·临床研究·

稳定期慢性阻塞性肺疾病患者半年内再入院风险预测研究

段然然[1],张艳敏[1],苏艳娜[1],冉欣欣[1],李杰[1],夏美[1],温悦欣[1],叶丽云[2*]
([1]承德医学院附属医院呼吸与危重症医学科,河北 承德 067000;[2]河北医科大学第二医院呼吸与危重症医学科,石家庄 050000)

【摘 要】 目的 探讨基于极端梯度提升(XGBoost)算法的列线图预测模型对老年慢性阻塞性肺疾病(COPD)稳定期患者急性加重再入院风险的预测价值。**方法** 回顾性纳入2021年1月至2024年6月在承德医学院附属医院住院治疗的老年COPD稳定期患者348例,按7∶3比例随机分为训练集(n=244,用于构建模型)和验证集(n=104,用于内部验证)。首先通过单因素分析筛选COPD稳定期患者急性加重再入院的潜在预测因子;继而应用XGBoost算法对候选变量进行重要性排序和特征选择;最后基于多因素logistic回归分析二次筛选,并生成可视化列线图预测模型,并对其性能进行评估。采用SPSS 22.0和R(4.2.3)软件进行数据分析。根据数据类型,组间比较分别采用t检验及χ^2检验。**结果** 与传统全变量多因素logistic回归模型相比,本研究基于XGBoost算法及多因素logistic回归筛选构建的列线图预测模型在训练集和验证集中对老年COPD稳定期患者病情急性加重再入院风险的曲线下面积分别达到0.936(95%*CI* 0.897~0.963)和0.923(95%*CI* 0.853~0.949),并且在0.1~0.7的阈值概率范围内具有较高的临床净收益。**结论** 基于XGBoost算法的列线图预测模型具有良好的区分度、校准性和临床实用性,能够有效预测老年COPD稳定期患者急性加重再入院风险。

【关键词】 老年人;极端梯度提升;慢性阻塞性肺疾病稳定期;再入院;列线图;预测价值
【中图分类号】 R563 **【文献标志码】** A **【DOI】** 10.11915/j.issn.1671-5403.2026.10.154

A nomogram prediction model for 6-month rehospitalization in patients with stable chronic obstructive pulmonary disease

Duan Ranran[1], Zhang Yanmin[1], Su Yanna[1], Ran Xinxin[1], Li Jie[1], Xia Mei[1], Wen Yuexin[1], Ye Liyun[2*]
([1]Department of Respiratory and Critical Care Medicine, Affiliated Hospital of Chengde Medical College, Chengde 067000, Hebei Province, China; [2]Department of Respiratory and Critical Care Medicine, the Second Hospital of Hebei Medical University, Shijiazhuang 050000, China)

【Abstract】 Objective To investigate the predictive value of a nomogram prediction model based on the extreme gradient boosting (XGBoost) algorithm for the risk of readmission due to acute exacerbation in elderly patients with stable chronic obstructive pulmonary disease(COPD). **Methods** A retrospective cohort study included 348 elderly patients with stable COPD hospitalized at the Affiliated Hospital of Chengde Medical College from January 2021 to June 2024. The participants were randomly assigned to a training set(n=244, used for model development) and a validation set(n=104, used for internal validation) in a 7∶3 ratio. First, univariate analysis was performed to screen potential predictors of readmission due to acute exacerbation in stable COPD patients. Subsequently, the XGBoost algorithm was applied to rank candidate variables by importance and perform feature selection. Finally, a secondary screening was conducted using multivariate logistic regression analysis to generate a visualizable nomogram prediction model whose performance was evaluated. SPSS statistics 22.0 and R(4.2.3) were used for statistical analysis. Between-group comparisons were performed using t test or χ^2 test depending on data type. **Results** Compared with conventional full-variable multivariate logistic regression models, the nomogram prediction model constructed in this study based on XGBoost algorithm and multivariate logistic regression screening achieved an area under the curve value of 0.936(95%*CI* 0.897-0.963) and 0.923(95%*CI* 0.853-0.949) in the training and validation sets, respectively, for predicting the risk of acute exacerbation readmission in elderly patients with stable COPD. The model also demonstrated

收稿日期: 2025-11-12; **接受日期**: 2026-01-23
基金项目: 承德市科学技术研究与发展计划(202109A053)
通信作者: 叶丽云, E-mail: yeliyun2009@126.com

high clinical net benefit within the threshold probability range of 0.1-0.7. **Conclusion** The nomogram prediction model based on the XGBoost algorithm has good discrimination, calibration, and clinical utility, and can effectively predict the risk of acute exacerbation readmission in elderly patients with stable COPD.

【Key words】 aged; eXtreme Gradient Boosting; stable chronic obstructive pulmonary disease; readmission; nomogram; predictive value

This work was supported by Chengde Science and Technology Research and Development Program (202109A053).

Corresponding author: *Ye Liyun*, *E-mail*: *yeliyun2009@126.com*

慢性阻塞性肺疾病(chronic obstructive pulmonary disease,COPD)是以持续性气流受限和慢性气道炎症为特征的呼吸系统疾病[1]。约 63%的住院 COPD 患者出院后 1 年内因急性加重再次入院[2],显著增加了患者死亡风险。此外,老年 COPD 患者因生理功能减退,其再入院风险较年轻患者显著增高[3]。目前,虽然 Goto 等[4]比较了不同机器学习模型对 COPD 患者住院后 30 d 再入院风险的预测效能,但针对 COPD 患者因急性加重再入院风险评估的预测工具仍显不足。近年来,极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting,XGBoost)因其内置正则化机制,对非线性关系和变量交互作用的良好捕捉能力,在 COPD 相关预测建模中表现突出[5]。虽有研究对比了 XGBoost 和 logistic 回归模型对 COPD 急性加重患者出院后 1 年内再入院的预测效能[6],但尚无研究将其用于构建老年 COPD 稳定期患者急性加重再入院的列线图模型。因此,本研究拟采用 XGBoost 算法构建直观、个体化的列线图预测模型,以实现对该高风险人群的早期识别与精准评估。

1 对象与方法

1.1 研究对象

回顾性初步纳入 2021 年 1 月至 2024 年 6 月在承德医学院附属医院住院治疗的老年 COPD 稳定期患者 348 例。按 7∶3 比例随机分为训练集和验证集。纳入标准:(1)年龄≥60 岁;(2)符合 COPD 诊断标准[7]且近 4 周无急性加重;(3)能完成 6 个月规范随访并记录再入院情况。排除标准:(1)合并恶性肿瘤、纽约心脏病协会Ⅲ~Ⅳ级心功能不全或终末期肝肾功能衰竭等严重疾病;(2)入组前 4 周内因急性加重住院或强化治疗;(3)存在认知或语言障碍;(4)随访不完整或关键数据缺失;(5)因非 COPD 原因再入院。本研究经承德医学院附属医院伦理委员会审批(编号:CYFYLL24045)。本研究为回顾性分析,豁免患者知情同意。所有患者数据均进行去标识化处理,确保隐私安全。研究符合《赫尔辛基宣言》。

1.2 方法

1.2.1 临床资料收集 本研究通过医院电子病历系统和实验室信息管理系统收集了所有患者的临床资料,包括人口学特征、基础疾病情况、血气分析指标、营养状况、近 1 年急性加重住院次数、肺功能分级、改良英国医学研究委员会呼吸困难量表(modified medical research council dyspnea scale,mMRC)评分、COPD 评估测试(COPD assessment test,CAT)评分]、治疗情况、实验室指标及病情急性加重再入院情况等。本研究采用标准化的数据采集流程,由两名经过培训的研究人员独立进行数据提取与录入,并通过交叉核对的方式验证数据的一致性和准确性,所有数据采集过程均严格遵循预先制定的操作规范。

1.2.2 量表评估标准 (1)营养状况采用微型营养评定简表(mini nutritional assessment-short form,MNA-SF)评估[8],总分为 0~14 分:≤7 分为营养不良,8~11 分为营养不良风险,≥12 分为营养状况良好;(2)衰弱状态采用临床衰弱量表(clinical frailty scale,CFS)评估[9],按 1~9 分反映近 1 个月功能状态,>4 分定义为衰弱,≤4 分为无衰弱,分值越高衰弱越严重;(3)呼吸困难严重程度采用 mMRC 量表进行评估[10],总分 0~4 分,评分越高提示呼吸困难越重;(4)病情严重程度通过 CAT 量表评估[11],总分为 0~32 分,分值越高患者临床症状越显著、病情越严重。所有量表数据均于患者入院后 24 h 内、病情稳定且处于 COPD 稳定期状态下由经培训的护士完成采集。

1.2.3 随访及再入院诊断 患者出院后通过门诊复诊或电话回访随访半年,追踪患者是否因 COPD 急性加重入院。COPD 急性加重的判定依据包括[12]:(1)呼吸道症状急性恶化;(2)呼吸困难显著加剧;(3)咳嗽频率增加;(4)痰量明显增多或性状改变,且超出日常波动范围、需调整治疗方案。根据随访结果,因 COPD 急性加重再次住院者归入再入院组,其余归入未再入院组。

1.2.4 模型构建流程 (1)单因素分析初步筛选与再入院相关的临床指标。(2)数据预处理。对缺失

值采用完整案例分析或多重插补，采用 Tukey's fences 法识别并结合临床合理性处理异常值。(3)采用 XGBoost 算法评估变量重要性，经网格搜索结合 5 折交叉验证调优超参数，选取累积贡献达 90%以上的前 5 个变量。(4)基于 XGBoost 筛选结果建立多因素 logistic 回归模型，并利用“rms”程序包构建列线图。(5)通过受试者工作特征(receiver operating characteristic，ROC)曲线下面积(area under the curve，AUC)、校准曲线和决策曲线分析(decision curve analysis，DCA)分别验证模型的区分度、校准性和临床实用性。

1.3 统计学处理

采用 SPSS 22.0 和 R(4.2.3)统计软件进行数据分析。计量资料用均数±标准差($\bar{x}\pm s$)表示，采用 t 检验；计数资料用例数(百分率)表示，采用 χ^2 检验。$P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 训练集和验证集临床资料比较

本研究共纳入患者 348 例，按 7∶3随机分配后，训练集患者 244 例，验证集患者 104 例。在随访期间，共有 61 例患者因 COPD 急性加重再次住院(再入院组)，其余 287 例未发生再入院(未再入院组)。两组患者基线临床特征比较，差异无统计学意义($P>0.05$；表 1)。

表 1 训练集和验证集临床资料比较

Table 1 Comparison of clinical data between the training and validation sets

Item	Training set (n=244)	Validation set (n=104)	t/χ^2	P value
Age(years, $\bar{x}\pm s$)	75.69±5.14	74.88±4.98	1.358	0.175
Gender[n(%)]			1.063	0.302
Male	125(51.23)	47(45.19)		
Female	119(48.77)	57(54.81)		
BMI(kg/m^2, $\bar{x}\pm s$)	22.58±3.69	22.17±4.09	0.918	0.359
COPD duration(years, $\bar{x}\pm s$)	11.47±2.13	11.04±1.59	1.850	0.065
Diabetes mellitus[n(%)]	108(44.26)	42(40.38)	0.447	0.504
Hypertension[n(%)]	111(45.49)	46(44.23)	0.047	0.829
Hyperlipidemia[n(%)]	114(46.72)	56(53.85)	1.481	0.224
PaO_2[n(%)]			0.179	0.672
<60 mmHg	123(50.41)	55(52.88)		
≥60 mmHg	121(49.59)	49(47.12)		
$PaCO_2$[n(%)]			0.035	0.853
<50 mmHg	127(52.05)	53(50.96)		
≥50 mmHg	117(47.95)	51(49.04)		
Frailty[n(%)]	68(27.87)	35(33.65)	1.171	0.279
Malnutrition[n(%)]	89(36.48)	45(43.27)	1.421	0.233
Frequency of acute exacerbation hospitalization in the past year[n(%)]			0.018	0.893
<2 times	145(59.43)	61(58.65)		
≥2 times	99(40.57)	43(41.35)		
Pulmonary function grade[n(%)]			0.603	0.438
Ⅰ-Ⅱ	125(51.23)	58(55.77)		
Ⅲ-Ⅳ	119(48.77)	46(44.23)		
mMRC score(points, $\bar{x}\pm s$)	1.98±0.13	1.97±0.25	0.489	0.625
CAT score(points, $\bar{x}\pm s$)	19.86±2.36	19.75±1.58	0.435	0.664
FEV_1(L, $\bar{x}\pm s$)	1.29±0.15	1.27±0.06	1.315	0.189
FVC(L, $\bar{x}\pm s$)	2.58±0.23	2.55±0.18	1.184	0.237
ALB(g/L, $\bar{x}\pm s$)	34.79±1.58	34.52±1.49	1.484	0.139
NLR($\bar{x}\pm s$)	7.89±1.16	7.79±0.36	0.861	0.390
Acute exacerbation readmission[n(%)]	61(25.00)	20(19.23)	1.359	0.244

BMI: body mass index; COPD: chronic obstructive pulmonary disease; PaO_2: arterial partial pressure of oxygen; $PaCO_2$: arterial partial pressure of carbon dioxide; mMRC: modified medical research council dyspnea scale; CAT: COPD assessment test; FEV_1: forced expiratory volume in 1 second; FVC: forced vital capacity; ALB: albumin; NLR: neutrophil-to-lymphocyte ratio. 1 mmHg=0.133 kPa.

2.2 影响老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的单因素分析

与未再入院组相比，再入院组患者年龄、衰弱比例、营养不良比例、近 1 年急性加重住院频次(≥2 次)比例、mMRC 评分明显升高($P<0.05$)，BMI、FEV_1、FVC 水平明显降低($P<0.05$)；而在性别、COPD 病程、糖尿病、高血压、高脂血症、PaO_2、$PaCO_2$、肺功能分级、CAT 评分、ALB、NLR 方面差异均无统计学意义($P>0.05$；表 2)。

2.3 XGBoost 算法特征筛选及重要性排序

本研究采用 XGBoost 机器学习算法进行特征变量筛选，以老年 COPD 稳定期患者是否因病情急性加重再入院作为二分类结局变量(再入院=1，未再入院=0)。研究选取单因素分析中具有显著统计学差异的指标作为自变量。分析结果显示，再入院组与未再入院组患者在近 1 年急性加重住院频次、衰弱状况、FEV_1、营养状态、年龄、BMI 等指标差异均有统计学意义($P<0.05$)，且重要性依次降低(图 1)。将上述指标用于评估老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院风险。

2.4 影响老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的多因素 logistic 回归分析

为了进一步验证老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院风险因素的可靠性，将筛选出的重要变量[近1 年急性加重住院频次(赋值：<2 次=0，≥2 次=1)、衰弱状况(赋值：无=0，有=1)、FEV_1(实测值)、营养不良(赋值：有=1，无=0)、年龄(实测值)、BMI(实测值)]纳入多因素 logistic 回归分析结果发现，年龄、衰弱、近 1 年急性加重住院频次为老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的独立危险因素($P<0.05$)，BMI、FEV_1则为独立保护因素($P<0.05$；表 3)。

表 2 影响老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的单因素分析

Table 2 Univariate analysis of factors influencing acute exacerbation readmission in elderly patients with stable COPD

Factor	Readmission group(n=61)	Non-readmission group(n=183)	t/χ^2	P value
Age(years, $\bar{x}\pm s$)	75.69±5.14	71.25±5.49	5.556	<0.001
Gender[n(%)]			0.443	0.506
Male	29(47.54)	96(52.46)		
Female	32(52.46)	87(47.54)		
BMI(kg/m^2, $\bar{x}\pm s$)	21.28±2.14	23.59±3.48	4.882	<0.001
COPD duration(years, $\bar{x}\pm s$)	10.23±2.03	9.87±1.03	1.805	0.072
Diabetes mellitus[n(%)]	21(34.43)	87(47.54)	3.190	0.074
Hypertension[n(%)]	29(47.54)	82(44.81)	0.138	0.711
Hyperlipidemia[n(%)]	30(49.18)	84(45.90)	0.198	0.657
PaO_2[n(%)]			2.891	0.089
<60 mmHg	25(40.98)	98(53.55)		
≥60 mmHg	36(59.02)	85(46.45)		
$PaCO_2$[n(%)]			2.896	0.089
<50 mmHg	26(42.62)	101(55.19)		
≥50 mmHg	35(57.38)	82(44.81)		
Frailty[n(%)]	43(70.49)	25(13.66)	73.504	<0.001
Malnutrition[n(%)]	35(57.38)	54(29.51)	15.335	<0.001
Frequency of acute exacerbation hospitalization in the past year[n(%)]			62.466	<0.001
<2 times	10(16.39)	135(73.77)		
≥2 times	51(83.61)	48(26.23)		
Pulmonary function grade[n(%)]			0.443	0.506
Ⅰ-Ⅱ	29(47.54)	96(52.46)		
Ⅲ-Ⅳ	32(52.46)	87(47.54)		
mMRC score(points, $\bar{x}\pm s$)	2.13±0.09	1.45±0.06	66.978	<0.001
CAT score(points, $\bar{x}\pm s$)	18.05±4.36	17.58±4.12	0.760	0.448
FEV_1(L, $\bar{x}\pm s$)	1.04±0.13	1.29±0.09	16.676	<0.001
FVC(L, $\bar{x}\pm s$)	2.38±0.54	2.57±0.26	3.662	<0.001
ALB(g/L, $\bar{x}\pm s$)	33.25±5.89	34.58±4.12	1.946	0.053
NLR($\bar{x}\pm s$)	7.85±1.98	7.46±1.25	1.800	0.073

BMI: body mass index; COPD: chronic obstructive pulmonary disease; PaO_2: arterial partial pressure of oxygen; $PaCO_2$: arterial partial pressure of carbon dioxide; mMRC: modified Medical Research Council dyspnea scale; CAT: COPD assessment test; FEV_1: forced expiratory volume in 1 second; FVC: forced vital capacity; ALB: albumin; NLR: neutrophil-to-lymphocyte ratio. 1 mmHg=0.133 kPa.

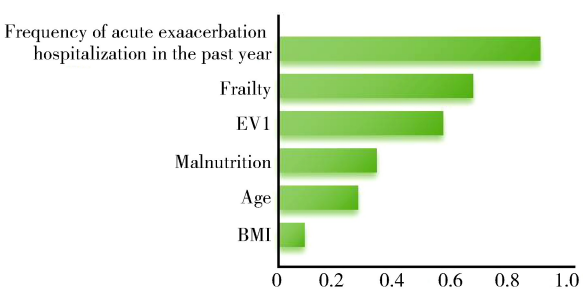


图 1 基于 XGBoost 算法的特征重要性排序图

Figure 1 Feature importance ranking plot based on the XGBoost algorithm.

FEV_1: forced expiratory volume in 1 second; XGBoost: eXtreme Gradient Boosting; BMI: body mass index;

表 3 影响老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的多因素 logistic 回归分析

Table 3 Multivariate logistic regression analysis of factors associated with readmission for acute exacerbation in elderly patients with stable COPD

Variable	β	SE	$Wald\ \chi^2$	P value	OR(95%CI)
Age	0.201	0.048	17.694	<0.001	1.226(1.115-1.348)
BMI	−0.307	0.088	12.199	<0.001	0.736(0.619-0.874)
Frailty	1.964	0.613	10.272	0.001	7.127(2.144-23.683)
Frequency of acute exacerbation hospitalization in the past year	1.235	0.626	3.896	0.048	3.438(1.009-11.718)
FEV_1	−3.312	0.799	17.185	<0.001	0.036(0.008-0.174)
Constant	−5.950	3.667	2.633		

COPD: chronic obstructive pulmonary disease; BMI: body mass index; FEV_1: forced expiratory volume in 1 second.

2.5 列线图模型构建

本研究整合了患者年龄、BMI、衰弱程度、近1年急性加重住院频次以及 FEV_1 等临床指标，建立 Nomogram预测模型(图 2)。该模型通过将各风险因素的评分相加得出总分，并根据总分对应关系评估患者发生急性加重并再次入院的风险(表 4)。

2.6 列线图模型的内部验证

模型验证结果显示，该模型在训练集和验证集中均具有良好的校准度和区分度。训练集和验证集 Hosmer-Lemeshow 检验结果分别为(χ^2=7.687，P=0.465)和(χ^2=5.479，P=0.532)，表明模型拟合优度良好；校准曲线进一步证实该模型预测概率与实际观察概率高度一致；ROC 曲线分析结果证实，该模型在训练集和验证集中对老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院风险的 AUC 分别达到 0.936(95%CI 0.897～0.963)和 0.923(95% CI 0.853～0.949)。DCA 结果显示，该模型均可获得显著的临床净获益(图3～5)。

2.7 基于列线图总分的风险分层及临床阈值确定

训练集中，列线图总分预测再入院的 ROC-AUC 为 0.936，Youden 指数最大值为 0.748，对应最佳截断点 169 分(灵敏度 86.89%，特异度 87.98%)，判别效能最优。DCA 显示，阈值概率 0.20～0.70 范围内，应用该列线图的净收益显著高于“全部干预”或“不干预”策略，临床获益明确。结合评分细则(表 4)，将阈值概率 0.20 和 0.70 分别转换为总分 164 分和 195 分。

据此，本研究定义以下三类风险分层标准。低风险组：列线图总分＜164 分(预测再入院概率＜20%)；中风险组：164 分≤总分＜195 分(预测概率 20%～70%)；高风险组：总分≥195 分(预测概率≥70%)。在训练集与验证集中，应用此分层标准后各风险组患者的分布如表 5 所示。

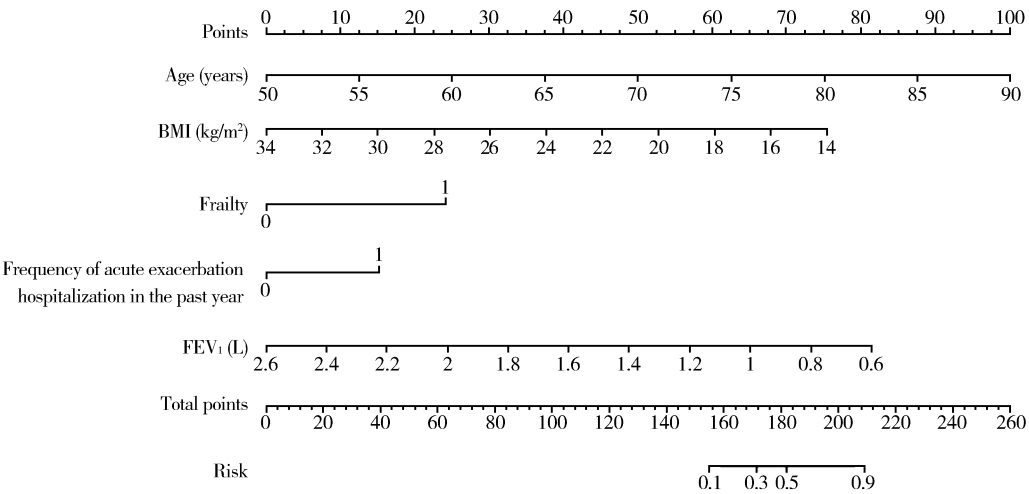


图2 老年COPD稳定期患者病情急性加重再入院的列线图模型

Figure 2 Nomogram model for acute exacerbation readmission in elderly patients with stable COPD

COPD: chronic obstructive pulmonary disease; FEV_1: forced expiratory volume in 1 second.

表4 列线图模型变量计分说明

Table 4 Description of variable scoring in the nomogram model

Variable	Value description	Scoring rule
Age	50–90 years	The score increases linearly with age; 50 years=0 points, 90 years=100 points
BMI	14–34 kg/m^2	The score increases as BMI decreases; 34 kg/m^2=0 points, 14 kg/m^2=75 points
Frailty	Non-frail=0; Frail=1	Non-frail: 0 points; Frail: 24.5 points
Frequency of acute exacerbation hospitalization in the past year	<2 times=0; ≥2 times=1	<2 times: 0 points; ≥2 times: 15 points
FEV_1	0.6–2.6 L	The score increases as FEV_1 decreases; 2.6 L=0 points, 0.6 L=81 points

The total score is obtained by summing the individual score of each variable. The predicted probability of readmission for acute exacerbation can be determined according to the total score on the risk axis of the nomogram. COPD: chronic obstructive pulmonary disease; BMI: body mass index; FEV_1: forced expiratory volume in 1 second.

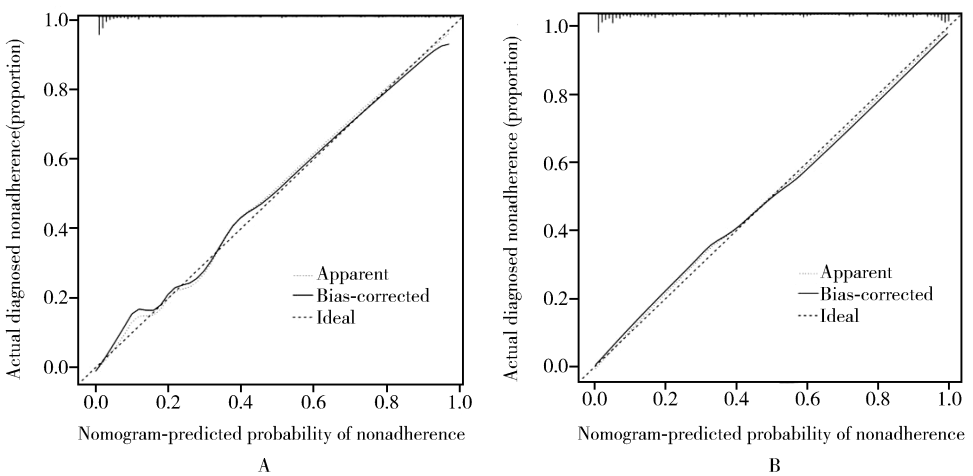


图3 列线图模型训练集(A)和验证集(B)的校正曲线

Figure 3 Calibration curves of the nomogram model in the training set(A) and validation set(B)

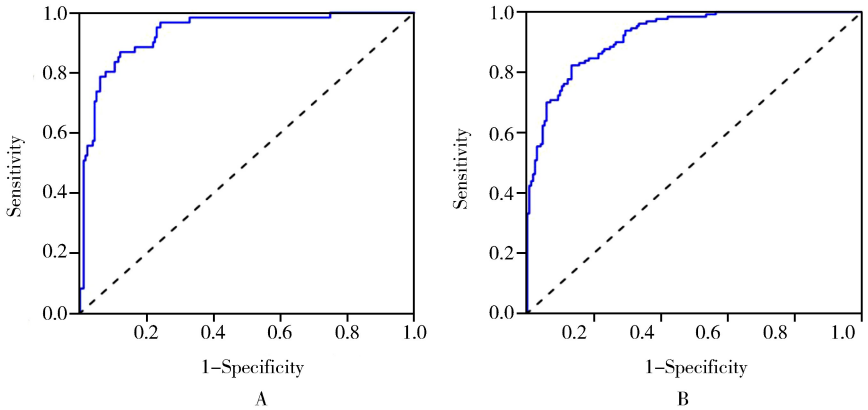


图 4 列线图模型训练集(A)和验证集(B)的 ROC 曲线

Figure 4 ROC curves of the nomogram model in the training set(A) and validation set(B)

ROC: receiver operating characteristic.

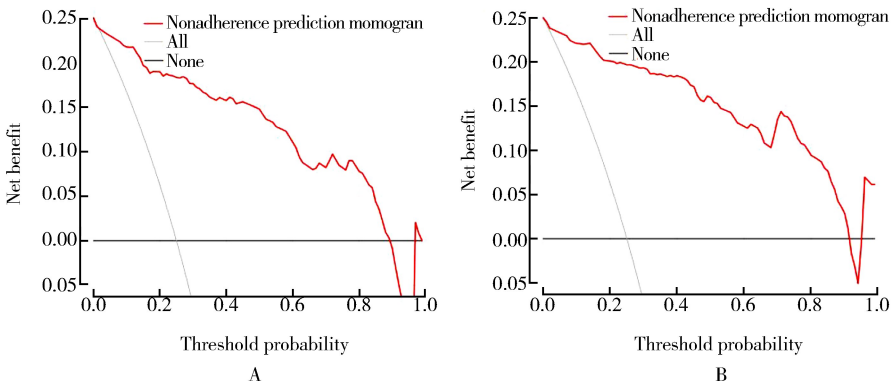


图 5 列线图模型训练集(A)和验证集(B)的 DCA 曲线

Figure 5 DCA curves of the nomogram model in the training set(A) and validation set(B)

DCA: decision curve analysis.

表 5 基于列线图总分的风险分层在训练集与验证集中的表现

Table 5 Performance of risk stratification based on total nomogram score in the training and validation sets

Risk level	Total score threshold (predicted probability)	Training set [n(%)]	Validation set [n(%)]
Low risk	<164 points(<20%)	157(64.34)	67(64.42)
Intermediate risk	164 points≤ total score< 195 points(20%-70%)	51(20.90)	24(23.77)
High risk	Total score≥195 points (≥70%)	36(14.75)	13(12.50)

2.8 XG-LR 模型与传统 logistic 回归模型的性能比较

本研究构建了一个传统全变量 logistic 回归模型(纳入单因素分析中所有 $P<0.05$ 的相关候选变量),并与本研究提出的"XGBoost 筛选+Logistic 建模"模型(简称"XG-LR 模型")进行性能对比。结果显示,在训练集中,XG-LR 模型的 AUC 为 0.936(95% *CI* 0.897~0.963),显著高于传统全变量 Logistic 模型的 AUC(0.733, 95% *CI* 0.673 ~ 0.787)(Z = 6.234, $P<0.001$)。在验证集中,XG-LR 模型仍保持较高判别力(AUC=0.923),而传统模型 AUC 降至 0.722(表 6)。

3 讨 论

本研究 XGBoost 算法结果表明,近 1 年急性加重住院频次、衰弱状况、FEV_1、营养状态、年龄和 BMI 按重要性从高到低依次是影响此类患者再入院的关键风险因素。而在此基础上通过多因素 logistic 回归进一步筛选发现,年龄、衰弱、近 1 年急性加重住院频次为老年 COPD 稳定期患者病情急性加重再入院的独立危险因素,而 BMI、FEV_1 则为独立保护因素,分析其原因如下。(1)衰弱与年龄:衰弱作为老年综合评估的重要维度,体现了机体生理功能储备下降和应激能力减弱的病理状态,与不良健康结局密切相关。Li 等[13]的研究进一步证实,合并衰弱的 COPD 患者 30 d 再入院率(25.9%)较非衰弱患者(16.0%)显著增高,提示衰弱可能是预测短期再入院的有效指标。(2)近 1 年急性加重住院频次:Fernández-García 等[14]报道,过去 1 年内因 COPD 急性加重住院超过 2 次的患者,其出院后短期和长期再入院风险显著增加。这可能是因为,患者经历首次急性加重住院后,往往会出现病情反复发作的恶性循环,表现为再住院风险显著增加且发作间隔时间逐渐缩短。(3)BMI:从病理生理机制来看,

表6 XG-LR模型与传统logistic回归模型的性能比较

Table 6 Performance comparison between the XG-LR model and the traditional logistic regression model

Model	AUC	Best cut off value	95%*CI*	Sensitivity(%)	Specificity(%)	Youden index
XG-LR model						
Training set	0.936	169.015	0.897-0.963	86.89	87.98	0.7486
Validation set	0.923	169.854	0.853-0.949	84.13	82.39	0.6652
Traditional full-variable logistic regression model						
Training set	0.733	145.963	0.673-0.787	63.93	74.32	0.3825
Validation set	0.722	148.263	0.661-0.777	60.66	72.68	0.3333

AUC: area under the curve.

BMI降低往往伴随着机体脂肪储备减少和肌肉质量下降,这种改变可产生双重负面影响,一方面会导致呼吸肌(尤其是膈肌)萎缩和肌力减弱,直接影响通气功能;另一方面会引起免疫球蛋白合成减少和淋巴细胞功能受损,显著增加呼吸道感染风险。(4)FEV_1:研究表明,FEV_1等肺功能参数的下降程度与急性加重发生频率呈显著正相关[15]。国内学者徐秀娟等[16]的研究进一步证实,基线FEV_1水平与患者出院后1年内的再入院风险存在显著负相关关系,提示肺功能评估在预测长期预后方面具有重要临床价值。值得注意的是,营养不良指标在此次分析中未达到统计学显著性,这可能与研究样本量限制或与其他变量存在共线性有关。

本研究采用XGBoost算法与多因素logistic回归相结合的策略进行特征筛选,具备高预测精度、强泛化能力,并能自动识别关键临床指标[17];其对非线性关系、数据缺失及噪声具有良好的鲁棒性,通过集成多个弱分类器显著提升模型稳定性与可靠性[18]。同时构建便于临床部署的列线图模型。验证结果显示,该预测模型具有良好的校准度、区分度(训练集AUC=0.936,95%*CI* 0.912~0.960;验证集AUC=0.923,95%*CI* 0.890~0.956)及较高的临床净收益。性能对比结果显示,该策略显著优于传统全变量logistic模型,证明智能筛选变量比盲目纳入更多变量更能提升模型质量。

本研究还存在一些局限性:单中心研究设计及样本量不足、目前仅完成内部验证、预测指标主要依赖临床常规参数。针对这些不足,未来将联合多中心医疗机构扩大样本量,整合炎症指标(如C反应蛋白、白细胞介素-6)和代谢组学等多维度数据,在独立队列中进行外部验证,确保模型在不同人群中的适用性。

综上,基于XGBoost算法构建的列线图模型整合了老年COPD稳定期患者急性加重再入院的关键预测因素(近1年住院频次、衰弱、FEV_1等),为个体化风险分层和精准干预提供了实用工具。

【参考文献】

[1] 马竞驰,张丽,季学丽,等. 老年慢性阻塞性肺疾病急性加重期伴呼吸衰竭患者机械通气疗效及其影响因素[J]. 中华老年多器官疾病杂志,2025, 24(2): 87-92. DOI: 10.11915/j.issn.1671-5403.2025.02.018.

[2] Kefala A M, Fortescue R, Alimani G S, *et al*. Prevalence and clinical implications of respiratory viruses in stable chronic obstructive pulmonary disease(COPD) and exacerbations: a systematic review and meta-analysis protocol[J]. BMJ Open, 2020, 10(4): e35640. DOI: 10.1136/bmjopen-2019-035640.

[3] Gao H, Cheng X, Zuo X, *et al*. Exploring the impact of adequate energy supply on nutrition, immunity, and inflammation in elderly patients with chronic obstructive pulmonary disease[J]. Int J Chron Obstruct Pulmon Dis, 2024, 19: 1391-1402. DOI: 10.2147/COPD.S450209.

[4] Goto T, Jo T, Matsui H, *et al*. Machine learning-based prediction models for 30-day readmission after hospitalization for chronic obstructive pulmonary disease[J]. COPD, 2019, 16(5-6): 338-343. DOI: 10.1080/15412555.2019.1688278.

[5] Kuang D, Min J, Deng H, *et al*. Application of machine learning models for predicting risk factors of acute exacerbations in chronic obstructive pulmonary disease[J]. Front Med(Lausanne), 2026, 13: 1804544. DOI: 10.3389/fmed.2026.1804544.

[6] Chen L, Chen S. Prediction of readmission in patients with acute exacerbation of chronic obstructive pulmonary disease within one year after treatment and discharge[J]. BMC Pulm Med, 2021, 21(1): 320. DOI: 10.1186/s12890-021-01692-3.

[7] 世界中医药学会联合会内科专业委员会,李建生,余学庆. 慢性阻塞性肺疾病中西医结合诊疗指南(2025版)[J]. 中国循证医学杂志,2023, 23(10): 1117-1128. DOI: 10.12114/j.issn.1007-9572.2025.0390.

[8] Carrasco C, Reis G, Sim-Sim M, *et al*. Sex, cognitive state and falls as factors associated with malnutrition: a cross-sectional study of institutionalized older adults living in a rural area of Portugal[J]. BMC Public Health, 2023, 23(Suppl 2): 2337. DOI: 10.1186/s12889-023-15601-2.

[9] Güven H E, Günel M, Cambaz C, *et al*. When two debilitating diseases collide: frailty and diabetic foot[J]. J Wound Care, 2025, 34(4): 321-326. DOI: 10.12968/jowc.2023.0342.

[10] Sunjaya A, Poulos L, Reddel H, *et al*. Qualitative validation of the modified Medical Research Council(mMRC) dyspnoea scale as a patient-reported measure of breathlessness severity[J]. Respir Med, 2022, 203: 106984. DOI: 10.1016/j.rmed.2022.106984.

[11] Kim BG, Shin SH, Gil HdI, *et al*. Change in individual chronic obstructive pulmonary disease assessment test item scores after short-term bronchodilator therapy and its impact on exacerbation in treatment-naïve patients with chronic obstructive pulmonary disease[J]. Ther Adv Chronic Dis, 2022, 13: 374162811. DOI: 10.1177/20406223221114235.

[12] 童朝晖. 中国老年慢性阻塞性肺疾病临床诊治实践指南[J]. 中华结核和呼吸杂志,2020, 43(2): 100-119. DOI: 10.3706/cma.j.issn.1001-0939.2020.02.007.

[13] Li M, She Q, Tu J, *et al*. Association of frailty with clinical outcomes in chronic obstructive pulmonary disease: a retrospective longitudinal cohort study[J]. Heliyon, 2023, 9(5): e15764. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e15764.

[14] Fernández-García S, Represas-Represas C, Ruano-Raviña A, *et al*. Social and clinical predictors of short- and long-term readmission after a severe exacerbation of COPD[J]. PLoS One, 2020, 15(2): e229257. DOI: 10.1371/journal.pone.0229257.

[15] Wu YK, Lan CC, Tzeng IS, *et al*. The COPD-readmission(CORE) score: a novel prediction model for one-year chronic obstructive pulmonary disease readmissions[J]. J Formos Med Assoc, 2021, 120(3): 1005-1013. DOI: 10.1016/j.jfma.2020.08.043.

[16] 徐秀娟,徐栋庭,邱凯莎. 慢性阻塞性肺疾病患者一年再入院的临床预测模型构建[J]. 临床肺科杂志,2022, 27(8): 1197-1202. DOI: 10.3969/j.issn.1009-6663.2022.08.014.

[17] Davagdorj K, Pham VH, Theera-Umpon N, *et al*. XGBoost-based framework for smoking-induced noncommunicable disease prediction[J]. Int J Environ Res Public Health, 2020, 17(18): 6513. DOI: 10.3390/ijerph17186513.

[18] Devana SK, Shah AA, Lee C, *et al*. A novel, potentially universal machine learning algorithm to predict complications in total knee arthroplasty[J]. Arthroplast Today, 2021, 10: 135-143. DOI: 10.1016/j.artd.2021.06.020.

(编辑:黄新珍)