

• 临床研究 •

doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.08.007

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.r.20250725.1558.007\(2025-07-28\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.r.20250725.1558.007(2025-07-28))

围绝经及绝经期女性高尿酸血症患病风险的 模型构建及验证^{*}

张梅¹,刁翌¹,王波²,李梦启¹,李贵涛¹,段川宛云¹,陶慧³,范卢明³,叶爱芳⁴,毛勇^{1△}
(1.昆明医科大学公共卫生学院,昆明 650500;2.昆明医科大学附属甘美医院,昆明 650100;
3.昆明医科大学护理学院,昆明 650500;4.安宁市中医医院健康管理中心,昆明 650300)

[摘要] **目的** 分别用 LASSO 回归、随机森林、多因素 logistic 回归方法建立围绝经及绝经期女性高尿酸血症(HUA)预测模型,并比较预测效果。**方法** 采用多阶段、分层整群抽样方法,抽取云南省安宁市 12 790 名研究对象,采用 LASSO 回归、随机森林、多因素 logistic 回归等方法,构建 HUA 风险预测模型,通过准确率、灵敏度、特异度、F1 分数和曲线下面积(AUC)评估模型效能。**结果** LASSO 回归分析筛选出年龄、腰围、舒张压、BMI、HDL-C、空腹血糖(FBG)等 19 个变量进入模型,准确率为 0.701,灵敏度为 0.703,特异度为 0.680,F1 分数为 0.806,AUC(95%CI)为 0.770(0.748~0.792);随机森林模型结果显示:肌酐、甘油三酯-葡萄糖指数(TyG)、TG、BMI、TC、尿素氮(Urea)、ALT 等变量较为重要,模型准确率为 0.663,灵敏度为 0.653,特异度为 0.738,F1 分数为 0.774,AUC(95%CI)为 0.763(0.741~0.785);多因素 logistic 回归结果显示,肌酐(Cr)、TyG、BMI、Urea、ALT 等 11 个变量进入模型,准确率为 0.705、灵敏度为 0.707、特异度为 0.686,F1 分数为 0.809,AUC(95%CI)为 0.771(0.749~0.793)。**结论** LASSO 回归和多因素 logistic 回归模型整体性能更好,随机森林模型的变量筛选能力强,特异度高,可作为补充提供更精确的预测。

[关键词] 围绝经期;绝经期;高尿酸血症;预测模型;LASSO 回归;随机森林;logistic 回归
[中图法分类号] R711 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2025)08-1804-07

Construction and validation of a risk prediction model for hyperuricemia in perimenopausal and postmenopausal women^{*}

ZHANG Mei¹,DIAO Yi¹,WANG Bo²,LI Mengqi¹,LI Guitao¹,DUAN Chuanwanyun¹,
TAO Hui³,FAN Luming³,YE Aifang⁴,MAO Yong^{1△}

(1.School of Public Health,Kunming Medical University,Kunming,Yunnan 650500,
China;2.Ganmei Hospital Affiliated to Kunming Medical University,Kunming,
Yunnan 650100,China;3.School of Nursing,Kunming Medical University,
Kunming,Yunnan 650500,China;4.Health Management Center,Anning
Chinese Medicine Hospital,Kunming,Yunnan 650300,China)

[Abstract] **Objective** To develop and compare prediction models for hyperuricemia (HUA) in perimenopausal and postmenopausal women using Lasso regression,random forest,and multivariate logistic regression.**Methods** A multi-stage,stratified cluster sampling method was used to select 12 790 subjects from Anning City,Yunnan Province.Prediction models for HUA were constructed using Lasso regression,random forest,and multivariate logistic regression.The efficacy of the model was evaluated by accuracy,sensitivity,specificity,F1 score,and area under the curve (AUC).**Results** LASSO regression analysis screened 19 variables for inclusion in the model,such as age,waist circumference,diastolic blood pressure,BMI,HDL-C,fasting blood glucose (FBG),etc.The accuracy rate was 0.701,the sensitivity was 0.703,the specificity was 0.680,and the F1 score was 0.806.The AUC (95%CI) was 0.770(0.748—0.792).The results of the random forest model show that variables such as creatinine,triglyceride-glucose index (TyG),TG,BMI,TC,Urea nitrogen (Urea),and ALT were relatively important,with an accuracy rate of 0.663,a sensitivity of 0.653,a specificity

^{*} 基金项目:云南省科技厅-昆明医科大学应用基础研究联合专项基金资助项目[2019FE001-(013)];昆明医科大学老龄化健康管理科技创新团队建设项目(CXTD202103)。△ 通信作者,E-mail:maoyong@kmmu.edu.cn。

of 0.738, and an F1 score of 0.774. The AUC (95%CI) was 0.763(0.741—0.785). Multivariate logistic regression results showed that 11 variables including creatinine (Cr), TyG, BMI, Urea, and ALT were included in the model, with an accuracy rate of 0.705, a sensitivity of 0.707, a specificity of 0.686, an F1 score of 0.809, and an AUC (95%CI) of 0.771 (0.749—0.793). **Conclusion** The overall performance of LASSO regression and multivariate logistic regression models is better. The random forest model has a strong variable screening ability and high specificity, and can be used as a supplement to provide more accurate predictions.

[Key words] perimenopause; menopause; hyperuricaemia; prediction model; Lasso regression; random forest; logistic regression

高尿酸血症(hyperuricemia, HUA)是一种由体内嘌呤代谢异常导致的代谢紊乱综合征,是痛风的病理基础^[1],也是慢性肾脏病、心脑血管疾病和糖尿病发生的独立危险因素。近年来 HUA 的发病率呈上升趋势,已经成为继糖尿病之后的第二大代谢性疾病^[2]。中国 2018—2019 年慢性疾病及其危险因素监测数据显示,我国成人的 HUA 患病率为 14.0%,其中女性为 3.6%,且女性患病率随年龄增长而逐渐升高^[3]。早期研究发现,HUA 的发生存在明显的年龄和性别差异,女性 HUA 通常发生在绝经后^[4],围绝经期晚期女性 HUA 患病风险明显增加^[5],血尿酸(uric acid, UA)水平变化的生物学机制很可能是由性激素影响。WAN 等^[6]研究表明在绝经期女性中,促卵泡激素(follicle-stimulating hormone, FSH)、黄体生成素(luteinizing hormone, LH)和睾酮水平的升高,以及雌激素水平的下降,与 UA 水平的上升呈正相关。MUMFORD 等^[7]分析了 UA 水平与性激素之间的关系,研究结果显示平均 UA 水平在女性卵泡期最高,在黄体期最低,且 FSH 水平与 UA 之间存在明显正相关关系。此外,有研究发现,雌二醇升高是 HUA 的独立保护因素^[8],绝经后雌激素替代治疗可以降低血 UA 水平^[9]。以上研究均提示性激素升高很可能是围绝经或绝经期女性 HUA 的保护因素。尽管 HUA 在男性中比女性更常见^[5],但是在围绝经或绝经期女性中,由于受生理性内分泌改变导致雌激素水平的降低,肾脏对 UA 排泄受阻,导致 HUA 风险增加^[6]。目前,性激素对 HUA 的影响机制尚未完全清楚,有待进一步探讨。但这些发现揭示了性激素代谢与 UA 水平之间的潜在联系,为围绝经期及绝经后女性 HUA 的病因、预测、预防和诊治提供了新的研究方向。尽管已有一些研究尝试构建 HUA 的预测模型,但大多数研究主要集中于一般人群,针对围绝经及绝经期女性的研究较为有限。随机森林算法、LASSO 回归和多因素 logistic 回归作为 3 种常用的机器学习和统计分析方法,在医学预测模型中表现出各自的优势。随机森林算法具有处理高维数据和复杂非线性关系的能力,LASSO 回归在变量选择和模

型简化方面表现出色,而 logistic 回归则因其模型结果的可解释性而被广泛应用。本研究旨在利用随机森林算法、LASSO 回归和多因素 logistic 回归,分别建立围绝经及绝经期女性 HUA 患病风险的预测模型,并比较三者的预测效能,找到最优的预测模型,以期为临床实践提供可靠的参考依据,最终实现对围绝经及绝经期女性 HUA 的早期预警和个体化干预。

1 资料与方法

1.1 一般资料

2021 年 5—11 月,采用多阶段分层整群抽样法,共调查 12 880 例云南省安宁市常住居民,纳入标准:在安宁居住 6 个月以上,年龄在 45 岁及以上的围绝经期或绝经期女性。排除标准:(1)患有慢性心功能不全、肝病、恶性肿瘤、精神疾病等严重疾病者;(2)摄入某些药物(如利尿剂、阿司匹林、细胞毒药物、抗结核药物等);(3)不能配合、不愿参与的患者。排除生化指标不全、身体测量项目缺失的 90 例,最后共纳入 12 790 例研究对象。本次调查通过安宁市中医医院伦理委员会批准(审批号:2021-001-001),调查对象均知情同意。

1.2 方法

1.2.1 指标的测量

由经过统一培训的专业工作人员收集调查对象的人口学信息和临床资料,如身高、腰围、血压、体重等信息。采用欧姆龙(大连)电子血压计(型号:U725A)测量血压(非同日测量 3 次取平均值);腰围采用量程为 0~200 cm 的常规腰围尺沿肚脐水平绕一圈测量;身高、体重采用多恩 200 kg 电子身高体重秤测量;采用雅培 800i 型自动分析仪测量 UA、TC、肌酐(creatinine, Cr)、尿素氮(urea nitrogen, Urea)、ALT、AST、总蛋白(total protein, TP)、TBIL、间接胆红素(indirect bilirubin, IBIL)、DBIL、白球比(albumin/globulin ratio, A/G)、血红蛋白(hemoglobin, HB)、HDL-C、LDL-C 等临床指标。甘油三酯-葡萄糖指数(triglyceride-glucose index, TyG):测量空腹时 TG 和空腹血糖(fasting blood glucose, FBG)水平的组合,反映个体的胰岛素抵抗程度, $TyG = \ln[FBG$

(mg/dL)×TG(mg/dL)/2)]。

1.2.2 诊断标准

HUA:UA>420 mol/L^[7]。高血压:收缩压(systolic pressure,SBP)≥140 mmHg 和/或舒张压(diastolic blood pressure,DBP)≥90 mmHg,或有高血压史^[8]。糖尿病:空腹血糖≥7.0 mmol/L 或有糖尿病史^[9]。中心性肥胖:男性腰围≥90 cm、女性腰围≥85 cm^[7]。代谢综合征:根据标准,具备以下 3 项条件及以上者即可诊断^[9]。(1)中心性肥胖,即女性腰围≥85 cm、男性腰围≥90 cm;(2)高血糖:已确诊为糖尿病并治疗 and/或 FBG≥6.1 mmol/L 或糖负荷后 2 h 血糖≥7.8 mmol/L;(3)高血压:已确诊为高血压并治疗 and/或血压≥130/85 mmHg;(4)空腹 TG≥1.70 mmol/L;(5)空腹 HDL-C<1.04 mmol/L。

1.2.3 LASSO 回归预测模型构建

使用 R 软件中 glmnet 包构建 LASSO 回归模型,通过十重交叉验证计算不同 λ 值下的模型性能,在此基础上,根据使交叉验证误差最小的 λ 值,建立 LASSO 模型。

1.2.4 随机森林预测模型构建

在 R 软件中使用 Random Fores 包训练随机森林模型,同时调试重要参数 ntree 和 mtry。经测试集检验,在 ntree=500, mtry=4 的情况下,随机森林模型的性能最好。

1.2.5 多因素 logistic 回归预测模型构建

根据训练集数据,利用 R 语言中的 glm 函数对

logistic 回归模型进行构建,同时根据 AIC 准则,采用 step 函数对 logistic 回归模型进行逐步筛选。

1.2.6 模型评估

绘制各模型的受试者工作特征(receiver operator characteristic,ROC)曲线,计算准确率、灵敏度、特异度、F1 分数和曲线下面积(area under the curve, AUC)及 95%CI。

1.3 统计学处理

采用 SPSS27.0 和 R4.3.0 软件对数据进行处理和统计分析,正态分布资料采用 $\bar{x} \pm s$ 表示,组间比较采用 *t* 检验;计数资料采用例数或百分比表示,组间比较采用 χ^2 检验。以 *P*<0.05 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 基本情况

共纳入 12 790 例研究对象,年龄(60.74±10.37)岁;非 HUA(非 HUA 组)11 312 例,HUA(HUA 组)1 478 例,患病率 11.6%;高血压、高血糖、中心性肥胖和代谢综合征患者数分别为 5 599 例(43.8%)、1 172 例(9.2%)、4 090 例(32.0%)、2 736 例(21.4%)。

HUA 组的高血压、糖尿病、中心性肥胖、代谢综合征患者所占比例、年龄、体重、腰围、BMI、SBP、DBP、Cr、Urea、TG、TC、FBG、ALT、AST、UA、TP、TBIL、IBIL、TyG、HB 水平均高于非 HUA 组(*P*<0.05),HDL-C、A/G 低于非 HUA 组(*P*<0.05),见表 1。

表 1 HUA 组与非 HUA 组临床资料比较

项目	HUA 组(<i>n</i> =1 478)	非 HUA 组(<i>n</i> =11 312)	χ^2/t	<i>P</i>
高血压[<i>n</i> (%)]	793(53.7)	4 806(42.5)	66.239	<0.001
糖尿病[<i>n</i> (%)]	223(15.1)	949(8.4)	70.469	<0.001
中心性肥胖[<i>n</i> (%)]	734(49.7)	3 356(29.7)	240.240	<0.001
代谢综合征[<i>n</i> (%)]	594(40.2)	2 142(18.9)	351.158	<0.001
年龄($\bar{x} \pm s$,岁)	62.95±10.79	60.45±10.28	76.443	<0.001
体重($\bar{x} \pm s$,kg)	59.62±10.26	55.59±9.66	224.325	<0.001
腰围($\bar{x} \pm s$,cm)	84.28±10.68	79.24±10.41	305.298	<0.001
BMI($\bar{x} \pm s$,kg/m ²)	25.42±3.77	23.49±3.49	392.635	<0.001
SBP($\bar{x} \pm s$,mmHg)	135.49±19.80	132.28±19.59	35.177	<0.001
DBP($\bar{x} \pm s$,mmHg)	80.92±11.74	80.09±11.41	6.892	0.009
Cr($\bar{x} \pm s$,μmol/L)	68.56±28.09	59.20±11.07	574.170	<0.001
Urea($\bar{x} \pm s$,mmol/L)	6.09±1.84	5.75±1.55	61.007	<0.001
TC($\bar{x} \pm s$,mmol/L)	5.61±1.26	5.40±1.00	50.277	<0.001
TG($\bar{x} \pm s$,mmol/L)	2.60±2.42	1.79±1.59	293.630	<0.001
HDL-C($\bar{x} \pm s$,mmol/L)	1.27±0.32	1.43±0.34	275.090	<0.001
LDL-C($\bar{x} \pm s$,mmol/L)	3.12±1.03	3.17±0.90	3.153	0.076

续表 1 HUA 组与非 HUA 组临床资料比较

项目	HUA 组(<i>n</i> =1 478)	非 HUA 组(<i>n</i> =11 312)	χ^2/t	<i>P</i>
FBG($\bar{x}\pm s$,mmol/L)	5.68±1.82	5.34±1.71	49.762	<0.001
ALT($\bar{x}\pm s$,U/L)	30.72±22.20	25.88±14.69	123.787	<0.001
AST($\bar{x}\pm s$,U/L)	29.33±15.96	26.57±10.56	77.786	<0.001
UA($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	478.30±55.14	304.90±57.63	11 952.664	<0.001
ALB($\bar{x}\pm s$,g/L)	44.23±2.74	44.25±2.69	0.076	0.783
TP($\bar{x}\pm s$,g/L)	76.91±5.05	75.75±4.79	75.471	<0.001
TBIL($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	11.20±5.48	10.83±5.59	5.644	0.018
DBIL($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	2.68±1.53	2.70±1.31	0.363	0.547
IBIL($\bar{x}\pm s$, μ mol/L)	8.52±4.59	8.13±4.90	8.359	0.004
A/G($\bar{x}\pm s$)	1.38±0.23	1.43±0.23	57.929	<0.001
TyG($\bar{x}\pm s$)	9.12±0.70	8.73±0.63	502.059	<0.001
HB($\bar{x}\pm s$,g/L)	141.99±12.24	140.11±11.84	32.581	<0.001

2.2 预测模型

将 12 790 名研究对象按 7∶3 的比例分为训练组(*n*=8 953)和验证组(*n*=3 837),分别用 LASSO 回归、随机森林和多因素 logistic 回归构建预测模型。

2.2.1 LASSO 回归模型分析结果

以是否患 HUA 作为因变量(否=0,是=1),将单因素分析筛选出的差异有统计学意义的变量(*P*<0.05)作为自变量纳入 LASSO 回归模型进行筛选,通过十折交叉验证确定最佳惩戒系数 λ,结果显示,最佳 λ 为 0.001 2, log(λ) 为 −6.714 5,此时模型误差最小,筛选出 19 个变量,按系数绝对值大小排序分别是:TyG、A/G、糖尿病、HDL-C、代谢综合征、BMI、Cr、Urea、腰围、ALT、FBG、TP、HB、AST、DBP、高血压、年龄、SBP,见图 1。

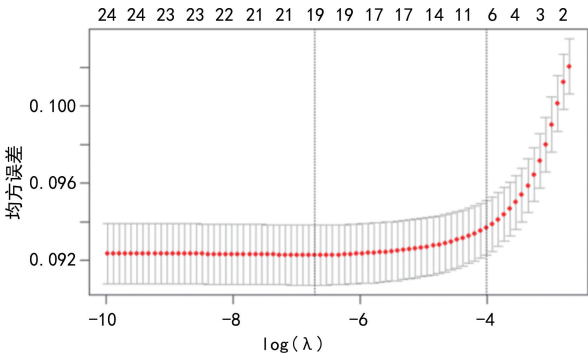


图 1 LASSO 回归十倍交叉验证图

2.2.2 随机森林模型分析结果

结果显示,ntree=500,mtry=4,模型袋外错误率为 11.08%,说明模型泛化性较好,不存在过拟合。重要性排名前 20 位的变量及其平均基尼降低值分别是 Cr(177.956)、TyG(110.291)、TG(103.948)、BMI(100.600)、TC(94.323)、Urea(91.118)、ALT(84.833)、HDL-C(84.501)、AST(80.496)、体重(79.772)、IBIL(79.654)、HB(79.045)、腰围

(78.941)、TBIL(78.842)、SBP(78.226)、年龄(76.236)、FBG(75.322)、DBP(72.114)、TP(67.234)、A/G(56.652),见图 2。

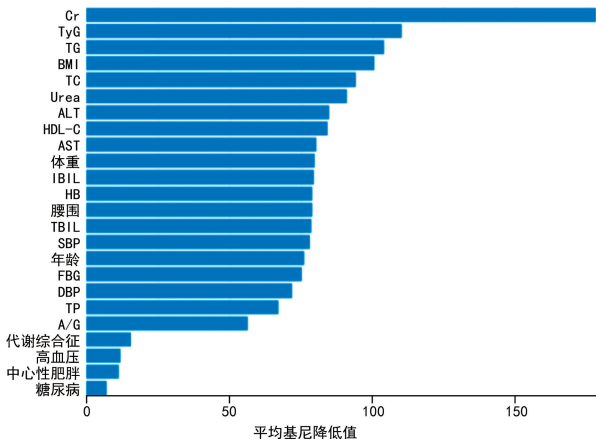


图 2 随机森林模型各变量平均基尼降低值

2.2.3 多因素 logistic 回归分析结果

以是否患 HUA 为因变量,以单因素分析筛选出来差异有统计学意义的变量(*P*<0.05)为自变量进行多因素 logistic 回归分析,采用后退法筛选变量,进入模型水准 α=0.05,剔除水准 α=0.10,结果显示 11 个变量进入模型。根据模型中各预测因子系数的权重,可构建回归方程为:logit(*P*)=−15.167+0.257×高血压+0.295×糖尿病−0.106×A/G+0.697×Cr+0.728×TyG+0.527×BMI+0.096×Urea+0.134×HB+0.118×ALT−0.252×HDL-C+0.122×TG;其中高血压、糖尿病均设置为患病=1,未患病=0,见表 2。

2.3 3 种模型的预测效果比较

将据拟合出的 3 个模型分别用于验证组数据,并计算准确率、灵敏度、特异度、F1 分数、AUC 及 95% CI。结果显示,LASSO 回归和多因素 logistic 回归在

准确率、灵敏度和 AUC 值方面表现良好,二者差异较小,但均高于随机森林模型,表明两个模型在预测患病人群时更精确有效,区分能力更好。随机森林模型在特异度上表现优于另外两个模型,表明其在识别非

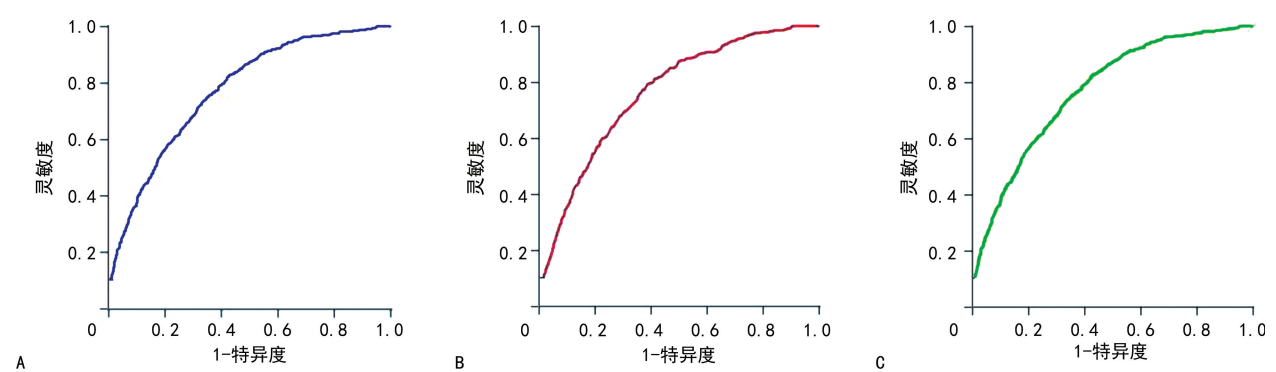
患病人群时更有效。3 种模型中,多因素 logistic 回归模型与 LASSO 回归的 F1 分数更高,说明在整体性能上,这两个模型表现最佳,见表 3、图 3。

表 2 多因素 logistic 回归分析结果

项目	β	SE	Wald	OR	95%CI	P
常量	-15.167	0.837	328.06			<0.001
Cr	0.697	0.035	407.06	2.008	1.876~2.148	<0.001
TyG	0.728	0.092	63.26	2.072	1.732~2.479	<0.001
BMI	0.527	0.079	44.45	1.648	1.416~1.918	<0.001
Urea	0.096	0.040	5.62	1.099	1.015~1.190	0.018
ALT	0.118	0.039	9.25	1.099	1.023~1.182	0.002
HDL-C	-0.252	0.063	15.97	0.787	0.695~0.890	<0.001
A/G	-0.106	0.053	3.94	0.900	0.811~0.999	0.047
HB	0.134	0.039	11.64	1.147	1.062~1.237	<0.001
TG	0.122	0.029	18.14	1.008	1.002~1.013	<0.001
糖尿病	0.295	0.133	4.92	1.330	1.027~1.721	0.027
高血压	0.257	0.084	9.34	1.268	1.076~1.494	0.002

表 3 3 种模型的预测效果比较

模型	准确率	灵敏度	特异度	F1 分数	AUC	95%CI
LASSO 回归模型	0.701	0.703	0.680	0.806	0.770	0.748~0.792
随机森林模型	0.663	0.653	0.738	0.774	0.763	0.740~0.785
多因素 logistic 回归模型	0.705	0.707	0.686	0.809	0.770	0.748~0.792



A:LASSO 回归模型;B:随机森林模型;C:多因素 logistic 回归模型。
图 3 LASSO 回归模型、随机森林模型、多因素 logistic 回归模型的 ROC 曲线图

3 讨 论

随着社会经济和经济的不断发展、居民生活水平的提升及生活方式的改变,全球范围内 HUA 的患病率呈上升趋势^[1-3]。本研究中 HUA 患病率为 11.6%,高于既往研究中成年女性患病率。在我国,HUA 患病率逐年增加并呈现年轻化趋势^[10],给个人及社会带来严重的疾病负担。预测围绝经期及绝经后女性 HUA 的风险,有利于及早发现高危人群并采取相关干预措施,有助于控制其患病率及疾病的发生

和发展。
本研究构建了 3 个模型来预测围绝经期和绝经后女性 HUA 的风险,这 3 个模型在本研究中都显示出了一定的预测效能,LASSO 回归和多因素 logistic 回归在准确率、灵敏度和 AUC 值方面表现良好,优于随机森林模型,并且整体效能更高,而随机森林模型则特异度更高。其他研究中发现,随机森林预测模型对成人 HUA 有较好的预测效能,优于其他模型^[11]。另外也有研究发现,在随机森林、朴素贝叶斯、支持向

量机、LASSO-logistic 回归 4 种算法中,LASSO-logistic 回归构建的 HUA 发病风险模型表现最佳^[12]。尽管许多研究都集中于预测 HUA,但关于哪种模型表现最好尚未达成共识。

3 种模型中,筛选出的前 10 个重要变量中有 5 个是相同的:Cr、TyG、BMI、HDL-C 和 Urea。这些变量在预测 HUA 风险中起到了重要作用,也验证了它们在不同模型中的稳定性和重要性。研究显示,随着肾小球滤过率的降低,血 Cr 水平的升高与 HUA 患病率增高直接相关^[6]。此外,UA 与 Cr 水平的相互作用可能导致肾脏损伤,进一步降低肾小球滤过率并升高 SCr 水平^[13]。多项研究表明,TG、BMI、ALT、高血压史、糖尿病史、HDL-C 水平是 HUA 的独立影响因素^[14-16]。HDL-C 水平与 HUA 呈负向线性相关关系,TG 与 HUA 则表现为 U 型非线性关系^[17]。

此外,有研究表明,脂肪组织通过黄嘌呤氧化还原酶的作用,可以产生和分泌 UA,促进肥胖的发展^[18],形成恶性循环。高 BMI 的个体在空腹状态下血 UA 水平较高;在嘌呤负荷后,这些个体的尿酸肾脏排泄能力减弱^[19]。增加果糖的摄入也会提高 HUA 的风险,加重肝肾的负担^[20]。因此,在生活方式干预方面,应注意减少高嘌呤食物和高果糖食物的摄入,保持健康的体重和生活方式,以降低 HUA 的风险。现有研究表明,TyG 作为一个新型的胰岛素抵抗替代指标,与新发 HUA 存在较强的关联性^[21-22],且在女性中更加明显^[23]。胰岛素抵抗会影响机体的血脂水平,进一步影响 UA 水平,从而促进 HUA 的发生和发展^[24-25]。因此,在未来的研究中,可以继续关注 TyG 的预测价值,以期得到更精准的预测模型。

综上所述,本研究构建的 3 种预测模型在围绝经及绝经期女性 HUA 的预测中均表现出良好的效能。从整体性能来看,多因素 logistic 回归和 LASSO 回归表现更好,但随机森林模型的变量筛选能力强,可作为补充提供更精确的预测。但随机森林模型的性能受到超参数设置的影响,且其难以直观解释每个决策树的预测过程,在需要高度解释性的场景中会受到一定限制;LASSO 回归对数据分布的敏感性、计算复杂度及存在一定过拟合风险在实际应用中也需引起注意;多因素 logistic 回归对变量的假设条件较为严格及当变量间存在高度相关时会导致模型参数估计的不稳定性和不准确性,在实际情况中应谨慎选择或结合其他方法以弥补其不足^[26-27]。未来的研究可以进一步优化这些模型,对不同地区不同人群进行预测,纳入更多的影响因素,以提高模型的预测准确性和稳定性。同时,实际应用中可以根据预测的患病风险以实现早期识别和筛选高危人群及更多危险因素,有利于加强对高危人群的监测和管理并采取个性化的预

防和治疗措施,对于降低 HUA 的患病率及改善其远期预后、提高生命质量具有重要意义^[28-29]。虽然本研究为围绝经及绝经期女性 HUA 患病风险预测提供了一定的依据,但本研究数据为横断面调查获得,因此对结果的解释存在一定局限性。

参考文献

- [1] ROMAN Y M. Inouye college of pharmacy scripts: perspectives on the epidemiology of gout and hyperuricemia[J]. Hawaii J Med Public Health, 2019, 78(2):71-76.
- [2] TRIFIRÒ G, MORABITO P, CAVAGNA L, et al. Epidemiology of gout and hyperuricaemia in Italy during the years 2005—2009: a nationwide population-based study[J]. Ann Rheum Dis, 2013, 72(5):694-700.
- [3] LI Y, SHEN Z, ZHU B, et al. Demographic, regional and temporal trends of hyperuricemia epidemics in China from 2000 to 2019: a systematic review and meta-analysis[J]. Glob Health Action, 2021, 14(1):1874652.
- [4] YANG L, WU H, JIN X, et al. Study of cardiovascular disease prediction model based on random forest in Eastern China[J]. Sci Rep, 2020, 10(1):5245.
- [5] 纪晓菁, 王巍. 女性生殖衰老分期与高尿酸血症的相关性[J]. 中国妇幼保健, 2022, 37(10): 1842-1844.
- [6] WAN H, ZHANG K, WANG Y, et al. The associations between gonadal hormones and serum uric acid levels in men and postmenopausal women with diabetes [J]. Front Endocrinol (Lausanne), 2020, 11:55.
- [7] MUMFORD S L, DASHARATHY S S, POLLACK A Z, et al. Serum uric acid in relation to endogenous reproductive hormones during the menstrual cycle: findings from the BioCycle study[J]. Hum Reprod, 2013, 28(7): 1853-1862.
- [8] WANG Y, CHARCHAR F J. Establishment of sex difference in circulating uric acid is associated with higher testosterone and lower sex hormone-binding globulin in adolescent boys[J]. Sci Rep, 2021, 11(1):17323.
- [9] JUNG J H, SONG G G, LEE Y H, et al. Serum uric acid levels and hormone therapy type: a

- retrospective cohort study of postmenopausal women[J]. *Menopause*, 2018, 25(1): 77-81.
- [10] WANG J, XU Y, LIU L, et al. Comparison of LASO and random forest models for predicting the risk of premature coronary artery disease[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2023, 23(1): 297.
- [11] RUSSO E, VIAZZI F, PONTREMOLI R, et al. Working group on uric acid and cardiovascular risk of the Italian Society of hypertension. Association of uric acid with kidney function and albuminuria: the uric acid right for heart health (URRAH) project[J]. *J Nephrol*, 2022, 35(1): 211-221.
- [12] 方宁远, 吕力为, 吕晓希, 等. 中国高尿酸血症相关疾病诊疗多学科专家共识(2023 年版)[J]. *中国实用内科杂志*, 2023, 43(6): 461-480.
- [13] 中国高血压防治指南修订委员会, 高血压联盟(中国), 中国医疗保健国际交流促进会高血压病学分会, 等. 中国高血压防治指南(2024 年修订版)[J]. *中华高血压杂志*, 2024, 32(7): 603-700.
- [14] 中华医学会糖尿病学分会. 中国 2 型糖尿病防治指南(2020 年版)(下)[J]. *中国实用内科杂志*, 2021, 41(9): 757-784.
- [15] 段宇, 刘超. 《高尿酸血症和痛风治疗中国专家共识》解读[J]. *国际内分泌代谢杂志*, 2013, 33(6): 376-378.
- [16] 洪思捷. 广东省成年人高尿酸血症影响因素及基于非侵入性指标的预测模型研究[D]. 广州: 南方医科大学, 2024.
- [17] 杨凯迪. 建筑业职工高尿酸血症发病风险预测模型的构建[D]. 十堰: 湖北医药学院, 2023.
- [18] 郭雪梅, 肖宁婷, 敬雪明, 等. 四川省川东北地区 6~17 岁儿童青少年高尿酸血症患病情况及影响因素分析[J]. *中国儿童保健杂志*, 2023, 31(11): 1185-1190.
- [19] HOU Y L, YANG X L, WANG C X, et al. Hypertriglyceridemia and hyperuricemia: a retrospective study of urban residents[J]. *Lipids Health Dis*, 2019, 18(1): 81.
- [20] NAKANISHI N, TATARA K, NAKAMURA K, et al. Risk factors for the incidence of hyperuricaemia: a 6-year longitudinal study of middle-aged Japanese men[J]. *Int J Epidemiol*, 1999, 28(5): 888-893.
- [21] TENG G G, TAN C S, SANTOSA A, et al. Serum urate levels and consumption of common beverages and alcohol among Chinese in Singapore[J]. *Arthritis Care Res (Hoboken)*, 2013, 65(9): 1432-1440.
- [22] 许颖. 基于老年人队列的血尿酸和血脂水平之间的动态相互关系的研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2023.
- [23] TSUSHIMA Y, NISHIZAWA H, TOCHINO Y, et al. Uric acid secretion from adipose tissue and its increase in obesity[J]. *J Biol Chem*, 2013, 288(38): 27138-27149.
- [24] DALBETH N, ALLAN J, GAMBLE G D, et al. Effect of body mass index on serum urate and renal uric acid handling responses to an oral inosine load: experimental intervention study in healthy volunteers[J]. *Arthritis Res Ther*, 2020, 22(1): 259.
- [25] 彭玥. 高尿酸血症与肝肾功能及血脂水平关联性的研究[D]. 银川: 宁夏医科大学, 2023.
- [26] LI Y, YOU A, TOMLINSON B, et al. Insulin resistance surrogates predict hypertension plus hyperuricemia[J]. *J Diabetes Investig*, 2021, 12(11): 2046-2053.
- [27] YANAI H, ADACHI H, HAKOSHIMA M, et al. Molecular biological and clinical understanding of the pathophysiology and treatments of hyperuricemia and its association with metabolic syndrome, cardiovascular diseases and chronic kidney disease[J]. *Int J Mol Sci*, 2021, 22(17): 9221.
- [28] 牛相钧, 葛旭红, 苗鑫蕾, 等. 新型胰岛素抵抗替代指标与高尿酸血症发病关系的队列研究[J]. *现代预防医学*, 2023, 50(20): 3818-3823.
- [29] 何帆. 高尿酸血症与骨质疏松、高血糖、肥胖等在体检人群中的相关性研究[J]. *中外医学研究*, 2017, 15(28): 156-157.

(收稿日期: 2024-12-28 修回日期: 2025-03-28)

(编辑: 管佩钰)