

· 论著 · 一次研究 ·

基于机器学习算法构建日常生活活动能力障碍老年人抑郁风险预测模型



黄思莹，马 艳，张 媛，吴瑞凯，韩正风

新疆医科大学第一附属医院老年医学科（乌鲁木齐 830011）

【摘要】目的 探讨日常生活活动 (ADL) 能力障碍老年人抑郁的影响因素，并基于机器学习 (ML) 算法构建中国 ADL 障碍老年人抑郁风险预测模型。**方法** 基于中国健康与养老追踪调查 (CHARLS) 项目第五轮数据，采用 Boruta 算法和 Lasso 回归算法筛选 ADL 障碍老年人抑郁风险因素，采用随机森林、轻量梯度提升机、极端梯度提升、逻辑回归、K 近邻算法、支持向量机、人工神经网络、决策树、弹性网络回归算法 9 种 ML 方法构建抑郁风险预测模型，并采用 SHAP 算法对最终模型进行解释。**结果** 共纳入 3 167 名 ADL 障碍老年人，抑郁检出率为 60.69%。随机森林模型预测性能最优，在训练集、测试集上的 AUC 分别为 0.804[95%CI (0.788, 0.820)]、0.779[95%CI (0.752, 0.806)]。SHAP 算法结果显示，生活满意度、疼痛而难受、自评健康状况、子女关系满意度、性别、2018 年以来是否发生摔倒、一个月医疗机构门诊次数、年龄、文化程度、过去一个月是否上网对 ADL 障碍老年人抑郁风险预测模型的影响作用依次减少。校准曲线表明模型预测效果和实际结果基本一致，决策曲线表明模型具有良好的临床适用性。**结论** 罹患 ADL 障碍年龄较早、女性、文化程度较低、自评健康状况下降、生活满意度较低、子女关系满意度较低、医疗机构门诊次数增加、发生摔倒、机体疼痛、不会使用互联网显著增加了 ADL 障碍老年人抑郁发生风险，基于 ML 算法构建的抑郁发生风险预测模型中，随机森林模型的预测性能最优。

【关键词】 日常生活活动能力；抑郁；风险预测模型；机器学习；SHAP 算法

【中图分类号】 R749.4 **【文献标识码】** A

Constructing a depression risk prediction model for elderly people with activities of daily living impairment based on machine learning algorithms

HUANG Siying, MA Yan, ZHANG Yuan, WU Ruikai, HAN Zhengfeng

Department of Geriatrics, First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi 830011, China

Corresponding author: HAN Zhengfeng, Email: 13579251107@163.com

【Abstract】Objective Explore the influencing factors of depression in elderly people with activities of daily living (ADL) disorders, and construct a depression risk prediction model for elderly people with ADL disorders in China based on machine learning (ML) algorithms. **Methods** Based on the fifth round of data from the China Health and Retirement Longitudinal Study (CHARLS) project, the Boruta algorithm and Lasso regression algorithm were used to screen depression risk factors in elderly people with ADL disorders. The 9 ML methods of random forest, light gradient

DOI: 10.12173/j.issn.1004-5511.202412079

基金项目：新疆维吾尔自治区自然科学基金面上项目（2025D01C169）；新疆维吾尔自治区卫生健康青年医学科技人才专项科研项目（WJWY-202148）；新疆护理学会年度科研项目（2022XH16、2023XH040）；新疆医科大学第一附属医院“青年科研起航”专项（2022YFYQNRC-07）
通信作者：韩正风，副主任护师，Email: 13579251107@163.com

boosting machine, extreme gradient boosting, Logistic regression, K-nearest neighbor, support vector machine, artificial neural network, decision tree, and Elastic Net regression algorithm were used to construct a depression risk prediction model, and SHAP algorithm was used to explain the final model. **Results** A total of 3,167 elderly individuals with ADL disorders were included, with a depression detection rate of 60.69%. The random forest model has the best predictive performance, with AUCs of 0.804 [95%CI (0.788, 0.820)] and 0.779 [95%CI (0.752, 0.806)] on the training and testing sets, respectively. The SHAP algorithm results showed that the impact of life satisfaction, pain and discomfort, self-rated health status, satisfaction with child relationships, gender, whether any falls have occurred since 2018, the number of outpatient visits to medical institutions in a month, age, education level, and whether the internet has been used in the past month on the depression risk prediction model for elderly people with ADL disorders decreased in order. The calibration curve indicates that the predicted performance of the model is basically consistent with the actual results, and the decision curve shows that the model has good clinical applicability. **Conclusion** Early age, female, low educational level, declining self-evaluation of health status, low life satisfaction, low child relationship satisfaction, increased number of outpatient clinics in medical institutions, falls, physical pain, and inability to use the internet significantly increased the risk of depression among the elderly with ADL disorders. Among the depression risk prediction models constructed based on ML algorithm, the random forest model achieved the optimal prediction performance.

【Keywords】 Activity of daily living ability; Depression; Risk prediction model; Machine learning; SHAP algorithm

国家统计局最新数据显示，我国已进入中度老龄化社会，随着老龄化的进一步加深，日常生活活动（activity of daily living, ADL）能力在老年人身心健康中扮演着重要角色^[1]。ADL是个体为维持生存及适应生存环境而每天反复进行的基本活动，其也是公认的老年人功能受限的评估指标，包括基本日常生活活动（basic activity of daily living, BADL）和工具性日常生活活动（instrumental activity of daily living, IADL）^[2]，BADL是指个体为了独立生活，每天必须反复进行的自我照顾能力；IADL反映了个体独立生活和参与社会活动的能力。调查显示，中国老年人 ADL 障碍率高达 41.0%，65~79 岁、80~89 岁 和 90~99 岁 受访者 ADL 障碍率分别为 6.9%、23.6% 和 42.7%^[3]。ADL 受损严重影响老年人群的活动能力和生活、生命质量，ADL 障碍老年人在生活中还可能因活动能力障碍、自理能力下降、依靠他人帮助、污名化等因素出现自卑、焦虑、抑郁等心理健康问题^[4~5]。Lestari 等^[6]研究表明，BADL/IADL 障碍与抑郁症存在正相关，ADL 障碍增加老年人抑郁风险^[7]。

目前我国 ADL 障碍老年人抑郁预测模型研究相对较少，且多为单中心调查研究，缺乏机器学习（machine learning, ML）算法预测中国 ADL 障

碍老年人抑郁风险的相关研究，据此，本研究基于 ML 算法构建 ADL 障碍老年人抑郁症风险预测模型，旨在为促进 ADL 障碍老年人抑郁早期筛查和干预、改善疾病预后和降低疾病负担提供科学依据。

1 资料与方法

1.1 数据来源

研究数据来自第五轮中国健康与养老追踪调查（China Health and Retirement Longitudinal Study, CHARLS）项目（<https://charls.pku.edu.cn/>），CHARLS 是一项针对 45 岁及以上中国中老年人的全国代表性队列，采用与规模成比例的分层多级概率随机整群抽样策略，从 28 个参与省份 150 个地区 450 个村庄或社区招募约 1.9 万受访者^[8]。CHARLS 项目已获得北京大学生物医学伦理委员会审核批准（批号：IRB00001052-11015），本研究申请授权后下载数据。本研究纳入标准：
① 60 岁及以上老年人；② ADL 障碍，排除标准：
① 抑郁评估缺失；② 问卷调查信息缺少。

1.2 资料收集

1.2.1 日常生活活动能力

CHARLS 项目利用 ADL 量表评估老年人活动障碍情况。BADL 包括上厕所、吃饭、穿衣、控

制排泄、起床下床、洗澡; IADL 包括购物、打电话、做饭、家务、吃药、财务管理, 参与者被问及是否在日常生活中遇到困难, 回答选项从无困难到无法完成任务不等^[9-10]。ADL 残疾评分通过研究对象对 12 个项目的回答进行计算, 若任意 1 项报告有困难, 则被归类为 ADL 障碍^[2, 11]。

1.2.2 慢性疾病

CHARLS 项目中慢性病的调查由医生告知受访者具有的慢性疾病, 以数据集中“是”或“否”为判定标准, 包括高血压、血脂异常、糖尿病、心脏病、中风、帕金森病、关节炎或风湿病、哮喘等。

1.2.3 抑郁症

采用 10 项流调中心抑郁自评量表 (Center for Epidemiologic Studies Depression Scale, CES-D-10) 评估 ADL 障碍老年人抑郁情绪。该量表由 8 个负面导向条目和 2 个积极导向条目组成, 要求被访者回答各条目描述症状出现的频率, 并以 4 级记分 (0~3 分), 其中 2 个积极导向条目属于反向计分题目, 量表总分为 0~30 分, 分数 ≥ 10 分为有抑郁症状, 该量表在中国老年人调查中内部一致性系数为 0.815^[12]。

1.3 模型构建

使用 Boruta 算法和最小绝对值收缩和选择算子回归算法 (least absolute shrinkage and selection operator, Lasso) 筛选与我国 ADL 障碍老年人抑郁密切相关的风险因素, 按照 7 : 3 比例将研究对象随机分为训练集和测试集, 运用 9 种 ML 算法构建风险预测模型, 包括随机森林 (random forest, RF)、轻量级梯度提升机 (light gradient boosting machine, LightGBM)、极端梯度提升 (extreme gradient boosting, XGBoost)、逻辑回归 (Logistic regression)、K 近邻算法 (K-nearest neighbor, KNN)、支持向量机 (support vector machine, SVM)、人工神经网络 (artificial neural network, ANN)、决策树 (decision tree)、弹性网络回归算法 (Elastic Net), 构建模型时采用网格搜索法对超参数进行优化, 5 折交叉验证评估预测模型性能^[13]。

评估指标包括准确度、灵敏度、特异度、阳性预测值 (positive predictive value, PPV)、阴性预测值 (negative predictive value, NPV)、受试者操作特征 (receiver operating characteristic,

ROC) 曲线下面积 (area under curve, AUC)、F1 分数。ROC 曲线及其 AUC 评价预测模型的区分度, 校准曲线评估模型的一致性, Brier 评分是用来评价校准曲线表现的指标, Brier 数值越小, 模型准确性越高, Brier 评分标准为 < 0.1 优秀, 0.1~0.25 良好, > 0.25 表明模型预测性能较差。临床决策曲线分析 (decision curve analysis, DCA) 和临床影响曲线 (clinical impact curve, CIC) 评价预测模型的临床效用价值。采用 Shapley 加法解释 (SHapley Additive exPlanation, SHAP) 算法评估每个特征对最终模型输出的贡献, 以实现模型的可解释性。

1.4 统计学分析

采用 R 4.3 和 Python 3.11.5 软件进行统计分析。不符合正态分布的计量资料以中位数和四分位数 [M (P_{25} , P_{75})] 表示, 组间比较采用秩和检验; 计数资料使用频数和百分比 (n , %) 表示, 组间比较采用 χ^2 检验。 $P < 0.05$ 表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 一般情况

共纳入 3 167 名 ADL 障碍老年人 (训练集 2 217 名, 测试集 950 名), 平均年龄 (69.14 ± 6.44) 岁, 男性 1 272 名 (40.16%), 女性 1 895 名 (59.84%), 其中抑郁组 1 922 名, ADL 障碍老年人抑郁检出率为 60.69%。抑郁组和无抑郁组 ADL 障碍老年人在年龄、性别、婚姻状态、文化程度、独居、自评健康状况、生活满意度等方面差异均有统计学意义 ($P < 0.05$), 详见表 1。

2.2 特征因子选择

纳入上述分析中差异具有统计学意义的变量, 使用 Boruta 算法和 Lasso 回归筛选 ADL 障碍老年人抑郁相关因素。Boruta 算法计算获得 10 个重要特征, 分别为生活满意度、疼痛而难受、自评健康状况、性别、文化程度、子女关系满意度、一个月医疗机构门诊次数、年龄、2018 年以来发生过摔倒、过去一个月上过网 (附件图 1)。Lasso 回归采用最小 10 倍交叉验证误差 lambda.1SE ($\lambda = 0.017$) 为最优值, 筛选出 13 个非零系数的预测因素, 分别为年龄、性别、文化程度、独居、自评健康状况、生活满意度、子女

表1 ADL障碍老年人抑郁症和无抑郁症组情况比较 (n, %)

Table 1. Basic information of depression and non-depression groups in elderly people with ADL disorders (n, %)

特征	非抑郁组 (n=1 245)	抑郁组 (n=1 922)	Z/χ²值	P值
年龄(岁)*	69.00 (64.00, 75.00)	68.00 (64.00, 73.00)	-3.340	<0.001
性别			61.826	<0.001
男性	606 (48.67)	666 (34.65)		
女性	639 (51.33)	1 256 (65.35)		
目前婚姻状态			9.216	0.002
已婚	983 (78.96)	1 427 (74.25)		
分居、丧偶、离异、未婚	262 (21.04)	495 (25.75)		
文化程度			61.952	<0.001
文盲	364 (29.24)	727 (37.83)		
小学	566 (45.46)	890 (46.31)		
初中	196 (15.74)	221 (11.50)		
高中	72 (5.78)	58 (3.02)		
中专(包括中等师范、职高)	28 (2.25)	14 (0.73)		
大专	14 (1.12)	6 (0.31)		
本科	5 (0.40)	6 (0.31)		
过去半年独居天数(d)			14.173	0.003
0	1 022 (82.09)	1 472 (76.59)		
1~≤29	38 (3.05)	85 (4.42)		
30~≤59	20 (1.61)	35 (1.82)		
≥60	165 (13.25)	330 (17.17)		
自评健康状况			196.686	<0.001
很好	87 (6.99)	51 (2.65)		
好	112 (9.00)	73 (3.80)		
一般	619 (49.72)	707 (36.78)		
不好	332 (26.67)	710 (36.94)		
很不好	95 (7.63)	381 (19.82)		
生活满意度			279.793	<0.001
极其满意	74 (5.94)	54 (2.81)		
非常满意	474 (38.07)	424 (22.06)		
比较满意	643 (51.65)	961 (50.00)		
不太满意	37 (2.97)	343 (17.85)		
一点也不满意	17 (1.37)	140 (7.28)		
子女关系满意度			124.410	<0.001
极其满意	101 (8.11)	96 (4.99)		
非常满意	645 (51.81)	741 (38.55)		
比较满意	460 (36.95)	851 (44.28)		
不太满意	31 (2.49)	163 (8.48)		
一点也不满意	8 (0.64)	71 (3.69)		
一个月医疗机构门诊次数(次)			47.516	<0.001
0	977 (78.47)	1 325 (68.94)		
1	145 (11.65)	251 (13.06)		
2	61 (4.90)	136 (7.08)		
≥3	62 (4.98)	210 (10.93)		
过去一年住院次数(次)			29.355	<0.001
0	904 (72.61)	1 298 (67.53)		
1	219 (17.59)	309 (16.08)		
2	77 (6.18)	175 (9.11)		
≥3	45 (3.61)	140 (7.28)		

续表1

特征	非抑郁组 (n=1 245)	抑郁组 (n=1 922)	Z/χ ² 值	P 值
2018年以来发生过重大意外伤害	40 (3.21)	71 (3.69)	0.517	0.472
2018年以来发生过摔倒	278 (22.33)	631 (32.83)	40.715	<0.001
疼痛而难受			202.112	<0.001
完全没有	398 (31.97)	299 (15.56)		
有一点	395 (31.73)	469 (24.40)		
有一些	126 (10.12)	267 (13.89)		
比较多	168 (13.49)	371 (19.30)		
非常多	158 (12.69)	516 (26.85)		
体力活动			20.647	<0.001
不活动	175 (14.06)	288 (14.98)		
轻度活动	407 (32.69)	508 (26.43)		
中度活动	351 (28.19)	527 (27.42)		
重度活动	312 (25.06)	599 (31.17)		
过去一个月上过网 ^a	251 (20.16)	282 (14.67)	16.260	<0.001
吸烟	323 (25.94)	364 (18.94)	21.827	<0.001
饮酒	410 (32.93)	503 (26.17)	16.834	<0.001
高血压	95 (7.63)	151 (7.86)	0.054	0.817
血脂异常 ^b	121 (9.72)	197 (10.25)	0.236	0.627
糖尿病或血糖升高 ^c	70 (5.62)	124 (6.45)	0.903	0.342
恶性肿瘤 ^d	16 (1.29)	21 (1.09)	0.243	0.622
慢性肺部疾患 ^e	57 (4.58)	137 (7.13)	8.542	0.003
肝脏疾病 ^f	26 (2.09)	73 (3.80)	7.294	0.007
心脏病 ^g	87 (6.99)	179 (9.31)	5.310	0.021
中风	39 (3.13)	102 (5.31)	8.398	0.004
肾脏疾病 ^h	59 (4.74)	126 (6.56)	4.534	0.033
胃部疾病或消化系统疾病 ⁱ	69 (5.54)	120 (6.24)	0.662	0.416
情感及精神问题	11 (0.88)	53 (2.76)	13.401	<0.001
与记忆有关的疾病 ^j	65 (5.22)	201 (10.46)	26.934	<0.001
帕金森病	22 (1.77)	55 (2.86)	3.816	0.051
关节炎或风湿病	99 (7.95)	162 (8.43)	0.227	0.634
哮喘 ^k	31 (2.49)	73 (3.80)	4.071	0.044

注：^a非正态分布的计量资料以中位数和四分位数表示 [M (P₂₅, P₇₅)]; ^b上网包括用手机网络聊天、看新闻、看视频、玩游戏、理财等; ^c包括高血脂或低血脂; ^d包括糖耐量异常和空腹血糖升高; ^e不包括轻度皮肤癌; ^f包括慢性支气管炎或肺气肿、肺心病, 但不包括肿瘤或癌; ^g指除脂肪肝、肿瘤或癌外其他肝脏疾病; ^h包括心肌梗塞、冠心病、心绞痛、充血性心力衰竭和其他心脏疾病; ⁱ不包括肿瘤或癌; ^j包括老年痴呆症、脑萎缩; ^k指非肺部疾病。

关系满意度、一个月医疗机构门诊次数、2018年以来发生过摔倒、疼痛而难受、体力活动、过去一个月上过网、与记忆有关的疾病(附件图2)。本研究基于两种算法的交集最终确定10个预测因素, 分别为生活满意度、疼痛而难受、自评健康状况、性别、文化程度、子女关系满意度、一个月医疗机构门诊次数、年龄、2018年以来发生过摔倒、过去一个月上过网。

2.3 9种预测模型性能比较

将上述确定的10个预测因素, 使用9种ML算法构建我国ADL障碍老年人抑郁风险预测模型。为确保模型的稳定性和泛化能力, 采用5折交叉验证对模型进行训练。结果显示, RF在训

练集上AUC为0.804[95%CI (0.788, 0.820)], 在测试集上AUC为0.779[95%CI (0.752, 0.806)], 在准确度、灵敏度、特异度、PPV、NPV、F1分数指标上总体表现均优于其他8种模型, 详见表2、附件图3。

运用测试集数据对9种ML模型的准确性和临床实用性进行评估。校准曲线显示, 9种模型的Brier评分均低于0.2, 说明具有良好的准确性(附件图4)。DCA曲线显示, 当风险阈值在0.2~0.9时, 9种模型均能获得较好的临床净效益(附件图5)。CIC曲线显示, 在不同风险阈值下, 9种模型在干预人数和捕获阳性病例数方面均能获得较好的临床效益, 即风险阈值较低时, 更多的

表 2 9种机器学习预测模型性能比较
Table 2. Performance comparison of 9 machine learning prediction models

模型	分组	AUC	准确度	灵敏度	特异度	PPV	NPV	F1分数
RF	训练集	0.804	0.726	0.694	0.758	0.743	0.713	0.717
	测试集	0.779	0.713	0.709	0.717	0.717	0.711	0.712
LightGBM	训练集	0.787	0.718	0.684	0.752	0.735	0.704	0.708
	测试集	0.735	0.663	0.664	0.662	0.664	0.664	0.663
XGBoost	训练集	0.790	0.720	0.689	0.750	0.735	0.707	0.711
	测试集	0.755	0.687	0.690	0.684	0.687	0.689	0.688
Logistic regression	训练集	0.779	0.702	0.688	0.715	0.708	0.696	0.698
	测试集	0.780	0.713	0.704	0.723	0.718	0.709	0.710
KNN	训练集	0.769	0.695	0.586	0.804	0.749	0.660	0.657
	测试集	0.727	0.660	0.579	0.742	0.693	0.638	0.630
SVM	训练集	0.779	0.698	0.660	0.735	0.715	0.684	0.686
	测试集	0.761	0.684	0.664	0.704	0.693	0.676	0.677
ANN	训练集	0.773	0.700	0.685	0.714	0.707	0.693	0.695
	测试集	0.768	0.708	0.705	0.711	0.712	0.708	0.707
Decision tree	训练集	0.750	0.684	0.633	0.735	0.709	0.668	0.667
	测试集	0.725	0.661	0.617	0.705	0.678	0.649	0.645
Elastic Net	训练集	0.768	0.692	0.694	0.691	0.693	0.693	0.693
	测试集	0.764	0.700	0.698	0.702	0.702	0.700	0.699

注: RF.随机森林; LightGBM.轻量级梯度提升机; XGBoost.极端梯度提升; Logistic regression.逻辑回归; KNN.K近邻算法; SVM.支持向量机; ANN.人工神经网络; Decision tree.决策树; Elastic Net.弹性网络回归算法; AUC.受试者操作特征曲线下面积; PPV.阳性预测值; NPV.阴性预测值。

病例被判定为需要干预，随着风险阈值的增加，预测风险更高的病例已被干预，因此干预人数和捕获的阳性病例数逐渐减少（附件图 6）。综上，RF 模型在我国 ADL 障碍老年人抑郁风险预测中表现最佳，不仅具有较高的预测准确性，还具有良好的临床实用性。

2.4 特征重要性分析

采用 SHAP 算法对 10 个预测因素进行重要性排名，分别为生活满意度>疼痛而难受>自评健康状况

健康状况>子女关系满意度>性别>2018 年以来是否发生摔倒>一个月医疗机构门诊次数>年龄>文化程度>过去一个月是否上网，见图 1-A。生活满意度、疼痛而难受、自评健康状况、子女关系满意度、性别、2018 年以来是否发生摔倒、一个月医疗机构门诊次数与我国 ADL 障碍老年人抑郁水平呈正相关，其余因素与 ADL 障碍老年人抑郁呈负相关，见图 1-B。

使用单样本 SHAP 力图和决策图对单个病例

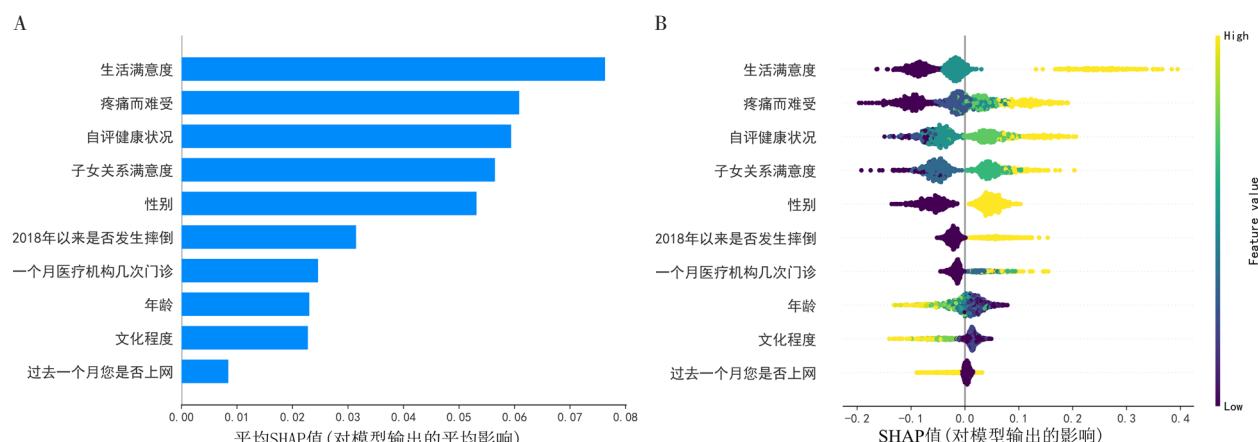


图1 SHAP对模型全局的可视化解释
Figure 1. SHAP's visual explanation of the global model

注: A.特征重要性排序; B.特征对模型输出结果的影响。

的预测结果进行解释。病例 1 临床数据如图 2-A 所示，一个月医疗机构门诊次数（2 次）与 2018 年以来是否发生摔倒（是）因素对 ADL 障碍老年人抑郁产生“正向”作用，其余因素对 ADL 障碍老年人抑郁产生“负向”作用，模型预测病例 1 抑郁风险发生概率为 34.0%，见图 2-B。

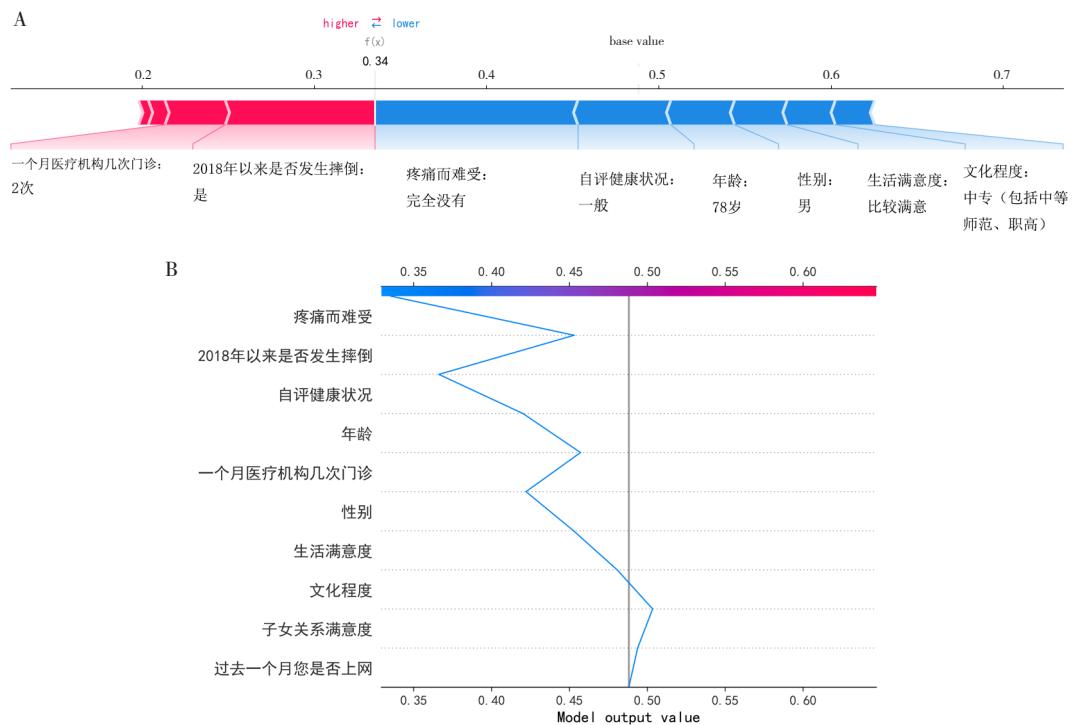


图2 SHAP对单样本病例的可视化解释
Figure 2. Visual interpretation of SHAP for single sample cases

注：A.SHAP解释力图；B.SHAP决策图。

3 讨论

抑郁症居于我国疾病负担第 5 位，在 ADL 障碍老年人中疾病负担和经济负担更重^[14]。本研究基于第五轮 CHARLS 横断面调查数据，分析发现 ADL 障碍老年人抑郁检出率为 60.69%，高于既往我国老年人抑郁症检出率（41.05%）^[15]。ADL 障碍伴抑郁症给老年人带来较大的健康危害，如增加无助感、无用感、自杀想法和失用性躯体疾病的发病风险与治疗的复杂性，影响患者参与康复的意愿和主动性。ADL 障碍与抑郁间存在复杂的关系，需综合考虑多方因素的影响^[16-18]。随着年龄增长，ADL 障碍导致老年人社交活动和社会参与逐渐减少，更易引发社会孤立和抑郁症^[19-20]。ADL 障碍老年人通常无法完成 ADL 所需的工作或任务，需向他人寻求帮助，可能导致老年人羞耻感并增加内心的内疚和自责^[21-22]。有研究发现，与 ADL 正常老年人相比，BADL 障碍老年人抑郁发生风险高 2.58 倍，IADL 障碍老年人抑郁发生

人抑郁产生“正向”作用，其余因素对 ADL 障碍老年人抑郁产生“负向”作用，模型预测病例 1 抑郁风险发生概率为 34.0%，见图 2-B。

风险高 1.68 倍^[23]；另有研究显示，IADL 障碍对老年人抑郁影响(OR=2.23)大于 BADL 障碍影响^[24](OR=1.74)。ADL 导致的生活质量下降还可能使老年人无法感到快乐和充实^[25]。此外，ADL 障碍不仅导致老年人抑郁，还被认为是自杀意念的独立危险因素^[26]。

近年来，ML、深度学习、人工智能、数理统计分析被不断应用于医学研究，ML 算法可处理大量的数据和复杂的关系，发现数据中非线性关联和模式，能清晰展示预测模型的工作原理和预测依据，在医学领域提供精准的预测和决策支持^[27]。本研究通过 ML 算法，基于中国 CHARLS 调研项目数据，构建我国 ADL 障碍老年人抑郁风险预测模型。在模型开发过程中，研究运用 9 种 ML 算法构建预测模型，结果显示 RF 模型在预测我国 ADL 障碍老年人抑郁风险方面效能最佳。可能是因为 RF 模型通过构建多棵决策树，并利用集成输出进行预测，能有效处理多维特征和潜在的复杂关系，同时降低过拟合的风险，此外，RF

模型对噪声和异常值具有较好的鲁棒性，使其在处理实际数据时更加稳定可靠^[28]。

本研究还采用 SHAP 算法对模型进行了可视化解释，提升了模型在临床中的应用价值。结果显示，生活满意度是抑郁症首位的预测因子，满意度是老年人主观情绪的表现形式之一，也是 ADL 障碍老年人对生活状况反映最重要的评估指标。生活满意度下降时，往往意味着 ADL 障碍老年人在生活中遇到了未达预期的情况、意外事件或挑战，易导致 ADL 障碍老年人产生负面情绪，如沮丧、无助和绝望，增加老人抑郁发生风险。老人与子女关系不和谐可能导致 ADL 障碍老年人缺乏子女的关心和支持，从而感到孤独和无助，这种心理状态可能会进一步降低他们参与 ADL 的积极性和能力，进而增加抑郁发生风险。健康状况对于 ADL 障碍老年人应对疾病的挑战较为重要，自评健康下降会导致应对心理健康的能力下降，担忧身体康复和未来的健康状况，增加焦虑、抑郁、恐惧等心理问题。罹患慢性病或躯体活动障碍可能会给机体带来疼痛或躯体不适感，医疗机构就诊次数相应增加，长期服药和康复锻炼带来的经济负担增加，也会增加抑郁发生风险^[29]。本研究发现 ADL 障碍女性老年人发生抑郁的风险高于男性，与既往研究结果一致^[30]，女性的性别特征和生理差异使其面对应激事件时更容易产生应激性生理和心理反应，更有可能因荷尔蒙变化而抑郁^[31]，进而导致抑郁症状的产生。

跌倒是老年人最常见的意外伤害^[32]，在 ADL 障碍老年人中发生率更高，摔倒会使 ADL 障碍老年人感到羞愧和尴尬，损害其自尊和自信，导致自我价值感下降，从而增加抑郁的风险；摔倒还会导致 ADL 障碍老年人产生恐惧和焦虑，担心再次摔倒或受伤；摔倒带来的身体疼痛、不适和功能障碍等生理影响也可能对 ADL 障碍老年人心理健康产生负面影响，增加抑郁发生风险^[33]。

本研究还发现文化程度较高、年龄较大和上网会降低 ADL 障碍老年人抑郁发生风险，知识储备增加有助于提高 ADL 障碍老年人对自身情绪健康的管理能力，而早期的 ADL 障碍对于老年人可能是一个难以接受的事件，应激性心理反应较大，而对于后期 ADL 障碍，老年人已能够接受并进行相应的康复和锻炼。上网能增加社交机会、缓解孤独感，提高老年人生活满意度和认知能力。通

过网络，老年人可获取各种信息和服务，丰富自己的生活内容，上网过程中的阅读、理解、分析和处理信息等活动，也有助于锻炼老年人的大脑，提高认知能力和记忆力，从而提升老年人的心理健康水平，降低抑郁发生风险。

本研究存在一定局限。本研究数据来自于 CHARLS 第五轮横断面调查，无法证实 ADL 障碍与抑郁的因果关系；ADL 障碍老年人抑郁发生除受慢性病、生活习惯影响外，还可能受遗传因素、经济水平、家庭关系、生活环境等未被调查的复杂因素的影响；此外，本研究缺少外部验证。未来应进一步完善预测模型并进行外部验证，将其应用至临床评估中，为医务人员提供可靠、便捷的 ADL 老年人抑郁风险早期识别评估工具。

综上所述，罹患 ADL 障碍年龄较早、女性、文化程度较低、自评健康状况下降、生活满意度较低、子女关系满意度较低、医疗机构门诊次数增加、发生摔倒、机体疼痛、不会使用互联网显著增加了 ADL 障碍老年人抑郁发生风险。社区工作人员应重点关注 ADL 障碍老年人心理健康问题，对抑郁风险较高的老年人早期干预，减少并延缓 ADL 障碍老年人抑郁症状发生。

附件见《医学新知》官网附录（<https://yxxz.whuznhmedj.com/futureApi/storage/appendix/202412079.pdf>）

伦理声明：本研究基于中国健康与养老追踪调查（CHARLS）项目数据，该调研已获得北京大学生物医学伦理委员会审核批准（批号：IRB00001052-11015）

作者贡献：研究设计与论文撰写：黄思莹、韩正风；数据采集与分析、论文修订：黄思莹、韩正风、马艳、张媛、吴瑞凯；研究指导、论文审定与经费支持：韩正风

数据获取：本研究中使用和(或)分析的数据可在CHARLS官网获取（<https://charls.charlsdata.com/>）

利益冲突声明：无

致谢：不适用

参考文献

- 齐土格, 王志会, 王丽敏, 等. 中国城乡老年人群两年内日常生活活动能力受损发生情况及影响因素 [J]. 中华流行病学杂志, 2019, 40(3): 272–276. [Qi SG, Wang ZH, Wang LM, et al. Incidence of activities of daily living disability and related factors in community-dwelling older adults in China[J]. Chinese Journal of Epidemiology, 2019, 40(3): 272–276.]
- Liu H, Ma Y, Lin L, et al. Association between activities of daily living and depressive symptoms among older adults in China: Evidence from

- the CHARLS[J]. *Front Public Health*, 2023, 11: 1249208.
- 3 Xie T, Liu D, Guo J, et al. The longitudinal effect of sensory loss on depression among Chinese older adults[J]. *J Affect Disord*, 2021, 283: 216–222.
 - 4 李艳萍, 王媛, 纪之琳, 等. 中国≥45岁中老年人多重慢性病模式与日常和工具性日常生活活动能力残疾的关联性[J]. *中华疾病控制杂志*, 2024, 28(1): 26–31. [Li YP, Wang Y, Ji ZL, et al. The association between multiple chronic disease patterns and disability in daily and instrumental activities of daily living among middle-aged and elderly people aged 45 and above in China[J]. *Chinese Journal of Disease Control and Prevention*, 2024, 28(1): 26–31.]
 - 5 周恒益, 李静, 戴丹华, 等. 社区老年人日常生活活动能力与心理健康的关系及睡眠质量的中介作用[J]. *复旦学报(医学版)*, 2024, 51(2): 143–150. [Zhou HY, Li J, Dai DH, et al. The relationship between daily living activity ability and mental health of elderly people in the community, and the mediating role of sleep quality[J]. *Journal of Fudan University (Medical Edition)*, 2024, 51(2): 143–150.]
 - 6 Lestari SK, Ng N, Kowal P, et al. Diversity in the factors associated with ADL-related disability among older people in six middle-income countries: a cross-country comparison[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2019, 16(8): 1341.
 - 7 He M, Ma J, Ren Z, et al. Association between activities of daily living disability and depression symptoms of middle-aged and older Chinese adults and their spouses: a community based study[J]. *J Affect Disord*, 2019, 242: 135–142.
 - 8 刘叶, 高广峰, 周亦凡, 等. 老年人群中视听障碍对主观幸福感的影响: 抑郁倾向的中介作用[J]. *复旦学报(医学版)*, 2024, 51(4): 558–565. [Liu Y, Gao GF, Zhou YF, et al. The impact of visual and auditory impairments on subjective well-being in the elderly population: the mediating role of depressive tendencies[J]. *Journal of Fudan University (Medical Edition)*, 2024, 51(4): 558–565.]
 - 9 Li H, Wang A, Gao Q, et al. Prevalence of somatic-mental multimorbidity and its prospective association with disability among older adults in China[J]. *Aging (Albany NY)*, 2020, 12(8): 7218–7231.
 - 10 Carmona-Torres JM, Rodríguez-Borrego MA, Laredo-Aguilera JA, et al. Disability for basic and instrumental activities of daily living in older individuals[J]. *PLoS One*, 2019, 14(7): e0220157.
 - 11 Wang S, Yu M, Huang W, et al. Longitudinal association between ADL disability and depression in middle-aged and elderly: national cohort study[J]. *J Nutr Health Aging*, 2025, 29(2): 100450.
 - 12 李巧凤, 晏毅龙, 何悦菡, 等. 中国不同抑郁程度中老年人群慢性病共病患病情况网络分析[J]. *中国公共卫生*, 2024, 40(8): 948–953. [Li QF, Yan YL, He YH, et al. Network analysis of chronic comorbidities among middle-aged and elderly people with different degrees of depression in China[J]. *Chinese Public Health*, 2024, 40(8): 948–953.]
 - 13 崔宇琛, 张晗, 胡志强, 等. 基于机器学习的青年人群颞下颌关节紊乱病风险预测模型的构建[J]. *口腔医学研究*, 2024, 40(10): 867–872. [Cui YC, Zhang H, Hu ZQ, et al. Construction of a machine learning based model for predicting the risk of temporomandibular joint disorders in young people[J]. *Oral Medicine Research*, 2024, 40(10): 867–872.]
 - 14 陈贺, 王黎君, 郎英旭, 等. 1990—2021年中国及分省儿童和青少年慢性病疾病负担分析[J]. *中国慢性病预防与控制*, 2024, 32(12): 884–892. [Chen H, Wang LJ, Lang YX, et al. Analysis of chronic disease burden in children and adolescents in China and provinces from 1990 to 2021[J]. *Chinese Journal of Chronic Disease Prevention and Control*, 2024, 32(12): 884–892.]
 - 15 李敏超, 宋丽君, 陆国飞, 等. 我国≥60岁老年人抑郁流行现状及影响因素分析[J]. *华南预防医学*, 2024, 50(12): 1130–1135. [Li MC, Song LJ, Lu GF, et al. Analysis of the current situation and influencing factors of depression among elderly people aged 60 and above in China[J]. *South China Preventive Medicine*, 2024, 50(12): 1130–1135.]
 - 16 王越, 陈晴, 刘鲁蓉. 中国老年人抑郁检出率及影响因素的 Meta 分析[J]. *中国全科医学*, 2023, 26(34): 4329–4335. [Wang Y, Chen Q, Liu LR. Meta analysis of depression detection rate and influencing factors among elderly people in China[J]. *Chinese Journal of General Practice*, 2023, 26(34): 4329–4335.]
 - 17 刘艳, 宋新明. 残疾状况对我国老年人抑郁症状的影响[J]. *医学与社会*, 2023, 36(9): 68–73. [Liu Y, Song XM. The impact of disability status on depression symptoms in elderly people in China[J]. *Journal of Medicine and Society*, 2023, 36(9): 68–73.]
 - 18 崔珑严, 丁玎, 王明慧, 等. 不同类型日常生活活动能力与老年人抑郁的关联[J]. *中华疾病控制杂志*, 2023, 27(6): 717–721. [Cui LY, Ding D, Wang MH, et al. The association between different types of activities of daily living and depression in the elderly[J]. *Chinese Journal of Disease Control and Prevention*, 2023, 27(6): 717–721.]
 - 19 Cornwell EY, Waite LJ. Social disconnectedness, perceived isolation, and health among older adults[J]. *J Health Soc Behav*, 2009, 50(1): 31–48.
 - 20 Gutierrez S, Milani SA, Wong R. Is "busy" always better? Time-use activities and depressive symptoms among older Mexican adults[J]. *Innov Aging*, 2020, 4(5): igaa030.
 - 21 Raymond É. The challenge of inclusion for older people with impairments: insights from a stigma-based analysis[J]. *J Aging Stud*, 2019, 49: 9–15.
 - 22 Cavusoglu C, Ileri I, Tuna Dogrul R, et al. Relationship between psychological pain and death anxiety with comprehensive geriatric assessment in older adults[J]. *Geriatr Gerontol Int*, 2020, 20(11): 1056–1060.
 - 23 Ahmad NA, Abd Razak MA, Kassim MS, et al. Association between functional limitations and depression among community-dwelling older adults in Malaysia[J]. *Geriatr Gerontol Int*, 2020, 20Suppl 2: 21–25.
 - 24 王丹, 齐士格, 王宝华, 等. 中国 3 省 60 岁及以上老年人抑郁情况及其影响因素研究[J]. *中华流行病学杂志*, 2022, 43(12): 1925–1931. [Wang D, Qi SG, Wang BH, et al. Depression status and its influencing factors among the elderly aged 60 years and above in three provinces of China[J]. *Chinese Journal of Epidemiology*, 2022, 43(12): 1925–1931.]
 - 25 Makovski TT, Le Coroller G, Putrik P, et al. Role of clinical, functional and social factors in the association between multimorbidity and quality of life: findings from the survey of health, ageing and retirement in Europe (share)[J]. *PLoS One*, 2020, 15(10): e0240024.
 - 26 Xu H, Qin L, Wang J, et al. A cross-sectional study on risk factors and their interactions with suicidal ideation among the elderly in rural communities of Hunan, China[J]. *BMJ Open*, 2016, 6(4): e010914.
 - 27 张敏, 顾婷婷, 关蔚, 等. 基于机器学习算法构建中重度围绝经期综合征预测模型[J]. *医学新知*, 2024, 34(8): 871–879. [Zhang M, Gu TT, Guan W, et al. Constructing a prediction model for moderate to severe perimenopausal syndrome based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhi Zazhi*, 2024, 34(8): 871–879.]
 - 28 Dimitriadis SI, Liparas D. How random is the random forest? Random

- forest algorithm on the service of structural imaging biomarkers for Alzheimer's disease: from Alzheimer's disease neuroimaging initiative (ADNI) database[J]. *Neural Regen Res.*, 2018, 13(6): 962–970.
- 29 王怀昭, 乔婷婷, 范艳存. 老年人日常生活活动能力、自评健康状况在慢性病影响抑郁症状中的效应研究 [J]. *预防医学*, 2023, 35(7): 574–577. [Wang HZ, Qiao TT, Fan YC. A study on the effect of activities of daily living and self assessed health status of elderly people on depression symptoms affected by chronic diseases[J]. *Preventive Medicine*, 2023, 35(7): 574–577.]
- 30 邢贤晋, 王健, 高天, 等. 我国老年人日常生活活动能力与慢性病共病和抑郁症状的关系分析 [J]. *医学与社会*, 2023, 36(8): 123–128. [Xing XJ, Wang J, Gao T, et al. Analysis of the relationship between daily living activities and chronic disease comorbidity and depression symptoms in elderly people in China[J]. *Journal of Medicine and Society*, 2023, 36(8): 123–128.]
- 31 Qian J, Li N, Ren X. Obesity and depressive symptoms among Chinese people aged 45 and over[J]. *Sci Rep.*, 2017, 7: 45637.
- 32 安慧妍, 瓮长水, 蒋天裕, 等. 老年男性人群跌倒发生率及相关危险因素的现况调查 [J]. *武警医学*, 2024, 35(5): 410–416. [An HY, Weng CS, Jiang TY, et al. A current survey on the incidence of falls and related risk factors in elderly male population[J]. *Armed Police Medicine*, 2024, 35(5): 410–416.]
- 33 Hyejin L, Bumjo O, Sunyoung K, et al. ADL/IADL dependencies and unmet healthcare needs in older persons: a nationwide survey[J]. *Arch Gerontol Geriatr*, 2021, 96: 104458.

收稿日期: 2024 年 12 月 15 日 修回日期: 2025 年 04 月 11 日

本文编辑: 桂裕亮 曹 越

引用本文: 黄思莹, 马艳, 张媛, 等. 基于机器学习算法构建日常生活活动能力障碍老年人抑郁风险预测模型[J]. 医学新知, 2026, 36(1): 37–46. DOI: 10.12173/j.issn.1004–5511.202412079.

Huang SY, Ma Y, Zhang Y, et al. Constructing a depression risk prediction model for elderly people with activities of daily living impairment based on machine learning algorithms[J]. *Yixue Xinzhizazhi*, 2026, 36(1): 37–46. DOI: 10.12173/j.issn.1004–5511.202412079.