

# 老年糖尿病患者认知衰弱风险预测模型的构建与验证

刘庭<sup>1</sup>,孟俊华<sup>2</sup>,朱海兰<sup>1</sup>,宋咪<sup>3</sup>,祁佩瑶<sup>4</sup>,皮红英<sup>5</sup>

(1.解放军总医院第二医学中心 消化内科,北京 100853;

2.解放军总医院第一医学中心 内分泌科,北京 100853;3.解放军总医院第一医学中心 护理部;

4.解放军总医院第二医学中心 内分泌科;5.解放军总医院 卫勤训练中心,北京 100853)

**【摘要】** 目的 构建老年糖尿病患者认知衰弱风险预测模型,为认知衰弱风险筛查提供工具。方法 便利抽样法选取北京市9所医院收治的501例老年糖尿病患者为研究对象。2022年12月至2023年6月收集的390例为模型开发样本,2023年6—8月收集的111例为模型外部验证样本,采用Logistic回归法确定影响因素,基于影响因素构建逻辑回归、随机森林、支持向量机、XGBoost模型,用5折交叉验证法进行内部验证,确定最佳模型,以外部验证样本对最佳模型进行外部验证。结果 筛选出年龄、文化程度、规律运动、跌倒史、使用胰岛素、抑郁6个影响因素用于构建模型,5折交叉验证结果显示,模型的受试者工作特征曲线下面积(area under curve,AUC)值为0.852,准确率为80.77%,灵敏度为77.62%,特异度为81.13%,布里尔(Brier)评分为0.103,综合表现优于其他模型;外部验证结果显示,模型AUC值为0.833,准确率为72.07%,灵敏度为80.00%,特异度为70.83%,Brier评分为0.098,校准曲线与理想曲线一致性较好。结论 逻辑回归模型预测性能最佳,有较好的区分度和校准度,同时具有较好的临床适用性。

**【关键词】** 老年人;糖尿病;认知衰弱;临床预测模型;机器学习

DOI:10.3969/j.issn.2097-1826.2026.04.013

【中图分类号】R473.59 【文献标识码】A 【文章编号】2097-1826(2026)04-0056-05

## Development and Validation of a Risk Prediction Model for Cognitive Frailty in Elderly Patients with Diabetes Mellitus

LIU Ting<sup>1</sup>, MENG Junhua<sup>2</sup>, ZHU Hailan<sup>1</sup>, SONG Mi<sup>3</sup>, QI Peiyao<sup>4</sup>, PI Hongying<sup>5</sup> (1. Department of Gastroenterology, Second Medical Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China; 2. Department of Endocrinology, First Medical Center, Chinese PLA General Hospital; 3. Department of Nursing, First Medical Center, Chinese PLA General Hospital; 4. Department of Endocrinology, Second Medical Center, Chinese PLA General Hospital; 5. Medical Service Training Center, Chinese PLA General Hospital)

Corresponding author: PI Hongying, Tel: 010-66939159

**【Abstract】 Objective** To develop and validate a risk prediction model for cognitive frailty in elderly patients with diabetes mellitus, providing a tool for cognitive frailty risk screening. **Methods** A convenience sample of 501 elderly patients with diabetes mellitus was recruited from 9 hospitals in Beijing. Data from 390 patients collected between December 2022 and June 2023 were used as the model development sample, while data from 111 patients collected between June and August 2023 served as the external validation sample. Logistic regression analysis was used to identify influencing factors, based on which logistic regression, random forest, support vector machine, and XGBoost models were constructed. 5-fold cross-validation was used for internal validation to determine the optimal model, which was subsequently validated using the external validation sample. **Results** 6 influencing factors were identified for model construction: age, education level, regular exercise, history of falls, insulin use, and depression. 5-fold cross-validation results showed that the logistic regression model achieved an area under the receiver operating characteristic curve (AUC) of 0.852, an accuracy of 80.77%, a sensitivity of 77.62%, a specificity of 81.13%, and a Brier score of 0.103, demonstrating superior overall performance compared to the other models. External validation results indicated that the logistic regression model had an AUC of 0.833, an accuracy of 72.07%, a sensitivity of 80.00%, a specificity of 70.83%, and a Brier score of 0.098, with good consistency between the calibration curve and the ideal curve. **Conclusions** The logistic regression model exhibited the best predictive performance, with good discrimination and calibration, as well as strong generalizability and clinical applicability.

**【Key words】** elderly; diabetes mellitus; cognitive frailty; clinical prediction model; machine learning

[Mil Nurs, 2026, 43(04): 56-60]

【收稿日期】2024-12-11 【修回日期】2025-08-01

【基金项目】国家重点研发计划(2023YFC3603905)

【作者简介】刘庭, 硕士, 主管护师, 电话: 010-66875436

【通信作者】皮红英, 电话: 010-66939159

糖尿病(diabetes mellitus, DM)是一种以高血糖为特征的慢性代谢性疾病, 并发症是其致死致残的主要原因

因,近年来认知衰弱(cognitive frailty,CF)已成为DM的新型并发症<sup>[1]</sup>。CF是指躯体衰弱与轻度认知障碍共存,而排除了阿尔兹海默症或其他类型痴呆的一种临床综合征,增加了跌倒、失能、死亡等不良结局发生率<sup>[2]</sup>。CF具有可逆性,早期干预可逆转其发展进程,降低不良结局发生风险<sup>[3]</sup>,因此早期筛查CF高风险人群至关重要。本研究通过分析CF影响因素,构建DM患者CF风险预测模型,为制订针对性干预措施提供参考。

## 1 对象与方法

1.1 研究对象 2022年12月至2023年8月,便利抽样法选取北京市8所三级甲等医院内分泌科及1所糖尿病专科医院收治的501例老年糖尿病患者为研究对象。2022年12月至2023年6月收集的390例、2023年6—8月收集的111例分别作为模型开发和外部验证样本。纳入标准:(1)年龄 $\geq 60$ 岁;(2)确诊DM6个月以上<sup>[4]</sup>;(3)知情同意,自愿参加。排除标准:(1)确诊痴呆;(2)确诊精神分裂症、双相情感障碍等精神疾病;(3)有脑卒中、帕金森、癫痫、脑外伤、脑肿瘤等神经系统疾病史;(4)无法配合调查;(5)原发性醛固酮增多症、低钾血症、甲状腺功能减退症、肌源性疾病患者。样本量估算:采用自变量事件数法<sup>[5]</sup>估算样本量,最终进入模型的每个预测因子至少需要10例阳性样本。结合前期研究<sup>[6]</sup>,进入模型的预测因子数预计为5个,CF患病率为17.1%,故样本量至少为 $[(5 \times 10) \div 17.1\%]$ 例,即293例,考虑10%无效问卷,模型开发样本量至少为326例。模型外部验证至少需要100例样本<sup>[7]</sup>,考虑10%无效问卷,所需样本至少为110例。本研究经医院医学伦理委员会批准(S2022-748-01号)。

## 1.2 方法

1.2.1 研究工具 基于文献回顾、专家咨询及预调查设计调查表,包含一般资料、生活方式、健康状况、营养状况、心理状况等分。(1)微型营养评定简表(mini-nutritional assessment short form, MNA-SF):采用Rubenstein等<sup>[8]</sup>于2001年编制的MNA-SF量表评估患者营养状况,包括6个条目,总分14分,0~7分为营养不良、8~11分为有营养不良风险、12~14分为营养正常,该量表的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.711<sup>[8]</sup>。(2)简版老年抑郁量表(geriatric depression scale-15, GDS-15):采用Sheikh等<sup>[9]</sup>于1986年编制的GDS-15评估患者是否抑郁,包括15个条目,总分15分, $\geq 5$ 分为有抑郁,该量表的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.82<sup>[9]</sup>。(3)孤独感量表:采用Zhong等<sup>[10]</sup>编制的孤独感量表,此为单条目评估工具,以“你感到孤独吗?”评估患者孤独感,“从不、很少、有时、经常、总是”依次计“0~4”分,0~1分表示不孤独,2~4分表示孤独,此

评估方法对老年人孤独感具有较好的辨别能力<sup>[10]</sup>。(4)社会网络量表(Lubben social network scale-6, LSNS-6):采用Lubben等<sup>[11]</sup>于2006年编制的LSNS-6量表评估患者社会隔离状况,包括6个条目,总分30分, $\leq 12$ 分为存在社会隔离,该量表的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.832<sup>[11]</sup>。(5)CF评估:同时满足躯体衰弱及轻度认知障碍,即FRAIL量表<sup>[12]</sup>评分 $\geq 3$ 分且蒙特利尔认知评估量表(Montreal cognitive assessment, MoCA)<sup>[13]</sup>评分 $< 26$ 分(受教育年限 $\leq 12$ 年者小于25分),并排除临床诊断的痴呆。①FRAIL量表<sup>[12]</sup>:由国际营养和老年协会专家提出,包括5个条目,总分5分,0分为无衰弱,1~2分为衰弱前期, $\geq 3$ 分为衰弱,该量表的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.705<sup>[12]</sup>。②MoCA量表:采用张立秀等<sup>[13]</sup>汉化、修订的中文版量表进行评估,总分30分, $< 26$ 分为轻度认知障碍(受教育年限 $\leq 12$ 年者小于25分),该量表的Cronbach's  $\alpha$ 系数为0.818<sup>[13]</sup>。

1.2.2 资料收集与质量控制 研究者在调查前神经内科医师培训,掌握MoCA量表评估方法,并通过MoCA官网的考试,取得证书,充分掌握问卷评估方法。向患者充分说明研究目的及调查内容,征得同意并签字后,运用统一指导语面对面施测,所有内容当场填写,数据缺失 $> 10\%$ 的问卷不纳入研究,问卷收回当天双人录入。共发放514份问卷,回收501份合格问卷,问卷的有效回收率为97.47%。

1.2.3 统计学处理 采用SPSS 26.0和R 4.2.2软件进行分析。计数资料用例数、百分比描述,采用 $\chi^2$ 检验或Fisher精确概率检验,采用随机森林多重插补法进行缺失值填补,迭代次数为5次,缺失率超过20%的变量予以剔除。将单因素分析中 $P < 0.05$ 的变量纳入Logistic回归,筛选用于建模的变量。逻辑回归、随机森林、极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)是“生物医学机器学习预测模型开发和报告指南”<sup>[14]</sup>中推荐的机器学习算法,而支持向量机在小样本数据的机器学习中具有较大优势<sup>[15]</sup>,故选取逻辑回归、随机森林、支持向量机、XGBoost 4种算法构建模型。采用5折交叉验证法进行内部验证,筛选出最佳预测模型,用外部验证样本对最佳模型进行外部验证。采用受试者工作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)、准确率、灵敏度、特异度、Brier评分评价模型的预测性能。以 $P < 0.05$ 表示差异有统计学意义。

## 2 结果

2.1 一般资料及老年DM患者CF的单因素分析 本研究共纳入501例老年DM患者,CF的患病率为15.57%(78/501);其中模型开发组纳入390例,外部

验证组纳入 111 例,CF 的患病率分别为 16.15%(63/390)和 13.51%(15/111);两组 CF 患病率比较差异无统计学意义( $P>0.05$ )。两组在年龄、文化程度、职业性质、规律运动、夜间睡眠时长、规律脑力活动、共病状态、

多重用药、视力障碍、听力障碍、跌倒史、睡眠质量、DM 慢性并发症、使用胰岛素、营养状况、抑郁、孤独感方面差异均有统计学意义(均  $P<0.05$ ),见表 1(仅呈现差异有统计学意义的项目)。

表 1 老年 DM 患者 CF 影响因素的单因素分析[n(%)]

项 目	非 CF(n=327)	CF(n=63)	$\chi^2$	P	项 目	非 CF(n=327)	CF(n=63)	$\chi^2$	P
年龄(岁)			20.105	<0.001	多重用药			8.132	0.004
60~69	201(61.47)	22(34.92)			否	144(44.04)	15(23.81)		
70~79	106(32.41)	29(46.03)			是	183(55.96)	48(76.19)		
≥80	20(6.12)	12(19.05)			视力障碍			4.675	0.031
文化程度			12.604	0.002	否	216(66.06)	32(50.79)		
小学及以下	28(8.56)	13(20.63)			是	111(33.94)	31(49.21)		
中学或中专	153(46.79)	34(53.97)			听力障碍			5.999	0.014
大专及以上	146(44.65)	16(25.40)			否	266(81.35)	42(66.67)		
职业性质			6.177	0.013	是	61(18.65)	21(33.33)		
以脑力劳动为主	213(65.14)	30(47.62)			跌倒史			14.857	<0.001
以体力劳动为主	114(34.86)	33(52.38)			无	278(85.02)	40(63.49)		
规律运动			24.677	<0.001	有	49(14.98)	23(36.51)		
是	130(39.76)	4(6.35)			糖尿病慢性并发症			5.214	0.022
否	197(60.24)	59(93.65)			无	204(62.39)	29(46.03)		
夜间睡眠时长(t/h)			10.230	0.006	有	123(37.61)	34(53.97)		
<6	138(42.20)	39(61.90)			使用胰岛素			4.990	0.025
6~8	153(46.79)	16(25.40)			否	183(55.96)	25(39.68)		
>8	36(11.01)	8(12.70)			是	144(44.04)	38(60.32)		
规律脑力活动			9.170	0.002	营养状况			9.558 <sup>a</sup>	0.007
有	205(62.69)	26(41.27)			正常	224(68.50)	33(52.38)		
无	122(37.31)	37(58.73)			有营养不良风险	90(27.52)	22(34.92)		
共病状态			14.604	<0.001	营养不良	13(3.98)	8(12.70)		
低共病	120(36.70)	7(11.11)			抑郁			43.466	<0.001
高共病	207(63.30)	56(88.89)			否	249(76.15)	21(33.33)		
睡眠质量			11.048	0.004	是	78(23.85)	42(66.67)		
好	123(37.61)	16(25.40)			孤独感			14.439	<0.001
一般	129(39.45)	20(31.75)			无	270(82.57)	38(60.32)		
差	75(22.94)	27(42.85)			有	57(17.43)	25(39.68)		

a:表示 Fisher 精确概率检验

2.2 老年 DM 患者 CF 的多因素分析 将单因素分析中有统计学意义的变量纳入二元 Logistic 回归分析,结果显示年龄、文化程度、规律运动、跌倒史、使用胰岛素、抑郁均是老年 DM 患者 CF 的影响因素(均  $P<0.05$ ),见表 2。

表 2 老年 DM 患者 CF 影响因素的多因素分析

变量	$\beta$	SE	Wald $\chi^2$	P	OR(95%CI)
常数项	-2.870	0.599	22.962	<0.001	-
年龄(岁)					
70~79	0.971	0.363	7.153	0.007	2.640(1.296~5.376)
≥80	1.833	0.558	10.775	0.001	6.251(2.093~18.673)
文化程度					
中学或中专	-1.068	0.495	4.653	0.031	0.344(0.130~0.907)
大专及以上	-1.614	0.535	9.112	0.003	0.199(0.070~0.568)
规律运动	-1.982	0.560	12.540	<0.001	0.138(0.046~0.413)
跌倒史	0.787	0.380	4.289	0.038	2.197(1.043~4.629)
使用胰岛素	0.739	0.339	4.745	0.029	2.094(1.077~4.072)
抑郁	1.760	0.347	25.686	<0.001	5.811(2.942~11.477)

2.3 老年 DM 患者 CF 风险预测模型构建及外部验证 基于年龄、文化程度、规律运动、跌倒史、使用胰岛素、抑郁 6 个影响因素分别构建逻辑回归、随机森林、支持向量机、XGBoost 模型;5 折交叉验证结果显示:逻辑回归模型 AUC 为 0.852,准确率为 80.77%,特异度为 81.13%,Brier 评分为 0.103,综合表现优于其他模型,见表 3。采用外部验证样本对逻辑回归模型进行外部验证,结果显示:AUC 为 0.833,准确率为 72.07%,灵敏度为 80.00%,特异度为 70.83%,Brier 评分为 0.098,校准曲线与理想曲线一致性较好,模型预测准确性较高,见图 1。

### 3 讨论

#### 3.1 老年糖尿病患者认知衰弱影响因素分析

3.1.1 年龄、文化程度 年龄越大的患者 CF 风险越高。增龄性慢性炎症、线粒体功能障碍、氧化应

激、性激素水平降低等可能参与了 CF 的发展<sup>[16]</sup>。此外,随着年龄增长,躯体功能减退、社会参与度下降等因素协同作用也可能加速了 CF 的发展<sup>[17]</sup>。文化程度高的患者 CF 的发生风险低,可能是因为文化程度高的患者有较高的健康素养水平,其获取健康知识和维持健康行为的动机和能力更强<sup>[18]</sup>。

表 3 4 种模型 5 折交叉验证结果对比

模型	AUC	准确率 (%)	灵敏度 (%)	特异度 (%)	Brier 评分
逻辑回归	0.852	80.77	77.62	81.13	0.103
随机森林	0.801	75.64	76.39	75.98	0.123
支持向量机	0.803	72.02	82.69	70.00	0.110
XGBoost	0.745	75.30	68.33	76.69	0.122

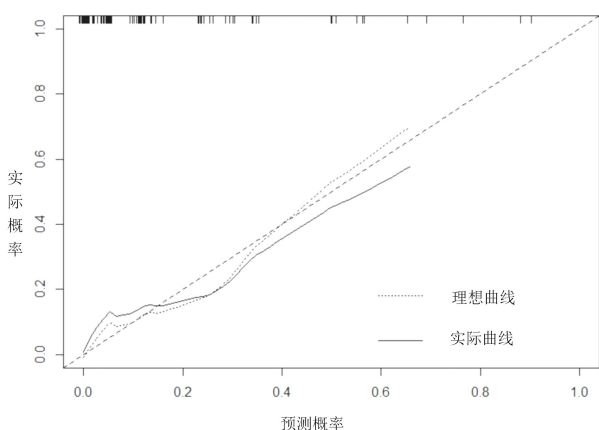


图 1 外部验证校准曲线

3.1.2 规律运动 有规律运动习惯的患者 CF 风险更低。运动对 CF 防治有显著效果<sup>[19]</sup>,本研究中 70 岁以下的低龄老年患者达 57.18%,但有规律运动习惯的患者仅占 34.36%,表明运动参与度并不理想。未来有必要通过质性研究等方法厘清影响其运动参与的障碍因素,采取针对性的干预措施,提高患者运动参与度,充分发挥运动这一主要的非药物干预方法在 CF 防治中的作用。

3.1.3 跌倒史、使用胰岛素 有跌倒史的患者 CF 风险更高。有跌倒史的老年人伴随平衡功能障碍、下肢肌力减退、认知障碍的状况更加突出,较无跌倒史者有更高的躯体衰弱及认知障碍风险<sup>[20-21]</sup>。此外,有跌倒史者跌倒恐惧水平较高<sup>[22]</sup>,跌倒恐惧和恐惧相关回避行为使患者活动减少,也可能加剧了 CF 的发展<sup>[23]</sup>。使用胰岛素治疗是 CF 的危险因素,这在既往研究中尚未见报道,2 型 DM 患者在口服降糖药物达不到理想的控糖效果时才会启动胰岛素治疗,因此使用胰岛素的患者往往病程更长,合并并发症的风险也更高,另一方面,胰岛素治疗是 DM 患者

发生低血糖的主要危险因素<sup>[4]</sup>,而低血糖在 CF 的发生中起着核心作用<sup>[24]</sup>。但在本研究中糖尿病病程和近半年低血糖史并未进入模型,原因可能是单因素分析加多因素回归的变量筛选方法优先保留了对因变量贡献更大的变量,也可能与研究样本量相对有限有关。

3.1.4 抑郁 抑郁的患者 CF 风险更高。抑郁和 CF 有共同的病理生理机制<sup>[17]</sup>,Yuan 等<sup>[25]</sup>的研究分析了躯体衰弱、认知障碍、抑郁三者之间的变化轨迹,结果表明这三者之间存在相互关联性和共同发展轨迹,较低的社会参与在三者的形成过程中发挥关键作用,因此着眼于提高患者社会参与水平的干预措施或可打破三者的相互促进关系,进而降低 CF 发生风险。

3.1.5 部分因素与认知衰弱的关系仍需进一步探索 本研究并未发现营养状况与 CF 间存在关系,可能是由于研究对象中月收入 5000 元以上者占 65.90%,经济状况普遍较好,因而整体营养状况较好<sup>[26]</sup>。模型开发组患者中仅 5.38%存在营养不良,虽然在单因素分析中显示出组间差异,但现有样本量不足以在回归分析中产生显著效应,今后可增加样本量,采取分层抽样的方法丰富样本来源,使研究结果更具普适性。

3.2 老年糖尿病患者认知衰弱风险预测模型效能分析 本研究中逻辑回归模型表现出优于其他 3 种模型的区分度和校准度,整体稳定性最好。机器学习算法因在数据处理方面具有高效、灵活等优势而在疾病风险预测方面应用广泛,有研究证实其他机器学习算法较逻辑回归算法展现出更大的优势<sup>[27]</sup>,也有研究指出其他机器学习算法并不优于逻辑回归<sup>[28]</sup>。本研究中逻辑回归模型优于另外三种,原因可能是本研究中的自变量均为分类变量,逻辑回归通过哑变量编码和正则化有效处理了稀疏性问题,而随机森林和 XGBoost 在类别不平衡时可能生成不稳定的决策规则<sup>[29]</sup>,此外,本研究中 CF 的患病率较低,逻辑回归模型通过调整分类阈值或加权使得结果更加稳健,而其他模型对类别不平衡更加敏感。可见在构建模型时需综合考虑数据特性及临床需求,不能盲目崇拜流行的机器学习算法。

3.3 构建老年糖尿病患者认知衰弱预测模型的价值 老年 DM 患者 CF 风险筛查多采用认知量表与衰弱量表结合的方法,较为繁琐,且尚未引起临床护理人员的重视。本研究用于建模的 6 个因素均易于获取且容易判定,简化了 CF 风险筛查,同时纳入了护理可干预的因素,有利于护理人员制订针对性干预措施。

3.4 研究局限性 本研究模型开发及外部验证数据均来源于横断面研究,无法明确因果关系,自变量和因变量之间可能存在双向作用,后续可进一步探索各变量间的中介效应及CF的发展路径。此外,模型开发和外部验证样本仅通过时间划分,缺乏空间上的独立性,且样本量仍较有限,未来应扩大样本,在独立于模型开发样本的中心开展前瞻性研究进一步验证模型的预测效果。

#### 【参考文献】

- [1] 陈燕语,王双,朱欢,等.认知衰弱——老年糖尿病的新型并发症[J].华西医学,2019,34(10):1192-1196.
- [2] ZHANG X M, WU X J, CAO J, et al. Association between cognitive frailty and adverse outcomes among older adults; a Meta-analysis[J]. J Nutr Health Aging, 2022, 26(9): 817-825.
- [3] RUAN Q, YU Z, CHEN M, et al. Cognitive frailty, a novel target for the prevention of elderly dependency[J]. Ageing Res Rev, 2015, 20: 1-10.
- [4] 中国老年2型糖尿病防治临床指南(2022年版)[J]. 中国糖尿病杂志, 2022, 30(1): 2-51.
- [5] RILEY R D, ENSOR J, SNELL K I E, et al. Calculating the sample size required for developing a clinical prediction model[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32188600/>. DOI: 10.1136/bmj.m441.
- [6] 刘庭,宋咪,刁子晏,等.我国老年糖尿病患者认知衰弱患病率及影响因素的Meta分析[J].海南医学院学报,2023,29(22):1739-1747.
- [7] VERGOUWE Y, STEYERBERG E W, EIJKEMANS M J, et al. Substantial effective sample sizes were required for external validation studies of predictive logistic regression models[J]. J Clin Epidemiol, 2005, 58(5): 475-483.
- [8] RUBENSTEIN L Z, HARKER J O, SALVÀ A, et al. Screening for undernutrition in geriatric practice: developing the short-form mini-nutritional assessment (MNA-SF) [J]. J Gerontol A Biol Sci Med Sci, 2001, 56(6): M366-M372.
- [9] SHEIKH J I, YESAVAGE J A. Geriatric depression scale (GDS): recent evidence and development of a shorter version[J]. Clin Gerontol, 1986, 5(1-2): 165-173.
- [10] ZHONG B L, LIU X J, CHEN W-C, et al. Loneliness in Chinese older adults in primary care: prevalence and correlates[J]. Psychogeriatrics, 2018, 18(5): 334-342.
- [11] LUBBEN J, BLOZIK E, GILLMANN G, et al. Performance of an abbreviated version of the Lubben social network scale among three European community-dwelling older adult populations[J]. Gerontologist, 2006, 46(4): 503-513.
- [12] ABELLAN VAN KAN G, ROLLAND Y, BERGMAN H, et al. The I.A.N.A Task Force on frailty assessment of older people in clinical practice[J]. J Nutr Health Aging, 2008, 12(1): 29-37.
- [13] 张立秀,刘雪琴.蒙特利尔认知评估量表中文版的信效度研究[J].护理研究,2007,21(31):2906-2907.
- [14] LUO W, PHUNG D, TRAN T, et al. Guidelines for developing and reporting machine learning predictive models in biomedical research: a multidisciplinary view[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5238707/>. DOI: 10.2196/jmir.5870.
- [15] 马倩倩,孙东旭,石金铭,等.基于支持向量机与XGboost的成年人肿瘤患病风险预测研究[J].中国全科医学,2020,23(12):1486-1491.
- [16] AGUILAR-NAVARRO S G, MIMENZA-ALVARADO A J, YEYERINO-CASTRO S G, et al. Cognitive frailty and aging: clinical characteristics, pathophysiological mechanisms, and potential prevention strategies[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39522432/>. DOI: 10.1016/j.armed.2024.103106.
- [17] XIE B, MA C, CHEN Y, et al. Prevalence and risk factors of the co-occurrence of physical frailty and cognitive impairment in Chinese community-dwelling older adults[J]. Health Soc Care Community, 2021, 29(1): 294-303.
- [18] TEJERO L M S, SIONGCO K L L, PINLAC P A V, et al. Associations of functional health literacy with socioeconomic and demographic status among Filipinos [J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36443735/>. DOI: 10.1186/s12889-022-14602-x.
- [19] PENG J, CHANG R, WEI X, et al. Effect of non-pharmacological interventions in people with cognitive frailty: a systematic review and network Meta-analysis [J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39354435/>. DOI: 10.1186/s12889-024-20079-7.
- [20] 马雅军,李晓东,胡志灏,等.老年人认知功能和跌倒的关系研究[J].中国全科医学,2019,22(15):1784-1788.
- [21] JEHU D A, DAVIS J C, FALCK R S, et al. Risk factors for recurrent falls in older adults: a systematic review with Meta-analysis[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33358204/>. DOI: 10.1016/j.maturitas.2020.10.021.
- [22] LAVEDÁN A, VILADROSA M, JÜRSCHIK P, et al. Fear of falling in community-dwelling older adults: a cause of falls, a consequence, or both? [J]. PLoS One, 2018, 13(3): e0194967.
- [23] MERCHANT R A, CHEN M Z, WONG B L L, et al. Relationship between fear of falling, fear-related activity restriction, frailty, and sarcopenia[J]. J Am Geriatr Soc, 2020, 68(11): 2602-2608.
- [24] ABDELHAFIZ A H, SINCLAIR A J. Cognitive frailty in older people with Type 2 diabetes mellitus: the central role of hypoglycaemia and the need for prevention[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30806826/>. DOI: 10.1007/s11892-019-1135-4.
- [25] YUAN Y, PENG C, BURR J A, et al. Frailty, cognitive impairment, and depressive symptoms in Chinese older adults: an eight-year multi-trajectory analysis [J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38087208/>. DOI: 10.1186/s12877-023-04554-1.
- [26] 肖艳梅,薛琨,原晨晨,等.上海市社区老年人营养状况及其影响因素分析[J].营养学报,2023,45(4):359-365.
- [27] 严鑫森,孙桃兰,卢雨航,等.基于机器学习的四川省12岁儿童龋齿预测模型[J].华西口腔医学杂志,2023,41(6):686-693.
- [28] SONG Y X, YANG X D, LUO Y G, et al. Comparison of logistic regression and machine learning methods for predicting postoperative delirium in elderly patients: a retrospective study[J]. CNS Neurosci Ther, 2023, 29(1): 158-167.
- [29] VAN DER PLOEG T, AUSTIN P C, Steyerberg E W. Modern modelling techniques are data hungry: a simulation study for predicting dichotomous endpoints[J/OL]. [2026-03-16]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25532820/>. DOI: 10.1186/1471-2288-14-137.

(本文编辑:王园园)