

· 数智护理专栏 ·

编者按：“健康中国 2030”蓝图指引下，数智技术正重塑护理服务生态。国家卫生健康委员会等五部门联合印发的《关于促进和规范“人工智能+医疗卫生”应用发展的实施意见》，勾勒出技术落地路径。本专栏聚焦数智护理前沿实践：从区域医疗大数据构建健康评价体系，到体感游戏助力卒中康复；从流程挖掘优化服务效能，到电子结局报告赋能癌症照护，再到数字叙事守护慢病管理。这些研究紧扣政策部署，以技术创新破解供需矛盾，为全周期健康服务提供科学支撑，彰显护理学科的时代进阶。

基于区域医疗大数据的居民健康分级评价模型的构建与验证

朱文迪,陈华,王亚琳,段熠,孙玉梅,孙宏玉

(北京大学护理学院,北京 100191)

【摘要】 目的 构建科学、可操作的居民健康评价指标体系及分级评价模型。方法 通过专家函询构建居民健康评价指标体系并采用层次分析法确定指标权重,进而以评价体系的健康指标值为输入、健康分级为输出,采用反向传播神经网络算法建立居民健康分级评价模型并验证。结果 2轮函询专家积极程度均为100.00%,专家权威系数均为0.89,条目重要性评分均值分别为3.90~5.00、4.00~5.00,变异系数分别为0.00~0.34、0.00~0.28,肯德尔协调系数分别为0.202、0.289,最终形成的指标体系由5个一级指标、14个二级指标、25个三级指标构成;居民健康分级评价模型在训练集和验证集的总体准确率为98.54%和91.63%,验证集模型曲线下面积分别为0.995、0.975、0.965、0.982、0.998。结论 本研究构建的指标体系涵盖居民健康的关键影响要素,健康分级评价模型具有良好区分度,可实现对居民健康状况的客观量化评价。

【关键词】 健康状况;大数据;神经网络模型

DOI:10.3969/j.issn.2097-1826.2026.01.003

【中图分类号】 R47-05 【文献标识码】 A 【文章编号】 2097-1826(2026)01-0010-05

Construction and Validation of a Grading Evaluation Model for Resident Health Based on Regional Medical Big Data

ZHU Wendi, CHEN Hua, WANG Yalin, DUAN Yi, SUN Yumei, SUN Hongyu (School of Nursing, Peking University, Beijing 100191, China)

Corresponding author: SUN Hongyu, Tel: 010-82805264

【Abstract】 Objective To develop a scientific and operable indicator system and a grading evaluation model for the assessment of resident health. **Methods** The resident health evaluation indicator system was constructed through expert consultations, with indicator weights determined by the Analytic Hierarchy Process (AHP). Using the health indicator values from the evaluation system as input and health grading as output, a resident health grading evaluation model was established and validated using the backpropagation neural network algorithm. **Results** The response rate for both rounds of expert consultation was 100.00%, with an expert authority coefficient of 0.89. The mean importance scores of each item in the 2 rounds ranged from 3.90 to 5.00 and 4.00 to 5.00, respectively, with coefficients of variation of 0.00—0.34 and 0.00—0.28. The Kendall's coordination coefficients were 0.202 and 0.289, respectively. The final indicator system comprised 5 primary indicators, 14 secondary indicators, and 25 tertiary indicators. The overall accuracy of the resident health grading evaluation model was 98.54% in the training set and 91.63% in the validation set. The area under the curve (AUC) values for the validation set were 0.995, 0.975, 0.965, 0.982, and 0.998, respectively. **Conclusions** The constructed indicator system covers key factors influencing resident health, and the health grading evaluation model demonstrates good discriminative ability, enabling objective and quantitative assessment of resident health status.

【Key words】 health status; big data; neural network model

[Mil Nurs, 2026, 43(01): 10-14]

《“健康中国 2030”规划纲要》明确提出以人民健康为核心,全方位、全周期维护和保障人民健康^[1]。伴随人口老龄化与慢性病负担加剧,居民健康需求日

趋复杂多元^[2],对护理评估与管理的精准性提出了更高要求。尽管医疗健康数据的标准化与信息化建设为精准健康评估奠定了基础^[3],但现有居民健康评价方法仍存在主观性较强^[4],维度单一^[5]等局限,制约了其在区域层面进行客观、系统评估的可行性。反向传播神经网络(back propagation neural network)即 BP

【收稿日期】 2025-10-23 【修回日期】 2025-12-29

【基金项目】 北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金(122103)

【作者简介】 朱文迪,硕士在读,护士,电话:010-82805285

【通信作者】 孙宏玉,电话:010-82805264

神经网络凭借其处理非线性数据的独特优势,为构建客观、高效的居民健康评价模型提供了新路径^[6]。因此本研究旨在构建一个科学、可操作的居民健康评价指标体系,并基于BP神经网络建立健康分级模型,为实现精准化健康管理提供支持。

1 资料与方法

本研究包括健康评价指标体系构建及分级模型构建验证两部分。指标体系构建采用专家咨询法和层次分析法,模型训练及验证采用BP神经网络,形成指标体系与模型验证双向驱动模式,见图1。本研究已通过北京大学伦理委员会审核(IRB00001052-23097)。

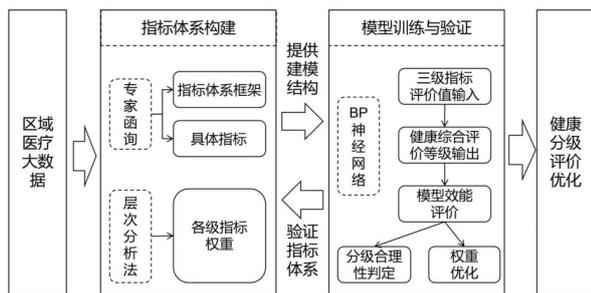


图1 基于区域医疗大数据的居民健康分级评价模型的构建与验证示意图

1.1 健康评价指标体系构建

1.1.1 指标的确定

1.1.1.1 文献研究 以“健康”“评价”“评估”“指标”“筛查”“health”“evaluation”“assessment”“indicators”“screening”为主题词,运用主题词检索策略,检索 PubMed、Embase、Web of Science、Cochrane、Scopus、中国知网和万方数据库。经文献阅读及筛选,共识别出 223 个健康评价指标。

1.1.1.2 半结构化访谈 采用目的抽样法对 14 名健康管理领域专家进行半结构化访谈,围绕健康多维概念和健康评价指标的选取两大主题展开,结合文献研究提取的指标,参照国内外相关标准及区域医疗大数据特征,形成了包括 5 个一级指标、14 个二级指标和 26 个三级指标的居民健康评价指标体系并拟订专家函问卷。

1.1.2 指标体系与权重的专家函询 选取 15 名函询专家,纳入标准:本科及以上学历、中级及以上职称、在健康管理领域具有 5 年及以上工作经验并自愿参与。其中,高级职称 6 名、副高级职称 9 名;博士 7 名、硕士 8 名;从事本专业年限>20 年 4 名、10~20 年 8 名、<10 年 3 名。以重要性评分均数>3.50、变异系数<0.25 作为指标入选标准^[6]。2024 年 9—11 月开展 2 轮专家函询,使用 Excel 2016、SPSS 6.0 软件进行数据整理与分析。2 轮函询分别有 86.67%、26.67% 的专家

提出 23 条和 6 条意见,专家积极程度均为 100.00%,权威系数均为 0.89,各条目“重要性”评分均值分别为 3.90~5.00、4.00~5.00,变异系数分别为 0.00~0.34、0.00~0.28,肯德尔协调系数分别为 0.202、0.289,差异均有统计学意义($P<0.05$)。第 1 轮函询调整了 2 个一级指标的顺序,增加了 1 个二级指标(遗传因素)与 1 个三级指标(家族史),删除了 1 个三级指标(噪音),合并了 2 个三级指标(焦虑、抑郁)。第 2 轮函询未进行指标增减。最终确定的居民健康评价指标体系包括 5 个一级指标、14 个二级指标和 25 个三级指标。采用层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)确定各指标的权重,分析系统中各因素间的关系,将指标重要性赋值均数作为各因素间两两比较的数值,采用 Saaty 1~9 级标度法构建相应的判断矩阵^[7]。使用 Yaahp 软件构建层次结构模型、建立判断矩阵、进行一致性检验、计算指标权重。各层级指标的一致性比率均<0.1。

1.2 居民健康分级评价模型的验证

1.2.1 研究对象和数据来源 研究对象为浙江省宁波市鄞州区常住居民,基于鄞州区健康大数据平台,整群抽样选取 2023 年 1 月 1 日至 2023 年 12 月 31 日期间的所有符合标准的建档居民。纳入标准:年龄 18~75 岁。排除标准:(1)研究对象身份记录不完整;(2)缺少体检信息;(3)妊娠或哺乳期女性。纳入数据:(1)人口学资料、健康体检检查数据和居民健康档案数据;(2)高血压、心血管代谢性疾病等专题研究数据。数据经过脱敏和预处理,符合伦理和隐私保护要求。根据模型样本量估算的 EPV(events per variable)原则($EPV\geq 10$),针对 25 个变量,估计最小样本量为 $25\times 10=250$ 例^[8]。本研究最终纳入研究对象 30 284 例(健康状况优秀 921 例,健康状况良好 11 708 例,健康状况一般 14 944 例,健康状况较差 2434 例,健康状况差 277 例)。由于该数据集存在严重不平衡的情况,采用 SMOTE 过采样算法使健康状况差等级样本增长至 1000 例^[9],最终建模样本数为 31 007 例,以 7:3 比例分为训练集($n=21 704$)和验证集($n=9303$)。

1.2.2 数据预处理 (1)去除重复记录数据:对原始数据集基于唯一识别字段 health_id 进行重复记录检测。对于完全重复的记录,仅保留第 1 条,删除其余重复项。(2)剔除矛盾性数据:针对同一实体在关键字段上存在逻辑冲突的记录进行识别与剔除。如同一患者在同一时间点既被标记为“未吸烟”又被记录为“每日吸烟 20 支”,则视为矛盾数据,予以删除。(3)缺失数据处理:①定义缺失数据,计数资料中分类为“未说明”或“不详”,计量资料为 0 或离群值;②删除缺失率大于 30% 的变量;③为平衡信息保留与

插补可靠性^[10],对缺失率 $\leq 30\%$ 的变量,使用 R 的 mice 包默认参数进行多重插补。(4)数据标准化:无序分类变量采用 one-hot 编码;数值型变量和有序分类变量采用 min-max 归一化。

1.2.3 统计学处理 应用 R(4.2.2)构建 BP 神经网络模型,并计算模型的精确率、召回率、F1 分数,绘制模型的混淆矩阵以及受试者工作特征(receiver operating characteristic,ROC)曲线下面积(area under curve,AUC)。

2 结果

2.1 居民健康评价指标体系 通过文献研究、半结

构化访谈以及专家函询法,构建居民健康评价指标体系。运用层次分析法计算各层级指标的权重及组合权重,见表 1。根据各指标及权重计算居民健康综合分值后,参考国际通用的健康相关生命质量测量工具《欧洲五维生存质量量表》的 5 级划分理念^[4],首先,结合样本得分的分布特征,初步界定“优秀”“良好”“一般”“较差”“差”的区间;其次,在模型训练过程中,结合模型性能指标进行动态优化与微调,最终确定使模型整体分类性能最优的等级划分阈值(表 2)。

表 1 基于医疗健康大数据的居民健康评价指标体系

一级指标	一级指标权重	二级指标	二级指标权重	三级指标	三级指标权重
生理指标	0.2533	临床指标	0.0724	体质指数	0.0116
				血压	0.0095
				血糖	0.0150
				血脂	0.0150
				腰围	0.0067
				肝功能	0.0078
				肾功能	0.0069
				既往史	0.0724
				遗传因素	0.0362
				身体活动能力	0.0724
心理健康	0.2533	心理情况	0.1711	心理状态	0.1711
				既往史	0.0822
				精神障碍疾病既往史	0.0822
社会健康	0.2205	社会人口学	0.0852	平均收入	0.0284
				文化程度	0.0568
健康行为	0.2034	社会支持	0.1353	社会支持程度	0.1353
				饮食	0.0508
				运动	0.0508
				睡眠	0.0508
				危险情况	0.0508
环境与卫生服务资源	0.0694	卫生服务	0.0268	健康管理状态	0.0087
				保险类别	0.0181
				环境	0.0426
		饮水水质	0.0125		
		住房采光	0.0067		
		职业暴露	0.0233		

表 2 居民健康等级评定表

居民健康综合分值(分)	健康状况等级
≥ 90	优秀
$80 \sim < 90$	良好
$70 \sim < 80$	一般
$60 \sim < 70$	较差
< 60	差

2.2 居民健康分级评价模型验证结果

2.2.1 模型训练结果 本研究以 21 704 例训练集数据构建 BP 神经网络模型。模型输入层设 25 个神经元,对应健康评价体系的 25 项指标。输出层设 5 个神经元,对应 5 个健康等级。根据复杂特征需求共设置 3 层隐含层,参考逐层递减策略,通过试凑法,最终确

定了隐藏层节点数分别为 75、25 和 10,在保证模型容量的同时避免过拟合^[11]。隐藏层使用 Sigmoid 激活函数,输出层使用 Softmax 函数,最大迭代次数设置为 100 000 次、目标误差 0.05、学习率 0.1,并在第 1 层隐含层加入 L2 正则化。训练过程中,网络经 61,186 次迭代后误差收敛至 0.05,达到预设阈值后停止,耗时约 7.85 h,模型网络拓扑结构见图 2。

2.2.2 模型评估指标结果

2.2.2.1 模型的混淆矩阵 绘制训练集和验证集中模型的混淆矩阵(图 3)。结果显示,模型的误分类主要发生在相邻等级之间,而极少出现将健康状况优秀或良好者误判为健康状况不佳者或相反的严重错误,说明模型具有较高的可靠性。

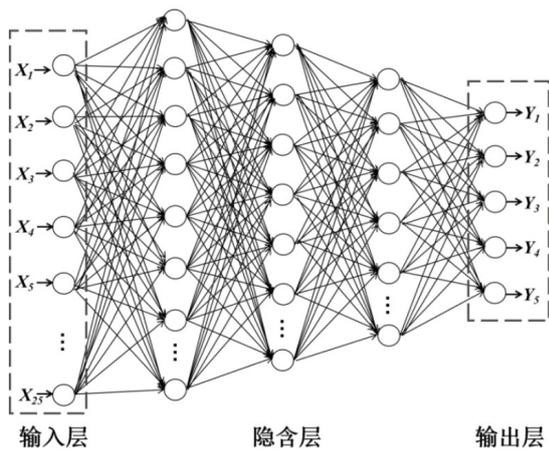


图2 BP神经网络的拓扑结构

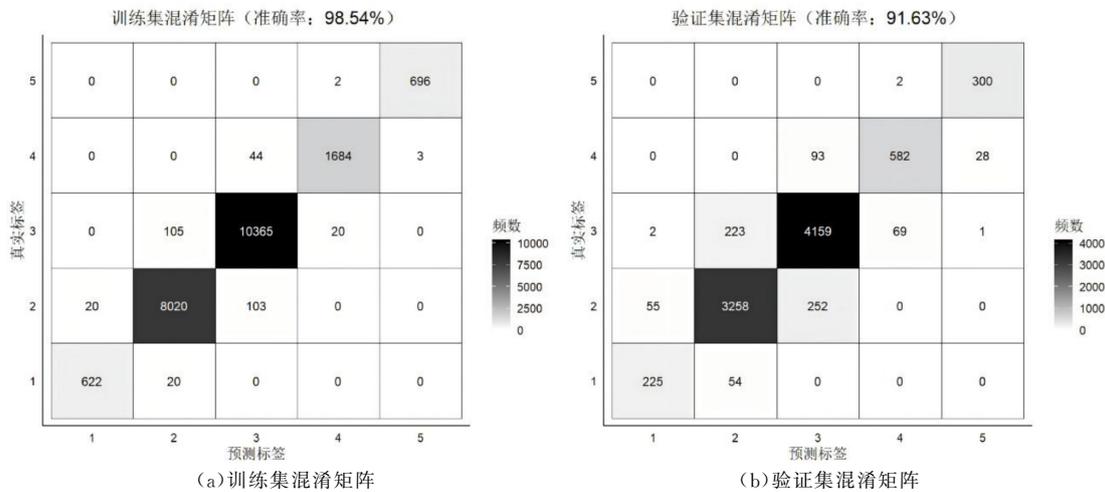


图3 模型的混淆矩阵

表3 BP神经网络模型在训练集上的分类性能指标

健康等级	精确率	召回率	F1 分数
健康状况优秀	96.88%	96.88%	0.969
健康状况良好	98.46%	98.49%	0.985
健康状况一般	98.60%	98.81%	0.987
健康状况较差	98.71%	97.28%	0.980
健康状况差	99.57%	99.71%	0.996

表4 BP神经网络模型在验证集上的分类性能指标

健康等级	精确率	召回率	F1 分数
健康状况优秀	79.79%	80.65%	0.802
健康状况良好	92.16%	91.39%	0.918
健康状况一般	92.34%	93.38%	0.929
健康状况较差	89.13%	82.79%	0.858
健康状况差	91.19%	99.34%	0.951

3 讨论

3.1 居民健康等级分布特征 本研究结果显示,鄞州区居民健康等级呈“中间集中、两端稀疏”分布,分布不均特征显著。其中,健康状况良好与健康状

2.2.2.2 模型的准确率、精确率、召回率和 F1 分数

本模型在训练集的总体准确率为 98.54%,在验证集的总体准确率为 91.63%。宏平均 F1 分数分别为 0.98 和 0.89。各健康等级的分类性能指标如表 3 和表 4 所示,结果显示模型在各个类别上均具有较高的精确率、召回率和 F1 分数。表明指标体系权重设置及等级划分科学合理,且模型能够较为准确地划分居民的健康状况等级。

2.2.2.3 模型的受试者曲线下面积

本模型在验证集中 5 个等级的 AUC 分别为 0.995、0.975、0.965、0.982、0.998,在训练集中 AUC 分别为 0.998、0.993、0.991、0.997、0.999。提示模型判别能力较高、区分度较好。AUC 值均在 0.965~0.999 之间,提示模型对不同健康状态的区分能力较强。

况一般两种等级人群占比合计 88.01%,反映了该地区作为宁波市核心城区,居民整体健康素养较高、健康管理参与度较好^[12]。此外,健康状况较差和差的居民占比达 8.95%,现实服务情境下存在失能、高龄或健康素养较低居民的参与差异^[13],可能对健康高风险人群占比及护理需求的统计结果产生一定影响。综合来看,规模可观且可能被低估的健康高风险群体,进一步强化了对护理资源差异化配置的需求。社区护理资源规划应充分考虑这一现实:对占比较高的健康状况稳定群体以健康促进和慢性病防控为主;而对于占比虽小但需求复杂、健康风险更高的群体,则需分别设计更具针对性、连续性的干预措施与资源配置方案,以实现精准健康管理。

3.2 居民健康评价指标体系与模型的内容分析

本研究构建了基于区域医疗大数据的居民健康评价指标体系,涵盖生理健康、心理健康、社会健康、健康行为以及环境与卫生服务资源 5 个维度,与当前时代背景下的健康的复杂内涵相符^[14]。其中生理与

心理健康权重最高(0.2533),其次为社会健康(0.2205)和健康行为(0.2034),体现了“生物-心理-社会”医学模式的核心理念^[15]与“健康社会决定因素”理念^[16]。相比之下,环境与卫生服务资源的权重低(0.0694),提示相较于其他维度,其作为外部支撑,对个体健康的直接即时影响相对较弱。基于该指标体系构建的 BP 神经网络模型在验证中表现出较高判别效能(总体准确率>90.00%,各等级 AUC>0.96),能够通过非线性拟合挖掘指标间复杂关系,实现居民健康状态的精准分级^[6],不仅有助于从公共卫生层面进行群体风险识别,也为护理实践提供了量化的评估工具^[17],护理人员可借助该模型,科学识别居民健康等级,进而开展分层管理,实现从普适性健康指导向个性化护理干预的转变。

3.3 居民健康状况分级评价模型的应用 本研究构建的 BP 神经网络模型通过整合多维度健康数据,将复杂的健康信息转化为直观、量化的健康等级,与当前数字化、精准化的健康管理理念相符^[4,18]。在个体层面,模型输出的健康等级为社区护士提供了识别护理需求强度、实施差异化随访与干预的客观依据^[18],有利于实现护理资源的优化投放^[19]。在管理与决策层面,该模型有助于推动护理资源配置从基于行政区域或人口规模的粗放模式,转向以健康风险为导向的精准模式。通过识别不同社区的健康等级分布,管理者可动态调整人力与服务重点,从而提升资源利用效率与边际效益^[20]。未来该模型可进一步结合区域实际适度调整,嵌入健康信息平台常态化运行,有望成为连接个体健康与群体治理的桥梁,辅助社区优化护理资源配置,实现对公共卫生问题的早期洞察与主动治理。

3.4 研究局限性与未来展望 本研究仍存在一些局限性。首先,数据来源于单一,可能影响模型泛化能力,未来需纳入多地域、多人群数据,提升模型普适性。其次,BP 神经网络作为一种“黑箱”模型,其内部决策机制的可解释性相对较弱。未来研究可尝试结合可解释人工智能方法,以增强模型的透明度和可信度。未来研究可考虑整合动态健康数据,构建动态居民健康评价模型,进一步结合护理理论,实现实时监测预警,更好支撑早期、个性化健康管理。

4 小结

本研究构建了一个包含 25 项核心指标的居民健康评价指标体系,并利用 BP 神经网络开发了一个高效的多分类居民健康评价模型,形成了互为验证的有机整体,可将居民健康划分为 5 个等级,具有良好的分类性能和稳定性,能支撑健康精准评估、辅助精准管理,优化护理资源配置。

【参考文献】

[1] 新华社.中共中央国务院印发《“健康中国 2030”规划纲要》[EB/OL].[2025-08-21].https://www.gov.cn/zhengce/2016-10/25/content_5124174.htm.

[2] 李永斌,汪文新,杨肖光,等.从疾病治疗到全生命周期健康管理医疗范式的转型[J/OL].[2025-11-17].<https://link.cnki.net/urlid/13.1222.R.20250917.1608.002.DOI:10.12114/j.issn.1007-9572.2025.0190>.

[3] 杜赛丽,徐燕,黄莺,等.多模态数据融合技术在临床护理中的应用进展[J].军事护理,2025,42(8):94-97.

[4] DEVLIN N J, SHAH K K, FENG Y, et al. Valuing health-related quality of life: an EQ-5D-5L value set for England[J]. Health Econ, 2018, 27(1):7-22.

[5] 杨方娜,李勇.基于熵权 TOPSIS 法和 RSR 法对不同医疗保险下的老年人健康状况评价[J].现代预防医学,2021,48(11):2001-2005.

[6] 赵喜迎,江宇,刘鹏.基于聚类分析和 BP 人工神经网络的中学生体质健康综合评价模型研究[J].体育科技,2022,43(6):33-36.

[7] 邓雪,李家铭,曾浩健,等.层次分析法权重计算方法分析及其应用研究[J].数学的实践与认识,2012,42(7):93-100.

[8] PEDUZZI P, CONCATO J, KEMPER E, et al. A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis[J]. J Clin Epidemiol, 1996, 49(12):1373-1379.

[9] 石洪波,陈雨文,陈鑫.SMOTE 过采样及其改进算法研究综述[J].智能系统学报,2019,14(6):1073-1083.

[10] 花琳琳.不同缺失值处理技术的模拟比较[D].郑州:郑州大学,2012.

[11] AZIZ A, KHAN T, IFTIKHAR U, et al. Appropriate selection for numbers of neurons and layers in a neural network architecture: a brief analysis[J/OL].[2025-12-06].https://www.researchgate.net/publication/377072269_Appropriate_Selection_for_Numbers_of_neurons_and_layers_in_a_Neural_Network_Architecture_A_Brief_Analysis.DOI:10.33317/ssurj.438.

[12] 单海峰,袁璟,王玖,等.我国居民健康状况的时空特征及预测研究[J].中国卫生统计,2022,39(6):802-806.

[13] GAERTNER B, SEITZ I, FUCHS J, et al. Baseline participation in a health examination survey of the population 65 years and older: who is missed and why? [J]. BMC Geriatr, 2016, 16(1):1-12.

[14] ZHU W, CHEN H, ZHANG Y, et al. Health from a health promotion perspective: a concept analysis[J/OL].[2025-12-22].<https://link.springer.com/article/10.1186/s41043-025-01055-2.DOI:10.1186/s41043-025-01055-2>.

[15] BULL F C, AL-ANSARI S S, BIDDLE S, et al. World Health Organization 2020 guidelines on physical activity and sedentary behaviour[J]. Br J Sports Med, 2020, 54(24):1451-1462.

[16] 郭岩,汤淑女.健康的社会决定因素与慢性病防治[J].中国预防医学杂志,2010,11(11):1167-1169.

[17] 张鑫宇,张磊,隋汝波.基于 Logistic 回归和神经网络构建老年脑卒中患者衰弱预测模型[J].军事护理,2023,40(2):10-14,19.

[18] 李敏,杨姗姗,邹树芳.基于健康教育护理等级的糖尿病护理门诊构建[J].全科护理,2018,16(2):215-218.

[19] 柏新蕊,张红燕,安宁,等.价值共创视角下数字赋能护理质量管理的研究进展[J].中华护理杂志,2025,60(3):379-384.

[20] 廖博玮,胡敏,陈文.基于空间可达性的医疗资源配置现状研究——以长三角某地级市市辖区为例[J].现代预防医学,2025,52(18):3366-3372.

(本文编辑:沈园园)