· 论 著 ·

青海省超重肥胖成年人抑郁症状预测模型研究

李彤，韩树奎，任义涛，符璐璐，樊鹏程，陈虹汝

青海大学医学院公共卫生系，青海 西宁 810008

摘要：目的 基于机器学习算法构建超重肥胖成年人抑郁症状的预测模型。**方法** 于2024年7月—2025年8月，采用方便抽样方法抽取青海省3个自治县（区）≥18岁且体质指数≥24.0 kg/m²的居民为研究对象。通过问卷调查收集年龄、性别和常见疾病患病数量等资料；采用匹兹堡睡眠质量指数量表、国际身体活动问卷和患者健康问卷抑郁量表分别评估睡眠障碍、体力活动水平和抑郁症状。研究对象按7∶3比例随机分为训练集和验证集。采用LASSO回归、Boruta算法和随机森林模型筛选预测因子，构建随机森林、logistic回归、决策树、极端梯度提升和支持向量机5种预测模型。采用受试者操作特征曲线下面积（AUC）、Brier评分和决策曲线等比较模型预测性能，采用SHAP值评估变量对模型的贡献度。**结果** 调查超重肥胖成年人1 065人，年龄M（Q_R）为55.00（15.00）岁。男性498人，占46.76%；女性567人，占53.24%。检出抑郁症状448人，检出率为42.07%。家庭年收入、民族、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平是超重肥胖成年人抑郁症状的预测因子。构建5种预测模型，其中随机森林模型预测性能较优，训练集*AUC*值、准确度、灵敏度、特异度、F1评分和Brier评分分别为0.839、0.769、0.682、0.833、0.713和0.168；验证集分别为0.725、0.646、0.560、0.708、0.570和0.208。当阈值概率为25%时，临床净获益最高，为0.277。变量重要性排序显示，睡眠障碍对随机森林模型贡献最大。**结论** 本研究构建的随机森林模型预测超重肥胖成年人抑郁症状风险的效果较好，具有良好的区分度和临床实用性。

关键词：超重；肥胖；抑郁症状；随机森林；机器学习算法；预测模型

中图分类号：R749.4 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-5087（2026）09-0895-05

Prediction model for depressive symptoms among overweight and obese adults in Qinghai Province

LI Tong, HAN Shukui, REN Yitao, FU Lulu, FAN Pengcheng, CHEN Hongru

Department of Public Health, Qinghai University Medical College, Xining, Qinghai 810008, China

Abstract: Objective To construct a prediction model for depressive symptoms among overweight and obese adults based on machine-learning algorithms. **Methods** Residents aged ≥18 years with body mass index ≥24.0 kg/m² were recruited from three autonomous counties (districts) in Qinghai Province using the convenience sampling method from July 2024 to August 2025. Data on age, gender and the number of common chronic diseases were collected through questionnaire surveys. The Pittsburgh Sleep Quality Index, International Physical Activity Questionnaire and Patient Health Questionnaire-9 were used to assess sleep disorders, physical activity level and depressive symptoms, respectively. The participants were randomly divided into a training set and a validation set at a ratio of 7∶3. LASSO regression, Boruta algorithm and random forest model were applied to screen predictive factors. Five prediction models including random forest, logistic regression, decision tree, extreme gradient boosting and support vector machine were established. The prediction performance of the models was compared using the area under the receiver operating characteristic curve (AUC), Brier score, and decision curve analysis. SHAP values were adopted to evaluate the contribution of each variable to the model. **Results** A total of 1 065 overweight and obese adults were investigated, with a median age of 55.00 (interquartile range, 15.00) years. There were 498 males (46.76%) and 567 females (53.24%). Depressive symptoms were detected

DOI：10.19485/j.cnki.issn2096-5087.2026.09.007

基金项目：青藏高原自然人群队列示范研究（2024-SF-125）

作者简介：李彤，硕士研究生在读，公共卫生专业

通信作者：陈虹汝，E-mail：chenhongru@qhu.edu.cn

in 448 overweight and obese adults, with a detection rate of 42.07%. Annual household income, ethnicity, number of common chronic diseases, sleep disorders and physical activity level were identified as predictive factors for depressive symptoms among overweight and obese adults. Among the five established prediction models, the random forest model showed relatively optimal predictive performance. In the training set, the *AUC* value, accuracy, sensitivity, specificity, F1-score and Brier score were 0.839, 0.769, 0.682, 0.833, 0.713 and 0.168, respectively; the corresponding values in the validation set were 0.725, 0.646, 0.560, 0.708, 0.570 and 0.208, respectively. The maximum clinical net benefit of 0.277 was obtained at a threshold probability of 25%. Variable importance ranking indicated that sleep disorders contributed the most to the random forest model. **Conclusion** The random forest model constructed in this study has good discrimination and clinical utility for predicting the risk of depressive symptoms among overweight and obese adults.

Keywords: overweight; obesity; depressive symptoms; random forest; machine-learning algorithms; prediction model

抑郁不仅引发情绪低落、兴趣减退、疲乏、注意力下降和社会功能受损，严重可增加自杀风险[1]。肥胖相关的躯体负担、内分泌和炎症改变可能参与抑郁症状的发生发展，超重肥胖人群发生抑郁症状的风险更高[2]。研究显示，随着体质指数（BMI）增加，抑郁症状风险升高[3]。我国肥胖成年人抑郁症状检出率为 32.68%，高于非肥胖人群[4]。目前抑郁症状预测模型多基于正常人群或低海拔地区人群构建[5-6]，本研究针对青海省高原环境与超重肥胖人群特征构建抑郁症状预测模型。采用横断面调查，以青海省 3 个自治县（区）超重肥胖成年人为研究对象，构建随机森林、logistic 回归、决策树、极端梯度提升和支持向量机 5 种机器学习预测模型，并比较各模型预测性能，筛选最优模型，为青海省超重肥胖成年人抑郁症状的早期筛查和干预提供依据。

1 对象与方法

1.1 对象

于 2024 年 7 月—2025 年 8 月，采用方便抽样方法抽取青海省西宁市的湟中区、大通回族土族自治县和海东市的循化撒拉族自治县的超重肥胖成年人为研究对象。纳入标准：（1）年龄≥18 岁；（2）在青海省居住时间≥6 个月；（3）BMI≥24.0 kg/m^2；（4）能够理解调查内容并独立完成问卷填写。排除标准：（1）认知功能受损或交流障碍；（2）有躯体障碍疾病；（3）有精神障碍疾病；（4）妊娠期或哺乳期女性。本研究通过青海大学医学院医学科学研究伦理委员会审查（2023-027），研究对象均签署知情同意。

1.2 方法

1.2.1 问卷调查

采用自制问卷开展调查，收集资料，包括：（1）基本信息，年龄、家庭年收入、性别、民族、婚姻状况、职业和受教育年限；（2）生活方式，吸烟、饮酒和每日用餐次数；（3）常见疾病患病数量。吸烟指连续或者累积吸烟≥6 个月，且过去 30 d 内曾吸烟。饮酒指累计饮用含乙醇的饮品达到≥12 个标准饮酒单位[7]。常见疾病患病情况指患有高血压、糖尿病、慢性阻塞性肺疾病、冠心病、脑卒中、肺结核、恶性肿瘤、慢性肾病、精神疾病、免疫性疾病、甲状腺疾病、包虫病、痛风、眼科疾病、胃病、贫血和骨关节炎等 17 种常见疾病。

1.2.2 体格检查

测量身高、体重、腰围和臀围，计算 BMI 和腰臀比。依据 WS/T 428—2013《成人体重判定》，BMI ≥24.0 kg/m^2 为超重肥胖[8]。男性腰臀比≥0.90，女性腰臀比≥0.85，判定为中心性肥胖[9]。

1.2.3 睡眠障碍评估

采用匹兹堡睡眠质量指数量表（Pittsburgh Sleep Quality Index，PSQI）[10] 评估近 1 个月的睡眠情况。量表内容包括睡眠质量、入睡时间、睡眠时长、睡眠效率、睡眠障碍、催眠药物和日间功能 7 个条目，各条目按 0～3 分计分，总分为 0～21 分，得分>7 分判定为睡眠障碍[10]。本研究中该量表的 Cronbach's α 为 0.887。

1.2.4 体力活动水平评估

采用国际身体活动问卷（International Physical Activity Questionnaire，IPAQ）[11] 评估体力活动水平。量表共 7 个条目，包括步行、中等强度和高强度活动的 1 周频率和每日累计时间。IPAQ 评分中步行的代谢当量赋值为 3.3，中等强度活动为 4.0，高强度活动为 8.0，计算总体力活动水平，分为低、中等和高[11]。本研究中该量表的 Cronbach's α 为 0.830。

1.2.5 抑郁症状评估

采用患者健康问卷抑郁量表（Patient Health Questionnaire-9，PHQ-9）[12] 评估抑郁症状。量表内容包括兴趣、情绪、睡眠、精力、食欲、自我否定、注意力不集中、精神运动迟缓和自杀意念 9 个条目，各条目根据症状发生频率分别计 0～3 分，总

分为 0～27 分，得分≥5 分判定为存在抑郁症状[12-13]。本研究中该量表的 Cronbach's α 为 0.872。

1.2.6　预测模型建立与评价

研究对象按 7∶3 比例随机分为训练集和验证集，在训练集中分别采用 LASSO 回归、Boruta 算法和随机森林模型筛选预测因子，以 3 种方法共同识别的变量作为预测因子，分别构建随机森林、logistic 回归、决策树、极端梯度提升和支持向量机 5 种机器学习预测模型。

采用受试者操作特征（receiver operating characteristic，ROC）曲线下面积（area under the curve，AUC）及 95%*CI*、准确度、灵敏度、特异度和 F1 评分评估模型的区分度。采用 Brier 评分和校准曲线评估校准度。采用决策曲线分析（decision curve analysis，DCA）评估临床净获益。采用 SHAP 值评估变量对模型的贡献度。

1.3　统计分析

采用 EpiData 3.1 软件双人录入数据，采用 R 4.5.2 软件统计分析。定量资料不服从正态分布的采用中位数和四分位数间距［M（Q_R）］描述，组间比较采用 Mann-Whitney U 检验。定性资料采用相对数描述，组间比较采用 χ^2 检验。采用 randomForest 包构建随机森林模型，采用 stats 包构建 logistic 回归模型，采用 rpart 包构建决策树模型，采用 xgboost 包构建极端梯度提升模型，采用 e1071 包构建支持向量机模型。采用 pROC 包绘制 ROC 曲线，采用 ggplot2 包绘制校准曲线，采用 dcurves 包绘制决策曲线。检验水准 α=0.05。

2　结　果

2.1　基本情况

调查超重肥胖成年人 1 065 人，年龄 M（Q_R）为 55.00（15.00）岁。家庭年收入 M（Q_R）为 2.43（2.57）万元。男性 498 人，占 46.76%；女性 567 人，占 53.24%。回族 463 人，占 43.47%。已婚 920 人，占 86.38%。农民 861 人，占 80.85%。未受教育 672 人，占 63.10%。吸烟 79 人，占 7.42%。饮酒 52 人，占 4.88%。每日用餐 3 次 895 人，占 84.04%。未患常见疾病 369 人，占 34.65%。中心性肥胖 69 人，占 6.48%。睡眠障碍 503 人，占 47.23%。高体力活动水平 517 人，占 48.54%。检出抑郁症状 448 人，检出率为 42.07%。训练集 746 人，验证集 319 人，训练集和验证集年龄、家庭年收入、性别、民族、婚姻状况、职业、受教育年限、吸烟、饮酒、每日用餐次数、常见疾病患病数量、中心性肥胖、睡眠障碍和体力活动水平比较，差异无统计学意义（均 P>0.05）。见表 1。

2.2　超重肥胖成年人抑郁症状的预测因子筛选

LASSO 回归分析采用 10 折交叉验证确定最优惩罚参数 λ=0.011，筛选出 12 个预测因子，分别为年龄、家庭年收入、民族、婚姻状况、职业、受教育年限、饮酒、每日用餐次数、常见疾病患病数量、中心性肥胖、睡眠障碍和体力活动水平。Boruta 算法筛选出 8 个预测因子，分别为家庭年收入、民族、受教育年限、吸烟、饮酒、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平。随机森林模型筛选出 6 个预测因子分别为年龄、家庭年收入、民族、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平。基于上述结果，最终确定 5 个预测因子，分别为家庭年收入、民族、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平，纳入后续模型构建与评价。

2.3　超重肥胖成年人抑郁症状预测模型建立与评价

构建 5 种预测模型，综合模型区分度、校准度和临床净获益等评价指标，随机森林模型预测性能较优，训练集 *AUC* 值、准确度、灵敏度、特异度、F1 评分和 Brier 评分分别为 0.839、0.769、0.682、0.833、0.713 和 0.168；验证集分别为 0.725、0.646、0.560、0.708、0.570 和 0.208。见表 2。当阈值概率为 25% 时，临床净获益最高，为 0.277。SHAP 值分析结果显示，在 5 个预测因子中，睡眠障碍对模型预测贡献最大，其次为民族、常见疾病患病数量、家庭年收入和体力活动水平。

3　讨　论

本研究共调查超重肥胖成年人 1 065 人，抑郁症状检出率为 42.07%，高于 Yu 等[4]报告的肥胖成年人抑郁症状检出率（32.68%）。可能因为青海省位于青藏高原的高海拔地区，特殊的地理位置使其形成了低氧、低压、寒冷和干燥并存的自然环境，可能影响神经内分泌功能和睡眠质量[14-15]，增加抑郁症状风险。采用 LASSO 回归、Boruta 算法和随机森林模型筛选出家庭年收入、民族、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平 5 个预测因子构建模型。综合模型区分度、校准度和临床净获益等评价指标，构建的 5 种模型中随机森林模型预测效能相对较优，可能与随机森林通过整合多棵决策树进行预测，在处理复杂非线性关联和变量间交互作用方面具有一定优势，提高了模型的整体稳定性有关[16]。

表1　训练集和验证集基本特征比较

Table 1　Comparison of characteristics between training group and validation group

项目	训练集	验证集	χ^2/Z值	P值	项目	训练集	验证集	χ^2/Z值	P值
年龄/岁①	54.00（14.00）	55.00（13.00）	−1.936	0.053	是	30 （4.02）	22 （6.90）		
家庭年收入/万元①	2.38 （2.50）	2.50 （3.00）	−1.346	0.178	否	716（95.98）	297（93.10）		
性别			0.008	0.929	每日用餐次数			2.797	0.424
男	350 （46.92）	148 （46.39）			1	2 （0.27）	3 （0.94）		
女	396 （53.08）	171 （53.61）			2	91（12.20）	37（11.60）		
民族			5.131	0.077	3	625（83.78）	270（84.64）		
汉族	113 （15.15）	66 （20.69）			≥4	28 （3.75）	9 （2.82）		
回族	334 （44.77）	129 （40.44）			常见疾病患病数量/种			0.181	0.996
其他	299 （40.08）	124 （38.87）			0	259（34.72）	110（34.48）		
婚姻状况			1.339	0.247	1	225（30.16）	96（30.09）		
已婚	638 （85.52）	282 （88.40）			2	141（18.90）	59（18.50）		
未婚/丧偶	108 （14.48）	37 （11.60）			3	79（10.59）	34（10.66）		
职业			0.166	0.684	≥4	42 （5.63）	20 （6.27）		
农民	606 （81.23）	255 （79.94）			中心性肥胖			1.283	0.257
其他	140 （18.77）	64 （20.06）			是	53 （7.10）	16 （5.02）		
受教育年限			1.899	0.387	否	693（92.90）	303（94.98）		
未受教育	466 （62.47）	206 （64.58）			睡眠障碍			<0.001	0.982
1~6年	132 （17.69）	61 （19.12）			是	353（47.32）	150（47.02）		
≥7年	148 （19.84）	52 （16.30）			否	393（52.68）	169（52.98）		
吸烟			1.525	0.217	体力活动水平			0.571	0.752
是	50 （6.70）	29 （9.09）			低	177（23.73）	70（21.94）		
否	696 （93.30）	290 （90.91）			中等	212（28.42）	89（27.90）		
饮酒			3.382	0.066	高	357（47.86）	160（50.16）		

注：①采用M（Q_R）描述，组间比较采用Mann-Whitney U检验；同列其他项采用n（%）描述，组间比较采用χ^2检验。

表2　5种模型预测超重肥胖成年人抑郁症状风险的性能比较

Table 2　Comparison of the performance of five models for predicting the risk of depressive symptoms among overweight and obese adults

模型	分组	AUC值（95%CI）	准确度	灵敏度	特异度	F1评分	Brier评分
随机森林	训练集	0.839（0.811~0.867）	0.769	0.682	0.833	0.713	0.168
	验证集	0.725（0.670~0.780）	0.646	0.560	0.708	0.570	0.208
logistic回归	训练集	0.676（0.635~0.716）	0.660	0.573	0.722	0.586	0.219
	验证集	0.669（0.608~0.731）	0.646	0.560	0.708	0.570	0.222
决策树	训练集	0.815（0.784~0.846）	0.764	0.710	0.803	0.717	0.170
	验证集	0.710（0.654~0.767）	0.661	0.619	0.692	0.606	0.226
极端梯度提升	训练集	0.832（0.803~0.861）	0.745	0.583	0.863	0.658	0.216
	验证集	0.718（0.663~0.774）	0.658	0.493	0.778	0.548	0.229
支持向量机	训练集	0.766（0.732~0.801）	0.696	0.567	0.789	0.611	0.197
	验证集	0.710（0.654~0.767）	0.665	0.582	0.724	0.593	0.219

SHAP值分析结果显示，睡眠障碍对模型预测的贡献最大，与既往研究报道的睡眠质量下降与抑郁症状密切相关的结果[17]一致。睡眠不足或睡眠质量下降会激活炎症通路，导致炎症标志物水平升高，神经递质的合成和代谢受到影响，进一步增加抑郁症状风险[18]。本研究对象中睡眠障碍比例较高，可能增强其在模型中的辨识度；PHQ-9睡眠条目和PSQI部分内容重叠，睡眠障碍较高的预测贡献可能部分受到共同测量内容影响。

家庭年收入、常见疾病患病数量和体力活动水平反映了社会经济资源、躯体疾病负担和健康行为状况。研究表明，低社会经济地位与抑郁症状风险增加相关[19]。对于青海省部分偏远地区成年人而言，较低家庭年收入可能同时伴随医疗资源可及性不足，心

理服务利用困难，从而进一步增加抑郁症状风险。心血管代谢性多病共存与抑郁症状风险升高有关[20]，超重肥胖成年人常合并高血压、糖尿病等多种慢性病，可能通过增加躯体不适、功能受限对个体心理健康产生负面影响[21]。体力活动水平越高，抑郁症状发生风险越低，适宜的体力活动有助于降低抑郁症状发生风险[22]。民族在模型中具有一定预测作用，可能与不同民族成年人的生活方式、饮食结构等存在差异有关。

家庭年收入、民族、常见疾病患病数量、睡眠障碍和体力活动水平是超重肥胖成年人抑郁症状风险的重要预测因子，随机森林模型的整体预测性能相对较优。本研究构建的超重肥胖成年人抑郁症状预测模型，有助于基层医疗机构早期识别高危人群，为实施针对性的健康教育和心理干预提供依据。青海省可将 PSQI 和 IPAQ 评估纳入超重肥胖管理和慢性病随访，对抑郁症状筛查阳性者开展睡眠、运动和心理健康干预并定期随访，对症状持续、社会功能受损或存在自伤、自杀风险者，及时转诊至精神卫生专业机构，形成“风险识别—分层干预—专业转诊”的连续管理路径[23]。

参考文献

[1] World Health Organization.Depression［EB/OL］.［2026-08-15］.https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression.

[2] Wang R Z, He Y, Deng Y T, et al.Body weight in neurological and psychiatric disorders: a large prospective cohort study［J］. Nat Ment Heal, 2024, 2 (1): 41-51.

[3] Karageorgiou V, Casanova F, O'Loughlin J, et al.Body mass index and inflammation in depression and treatment-resistant depression: a mendelian randomisation study［J/OL］.BMC Med, 2023, 21 (1)［2026-08-15］. https://doi. org / 10.1186 / s12916-023-03001-7.

[4] Yu C, Cao J M, Chen W G, et al.Development and validation of a predictive model for depression risk in Chinese obese adults［J/OL］.Front Public Health, 2025, 13［2026-08-15］.https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1574386.

[5] 刘书莲，张玉晶，赵培文，等．我国老年人抑郁风险预测模型的构建［J］．护理研究，2025，39（4）：591-597.

[6] 徐勤，邹圣强，陶秀彬，等．安徽省老年人抑郁症状的危险因素分析及风险预测模型的构建［J］．牡丹江医学院学报，2024，45（6）：45-50.

[7] U.S.Centers for Disease Control and Prevention.NHIS-adult alcohol use: glossary［EB/OL］.［2026-08-15］.https://archive.cdc.gov/www_cdc_gov/nchs/nhis/alcohol/alcohol_glossary.htm.

[8] WS/T 428—2013 成人体重判定［S］.

[9] World Health Qrganization.Waist circumference and waist-hip ratio: report of a WHO expert consultation［R］.Geneva: WHO, 2008.

[10] 刘贤臣，唐茂芹，胡蕾，等．匹兹堡睡眠质量指数的信度和效度研究［J］．中华精神科杂志，1996，29（2）：103-107.

[11] 樊萌语，吕筠，何平平．国际体力活动问卷中体力活动水平的计算方法［J］．中华流行病学杂志，2014，35（8）：961-964.

[12] Sun Y J, Kong Z F, Song Y Q, et al.The validity and reliability of the PHQ-9 on screening of depression in neurology: a cross sectional study［J/OL］.BMC Psychiatry, 2022, 22 (1)［2026-08-15］.https://doi.org/10.1186/s12888-021-03661-w.

[13] Ren J J, Zhou L, Li Y Z, et al.The independent and combined associations between the intake of ultra-processed foods, sedentary behavior, and depressive symptoms in young adults［J/OL］. Front Nutr, 2025, 12［2026-08-15］. https://doi. org / 10.3389 / fnut.2025.1675892.

[14] 青海省人民政府．地理和自然状况［EB/OL］．［2026-08-15］.http://www.qinghai.gov.cn/dmqh/system/2020/10/10/010368324.shtml.

[15] Wu Z Y, Wang F, Wang D W, et al.Depression above the plateau: the relationship between altitude and depression risk［J］. Acta Psychologica Sin, 2024, 56 (12): 1773-1787.

[16] Cappelli F, Castronuovo G, Grimaldi S, et al.Random forest and feature importance measures for discriminating the most influential environmental factors in predicting cardiovascular and respiratory diseases［J/OL］.Int J Environ Res Public Health, 2024, 21 (7)［2026-08-15］.https://doi.org/10.3390/ijerph21070867.

[17] 梁茵茵，袁瑞，刘光涛，等．湖州市中学生抑郁症状现况调查［J］．预防医学，2025，37（6）：622-627，631.

[18] Irwin M R.Insomnia and inflammation conspire to heighten depression risk: implications for treatment and prevention of mood disorders［J］.Biol Psychiatry, 2025, 98 (11): 819-829.

[19] Huang Z T, Luo Y, Han L, et al.Patterns of cardiometabolic multimorbidity and the risk of depressive symptoms in a longitudinal cohort of middle-aged and older Chinese［J］.J Affect Disord, 2022, 301: 1-7.

[20] Jespersen A, Madden R A, Whalley H C, et al.Socioeconomic status and depression-a systematic review［J/OL］.Epidemiol Rev, 2025, 47［2026-08-15］.https://doi.org/10.1093/epirev/mxaf011.

[21] 王尊晖，张丛笑，沈利明，等．西湖区中老年人群抑郁症状调查［J］．预防医学，2025，37（3）：296-299.

[22] Pearce M, Garcia L, Abbas A, et al.Association between physical activity and risk of depression: a systematic review and meta-analysis［J］.JAMA Psychiatry, 2022, 79 (6): 550-559.

[23] 中华医学会，中华医学会杂志社，中华医学会全科医学分会，等．抑郁症基层诊疗指南（实践版·2021）［J］．中华全科医师杂志，2021，20（12）：1261-1268.

收稿日期：2026-06-09　**修回日期**：2026-08-15　**本文编辑**：徐亚慧