癌症病史、较长的感染前住院日数和持续发热日数。通过使用基于这些独立危险因素开发的二维码 APP,可以快速、客观且直观地可视化个体患者 HAI 发生的概率,提前预测识别高风险患者,以便调整护理策略。

利益冲突:所有作者均声明不存在利益冲突。

【参 考 文 献】

[1] Kollef MH, Torres A, Shorr AF, et al. Nosocomial infection [J]. Crit Care Med, 2021, 49(2): 169–187.

[2] Vincent JL, Rello J, Marshall J, et al. International study of the prevalence and outcomes of infection in intensive care units [J]. JAMA, 2009, 302(21): 2323–2329.

[3] Blot S, Ruppé E, Harbarth S, et al. Healthcare-associated infections in adult intensive care unit patients: changes in epidemiology, diagnosis, prevention and contributions of new technologies[J]. Intensive Crit Care Nurs, 2022, 70: 103227.

[4] Zimlichman E, Henderson D, Tamir O, et al. Health care-associated infections: a Meta-analysis of costs and financial impact on the US health care system[J]. JAMA Intern Med, 2013, 173(22): 2039–2046.

[5] Azzam A, Khaled H, Mosa M, et al. Epidemiology of clinically isolated methicillin-resistant *Staphylococcus aureus* (MRSA) and its susceptibility to linezolid and vancomycin in Egypt: a systematic review with Meta-analysis[J]. BMC Infect Dis, 2023, 23(1): 263.

[6] Landrigan CP, Parry GJ, Bones CB, et al. Temporal trends in rates of patient harm resulting from medical care[J]. N Engl J Med, 2010, 363(22): 2124–2134.

[7] Encinas C, Hernandez-Rivas Já, Oriol A, et al. A simple score to predict early severe infections in patients with newly diagnosed multiple myeloma[J]. Blood Cancer J, 2022, 12(4): 68.

[8] 国家卫生部. 医院感染诊断标准(试行)[J]. 中华医学杂志, 2001, 81(5): 314–320.

Ministry of Health of the People’s Republic of China. Diagnostic criteria for nosocomial infection (Trial version) [J]. National Medical Journal of China, 2001, 81 (5): 314–320.

[9] Young N, Bowman A, Swedin K, et al. Cost-effectiveness of antenatal multiple micronutrients and balanced energy protein supplementation compared to iron and folic acid supplementation in India, Pakistan, Mali, and Tanzania: a dynamic micro-simulation study[J]. PLoS Med, 2022, 19(2): e1003902.

[10] Efthimiou O, Seo M, Chalkou K, et al. Developing clinical prediction models: a step-by-step guide[J]. BMJ, 2024, 386: e078276.

[11] Jiao PP, Jiang YF, Jiao JH, et al. The pathogenic characteristics and influencing factors of health care-associated infection in elderly care center under the mode of integration of medical care and elderly care service: a cross-sectional study[J]. Medicine (Baltimore), 2021, 100(21): e26158.

[12] Zhang M, Yang H, Mou X, et al. An interactive nomogram to predict healthcare-associated infections in ICU patients: a multicenter study in Guizhou Province, China [J]. PLoS One, 2019, 14(7): e0219456.

[13] Hema A, Somé SA, Kaboré O, et al. Risk and outcomes of healthcare-associated infections in three hospitals in Bobo Dioulasso, Burkina Faso, 2022: a longitudinal study[J]. PLoS One, 2025, 20(2): e0307346.

[14] Wang HQ, Liang LQ. How do housing prices affect residents’ health? New evidence from China[J]. Front Public Health, 2021, 9: 816372.

[15] Kariyawasam RM, Julien DA, Jelinski DC, et al. Antimicrobial resistance (AMR) in COVID-19 patients: a systematic review and Meta-analysis (November 2019-June 2021)[J]. Antimicrob Resist Infect Control, 2022, 11(1): 45.

[16] Yin Y, Liu YH, Duan MW, et al. Optimizing the nucleic acid screening strategy to mitigate regional outbreaks of SARS-CoV-2 Omicron variant in China: a modeling study[J]. Infect Dis Poverty, 2023, 12(1): 1.

[17] Ren NJ, Li YS, Wang RL, et al. The distribution of HIV and AIDS cases in Luzhou, China, from 2011 to 2020: Bayesian spatiotemporal analysis [J]. JMIR Public Health Surveill, 2022, 8(6): e37491.

[18] Christodoulou E, Ma J, Collins GS, et al. A systematic review shows no performance benefit of machine learning over logistic regression for clinical prediction models[J]. J Clin Epidemiol, 2019, 110: 12–22.

[19] Markham S. Patient perspective on predictive models in healthcare: translation into practice, ethical implications and limitations?[J]. BMJ Health Care Inform, 2025, 32(1): e101153.

(本文编辑:陈玉华)

**本文引用格式:**张满,梁永生,杨怀,等.重症监护病房住院患者医院感染风险评估二维码的开发与应用[J].中国感染控制杂志, 2025,24(9): 1259–1268. DOI: 10. 12138/j. issn. 1671–9638. 20252416.

**Cite this article as:** ZHANG Man, LIANG Yongsheng, YANG Huai, et al. Development and application of quick response code for prediction of healthcare-associated infection risks in ICU inpatients[J]. Chin J Infect Control, 2025, 24(9): 1259–1268. DOI: 10. 12138/j. issn. 1671–9638. 20252416.