

基于机器学习与 SHAP 的社区老年人口腔衰弱风险预测模型构建

刘庆伟¹, 郭丽¹, 刘欢², 钱秋雨¹, 闵佳慧³, 罗洋⁴, 侯乐栋⁵, 张铭⁶

摘要:目的 构建社区老年人口腔衰弱风险的动态可解释预测模型,为社区护理人员开展早期评估与干预提供参考。方法 采用便利抽样法在安徽省选取 1 457 名社区老年人,由经过培训的调查人员运用口腔衰弱指标筛查-8 进行口腔衰弱评估,并收集可能影响社区老年人口腔衰弱的相关资料作为模型候选预测变量。按 7:3 比例随机分为训练集(1 020 名)和验证集(437 名),基于训练集筛选影响因素并构建包括 logistic 回归、随机森林、支持向量机、决策树、神经网络、极限梯度提升、朴素贝叶斯及 K 近邻 8 种机器学习模型;基于验证集评价模型性能;并采用夏普利加性解释(SHAP)对最优模型进行解释与可视化。结果 64.4% 的社区老年人存在口腔衰弱风险。支持向量机模型在验证集中预测性能最优,AUC 为 0.783,F1 分数最高(0.659),Brier 分数最小(0.180);慢性病、年龄、抑郁、吸烟、营养不良和躯体衰弱是社区老年人口腔衰弱的主要影响因素。SHAP 结果显示,慢性病贡献度最高。结论 支持向量机模型对社区老年人口腔衰弱风险具有良好的预测能力,基于 SHAP 识别的主要风险因素可为制订针对性护理干预措施提供依据。

关键词:社区老年人; 口腔衰弱; 风险预测; 机器学习; 人工智能; 肌少症; 抑郁; 慢性病

中图分类号:R473.2 **DOI:**10.3870/j.issn.1001-4152.2026.07.107

Construction of a risk prediction model for oral frailty in community-dwelling older adults using machine learning and SHAP analysis

Liu Qingwei, Guo Li, Liu Huan, Qian Qiuyu, Min Jiahui, Luo Yang, Hou Ledong, Zhang Ming. School of Nursing, Shandong First Medical University, Jinan 271016, China

Abstract: **Objective** To construct a dynamic interpretable prediction model for oral frailty risk in community-dwelling older adults, and to provide a reference for community nurses to carry out early assessment and intervention. **Methods** Using convenience sampling, 1,457 community-dwelling older people in Anhui Province were recruited and assessed using the Oral Frailty Index-8 by trained investigators. The relevant influencing factors for oral frailty were collected as potential variables for the model. Participants were randomly divided into a training set ($n=1,020$) and a validation set ($n=437$) at a 7:3 ratio. Based on the training set, influencing factors were identified through 8 machine learning algorithms, including logistic regression, random forest, support vector machine, decision tree, neural network, extreme gradient boosting, naive Bayes, and K-nearest neighbors. Model performance was evaluated using the validation set. The optimal model was interpreted and visualized using SHapley Additive exPlanations (SHAP). **Results** The incidence of oral frailty risk was 64.4% in the community-dwelling older adults. The support vector machine model had the best predictive performance in the validation set, with an AUC of 0.783, F1 score of 0.659 (the highest), and Brier score of 0.180 (the lowest); chronic disease, age, depression, smoking, malnutrition, and physical frailty were the main influencing factors of oral frailty. SHAP results showed that chronic disease of the greatest contribution. **Conclusion** The support vector machine model has satisfactory predictive performance for the risk of oral frailty in community-dwelling older adults. The main risk factors identified based on SHAP can provide a basis for the development of targeted nursing interventions.

Keywords: community-dwelling older adults; oral frailty; risk prediction; machine learning; artificial intelligence; sarcopenia; depression; chronic disease

根据我国第七次全国人口普查结果,60 岁及以

作者单位:1. 山东第一医科大学护理学院(山东 济南,271016);
2. 皖南医学院第一附属医院(弋矶山医院)血液净化中心;3. 皖南医学院公共卫生学院;4. 皖南医学院临床医学院;5. 山东第一医科大学口腔医学院;6. 皖南医学院公共基础学院(创新创业学院)

通信作者:郭丽,675962698@qq.com

刘庆伟:男,本科在读,学生,1469328363@qq.com

科研项目:国家级大学生创新训练计划项目(202410439015)

收稿:2025-10-06;修回:2025-12-13

上人口已达 2.6 亿,占总人口的 18.7%,反映我国老龄化程度持续深化,随之而来的是老年健康问题的日益突出^[1-2]。在各类老年健康问题中,口腔衰弱作为一种新兴的衰弱表型逐渐受到关注。它被定义为口腔功能逐步下降,常伴随心理、认知及躯体功能退化,与多种不良健康结局密切相关,严重影响老年人的生活质量^[3-9]。研究显示,社区老年人口腔衰弱发生率 21.2%~69.0%^[10-11],Meta 分析显示合并发生率为 44.3%^[12],而在老年慢性病住院患者中高达 61.43%^[13]。其早期表现如进食困难、噎呛等症状,却常被老年人

自身及社区护理人员忽视,表明早期识别与干预的迫切性^[14]。

目前关于老年人口腔衰弱风险预测模型的研究多依赖于传统统计方法(如 logistic 回归),尽管识别出部分风险因素,但这些方法在处理高维、非线性关系及动态预测方面存在明显局限。随着人工智能在医疗领域的广泛应用,机器学习技术凭借其强大的特征学习与预测能力,为口腔衰弱的早期风险预测提供了新途径^[15-16]。然而,机器学习模型常被诟病为“黑箱”,限制了其临床适用性与解释性。近年来,夏普利加性解释(Shapley Additive exPlanations, SHAP)等可解释性人工智能框架的发展,为揭示模型决策机制、提供个体化风险贡献分析提供了有效工具。目前尚无研究系统整合多种机器学习算法与 SHAP 方法,构建兼具高精度与高可解释性的口腔衰弱风险预测模型。因此,本研究通过机器学习结合 SHAP 解释框架,构建社区老年人口腔衰弱风险预测模型,为社区护理实践提供实时、可视化的风险评估工具。

1 对象与方法

1.1 对象 采用便利抽样法,于 2024 年 10 月至 2025 年 5 月在安徽省芜湖、马鞍山、阜阳、合肥、宣城、六安、安庆、淮北、滁州、蚌埠选取社区老年人作为研究对象。纳入标准:①年龄 ≥ 60 岁;②在所在社区居住半年及以上的社区居民;③认知功能正常,沟通无障碍;④自愿参与本研究,并签署知情同意书。排除标准:①存在精神或认知障碍;②合并严重的心、脑、肾等器官功能不全或处于疾病急性发作期;③有语言交流障碍、听力障碍或视力障碍。根据变量事件数(Events Per Variable, EPV)计算样本量,一般取 10~20 倍 EPV。本研究估计纳入模型的研究变量 8~12 个,根据相关文献报道,中国社区老年人口腔衰弱发生率 33.8%^[17],EPV 取 20,同时考虑 20% 的无效样本,建模的样本量为 $20 \times 12 \div 0.338 \div (1 - 20\%) \approx 888$ 。按照建模与验证样本量 7:3 的经验分配法,则验证样本量为 381。

1.2 方法

1.2.1 预测变量 通过文献回顾^[18-21]纳入可能影响社区老年人口腔衰弱的相关资料作为模型候选预测变量。包括一般资料(性别、年龄、文化程度、吸烟史、饮酒史、慢性病等)及营养状况、躯体衰弱、肌少症、主观社会隔离、抑郁。①微型营养评估简表(Mini-Nutritional Assessment Short Form, MNA-SF)^[22]。用来评估营养状况,包含病史、BMI、进食状况、合并应激或急性疾病、活动能力、精神疾病 6 个条目。总分 0~14 分,0~10 分为营养不良, ≥ 11 分为营养正常。②衰弱筛查量表(Fatigue, Resistance, Ambulation, Illness, Loss of weight, FRAIL Scale)^[23]。用于测量老年人躯体衰弱状况。该量表包含疲劳,独立上 1 层楼感到困难,1 年内体质量下降 $> 5\%$,不能够独立行

走 100 m,所患疾病 ≥ 5 种。符合 1 项计 1 分,总分 0~5 分,得分 ≥ 3 分为衰弱(衰弱状态)。③主观社会隔离感量表^[24]。调查社区老年人的主观社会隔离状况。该量表包含 3 个条目:是否会经常与他人隔绝的感觉;多长时间会觉得自己受冷落;多长时间会觉得自己缺少陪伴。条目选项“总是有”为 1 分,“有时有”为 2 分,“几乎没有”为 3 分。总分 3~9 分,得分 > 3 分表明老年人有主观社会隔离。国内学者广泛使用,信效度良好^[25-26]。④简易 5 项评分问卷(Strength, Assistance with Walking, Rise from a Chair, Climb Stairs and Falls, SARC-F)^[27]。测量老年人肌少症风险,包含力量、辅助行走、从椅子上起身、爬楼梯和跌倒 5 个条目。总分 0~10 分, ≥ 4 分提示可能存在肌少症。⑤健康问卷抑郁症状量表(Patient Health Questionnaire-9, PHQ-9)^[28]。用来评估社区老年人抑郁状况。共 9 个条目,采用 4 级评分法,每一条目评分 0~3 分。总分 0~27 分, ≥ 10 分筛查为抑郁。

1.2.2 结局变量 结局变量为社区老年人是否存在口腔衰弱风险。由经过培训的调查人员运用口腔衰弱指标筛查-8(Oral Frailty Index-8, OFI-8)进行评估。该量表由 Tanaka 等^[29]编制,适宜于社区及门诊快速筛查口腔衰弱高风险患者。包括 5 个评估内容:是否使用假牙、吞咽功能、社会参与度、口腔健康相关行为、咀嚼能力。总分 0~11 分,0~2 分低风险,3 分为中等风险, ≥ 4 分为高风险。OFI-8 得分每增加 1 分,口腔衰弱的风险就增加 1.3 倍^[29]。4 分为最佳临界值,对应的灵敏度和特异度均为 80%。

1.2.3 资料收集方法 资料收集前,对调查人员(由医学相关专业的研究生和本科生组成)进行统一培训,共 10 人,2 人一组。调查人员严格按照纳入与排除标准筛选研究对象,取得社区老年人知情同意后,发放纸质版问卷或电子问卷。由老年人自行填写或老年人口述调查人员代为填写。为确保数据准确性和真实性,沟通过程中做好简要解释工作,避免倾向性提问,以免研究对象做出不准确回答。由 2 名数据录入人员对回收数据进行编号、核对校正数据内容并建立数据库。对数据缺失超过 20% 的问卷予以剔除,数据缺失 $< 5\%$ 时直接删除含有缺失值的样本,缺失比例在 5%~20% 则采用多重插补方法补全缺失数据。

1.2.4 统计学方法 采用 SPSS26.0 及 R4.4.3 软件进行数据处理与建模分析。计量资料根据是否服从正态分布,以 $(\bar{x} \pm s)$ 或 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示,计数资料以频数和百分比(%)描述。将总样本($n = 1\ 457$)按 7:3 比例通过随机抽样方法划分为训练集($n = 1\ 020$)与验证集($n = 437$)。训练集用于单因素分析、变量筛选(Lasso 回归和 logistic 回归)、模型构建(包括 logistic 回归、随机森林、支持向量机、决策树、神经

网络、极限梯度提升、朴素贝叶斯及 K 近邻 8 种机器学习模型)与参数优化(利用 mlr3 工具包采用网格搜索结合 10 折重复交叉验证进行超参数调优)。最终使用验证集对所得模型进行预测,通过比较预测结果与真实类别评估模型性能。

2 结果

2.1 社区老年人口腔衰弱发生情况 本研究共纳入 1 457 名社区老年人,其中存在口腔衰弱风险 939 名,占 64.4%。训练集有口腔衰弱风险 658 名,占 64.5%;验证集有口腔衰弱风险 281 名,占 64.3%。

2.2 社区老年人口腔衰弱风险影响因素的单因素分析 见表 1。

表 1 基于训练集的社区老年人口腔衰弱风险影响因素的单因素分析 人(%)

项目	人数	无口腔衰弱 风险(n=362)	有口腔衰弱 风险(n=658)	χ^2	P
性别				1.179	0.278
男	460	155(33.7)	305(66.3)		
女	560	207(37.0)	353(63.0)		
居住地				16.027	0.001
农村	466	136(29.2)	330(70.8)		
城乡结合	125	46(36.8)	79(63.2)		
城镇	246	103(41.9)	143(58.1)		
城市	183	77(42.1)	106(57.9)		
生命早期饥荒暴露				11.210	0.001
是	808	266(32.9)	542(67.1)		
否	212	96(45.3)	116(54.7)		
年龄(岁)				46.709	<0.001
60~<66	359	163(45.4)	196(54.6)		
66~<71	235	95(40.4)	140(59.6)		
71~<76	207	62(30.0)	145(70.0)		
76~80	127	27(21.3)	100(78.7)		
>80	92	15(16.3)	77(83.7)		
慢性病				53.767	<0.001
是	441	101(22.9)	340(77.1)		
否	579	261(45.1)	318(54.9)		
文化程度				44.155	<0.001
文盲	345	94(27.2)	251(72.8)		
小学	380	122(32.1)	258(67.9)		
初中	134	69(51.5)	65(48.5)		
高中、职高、中专	87	34(39.1)	53(60.9)		
大专及以上	74	43(11.6)	31(5.8)		
月收入(元)				23.758	<0.001
<2 000	596	191(32.0)	405(68.0)		
2 001~<4 001	293	108(36.9)	185(63.1)		
4 001~<6 001	84	42(50.0)	42(50.0)		
6 001~8 000	16	2(12.5)	14(87.5)		
>8 000	31	19(61.3)	12(38.7)		
BMI(kg/m ²)				26.299	<0.001
<18.5	249	61(24.5)	188(75.5)		
18.5~<24.0	601	251(41.8)	350(58.2)		
24.0~27.9	144	43(29.9)	101(70.1)		
>27.9	26	7(26.9)	19(73.1)		
目前工作状态				5.985	0.014
在职	131	59(45.0)	72(55.0)		
非在职	889	303(34.1)	586(65.9)		
既往劳动类型				22.754	<0.001
体力劳动	641	197(30.7)	444(69.3)		
体力脑力劳动兼有	284	114(40.1)	170(59.9)		
脑力劳动	95	51(53.7)	44(46.3)		
锻炼频率(次/周)				45.297	<0.001
0	268	65(24.3)	203(75.7)		
1~2	299	86(28.8)	213(71.2)		
3~4	214	97(45.3)	117(54.7)		
5~6	145	69(47.6)	76(52.4)		
≥7	94	45(47.9)	49(52.1)		
最近 2 年手术次数				10.988	0.004
0	615	243(39.5)	372(60.5)		
1	289	84(29.1)	205(70.9)		
≥2	116	35(30.2)	81(69.8)		

续表 1 基于训练集的社区老年人口腔衰弱风险

项目	人数	影响因素的单因素分析		χ^2	P
		无口腔衰弱 风险(n=362)	有口腔衰弱 风险(n=658)		
最近 2 年住院次数				37.794	<0.001
0	418	194(46.4)	224(53.6)		
1	299	89(29.8)	210(70.2)		
≥2	303	79(26.1)	224(73.9)		
亲属是医护人员				7.767	0.005
有	431	174(40.4)	257(59.6)		
无	589	188(31.9)	401(68.1)		
坚持每年体检 1 次				28.530	<0.001
是	519	225(43.4)	294(56.6)		
否	501	137(27.3)	364(72.7)		
婚姻状况				8.393	0.004
有伴侣	766	291(38.0)	475(62.0)		
无伴侣	254	71(28.0)	183(72.0)		
自由步行				36.011	<0.001
是	822	328(39.9)	494(60.1)		
否	198	34(17.2)	164(82.8)		
完全自理				62.150	<0.001
是	712	308(43.3)	404(56.7)		
否	308	54(17.5)	254(82.5)		
空巢老人				12.673	<0.001
是	160	37(23.1)	123(76.9)		
否	860	325(37.8)	535(62.2)		
身体疼痛状况				62.207	<0.001
无痛	402	201(50.0)	201(50.0)		
轻微疼痛且能忍受	468	126(26.9)	342(73.1)		
疼痛并影响睡眠, 尚且能忍受	119	26(21.8)	93(78.2)		
疼痛难忍,影响 食欲和睡眠	31	9(29.0)	22(71.0)		
自评健康水平				76.262	<0.001
非常不好	46	7(15.2)	39(84.8)		
不好	123	23(18.7)	100(81.3)		
一般	380	104(27.4)	276(72.6)		
比较好	390	178(45.6)	212(54.4)		
非常好	81	50(61.7)	31(38.3)		
饮酒				5.590	0.018
是	513	164(32.0)	349(68.0)		
否	507	198(39.1)	309(60.9)		
吸烟				18.205	<0.001
是	423	118(27.9)	305(72.1)		
否	597	244(40.9)	353(59.1)		
抑郁				53.398	<0.001
是	324	63(19.4)	261(80.6)		
否	696	299(43.0)	397(57.0)		
营养不良				25.580	<0.001
是	182	35(19.2)	147(80.8)		
否	838	327(39.0)	511(61.0)		
衰弱				43.315	<0.001
是	189	28(14.8)	161(85.2)		
否	831	334(40.2)	497(59.8)		
肌少症				25.866	<0.001
是	346	86(24.9)	260(75.1)		
否	674	276(40.9)	398(59.1)		
主观社会隔离				17.602	<0.001
是	618	188(30.4)	430(69.6)		
否	402	174(43.3)	228(56.7)		

2.3 社区老年人口腔衰弱风险影响因素筛选结果 根据单因素分析的结果,将 $P < 0.05$ 的变量纳入 Lasso 回归,以进一步筛选与社区老年人口腔衰弱风险相关的变量。Lasso 回归显示,当调节参数 λ 为 lambda.1se 的最小值($\lambda = 0.031\ 655\ 97$)时,模型性能最佳且变量最为精简,共筛选出 14 个非零系数预测因子,作为社区老年人口腔衰弱风险的潜在影响因素。Lasso 回归变量筛选图见附件 1。为构建一个更为简洁的临床预测模型,将这 14 个因素作为自变量,以社区老年人是否存在口腔衰弱风险作为因变量,采用 logistic 回归分析进行最终筛选。

结果显示,年龄、慢性病、吸烟、抑郁、营养不良、衰弱进入回归方程(均 $P < 0.05$)。见表 2。

表 2 基于训练集的社区老年人口腔衰弱风险影响因素 logistic 回归分析结果

变量	β	SE	Wald χ^2	P	OR	95%CI
常量	-0.726	0.133	29.999	<0.001	0.484	
年龄	0.227	0.051	19.982	<0.001	1.255	1.136~1.368
慢性病	0.765	0.127	36.480	<0.001	2.148	1.676~2.753
吸烟	0.337	0.123	7.468	0.006	1.401	1.100~1.784
抑郁	0.747	0.151	24.444	<0.001	2.110	1.569~2.837
营养不良	0.652	0.198	10.879	0.001	1.920	1.303~2.828
衰弱	0.670	0.216	9.639	0.002	1.954	1.280~2.982

注:自变量赋值方法,年龄 60~<66 岁=1,66~<71 岁=2,71~<76 岁=3,76~80 岁=4,>80 岁=5;其他自变量无=0,有=1。

2.4 基于机器学习的社区老年人口腔衰弱风险预测模型构建

2.4.1 模型构建

使用 R4.4.3 软件采用训练集数据进行模型构建与参数调优。结局变量是社区老年人是否存在口腔衰弱风险,预测变量为年龄、慢性病、吸烟、抑郁、营养不良和衰弱,机器学习算法为 logistic 回归、随机森林、支持向量机、决策树、神经网络、极限梯度提升、朴素贝叶斯及 K 近邻。基于训练集 8 种机器学习算法构建模型的性能指标,见表 3。

表 3 基于训练集 8 种机器学习算法构建模型的性能指标

模型	AUC	准确率	精确率	召回率	F1 分数	Brier 分数
logistic 回归	0.815	0.701	0.619	0.492	0.648	0.197
决策树	0.798	0.797	0.598	0.545	0.570	0.202
随机森林	0.791	0.705	0.62	0.516	0.663	0.192
支持向量机	0.814	0.798	0.606	0.519	0.656	0.188
神经网络	0.804	0.706	0.618	0.529	0.578	0.190
极限梯度提升	0.798	0.692	0.595	0.519	0.554	0.196
朴素贝叶斯	0.731	0.639	0.507	0.779	0.614	0.217
K 近邻	0.726	0.690	0.632	0.383	0.477	0.200

2.4.2 验证集模型评价

为了验证训练集建立的 8 种模型,使用验证集数据对模型性能进行评估。模型性能指标,见表 4。其中,logistic 回归模型 AUC 最高(0.792),K 近邻模型的 AUC 低于 0.7,其余模型均大于 0.7,认为模型具有良好的区分能力。支持向量机模型 F1 分数最高(0.659),最低的是 K 近邻模型。支持向量机模型的 Brier 分数最小(0.180),表示模型预测准确度最高。综合评估认为,支持向量机模型的性能优于其他 7 种模型。

表 4 基于验证集 8 种机器学习算法构建模型的性能指标

模型	AUC	准确率	精确率	召回率	F1 分数	Brier 分数
logistic 回归	0.792	0.735	0.717	0.423	0.532	0.185
决策树	0.748	0.735	0.682	0.481	0.564	0.191
随机森林	0.785	0.735	0.717	0.423	0.532	0.188
支持向量机	0.783	0.730	0.617	0.641	0.659	0.180
神经网络	0.774	0.767	0.714	0.577	0.638	0.186
极限梯度提升	0.784	0.725	0.676	0.442	0.535	0.186
朴素贝叶斯	0.780	0.696	0.551	0.795	0.651	0.208
K 近邻	0.605	0.634	0.417	0.064	0.111	0.235

2.5 基于 SHAP 对支持向量机模型的可解释性

2.5.1 基于 SHAP 的全局可解释性

得出的重要程度排序条形图(见图 1),预测因子最强的是慢性病,之后依次是年龄、抑郁、吸烟、营养不良、衰弱。绘制预测变量的蜂群图,检测预测变量与目标结果之间的正负关系,见图 2。结果显示,营养不良、年龄、慢性病、抑郁、吸烟、衰弱的 SHAP 值均为正值,表明这些因素会增加社区老年人口腔衰弱的发生风险,其中慢性病对老年人口腔衰弱的发生具有较强的正向促进作用。

2.5.2 基于 SHAP 的局部可解释性

局部可解释性是对个体进行预测的说明。基值 $E[f(x)]$ 表示的是整个数据集群体的平均预测值,概率预测值 $f(x)$ 反映每个观测值的对数优势比;黄色表示该特征对预测值的正贡献,紫红色显示该特征对预测值的负贡献。条形图上的标签值表示该特征的参数值相对于模型基值的偏差;箭头的长度表示可视化对预测的影响程度;箭头越长,效果越强,数值越大。单样本风险图,见图 3。 $E[f(x)] = 0.655, f(x) = 0.701$,其中年龄 71~<76 岁、营养不良、抑郁对基值作出 0.020 4、0.019 5、0.024 0 的正贡献;无慢性病、无衰弱、无吸烟对基值作出 -0.010 5、-0.004 6、-0.003 1 的负贡献。

2.6 基于 Web 的社区老年人口腔衰弱风险列线图开发

为促进机器学习构建的风险预测模型在临床实践中的应用,运用 R 软件及 Web 开发平台中的“shiny”包,以最优模型(支持向量机结果),开发了用于预测社区老年人口腔衰弱风险的网页版计算器(https://lqwlqw.shinyapps.io/oral_frailty_web/)。

3 讨论

3.1 基于机器学习和 SHAP 建立社区老年人口腔衰弱风险预测模型的优势

本研究将机器学习引入社区老年人口腔衰弱风险预测,结果显示,支持向量机构建的预测模型表现出良好的判别能力(AUC = 0.783)。相较于传统 logistic 回归等线性模型,支持向量机在处理复杂健康数据时具有明显优势,能够有效识别变量间潜在的非线性关系与交互效应,从而提升模型预测精度。如本研究中,慢性病与营养不良存在协同增强效应,二者共同作用可能显著加剧口腔衰弱风险,而此类复杂关系在传统建模中易被忽略。为进一步增强模型的临床适用性,本研究引入 SHAP 解释框架,有效解决机器学习模型“黑箱”问题,实现预测结果的全局与个体两个层面的透明化解读。在全局层面,SHAP 分析明确了各预测变量的重要性排序:慢性病>年龄>抑郁>吸烟>营养不良>衰弱;在个体层面,SHAP 值可量化展示各因素对具体个体预测结果的贡献方向与程度。这一建模与解释相结合的策略,不仅保证了模型的高预测性能,还提供了具有临床意义的解释依据,为精准化干预奠定方法学基础。

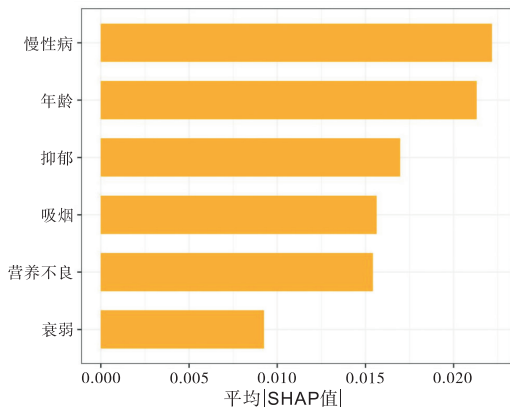


图 1 重要程度排序条形图

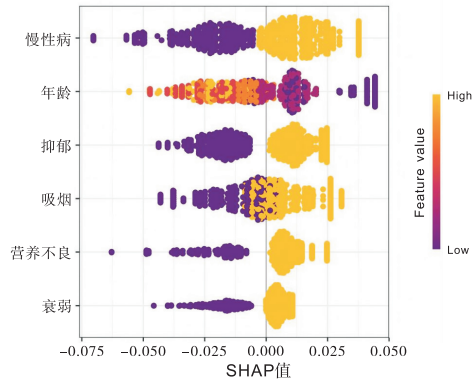


图 2 社区老年人口腔衰弱风险支持向量机模型特征变量 SHAP 蜂群图

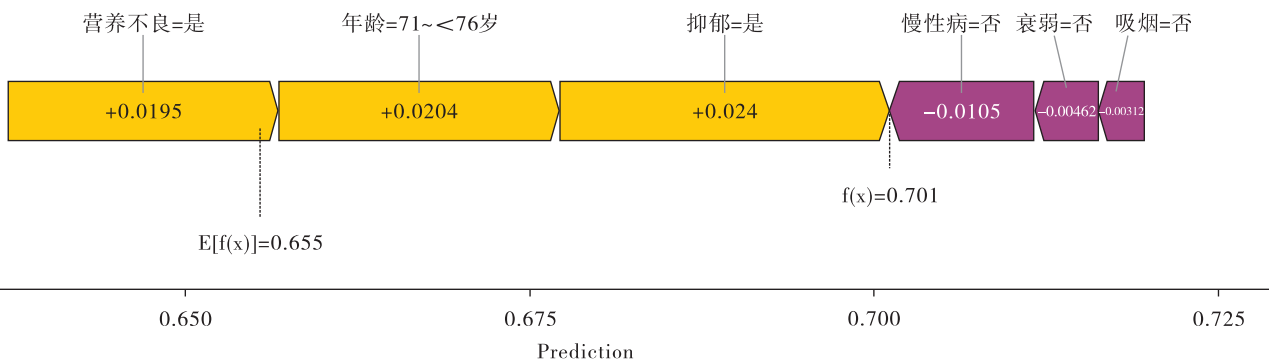


图 3 单样本风险图

在临床应用层面,本研究推动口腔衰弱防控策略从“群体普适”向“个体精准”转变。基于 SHAP 开发的动态预测网页计算器,能够实时整合老年人健康数据,输出个体化风险评估及主导风险因素解析,为社区护理干预提供明确靶点。例如,若系统识别抑郁与营养不良为主要贡献因素,护理重点应整合心理支持与个性化营养方案;若吸烟与慢性病控制不良为主导,则需强化戒烟指导与慢性病协同管理。这种基于机器学习的精准决策支持工具,不仅优化了护理资源配置效率,也契合当前慢性病管理向个体化、预防性发展的趋势。

3.2 社区老年人口腔衰弱风险的影响因素分析 本研究模型纳入的 6 个预测变量均具有明确的理论依据和临床意义。SHAP 分析证实,慢性病是口腔衰弱最重要的预测因子。相关文献显示,慢性病导致口腔衰弱发生风险增加^[30-32]。可能机制包括长期用药引起的口腔黏膜损伤、唾液分泌减少及免疫功能抑制,从而加剧牙龈出血、口腔溃疡和感染风险^[33-34]。年龄作为不可改变的高危因素,反映生理性衰老带来的口腔组织修复能力下降、感觉运动功能衰退等累积效应^[35-36]。抑郁通过心理-行为双重路径影响口腔健康:一方面,抑郁症状可能降低老年人自我口腔护理的意愿和能力;另一方面,长期精神压力可激活炎症通路,进一步损害口腔组织完整性。吸烟则主要通过

尼古丁诱导的血管收缩及口腔菌群失调,干扰局部血流与微生态平衡,从而促进口腔衰弱进程^[37-38]。营养不良作为可干预的关键因素,其 SHAP 贡献显著,可能通过影响黏膜修复、免疫功能及肌肉协调性,使口腔衰弱风险提高至正常人群的 4 倍^[39],提示营养筛查与干预在预防中的核心地位。衰弱作为综合性老年综合征,其与口腔衰弱共享多种生理机制,如全身炎症状态与氧化应激水平升高,形成双向促进的恶性循环。

4 结论

本研究基于机器学习与 SHAP 成功构建社区老年人口腔衰弱风险的预测模型。支持向量机模型在验证集中表现出最优的预测性能,慢性病、年龄、抑郁、吸烟、营养不良和衰弱是口腔衰弱的主要风险因素,其中慢性病的贡献度最高。可根据个体化风险结果确定主导风险因素,采取个体精准干预。本研究尚存在一定局限性:首先,构建模型的数据来源于安徽省部分社区,地域代表性有限,模型的泛化能力有待通过多中心、大样本的外部数据进一步验证;其次,预测变量主要基于问卷和量表评估,未纳入血液生化指标、口腔微生物组等客观生物学指标,未来研究可整合多源数据以提升模型的全局性与准确性。

附件1 Lasso 回归变量筛选图

请用微信扫码查看



附件1 Lasso回归
变量筛选图

参考文献:

- [1] 国家统计局. 第七次全国人口普查公报[EB/OL]. (2021-05-11)[2025-08-20]. https://www.gov.cn/guoqing/2021-05/13/content_5606149.htm.
- [2] 王玉川, 李柏志. 基于人口老龄化现状对医疗服务管理的挑战及对策[J]. 中国老年学杂志, 2019, 39(13): 3341-3343.
- [3] Shimazaki Y, Nonoyama T, Tsushita K, et al. Oral dysfunction and its association with frailty in community-dwelling older people[J]. *Geriatr Gerontol Int*, 2020, 20(10): 917-926.
- [4] Morley J E. Editorial: oral frailty[J]. *J Nutr Health Aging*, 2020, 24(7): 683-684.
- [5] 王湾湾, 李园园, 石小天, 等. 营养对衰弱影响的研究进展[J]. 中国全科医学, 2021, 24(6): 673-677.
- [6] Wang W W, Li Y Y, Shi X T, et al. Recent developments in the association of nutrition with frailty[J]. *Chin Gen Pract*, 2021, 24(6): 673-677.
- [7] Iwasaki M, Motokawa K, Watanabe Y, et al. A longitudinal study of the association between oral frailty and deteriorating nutritional status among community-dwelling older adults[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2020, 18(1): 213.
- [8] Lin Y C, Huang S S, Yen C W, et al. Physical frailty and oral frailty associated with late-life depression in community-dwelling older adults[J]. *J Pers Med*, 2022, 12(3): 459.
- [9] 庞佳雪, 徐洋, 刘乾坤, 等. 老年人口腔衰弱对不良健康结局影响的研究进展[J]. 中华老年多器官疾病杂志, 2024, 23(12): 957-960.
- [10] Wannabe D, Hiroshima T, Wannabe Y, et al. Oral frailty is associated with mortality independently of physical and psychological frailty among older adults [J]. *Exp Gerontol*, 2024, 191: 112446.
- [11] Yin Y H, Zhang Y, Fa Y, et al. Epidemiology and risk factors of oral frailty among older people: an observational study from China[J]. *BMC Oral Health*, 2024, 24(1): 368.
- [12] 熊怡, 郭梦佳, 陶思路, 等. 社区老年人口腔衰弱患病率系统综述 Meta 分析[J]. 现代预防医学, 2024, 51(23): 4405-4410, 4416.
- [13] 王晓闪, 叶丽香, 陈莉, 等. 慢性疾病住院患者口腔衰弱现状及影响因素分析[J]. 慢性病学杂志, 2025, 26(1): 23-27.
- [14] Parisius K G H, Wartewig E, Schoonmade L J, et al. Oral frailty dissected and conceptualized: a scoping review[J]. *Arch Gerontol Geriatr*, 2022, 100: 104653.
- [15] 田林, 任绪泽, 涂峥程. 人工智能、机器学习和深度学习在医学诊断中的应用进展[J]. 现代医学, 2024, 52(9): 1480-1484.
- [16] 姚琼, 王觅也, 师庆科, 等. 深度学习在现代医疗领域中的应用[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(4): 33-46.
- [17] 屠杭佳, 张书怡, 方雨慧, 等. 社区老年人口腔衰弱现状及影响因素分析[J]. 中华护理杂志, 2023, 58(11): 1351-1356.
- [18] 李易, 张紫嫣, 邹炎铃, 等. 住院癌症患者口腔衰弱现状及影响因素分析[J]. 护理学杂志, 2024, 39(3): 49-52.
- [19] 王琳, 鞠梅, 王婷, 等. 社区老年人口腔衰弱风险现状及影响因素分析[J]. 护理学杂志, 2023, 38(18): 112-116.
- [20] 康静, 蒋运兰, 李滔, 等. 老年人口腔衰弱影响因素的 Meta 分析和系统评价[J]. 数理医药学杂志, 2025, 38(2): 121-132.
- [21] Hu S, Li X. An analysis of influencing factors of oral frailty in the elderly in the community [J]. *BMC Oral Health*, 2024, 24(1): 260.
- [22] Guigoz Y, Lauque S, Vellas B J. Identifying the elderly at risk for malnutrition. The Mini Nutritional Assessment [J]. *Clin Geriatr Med*, 2002, 18(4): 737-757.
- [23] Dong L, Qiao X, Tian X, et al. Cross-cultural adaptation and validation of the FRAIL scale in Chinese community-dwelling older adults [J]. *J Am Med Dir Assoc*, 2018, 19(1): 12-17.
- [24] Hughes M E, Waite L J, Hawkey L C, et al. A short scale for measuring loneliness in large surveys: results from two population-based studies [J]. *Res Aging*, 2004, 26(6): 655-672.
- [25] 杨丹, 迟晨汝, 陈梦奇, 等. 2 型糖尿病患者服药依从性现状与衰弱及主观社会隔离的相关性研究 [J]. 右江民族医学院学报, 2024, 46(3): 380-384.
- [26] 刘岩. 老年慢性病患者主观社会隔离现状及影响因素分析 [J]. 江苏卫生事业管理, 2025, 36(3): 446-449.
- [27] Malmstrom T K, Morley J E. SARC-F: a simple questionnaire to rapidly diagnose sarcopenia [J]. *J Am Med Dir Assoc*, 2013, 14(8): 531-532.
- [28] Kroenke K, Spitzer R L, Williams J B. The PHQ-9: validity of a brief depression severity measure [J]. *J Gen Intern Med*, 2001, 16(9): 606-613.
- [29] Tanaka T, Hirano H, Ohara Y, et al. Oral Frailty Index-8 in the risk assessment of new-onset oral frailty and functional disability among community-dwelling older adults [J]. *Arch Gerontol Geriatr*, 2021, 94: 104340.
- [30] 张俊贤, 杨爱萍, 李昕, 等. 养老机构老年人口腔衰弱现状及影响因素研究 [J]. 护理管理杂志, 2025, 25(2): 171-174, 184.
- [31] 杨青建, 王艳娜, 徐思航, 等. 口腔衰弱在农村老年人健康促进行为和健康老龄化间的中介效应 [J]. 现代预防医学, 2025, 52(1): 92-96.
- [32] 唐吉, 唐小艳, 曾黎, 等. 贵州省农村地区老年人口腔衰弱的流行现状及影响因素分析 [J]. 中国慢性病预防与控制, 2023, 31(5): 327-331.
- [33] 薛伟, 程玉霞, 李丽君, 等. 2 型糖尿病伴老年牙周炎患者口腔保健综合管理 [J]. 中国老年学杂志, 2020, 40(22): 4910-4913.

- [17] 程雪娇,董冠楠,王恺,等. 重型颅脑损伤患者营养状况及住院时间与相位角的关系[J]. 实用临床医药杂志, 2024,28(2):105-108.
- [18] Cai A, Li Y, Xi X, et al. Analysis of risk factors and development of predictive model for malnutrition in patients with traumatic brain injury[J]. *Nutr Neurosci*, 2024,27(12):1439-1449.
- [19] Li Y, Liu C, Luo X, et al. Controlling nutritional status score and prognostic nutrition index predict the outcome after severe traumatic brain injury[J]. *Nutr Neurosci*, 2022,25(4):690-697.
- [20] 孙明月,敖丹. CONUT 和 PNI 对重型颅脑损伤患者短期预后的预测价值[J]. 肿瘤代谢与营养电子杂志, 2021, 8(6):620-624.
- [21] Zhu B, Ou Y, Guo X, et al. Poor nutritional status is associated with incomplete functional recovery in elderly patients with mild traumatic brain injury[J]. *Front Neurol*, 2023,14:1131085.
- [22] Norman K, Haß U, Pirlich M. Malnutrition in older adults: recent advances and remaining challenges[J]. *Nutrients*, 2021,13(8):2764.
- [23] Dumić I, Nordin T, Jecmenica M, et al. Gastrointestinal tract disorders in older age[J]. *Can J Gastroenterol Hepatol*, 2019,2019:6757524.
- [24] Krishnamoorthy V, Distelhorst J T, Vavilala M S, et al. Traumatic brain injury in the elderly:burden, risk factors, and prevention[J]. *J Trauma Nurs*, 2015, 22(4): 204-208;quiz E3-E4.
- [25] Maeda K, Ishida Y, Nonogaki T, et al. Reference body mass index values and the prevalence of malnutrition according to the global leadership initiative on malnutrition criteria[J]. *Clin Nutr*, 2020,39(1):180-184.
- [26] Tsitsipanis C, Miliaraki M, Paflioti E, et al. Inflammation biomarkers IL-6 and IL-10 may improve the diagnostic and prognostic accuracy of currently authorized traumatic brain injury tools[J]. *Exp Ther Med*, 2023,26(2):364.
- [27] May C C, Harris E A, Hannawi Y, et al. Evaluation of energy intake compared with indirect calorimetry requirements in critically ill patients with acute brain injury[J]. *JPEN J Parenter Enteral Nutr*, 2022,46(5):1176-1182.
- [28] Wu X S, Miles A, Braakhuis A. Malnutrition in aged care:interplay between dysphagia and diet[J]. *Curr Opin Otolaryngol Head Neck Surg*, 2023,31(6):350-356.
- [29] Sasegbon A, Cheng I, Hamdy S. The neurorehabilitation of post-stroke dysphagia:physiology and pathophysiology[J]. *J Physiol*, 2025,603(3):617-634.
- [30] 薛敏,韩景,翟晓媛,等. 家庭管饲患者带管生活真实体验的 Meta 整合[J]. 中国护理管理, 2021, 21(7):1031-1037.
- [31] 蒋锦悦. 集束化护理在重型颅脑损伤后吞咽障碍患者的应用研究[D]. 昆明:昆明医科大学, 2022.
- [32] Sinha P, Guerrant R L. The costly vicious cycle of infections and malnutrition[J]. *J Infect Dis*, 2024, 229(6): 1611-1613.
- [33] Singer P, Blaser A R, Berger M M, et al. ESPEN practical and partially revised guideline:clinical nutrition in the intensive care unit[J]. *Clin Nutr*, 2023,42(9):1671-1689.
- [34] Rangan V, Ukleja A. Gastroparesis in the hospital setting[J]. *Nutr Clin Pract*, 2021,36(1):50-66.
- [35] Zhou P, Zou Z, Wu W, et al. The gut-lung axis in critical illness: microbiome composition as a predictor of mortality at day 28 in mechanically ventilated patients [J]. *BMC Microbiol*, 2023,23(1):399.
- [36] Elke G, van Zanten A R H, Lemieux M, et al. Enteral versus parenteral nutrition in critically ill patients;an updated systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials[J]. *Crit Care*, 2016,20(1):117.
- [37] Weimann A, Braga M, Carli F, et al. ESPEN practical guideline: clinical nutrition in surgery[J]. *Clin Nutr*, 2021,40(7):4745-4761.
- [38] Soeters P B, Wolfe R R, Shenkin A. Hypoalbuminemia: pathogenesis and clinical significance[J]. *JPEN J Parenter Enteral Nutr*, 2019,43(2):181-193.
- [39] Mitra B, Carter A, Walsh K, et al. The CSF-serum albumin quotient as a biomarker of severe traumatic brain injury: a pilot study [J]. *World Neurosurg*, 2025, 26: 100446.
- [40] Rawal G, Kumar R, Yadav S, et al. Anemia in intensive care;a review of current concepts[J]. *J Crit Care Med*, 2016,2(3):109-114.

(本文编辑 宋春燕)

(上接第 112 页)

- [34] Kwok C, McIntyre A, Janzen S, et al. Oral care post stroke:a scoping review[J]. *J Oral Rehabil*, 2015,42(1): 65-74.
- [35] 韦靖怡,赵秋艳,黄维,等. 养老机构老年人口腔衰弱发生情况及影响因素分析[J]. 四川大学学报(医学版), 2024, 55(4):947-957.
- [36] 乔婉婉,田海萍,敬洁,等. 老年人口腔衰弱患病率的 Meta 分析[J]. 中国全科医学, 2024, 27(30): 3810-3816.
- [37] 李紫艳,潘雅雯,周鹤莲,等. 芜湖市老年住院患者口腔衰弱现状及影响因素分析[J]. 齐齐哈尔医学院学报, 2024, 45(17):1683-1687.
- [38] 陈佳楠,赵阳鹏,张倩,等. 海军基地官兵吸烟与口腔健康调查研究[J]. 临床军医杂志, 2025,53(2):179-180.
- [39] Beaudart C, Sanchez-Rodriguez D, Locquet M, et al. Malnutrition as a strong predictor of the onset of sarcopenia[J]. *Nutrients*, 2019,11(12):2883.

(本文编辑 宋春燕)