

不同机器学习算法的社区老年人认知衰弱风险预测模型比较

周闯¹, 金学勤², 郭正丽², 马晓敏²

摘要:目的 基于不同机器学习算法构建社区老年人认知衰弱风险预测模型, 优选最佳模型, 为防范社区老年人认知衰弱提供适宜评估工具。**方法** 选取苏州市 3 个社区卫生服务中心体检的 1 105 名老年人, 随机分为训练集 773 人和验证集 332 人。基于训练集单因素 logistic 回归分析结果, 使用 logistic 回归、伯努利朴素贝叶斯、随机森林、极端梯度提升、K 邻近算法和支持向量机 6 种机器学习算法构建 6 种认知衰弱风险预测模型, 并在验证集中进行评价和比较。基于最优算法构建社区老年人认知衰弱评分表, 并对评分表进行验证。**结果** 训练集单因素 logistic 回归分析共识别出 13 个危险因素, 6 种模型 ROC 曲线下面积 0.824~0.889, 敏感度 0.721~0.849, 特异度 0.700~0.837, 约登指数 0.498~0.674; 随机森林模型为最佳模型, 基于此模型构建的老年人认知衰弱评分表得分范围 0~180 分, 内、外部验证 ROC 曲线下面积为 0.858、0.831, 最佳截断值为 75 分。**结论** 基于随机森林算法建立的预测模型预测性能最好, 基于 logistic 回归建立的模型效果最差。基于随机森林算法构建的社区老年人认知衰弱评分表可用于社区老年人认知衰弱的筛查。

关键词: 老年人; 社区; 认知衰弱; 危险因素; 预测模型; 机器学习; 随机森林算法

中图分类号: R473.2; [R212.7] **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2023.19.001

Comparison of cognitive frailty risk prediction models for community older adults based on machine learning algorithms

Zhou Chuang, Jin Xueqin, Guo Zhengli, Ma Xiaomin.
Medical College, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract: **Objective** To build risk prediction models for cognitive frailty in community older adults based on different machine learning algorithms, to find out the best model, so as to provide reference for evaluating and preventing cognitive frailty of elderly people in community. **Methods** A total of 1 105 elderly people who underwent physical examination in three community health service centers in Suzhou were randomly divided into 773 cases in training set and 332 cases in verification set. Based on the bivariate logistic regression analysis result of the training set, six kinds of cognitive frailty risk prediction models were constructed using six machine learning algorithms (logistic, Bernoulli naive Bayes, random forest, extreme gradient lifting, k-nearest neighbor and support vector machine), and evaluated and compared in the verification set. Then a scoring form of cognitive frailty of elderly people in community was constructed based on the optimal algorithm and verified. **Results** Bivariate logistic regression analysis of training set identified 13 risk factors, the area under the receiver operating characteristic curve (AUC) of the six models was 0.824—0.889, the sensitivity was 0.721—0.849, the specificity was 0.700—0.837, and the Yoden index was 0.498—0.674. Random forest model was the best model. The score range of cognitive frailty scoring form for the elderly built based on this model was 0—180 points, the area under the ROC curve of internal and external verification was 0.858 and 0.831, and the optimal cut-off value was 75 points. **Conclusion** The prediction model based on random forest algorithm has the best prediction performance, while the model based on logistic regression has the worst prediction performance. The establishment of community older adults cognitive frailty scoring form based on random forest algorithm is helpful for community health workers to identify the elderly at a high risk of cognitive frailty and provide evidence for screening and intervention of cognitive frailty.

Key words: older adults; community; cognitive frailty; risk factors; prediction model; machine learning; random forest algorithm

认知衰弱是指躯体处于衰弱状态或衰弱前期的非痴呆老年人, 同时存在轻度认知障碍或者主观认知缺损^[1]。研究显示, 认知衰弱在社区老年人中的发病

率可达 50%^[2], 可导致社区老年人跌倒、失能、痴呆及死亡等不良结局的风险增加^[3]。认知衰弱具有潜在可逆性, 因此有必要开发预测工具以早期筛查, 对风险较大的老年人及早干预, 从而阻止认知衰弱的发展, 降低认知衰弱的危害。目前现有的关于认知衰弱的风险预测模型, 主要基于传统的 logistic 回归构建。机器学习是人工智能的核心技术, 善于处理复杂变量间的非线性关系, 能获得更加稳健的风险预测模型, 目前已在护理领域的多个方面被广泛应用^[4]。本研究采用 logistic、支持向量机、随机森林、极端梯度

作者单位: 1. 江苏大学医学院(江苏 镇江, 212013); 2. 江苏大学附属昆山医院
周闯: 男, 硕士, 护士
通信作者: 金学勤, 604427649@qq.com
科研项目: 昆山市级科技专项立项项目(KS2205); 苏州市医学重点扶持学科建设(SZFCXK202106)
收稿: 2023-05-11; 修回: 2023-07-07

提升、K 邻近算法和伯努利朴素贝叶斯多种机器学习算法构建认知衰弱风险预测模型,并对其效能进行评价和比较,优选最佳模型,探讨认知衰弱的相关因素,以期在社区认知衰弱的筛查和干预提供依据。

1 对象与方法

1.1 对象 采取便利抽样法,于 2022 年 6—9 月从苏州市 3 个社区卫生服务中心选取体检的老年人作为研究对象。纳入标准:①年龄≥60 岁;②在本社区居住 1 年以上;③能进行正常沟通交流。排除标准:①有严重认知障碍;②有严重躯体疾病。本研究经江苏大学附属昆山医院伦理委员会批准(2022-06-024),所有被调查者知情同意并签署知情同意书。本研究预选危险因素 20 个,根据样本量为自变量 10 倍的原则,应调查 200 人,按社区老年人 26.16%的认知衰弱发生率^[5],计算出样本量至少为 765。本研究总计调查老年人 1 186 人,对数据进行清洗,剔除存在缺失值和异常值样本后,获得有效样本 1 105 人,使用 Python 程序将所有样本随机打乱后,按 7:3 将样本分配至训练集(773 人)和验证集(332 人)。

1.2 方法

1.2.1 研究工具 ①一般资料调查表,包括性别、年龄、婚姻状况、文化水平、月收入、是否独居等。②衰弱量表(Fatigue, Resistanc, Ambulation, Illness and Loss of Weight Index, FRAIL),该量表共 5 个条目,总分 5 分,0 分提示无衰弱,1~2 分为衰弱前期,≥3 分为衰弱期。该量表广泛用于社区老年人快速筛查和临床评估,具有良好的信效度,中文版衰弱量表的 Cronbach's α 系数为 0.705^[6]。③简易智能精神状态检查量表(Mini-mental State Examination, MMSE),中文版 MMSE 由蔡国钧^[7]汉化,总分为 30 分,得分≥27 分为认知功能正常,<18 分为可疑痴呆,18~26 分则认为是轻度认知障碍^[8],中文版 MMSE 的 Cronbach's α 系数为 0.833。④老年抑郁量表简表(GDS-5),基于梅锦荣^[9]汉化的老年抑郁量表(GDS-15)发展而来,该量表共 5 个条目,总分 5 分,得分≥2 分则认为存在抑郁症状。该量表 Cronbach's α 系数为 0.661。

1.2.2 认知衰弱诊断标准 ①处于躯体衰弱期或衰弱前期,即 FRAIL 量表得分为 1~5 分;②有轻度认知障碍或主观认知下降。MMSE 量表得分为 18~26 分为轻度认知障碍,MMSE 量表得分≥27 分且自觉近期记忆力持续下降则认为是主观认知下降。

1.2.3 资料收集方法 调查团队由经过培训的 3 名老年科医生,2 名护理研究生和 2 名老年科护士组成。开始调查前,由老年科专家统一对参与调查的医护人员进行 MMSE 量表评估和认知衰弱诊断标准的培训。经社区老年人同意并签署知情同意书后,由调查人员现场测量其体质量、身高、小腿围等,并调查一

般资料并进行 MMSE 和 FRAIL 评估,由老年科医生及护士进行认知衰弱的最终诊断,通过问卷星平台建立的问卷系统,现场录入数据。

1.2.4 统计学方法 使用 SPSS27.0 及 Python3.6.9 软件分析数据。偏态分类资料用 $M(P_{25}, P_{75})$ 表示。计数资料采用频数和百分比表示,训练集与验证集资料比较采用 χ^2 检验、Mann-Whitney U 检验。使用二项式 logistic 回归进行单因素分析,筛选有意义的危险因素。继而采用 logistic 回归、伯努利朴素贝叶斯(Bernoulli Naive Bayes)、随机森林(Random Forest)、极端梯度提升(eXtreme GradientBoosting, XGBoost)、K 邻近算法(K-nearest Neighbor, KNN)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在训练集中构建社区老年人认知衰弱风险预测模型,使用网格搜索和 5 折交叉验证获取最佳超参数,使用约登指数获取模型的最佳临界值。以验证集进行验证,用 AUC、灵敏度、特异度和约登指数对模型效能进行评价。

2 结果

2.1 社区老年人的一般资料 本次研究调查老年人 1 105 人,其中男 524 人,女 581 人;年龄 60~92 岁,中位数 71.00(67.00, 76.00)岁。310 人(28.05%)发生认知衰弱,可逆性认知衰弱和潜在可逆性认知衰弱分别为 143 人、167 人,其中训练集 224 人(28.98%),验证集 86 人(25.90%)。预选危险因素共 20 个,训练集和验证集一般资料比较,见表 1。

表 1 训练集和验证集一般资料比较

项目	人数	训练集 (<i>n</i> = 773)	验证集 (<i>n</i> = 332)	χ^2/Z	<i>P</i>
性别				0.534	0.465
男	524	361	163		
女	581	412	169		
年龄(岁)				-0.495	0.620
60~<70	464	326	138		
70~<80	520	367	153		
80~92	121	80	41		
婚姻状况				3.030	0.082
已婚	901	620	281		
其他	204	153	51		
文化水平				-0.908	0.364
文盲	440	315	125		
小学	435	300	135		
初中及以上	230	158	72		
独居				0.375	0.540
是	171	123	48		
否	934	650	284		
月收入<3 000 元				0.010	0.922
是	708	496	212		
否	397	277	120		
多病共存				0.550	0.458
是	421	300	121		
否	684	473	211		
近一年跌倒史				0.139	0.709
有	102	73	29		
无	1003	700	303		

续表 1 训练集和验证集一般资料比较

项目	人数	训练集 (<i>n</i> = 773)	验证集 (<i>n</i> = 332)	χ^2/Z	<i>P</i>
慢性疼痛				0.027	0.871
有	360	253	107		
无	745	520	225	0.001	0.974
听力受损					
有	362	253	109	2.505	0.113
无	743	520	223		
视力受损				0.291	0.590
有	539	365	174		
无	566	408	158	0.061	0.805
睡眠障碍					
有	268	191	77	2.518	0.142
无	837	582	255		
每日运动<0.5 h				2.175	0.140
是	602	423	179		
否	503	350	153	3.435	0.064
食欲下降					
有	64	50	14	0.104	0.747
无	1041	723	318		
多重用药(≥5 种)				0.049	0.825
是	126	81	45		
否	979	692	287	2.240	0.135
小腿围<32 cm					
是	256	191	65	1.088	0.297
否	849	582	267		
牙齿缺失数>10				0.049	0.825
是	375	260	115		
否	730	513	217	2.240	0.135
BMI<24 kg/m ²					
是	497	346	151	1.088	0.297
否	608	427	181		
抑郁症状				0.049	0.825
有	213	158	55		
无	892	615	277	2.240	0.135
认知衰弱					
有	310	224	86	0.049	0.825
无	795	549	246		

2.2 危险因素的筛选 在训练集中,以是否发生认知衰弱为因变量(是=1,否=0),以老年人认知衰弱的预选危险因素为自变量,使用单因素 logistic 回归分析筛选危险因素。共筛选出 11 个危险因素,慢性疼痛与视力受损 2 个变量 *P* 值接近 0.05,根据专家

意见,二者对认知衰弱均有重要影响,因此也一同纳入到模型中,分析结果见表 2。

2.3 预测模型的构建 使用 pycharm 软件,将 sklearn 库中的 logistic、朴素贝叶斯、随机森林、K 邻近算法、支持向量机模块和 xgboost 库中的 XGB 分类器模块分别导入,导入训练集和验证集数据,以训练集中的 13 个危险因素为自变量,以是否发生认知衰弱为因变量,对模型进行训练,并使用网格搜索和 5 折交叉验证确定最佳参数。模型确定后使用验证集数据对各个模型进行验证,计算出每个模型的 AUC、敏感度、特异度和约登指数。结果显示,随机森林模型的 AUC 最大,logistic 模型和 K 邻近算法模型的 AUC 最小;极端梯度提升模型的敏感度最高,朴素贝叶斯模型的敏感度最低;随机森林模型的特异度最高,K 邻近算法模型的特异度最低;随机森林模型的约登指数最大,logistic 模型的约登指数最小,见表 3。

2.4 社区老年人认知衰弱评分表的建立 基于表 3 结果,认为随机森林模型最佳。通过随机森林模型的“Feature Importances”方法,列出各个特征变量的重要性权重,将重要性权重最小的变量赋值为 10,计算其他变量与其比值,将比值 4 舍 5 入取整数后赋值,建立社区老年人认知衰弱评分表,见表 4。形成的评分表最低分为 0 分,最高分为 180 分。

2.5 社区老年人认知衰弱评分表评价 使用社区老年人认知衰弱评分表对训练集患者进行评分,ROC 曲线下面积为 0.858,采用约登指数求最佳截断值,约登指数最大值为 0.596,此时最佳截断值为 75,特异度为 82.3%,敏感度为 77.2%,因此当患者评分≥75 分时,发生认知衰弱的可能性较大。使用验证集数据对评分表进行验证,当截断值为 75 时,ROC 曲线下面积为 0.831,敏感度为 81.2%,特异度为 79.4%,准确率(预测正确人数/预测总人数×100%)为 80.3%。

表 2 社区老年人认知衰弱的单因素 logistic 回归分析(*n* = 773)

危险因素	参照	β	SE	Wald χ^2	<i>P</i>	OR	95%CI
年龄	60~<70 岁						
70~<80 岁		0.873	0.181	23.296	<0.001	2.395	1.680~3.414
80~92 岁		1.410	0.266	28.058	<0.001	4.094	2.430~6.898
多病共存	否	1.126	0.164	47.216	<0.001	3.083	2.236~4.251
多重用药(≥5 种)	否	1.509	0.244	38.412	<0.001	4.524	2.807~7.291
每日运动<0.5 h	否	0.423	0.162	6.802	0.009	1.526	1.111~2.096
有慢性疼痛	无	0.318	0.164	3.746	0.053	1.374	0.996~1.896
有跌倒史	无	0.912	0.249	13.397	<0.001	2.490	1.528~4.059
视力受损	无	0.308	0.159	3.761	0.052	1.361	0.997~1.859
听力受损	无	0.519	0.165	9.875	0.002	1.680	1.215~2.321
睡眠障碍	无	0.380	0.178	4.560	0.033	1.463	1.032~2.074
有抑郁症状	无	1.107	0.185	35.782	<0.001	3.026	2.105~4.350
性别(女)	男	0.450	0.161	7.780	0.005	1.569	1.143~2.153
独居	否	0.711	0.203	12.253	<0.001	2.035	1.367~3.030
教育水平(文盲)	初中及以上	0.911	0.232	15.480	<0.001	2.487	1.580~3.916

表 3 基于不同机器学习算法的认知衰弱风险
预测模型预测效能评价($n=332$)

机器学习算法	AUC	敏感度	特异度	约登指数
logistic	0.824	0.791	0.707	0.498
朴素贝叶斯	0.834	0.721	0.797	0.518
随机森林	0.889	0.837	0.837	0.674
极端梯度提升	0.859	0.849	0.752	0.601
K 邻近算法	0.824	0.813	0.700	0.513
支持向量机	0.831	0.805	0.779	0.584

表 4 社区老年人认知衰弱评分表

变量	重要性 权重	评分表	
		变量值	赋分
年龄	0.121	<70 岁	0
		≥70 岁	11
		≥80 岁	22
多病共存	0.087	是	16
		否	0
多重用药(≥5 种)	0.085	是	15
		否	0
慢性疼痛	0.080	是	14
		否	0
抑郁	0.079	是	14
		否	0
文盲	0.076	是	14
		否	0
每日运动<0.5 h	0.076	是	14
		否	0
视力障碍	0.075	是	13
		否	0
听力受损	0.072	是	13
		否	0
睡眠障碍	0.065	是	12
		否	0
独居	0.065	是	12
		否	0
性别为女	0.062	是	11
		否	0
1 年内跌倒史	0.056	是	10
		否	0

3 讨论

3.1 各模型的比较 本研究采用 logistic、伯努利朴素贝叶斯、随机森林、极端梯度提升、K 邻近算法和支持向量机 6 种机器学习算法分别构建了社区老年人认知衰弱的预测模型。结果显示,基于随机森林构建的模型 ROC 曲线下面积、特异度及约登指数均最高,敏感度仅次于极端梯度提升。综合而言最为优秀,而 logistic 在几种模型中综合表现最差。与 logistic 相比,其他几种机器学习算法能更好地处理变量间复杂的非线性关系,且使用多种机器学习算法,可发现在

本次数据中表现最佳的算法,易于寻找性能优良的模型。特征重要性可以衡量每个特征对模型预测结果的贡献,显示出特征与预测结果的相关程度,因此通过随机森林模型的“Feature Importances”方法,可以了解各危险因素对认知衰弱影响的重要性。各危险因素重要性从高到低依次是:年龄≥80 岁、多病共存、多重用药≥5 种、慢性疼痛、抑郁、文盲、每日运动<0.5 h、视力障碍、听力受损、睡眠障碍、独居、女性和跌倒史。

3.2 社区老年人认知衰弱的危险因素

3.2.1 年龄大、女性和受教育程度低 人口学因素是老年人认知衰弱的重要影响因素^[10]。特征重要性分析结果显示,年龄是最重要的危险因素,年龄越大则认知衰弱的风险越大,与以往研究结果^[11-12]一致。随着年龄增大,身体的各器官会发生退行性变化,脑功能和躯体功能随之下降,因此发生认知衰弱的可能性增大。本研究结果显示,老年女性更加容易发生衰弱,既往多项研究发现,女性认知衰弱发生率显著高于男性^[13-14]。老年女性由于绝经后雌性激素降低,维生素 D 的合成减少,神经系统失去部分保护作用,因此女性发生认知衰弱的风险更高^[15]。多项研究结果显示,低文化水平是认知衰弱的危险因素^[12,16],本研究结果表明文盲是认知衰弱的重要危险因素。教育能刺激神经系统的活动,增强脑组织抗衰老的代偿能力^[17],此外高文化水平者往往有更好的健康素养和治疗依从性^[18],认知衰弱发生率较低。因此,社区工作者应当着重关注高龄、女性和文盲老年人,定期对此类人群进行筛查,及早干预以降低认知衰弱的危害。

3.2.2 多病共存和多重用药 随机森林建立的模型显示,多病共存是发生认知衰弱第二重要的危险因素。多病共存可导致机体功能衰退加重,机体对外界应激反应适应性变弱,从而导致认知衰弱的发生^[19]。本研究结果显示,多重用药(≥5 种)是社区老年人认知衰弱的危险因素。Moon 等^[20]的研究发现,无论是否为处方药,同时使用 5 种以上药物与躯体衰弱及轻度认知障碍存在显著相关性。因此,社区卫生工作者应当关注多病共存和存在多重用药的老年人,帮助老年患者积极治疗和控制原发病,合理使用药物,减少认知衰弱的发生。

3.2.3 抑郁、运动少和睡眠障碍 抑郁的重要性在纳入的 13 个危险因素中排序第 5。抑郁和认知衰弱的病理过程存在相同之处^[21]。抑郁情绪能促进多种炎性因子水平升高,而炎症细胞因子对认知功能有一定损伤作用^[22],并且可能降低肌肉的质量和密度^[23],从而导致患者认知功能异常和躯体衰弱。本研究发现每日运动少于 30 min 是认知衰弱的危险因素。老年人肌量肌力下降,而规律运动不仅能促进肌肉蛋白

合成,降低肌肉炎症因子,增加肌肉力量^[24],还能刺激大脑功能重塑,延缓认知功能下降^[25]。睡眠障碍是老年人常见的症状之一,本次研究发现睡眠障碍是认知衰弱的危险因素,长期的睡眠障碍可能引起老年人躯体疾病和精神障碍,同时可通过炎症反应和血管机制,增加老年人认知衰弱发生的风险^[26]。此外,抑郁、运动和睡眠障碍之间存在一定的相互作用。有研究显示,抑郁和睡眠障碍对老年人发生认知衰弱存在相加交互作用,同时存在睡眠障碍和抑郁症状可大大增加认知衰弱发生的风险^[26],而运动可以改善抑郁情绪和睡眠质量^[27-28]。因此,社区医务工作者应当关注老年人的心理健康、睡眠质量和日常锻炼情况,对有问题的老年人应及早干预,从而降低认知衰弱发生率。

3.2.4 其他因素 本研究发现,视力受损和听力障碍的老年人更容易发生认知衰弱。Ma 等^[29]的研究显示,听力障碍老年人的认知衰弱患病率是听力正常老年人近 5 倍。视力受损和听力障碍减少了老年人的信息摄入,减弱外界信息的刺激,使老年人的社交活动和日常生活自理能力受到影响。本研究显示,一年内有跌倒史是社区老人认知衰弱的危险因素。王怡欣等^[19]的 Meta 分析结果显示,有跌倒史的老年人运动量大幅降低,从而增加认知衰弱发生的风险。Malek 等^[12]的研究发现,独居是认知衰弱的危险因素,与本研究结果一致。独居老年人缺乏家庭支持,常面临生活困难,缺乏护理等问题,死亡率较高^[19]。本研究表明慢性疼痛对认知衰弱也有一定影响,慢性疼痛可能影响老年人的活动量和社交功能,从而影响躯体和认知功能。因此,社会工作者对听力障碍、跌倒史和独居的老年人应当加强干预,对老年人群宣传防跌倒知识,佩戴助听器及眼镜的重要性,指导老年人镇痛药的适当使用,联系独居老年人的子女并加强关注老年人,增加对独居老年人的社会支持。

3.3 社区老年人认知衰弱评分表的使用价值分析 本研究根据筛选出的 13 个变量,基于多种机器学习算法构建了风险预测模型,将各模型进行比较发现随机森林算法模型的效能最佳。本研究将随机森林算法模型进行了转化,根据各风险因素在模型中的重要性权重将其进行了赋值,通过约登指数确定了评分表最佳截断值为 75 分,最终形成了社区老年人认知衰弱评分表。对评分表的评价结果显示,该评分表具有较高的准确率、敏感度和特异度。同时该评分表简单易用,具有较高的实用性,使社区工作者可以快速筛查出认知衰弱发生风险较高的老年人,从而尽早对其实施干预措施,降低认知衰弱的危害。

4 结论

本研究通过多种机器学习算法构建了社区老年人认知衰弱风险预测模型,经评价与比较,随机森林

模型为最优预测模型。社区老年人认知衰弱的危险因素有年龄、多病共存、抑郁、文盲、多重用药、慢性疼痛、每日运动<30 min、跌倒史、睡眠障碍、视力受损、独居、听力障碍和女性,社区卫生工作者应针对相关风险因素制定干预方案并及早实施,从而降低认知衰弱对社区老年人的危害。本研究为横断面研究,无法分析认知衰弱的纵向发展情况,且仅局限于 3 个社区,代表性不足。此外,由于本研究调查对象均为在社区体检的老年人,大多具有较高的生活自理能力,未能纳入由于失能、卧床而未能参加体检者,研究结果可能存在一定偏倚。基于随机森林算法模型的社区老年人认知衰弱评分表,仍需大规模的调查来完善与验证。

参考文献:

[1] Mantovani E, Zucchella C, Schena F, et al. Towards a redefinition of cognitive frailty[J]. J Alzheimers Dis, 2020,76(3):831-843.

[2] Hao Q, Dong B, Yang M, et al. Frailty and cognitive impairment in predicting mortality among oldest-old people[J]. Front Aging Neurosci,2018,10:295.

[3] 任燕,陈善萍,邹川,等. 社区老人认知衰弱相关影响因素及预防研究进展[J]. 中华老年多器官疾病杂志, 2022,21(9):712-716.

[4] Handelman G S, Kok H K, Chandra R V, et al. eDoctor: machine learning and the future of medicine[J]. J Intern Med,2018,284(6):603-619.

[5] Ruan Q, Xiao F, Gong K, et al. Prevalence of cognitive frailty phenotypes and associated factors in a community-dwelling elderly population[J]. J Nutr Health Aging, 2020,24(2):172-180.

[6] 景冬梅,沈冲,莫永珍,等. 中文版衰弱量表在老年衰弱评价中的信效度研究[J]. 护士进修杂志,2021,36(9): 784-788.

[7] 蔡国钧,张明园,张少平,等. MMSE 和 BDRS 的应用效度[J]. 中国神经精神疾病杂志,1988(5):298-299.

[8] Creavin S T, Wisniewski S, Noel-Storr A H, et al. Mini-Mental State Examination (MMSE) for the detection of dementia in clinically unevaluated people aged 65 and over in community and primary care populations[J]. Cochrane Database Syst Rev,2016,2016(1):CD011145.

[9] 梅锦荣. 老年抑郁量表和普通健康问卷(简本)信度和效度的研究[J]. 中华精神科杂志,1999,32(1):41-43.

[10] 刘玥婷,范俊瑶,赵慧敏,等. 老年人认知衰弱现状及影响因素的研究进展[J]. 护理学杂志,2019,34(17):101-105.

[11] Kim H, Awata S, Watanabe Y, et al. Cognitive frailty in community-dwelling older Japanese people:prevalence and its association with falls[J]. Geriatr Gerontol Int, 2019,19(7):647-653.