

· 论 著 ·

基于机器学习算法的社区老年衰弱前期风险预测模型构建

李彩福¹, 赵伟², 叶秀春³, 赵东丽⁴, 邹继华¹, 董海娜¹, 周英¹, 许丽娟¹

摘要:目的 构建并验证社区老年衰弱前期风险预测模型,为早期识别社区老年衰弱前期高危人群提供参考。方法 筛选 542 名社区无衰弱和衰弱前期老年人作为建模组,运用反向传播神经网络机器学习算法构建衰弱前期预测模型;再筛选 205 名社区无衰弱和衰弱前期老年人作为验证组,利用受试者工作特征曲线对构建模型的预测效能进行时间跨度验证。结果 按照重要性排序,社区老年衰弱前期危险因素分别为年龄、住院史、跌倒史、运动量少、多病共存、抑郁倾向、认知功能下降、文化程度低、日常生活能力下降及多重用药。以 logistic 回归模型作为参考,反向传播神经网络预测效能佳,AUC 为 0.891,95%CI(0.846~0.918),灵敏度为 0.858,特异度为 0.782。结论 反向传播神经网络模型预测效能优于 logistic 回归模型,社区工作人员可通过预防跌倒、运动干预、慢病健康教育、抑郁及认知干预等预防老年衰弱前期的发生发展。

关键词:社区; 老年人; 衰弱前期; 危险因素; 预测模型; 机器学习算法; 反向传播神经网络

中图分类号:R473.2 **文献标识码:**A **DOI:**10.3870/j.issn.1001-4152.2022.15.084

Development and validation of prefrailty risk prediction model among community older people based on machine learning Li Caifu, Zhao Wei, Ye Xiuchun, Zhao Dongli, Zou Jihua, Dong Haina, Zhou Ying, Xu Lijuan. Medical College, Lishui University, Lishui 323000, China

Abstract: **Objective** To construct and validate a prefrailty risk prediction model among community older people, so as to provide reference for early detection of prefrailty. **Methods** A total of 542 robust and prefrail community older people were screened to develop the prefrailty prediction model by using back propagation (BP) neural network machine learning. A second group of 205 robust and prefrail community older people were screened to validate the model performance using Receiver Operator Characteristics curve. **Results** The risk factors of prefrailty ranking in order of importance were age, hospitalization last year, fall last year, less exercise, multimorbidity, depression, cognitive function impairment, lower education, lower daily activity and polypharmacy. Compared with logistic regression model, BP neural network model had a better prediction performance, its AUC was 0.891, 95% CI(0.846-0.918), accuracy was 0.858, and specificity was 0.782. **Conclusion** BP neural network model has better prediction performance, and community workers could prevent the development of prefrailty in community older people through fall prevention, exercise intervention, chronic disease health education, depression and cognition intervention.

Key words: community; older people; prefrailty; risk factors; prediction model; machine learning; back propagation neural network

截至 2020 年底,我国 60 岁以上老年人口已达 2.64 亿,占总人口的 18.7%^[1]。研究显示,老年衰弱发生率为 5.6%~11.1%,衰弱前期为 37.7%~69.1%^[2-4]。衰弱前期是指老年人机体生理功能进行性下降,为健康与衰弱之间的过渡阶段^[5],衰弱前期老年人尚存在自理能力,对损伤、疾病或外界压力能作出适当反应,向健康逆转率为 23.3%^[6]。衰弱前期筛查和识别是衰弱防治干预的关键,可有效阻止老年衰弱发生发展,减轻社会和家庭医疗经济负担。据报道,年龄、性别、BMI、独居、文化程度、并存多病、跌倒史、抑郁、认知功能下降等是老年衰弱前期危险因

素^[7-9],但尚无衰弱前期风险预测模型构建相关研究。机器学习算法是利用计算机自身性能改善系统的行为,从数据中分析挖掘获得规律,并对数据进行预测,其中反向传播(Back Propagation, BP)神经网络在疾病危险因素、预测研究领域中较常用,其分析对变量分布、类型无要求,善于处理非线性数据^[10],对数据拟合情况优于 logistic 回归模型^[11-12]。鉴此,本研究基于机器学习算法构建衰弱前期风险预测模型,同时对其预测效能进行时间跨度验证,旨在为社区老年衰弱前期高危人群早期筛查提供参考。

1 对象与方法

1.1 对象 应用病例对照研究设计,通过便利抽样选取 2019 年 6~9 月在丽水市莲都区 4 个社区卫生服务中心进行健康体检的 665 名老年人,采用 Morley 等^[13]改良的 FRAIL 量表从中筛选无衰弱(283 名)和衰弱前期(259 名)老年人共 542 名作为建模组;2021 年 6~7 月在丽水市 2 个社区卫生服务中心使用改良 FRAIL 量表^[13]筛选无衰弱(106 名)和衰弱

作者单位:1. 丽水学院医学院(浙江 丽水,323000);2. 丽水市人民医院药剂科;3. 丽水市莲都区白云街道社区卫生服务中心;4. 丽水市水东卫生院

李彩福;女,博士,教授

通信作者:许丽娟, Ljxu198311@163.com

科研项目:国家自然科学基金项目(71904073);浙江省自然科学基金项目(LY19G030001);浙江省医药卫生科技计划项目(2021KY418)

收稿:2022-03-10;修回:2022-04-20

前期(99 名)老年人 205 名作为验证组。建模组和验证组纳入标准:①FRAIL 量表评分 0~2 分;②年龄 ≥60 岁;③在社区居住 ≥2 年;④意识清醒,沟通无障碍;⑤自愿参与,并签署知情同意书。排除标准:画钟试验^[14]筛查严重认知功能障碍者或存在严重躯体疾病者。本研究经丽水学院医学院伦理审查委员会同意批准。基于预测模型构建要求,研究对象中发生事件(衰弱前期老年人)人数应为预测指标的 10 倍以上^[15],本研究 18 个候选危险因素,至少应纳入 180 名衰弱前期老年人;根据社区老年衰弱前期发生率的低限估计值 37.7%^[3],即 $180 \div 37.7\% = 478$,按照 10% 的失访率计算,至少需要调查社区老年人 526 名。

1.2 方法

1.2.1 研究工具

①一般情况问卷。包括年龄、BMI、性别、文化程度、婚姻状况、居住方式、人均月收入、吸烟和饮酒状况、运动量、住院史、跌倒史、多病共存、多重用药及睡眠状况。②日常生活活动量表(Activity of Daily Living scale, ADL)^[16]。用于测量老年人的日常生活活动能力状况,共 14 个条目,采用 4 级评分法,“1”表示完全可以完成,“4”表示根本无法完成,总分 14~56 分,分值越高提示日常生活活动能力越差,总分 >22 分提示日常生活活动能力下降。③简版老年抑郁量表(Geriatric Depression Scale, GDS-15)^[17]。用于评估老年抑郁症状,共 15 个条目,采用二分类计分,“0”代表否,“1”代表是,总分 5 分以上表示有抑郁倾向,得分越高表示抑郁症状越严重^[18]。④画钟试验。认知功能通过画钟试验测量,试验中图

形、数字、指针均正确,提示认知功能正常;1~2 项错误,提示认知功能下降;若 3 项都错误,提示严重认知功能障碍^[14],则被排除。⑤FRAIL 量表。采用 Morley 等^[14]改良的 FRAIL 量表,用于衰弱前期和无衰弱老年人群的筛查,包括 5 个条目。采用二分类计分,“0”代表否,“1”代表是,总分为 0 提示无衰弱,1~2 分为衰弱前期,≥3 分为衰弱期,则被排除。FRAIL 量表能较好地预测老年人群的病死率和失能状态^[19]。

1.2.2 资料收集方法

资料收集前,统一对 4 名调查员进行老年衰弱前期诊断标准及危险因素培训,当面完成问卷调查及身高、体质量测量。

1.2.3 统计学方法

应用 SPSS21.0 软件进行统计分析,数据中的缺失值,通过多重插补法(重复模拟 5 次)处理。基于 Python 平台进行预测模型构建(训练)和验证。①对建模组通过单因素回归分析筛选社区老年衰弱前期危险因素,按照 8:2 将数据集随机划分为训练集和测试集,通过 BP 神经网络的选择梯度下降法优化模型,选出 7 层隐藏层,输入变量进行重要性分析,列出模型中衰弱前期各危险因素排序;多因素 logistics 回归分析采用 Backward 方法进行危险因素筛选,构建 logistic 回归预测模型。计算 ROC 曲线下面积 AUC、灵敏度和特异度^[20]。②以验证组为研究对象,进行预测模型效能外部验证。

2 结果

2.1 建模组和验证组一般资料比较

见表 1。

表 1 建模组和验证组一般资料比较

组别	例数	性别(例)		年龄 (岁, $\bar{x} \pm s$)	BMI ($\bar{x} \pm s$)	文化程度(例)			婚姻状况(例)		居住方式(例)		人均月收入(例)		
		男	女			小学及以下	初中	高中及以上	已婚	其他	与家人一起居住	独居	<2000 元	2000~元	≥5000 元
建模组	542	271	271	68.40±6.33	24.27±3.47	325	140	77	439	103	503	39	186	265	91
验证组	205	119	86	71.05±6.65	24.93±3.50	139	44	22	152	53	185	20	64	107	34
统计量		$\chi^2=3.862$		$t=-4.912$	$t=-2.327$	$Z=-1.988$			$\chi^2=7.542$		$\chi^2=1.338$		$Z=-0.565$		
P		0.049		<0.001	0.020	0.047			0.086		0.247		0.572		

组别	例数	饮酒 (例)	吸烟 (例)	运动量(例)		有住院史 (例)	有跌倒史 (例)	多病共存 (≥2 种) (例)	多重用药 (≥5 种) (例)	睡眠困难 (例)	日常生活 能力下降 (例)	抑郁 倾向 (例)	认知功能 下降(例)	衰弱状况(例)	
				运动≥ 30min/d	运动< 30min/d									无衰弱	衰弱 前期
建模组	542	155	98	258	284	39	106	117	115	347	209	50	265	292	250
验证组	205	61	34	88	117	18	42	54	36	123	29	17	115	103	102
统计量		$\chi^2=0.092$	$\chi^2=0.234$	$\chi^2=1.306$		$\chi^2=0.533$	$\chi^2=0.082$	$\chi^2=1.908$	$\chi^2=1.232$	$\chi^2=1.034$	$\chi^2=40.836$	$\chi^2=0.164$	$\chi^2=3.092$	$\chi^2=0.787$	
P		0.755	0.632	0.253		0.467	0.776	0.168	0.267	0.310	<0.001	0.691	0.079	0.375	

2.2 衰弱前期危险因素筛选

在建模组中,将 18 个候选危险因素作为自变量,以是否衰弱前期(无衰弱=0,衰弱前期=1)为因变量进行单因素 logistic 回归分析,分析结果见表 2。

2.3 衰弱前期预测模型构建

以表 2 中有统计学意义的 10 个变量为自变量,是否衰弱前期为因变量,进行多因素 logistic 回归分析,并构建 logistic 回归预测模型为: $\text{logistic}(P) = -5.101 + 0.042X_1 + 0.646X_2 + 0.847X_3 + 0.879X_4 + 1.362X_5 + 1.302X_6 + 0.573X_7 + 0.750X_8 + 0.862X_9 + 0.687X_{10}$, 计算社区老年人发生

衰弱前期的风险为: $P \times 100 = 1 / \{1 + \exp[-(-5.101 + 0.042X_1 + 0.646X_2 + 0.847X_3 + 0.879X_4 + 1.362X_5 + 1.302X_6 + 0.573X_7 + 0.750X_8 + 0.862X_9 + 0.687X_{10})]\}$ 。与此同时,单因素 logistic 回归分析中有统计学意义的 10 个变量作为输入层,“是否衰弱前期”作为输出层,中间设置 n 个隐藏层,采用反向传播算法的多层感知器构建 BP 神经网络模型。BP 神经网络模型的隐藏层激活函数采用双曲正切函数,输出层激活函数采用 Softmax 函数,选择梯度下降法优化模型,选出 7 个隐藏层,统计结果显示衰弱前期影响较大的危险

因素排序如下:年龄(100%)、跌倒史(82.1%)、运动量低(65.1%)、多病共存(64.9%)、住院史(62.7%)、抑郁倾向(58.2%)、认知功能下降(53.1%)、文化程度(48.6%)、日常生活功能下降(40.2%)、多重用药(31.4%)。

度(48.6%)、日常生活功能下降(40.2%)、多重用药(31.4%)。

表2 社区老年衰弱前期危险因素单因素 logistic 回归分析(n=542)

危险因素	β	SE	Wald χ^2	P	OR	95%CI
年龄 X_1	0.048	0.097	11.990	<0.001	1.048	1.021~1.081
BMI	-0.051	0.032	3.150	0.076	0.962	0.908~1.011
性别(女=1)	-0.009	0.172	0.098	0.948	0.991	0.711~1.390
文化程度 X_2 (小学以下)	0.821	0.231	12.602	<0.001	2.272	1.442~3.583
文化程度(初中)	-0.072	0.258	0.072	0.798	1.072	0.640~1.790
婚姻状况(其他=1)	0.187	0.176	1.105	0.293	1.208	0.851~1.710
居住方式(独居=1)	0.336	0.313	1.502	0.221	1.449	0.809~1.889
月收入(<2000元)	0.072	0.262	0.089	0.770	1.067	0.650~1.782
月收入(2000~元)	-0.243	0.214	1.3802	0.240	0.779	0.521~1.180
饮酒(是=1)	-0.219	0.187	1.109	0.292	0.820	0.560~1.190
吸烟(是=1)	-0.098	0.232	0.204	0.653	0.901	0.580~1.410
运动量 X_3 ($<30 \text{ min/d}=1$)	0.782	0.182	19.760	<0.001	2.182	1.550~3.090
住院史 X_4 (有=1)	1.041	0.341	9.190	0.002	2.820	1.440~5.531
跌倒史 X_5 (有=1)	1.613	0.228	25.023	<0.001	3.182	2.032~5.043
多病共存 X_6 (是=1)	1.009	0.210	22.518	<0.001	2.754	1.811~4.192
多重用药 X_7 (是=1)	0.682	0.211	10.319	0.001	1.973	1.301~2.983
日常生活能力下降 X_8 (是=1)	0.842	0.189	18.552	<0.001	2.310	1.579~3.375
睡眠困难(是=1)	0.061	0.132	0.193	0.920	0.899	0.749~1.208
抑郁倾向 X_9 (是=1)	1.072	0.332	10.421	0.001	2.903	1.518~5.545
认知功能下降 X_{10} (是=1)	0.838	0.179	22.510	<0.001	2.310	1.632~3.251

2.4 衰弱前期预测模型验证 采用验证组数据对模型的预测效能进行评价,BP神经网络模型及 logistic 回归模型预测效能评价指标见表3。

表3 衰弱前期预测模型预测效能评价指标

模型	AUC(95%CI)	灵敏度	特异度	约登指数
logistic 回归模型	0.810(0.762~0.857)	0.771	0.683	0.454
BP神经网络模型	0.891(0.846~0.918)	0.858	0.782	0.640

3 讨论

3.1 社区老年衰弱前期危险因素预测模型 本研究采用机器学习算法进行衰弱前期危险因素模型构建与验证,结果显示,BP神经网络模型 AUC、灵敏度和特异度均高于 logistic 回归模型,对数据的拟合情况更好。老年衰弱前期危险因素众多,作用方式复杂,利用传统回归分析函数进行预测,无法处理多种因素间的非线性问题,存在一定局限性,BP神经网络对数据没有要求,在非线性和拟合方面体现较大自由性和灵活性,适用于多种危险因素预测模型的构建^[10]。与 logistic 回归模型相比,BP神经网络在模型预测准确性上存在优势,可自动处理非线性问题,可作为疾病风险预测建模的首选方法。本研究显示,基于 BP神经网络构建的风险预测模型,可对社区老年衰弱前期高危因素进行识别,按照危险因素重要性排序分别为年龄、跌倒史、运动量低、多病共存、住院史、抑郁倾向、认知功能下降、文化程度低、日常生活能力下降及

多重用药。同时,建模组与验证组性别、年龄 BMI、文化程度、日常生活能力有差异,说明该预测模型应用性更广。

3.2 社区老年衰弱前期危险因素

3.2.1 年龄 BP神经网络分析结果显示,年龄是社区老年衰弱前期的最大危险因素,年龄越大发生衰弱前期风险越高,与以往研究一致^[2-3,21]。随着年龄增长,身体器官不断发生退行性变化,机体生理功能进行性下降,即出现衰弱前期症状。研究显示,年龄70~80岁是社区老年人衰弱前期发生率最高人群,发生率高达62.5%^[4,7]。衰弱前期是健康与衰弱之间过渡阶段,衰弱前期向衰弱转化率高达37.1%^[22],因此,社区工作人员应定期对居家高龄老年人进行衰弱评估,及时筛查衰弱前期老年人,并进行干预,防治老年衰弱发生。

3.2.2 多病共存 本研究结果显示,合并两种及以上疾病是社区老年衰弱前期的主要危险因素之一。Wu等^[7]对5301名社区老年人进行调查,结果发现与无慢性疾病或只有一种慢性疾病相比,合并两种及以上疾病老年人衰弱前期发生率较高,与本研究结果一致。当老年人患有多种疾病时,多器官功能衰退,机体平衡发生紊乱,对抗外界压力的能力会变弱。可见,社区卫生工作人员应密切关注患有多种慢性疾病的老年人,积极治疗并控制老年人慢性疾病,预防社

区老年人衰弱前期发生发展。

3.2.3 既往跌倒史和住院史 本研究发现,跌倒史和住院史是老年衰弱前期的危险因素。陈晓飞等^[23]通过对 1 400 名老年人横断面调查,进行单因素分析显示,过去一年有跌倒史和住院史的老年人衰弱前期发生率较高。社区工作人员应加强老年人跌倒及住院状况的评估,高度重视有跌倒史和住院史的老年人。

3.2.4 运动量低 研究发现,运动量 <30 min/d 的老年人群发生衰弱前期的风险较高。Rogers 等^[24]采用纵向队列研究设计,对 8 649 名无衰弱中老年人进行 5 年随访,发现与久坐或低强度运动组相比,中等强度及以上运动组衰弱前期发生率偏低。较低的运动量或久坐的生活方式能增加老年衰弱的风险,每天增加 30 min 的中、高强度运动能降低社区老年人发生衰弱的风险^[25]。运动能有效预防老年衰弱前期的发生,为今后运动干预预防老年衰弱发生和发展提供了证据支持。

3.2.5 抑郁和认知功能下降 研究表明,抑郁倾向和认知功能下降是社区老年衰弱前期发生的危险因素。杨帆等^[26]采用多分类 logistic 回归分析,发现抑郁是社区老年衰弱前期独立危险因素,有抑郁倾向老年人缺少对社交活动和体育运动的兴趣,体力活动减少,增加老年衰弱前期发生的风险;同时衰弱老年人长期患病而丧失劳动能力、担心疾病状况造成经济压力等,成为精神压力来源,进而加重抑郁状况。既往研究显示,认知功能低下的老年人衰弱前期发生率较高^[2],与本研究结果一致。衰弱与认知功能下降存在交互作用,两者相互影响,一方的变化可加重另一方的进展。社区医护人员应为社区老年人提供心理健康咨询,改善老年人心理健康及认知功能,防治社区老年人心理和认知衰弱发生,减少不必要的医疗资源消耗。

4 小结

本研究结果显示,社区老年衰弱前期的主要危险因素包括年龄、跌倒史、住院史、运动量低、多病共存、抑郁倾向及认知功能下降,考虑危险因素的可干预性,建议社区护理人员通过预防跌倒、运动干预、慢病健康教育、抑郁及认知干预等预防社区老年衰弱前期发生。基于 Python 平台,通过对衰弱前期预测模型时间跨度(建模组与验证组数据收集时间间隔 2 年)外部验证结果显示,BP 神经网络模型预测效能优于 logistic 回归模型。本研究采用便利抽样方法,由于资料地区局限性限制,样本代表性差,模型还需要进一步验证和修订。关于 BP 神经网络分析方法,如输入层变量选择、结果解释等方面还需探讨。

参考文献:

[1] 中华人民共和国民政部. 2020 年民政事业发展统计公报 [EB/OL]. (2021-09-10)[2021-10-10]. <http://www.mca.gov.cn/article/sj/tjgb/202109/20210900036577.shtml>.

[2] Wanaratna K, Muangpaisan W, Kuptniratsaikul V, et al. Prevalence and factors associated with frailty and cognitive frailty among[J]. J Community Health, 2019, 44(3):587-595.

[3] Arakawa Martins B, Visvanathan R, Barrie H, et al. Frailty prevalence using Frailty Index, associated factors and level of agreement among frailty tools in a cohort of Japanese older adults[J]. Arch Gerontol Geriatr, 2019, 84:103908.

[4] 秦丽,梁珍珍,葛立宾,等. 社区老年衰弱综合征的影响因素研究[J]. 中国全科医学, 2020, 23(5):598-603.

[5] Fried L P, Tangen C M, Walston J, et al. Frailty in older adults: evidence for a phenotype[J]. J Gerontol A Biol Sci Med Sci, 2001, 56(3):146-156.

[6] Ofori-Asenso R, Lee Chin K, Mazidi M, et al. Natural regression of frailty among community-dwelling older adults: a systematic[J]. Gerontologist, 2020, 60(4):286-298.

[7] Wu C, Smit E, Xue Q, et al. Prevalence and correlates of frailty among community-dwelling chinese older adults: the china health and retirement longitudinal study [J]. J Gerontol A Biol Sci Med Sci, 2017, 73(1):102-108.

[8] 卫尹,曹艳佩,杨晓莉,等. 老年住院患者衰弱综合征现状 & 影响因素[J]. 复旦学报(医学版), 2018, 45(4):496-502.

[9] 高丽红,葛晓红,李敏. 老年糖尿病患者衰弱现状及影响因素[J]. 护理学杂志, 2020, 35(24):25-29.

[10] Zhang Z. A gentle introduction to artificial neural networks[J]. Ann Transl Med, 2016, 4(19):1-6.

[11] 陈渝,宗会娟,李伟. 2 型糖尿病危险因素及患病风险预测模型研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2018, 43(2):60-64.

[12] 王晓辉,潘雁,朱珺. 应用人工神经网络建立老年肺癌患者化疗期间发生感染的预测模型[J]. 川北医学院学报, 2017, 32(6):871-873.

[13] Morley J E, Malmstrom T K, Miller D K. A simple frailty questionnaire (FRAIL) predicts outcomes in middle aged African Americans[J]. J Nutr Health Aging, 2012, 16(7):601-608.

[14] Wynants L, Bouwmeester W, Moons K G M, et al. A simulation study of sample size demonstrated the importance of the number of events per variable to develop prediction models in clustered data[J]. J Clin Epidemiol, 2015, 68(12):1406-1414.

[15] Lawton M P, Brody E M. Assessment of older people: self-maintaining and instrumental activities of daily[J]. Gerontologist, 1969, 9(3):179-186.

[16] Yesavage J A, Sheikh J I. Geriatric Depression Scale (GDS)[J]. Clin Gerontol, 1986, 5(1-2):165-173.

[17] 唐丹. 简版老年抑郁量表(GDS-15)在中国老年人中的使用[J]. 中国临床心理学杂志, 2013, 21(3):402-405.

[18] Paula J J D, Miranda D M D, Moraes E N D, et al. Mapping the clockworks: what does the Clock Drawing