

国外基于机器学习的住院患者跌倒风险预测模型构建研究及其启示*

任媛渊¹ 丁 福² 付荣娟³

(¹ 重庆医科大学附属第一医院全科医学科 重庆 400016 ² 重庆医科大学附属第一医院护理部 重庆 400016

³ 重庆市垫江县人民医院护理部 重庆 408300)

〔摘要〕 目的/意义 分析国外基于机器学习构建住院患者跌倒风险预测模型的研究现状,为我国相关研究提供参考。方法/过程 检索 PubMed 和 Web of Science 数据库中 2017—2022 年基于机器学习构建住院患者跌倒风险预测模型的文献,从研究角度、数据来源、构建方法、模型验证等方面梳理分析文献。结果/结论 国外相关研究角度独特,数据海量、采集周期长,采用多种机器学习方法建模,且模型验证方法多样。国外同行经验可供我国护理研究者合理借鉴。

〔关键词〕 跌倒;机器学习;住院患者;风险预测模型

〔中图分类号〕 R-058 〔文献标识码〕 A 〔DOI〕 10.3969/j.issn.1673-6036.2023.10.011

Study on the Construction of the Fall Risk Prediction Model for Inpatients Based on Machine Learning at Abroad and Its Enlightenments

REN Yuanyuan¹, DING Fu², FU Rongjuan³

¹ Department of General Medicine, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China; ² Department of Nursing, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China; ³ Nursing Department of Dianjiang County People's Hospital of Chongqing, Chongqing 408300, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To analyze the current situation of foreign research on constructing the fall risk prediction model for inpatients based on machine learning, and to provide references for relevant research in China. **Method/Process** Foreign literatures on the construction of the fall risk prediction model for inpatients based on machine learning from 2017 to 2022 are searched in PubMed and Web of Science databases, and the literatures are analyzed from the prospects of research perspectives, data sources, construction methods, model validation, etc. **Result/Conclusion** Relevant foreign researches have unique perspectives, massive data, long collection cycle, multiple machine learning methods for modeling and various model verification methods. The experience of foreign counterparts can be used for references by Chinese nursing researchers.

〔Keywords〕 fall; machine learning; inpatients; risk prediction model

1 引言

跌倒是全球主要公共卫生问题之一^[1],也是住院患者最常见的安全事件之一^[2]。美国、西班牙院

内跌倒发生率和伤害率分别为 3.3‰~11.5‰、6.1‰^[3]和 1.61‰、36.4‰^[4],我国三级甲等医院住院患者跌倒发生率中位数为 0.054‰,跌倒发生例次数逐年增加,4 年增长 57.55%,且伤害率中位数高达 73.68%^[5]。跌倒不仅延长住院天数,加重

〔修回日期〕 2023-03-08

〔作者简介〕 任媛渊,硕士研究生,护师,发表论文 3 篇;通信作者:丁福,主任护师,硕士生导师。

〔基金项目〕 重庆市科卫联合医学科研项目(项目编号:2020MSXM024);重庆医科大学智慧医学研究项目(项目编号:ZHYX202226);重庆医科大学研究生智慧医学专项研发计划(项目编号:YJSZHYX202214)。

个人、家庭和社会的经济负担^[6-7]，而且导致骨折、残疾及深静脉血栓等并发症^[8-10]，甚至死亡^[11-13]。基于住院患者跌倒的流行性、危害性及高成本，有效识别跌倒风险，降低院内跌倒发生率已成为亟待解决的患者安全问题^[14]。

有效识别跌倒风险并给予精准化干预能减少院内跌倒的发生^[15]。应用跌倒风险预测模型进行早期预测是近年跌倒防范的研究热点。机器学习从数据中自动分析规律，并利用规律对未知数据进行预测^[16-17]，已成为构建风险预测模型的重点方法，也是国外构建住院患者跌倒风险预测模型研究的趋势。本文采用 PubMed 和 Web of Science 数据库，以“inpatients/hospitalized patients”“fall/fall down/tumble/slip/stumble”“risk prediction model”“machine learning/deep learning/artificial neural network/gradient boosting/random forest/stacking/interpretable machine learning/ensemble learning”等 28 个主题词，检索 2017—2022 年相关文献。纳入研究主题为“构建住院患者跌倒风险预测模型”，构建方法为“机器学习”的文献。剔除重复文献和主题脱离住院患者跌倒风险预测模型构建范畴的文献，以及对数据来源、模型构建方法、构建过程及验证方法等描述不清楚的文献，共获得相关文献 44 篇。

2 国外相关研究特点

2.1 研究角度独特

美国疾病控制与预防中心等机构^[18-20]的跌倒防范指南均指出年龄、疾病、药物等皆是跌倒风险因素，既往研究者多从住院患者全量数据出发，从整体上纳入相关因子构建模型，这导致预测因子泛化而特异性不足。为避免此类不足，国外研究者基于特定危险因素、不同人群、不同科室和病种，从独特的角度出发构建模型。Choi Y 等^[21]、Yokota S 等^[22]、Tamura S 等^[23]分别以药物、患者护理需求强度和 Fujioka 综合医院跌倒评估量表为切入点构建模型。Beauchet O 等^[24]和 Jung H 等^[25-26]分别基于急症病房的老年住院患者这一特殊群体以及血液科、肿瘤科、神经内科等特殊科室构建模型。

2.2 数据海量且采集周期长

来源于真实世界的海量大数据是机器学习的核心之一，机器从已知数据中不断试错归纳出规则^[27]，从而找到数据特征。国外基于机器学习建模研究^[21,25,28-29]的数据主要来源于电子病历系统、电子健康记录、自建数据库、护理信息系统及跌倒事件报告系统等。另有研究者分别基于自建的住院患者安全网络系统^[30-31]和综合应用多种数据库建模^[22,32-33]。同时，信息系统为机器学习建模提供了大容量、全周期的真实世界数据。相关研究^[25-26]的总体样本量从 206 人到 109 289 人不等，其中，Nakanishi T 等^[22,25,32]多位研究者报道的样本量均在 40 000 人以上。此外，研究采集数据的时间线长短不一，但整体跨越的时间周期较长^[22,25,30]。

2.3 采用多种机器学习方法

机器学习的主要方法包括：经典机器学习、集成学习、深度学习等。其中，经典机器学习细分为聚类回归模型（least absolute shrinkage and selection operator, LASSO）、贝叶斯网络、支持向量机、决策树等^[17]；集成学习包含 Bagging、Boosting、分类树、随机森林、AdaBoost 等^[16]；深度学习包括自然语言处理、卷积神经网络及深度学习网络等^[27]。国外学者基于机器学习构建住院患者跌倒风险预测模型研究，几乎涵盖以上所有方法。

2.3.1 经典机器学习方法 Choi Y 等^[21]基于聚类分析构建的模型包含糖尿病、共病、跌倒史等 8 个预测因子；Tamura S 等^[23]基于决策树构建模型，以跌倒史和协助转移作为 1、2 级节点，其余节点为使用麻醉剂等；Cho I 等^[28]基于贝叶斯网络模型，纳入生理、疾病因素等 6 类预测因子；Jung H 等^[25]分别采用 LASSO、逻辑回归和随机森林 3 种方法开发预测模型，比较得出 LASSO 构建的模型最佳。

2.3.2 集成学习方法 Lindberg D S 等^[33]采用分类树、Bagging、随机森林及 AdaBoost 构建包括人口统计学信息、跌倒史、Charlson 指数等 38 个预测变量的跌倒风险预测模型；Mateen B A 等^[26]对比传统线性统计建模、经典机器学习（支持向量机）与集

成学习（随机森林）方法，得出随机森林为最佳方法；Wang L 等^[30]分别采用逻辑回归分析、支持向量机、随机森林及基于分类器 Boosting 思想的模型融合，构建基于多维数据的跌倒风险预测模型。

2.3.3 深度学习方法 Nakatani H 等^[29]应用自然语言处理构建跌倒风险预测模型，包含精神状态、运动功能、贫血情况等 378 个语素；Wang Y 等^[31]基于卷积神经网络构建的模型由输入层、卷积层、池化层、展平层、全连接层和输出层共 6 层网络结构组成；Beauchet O 等^[24]采用多层感知机、平均神经网络和增强拓扑的进化神经网络 3 种人工神经网络算法建模，最终纳入活动障碍、急性器官衰竭等 6 大类共 15 项危险因素。

2.3.4 不同机器学习方法构建的模型预测性能表现各异 基于不同机器学习方法构建的模型在预测

性能上存在差异，见表 1。相较于经典机器学习和集成学习，采用深度学习方法建模呈现出高灵敏度、高特异度、AUC 较好、波动幅度较小的特点，说明基于深度学习开发的模型总体预测性能较高。这可能是因为经典机器学习和集成学习多为浅层学习^[34]，在处理海量高维临床大数据及进行庞大运算时，依赖于研究者对原始数据的提取和处理^[35]，而深度学习对数据特征的要求较低，能自动对非结构化数据进行结构化处理，可降低数据处理难度，提高模型性能，并且在分层特征表达上更有优势^[17,27]。因此，虽然机器学习的种类、方法繁多，但研究者可以根据研究目的、数据来源、数据质量等，选择或融合不同方法构建多元化、多层次的跌倒风险预测模型。

表 1 不同机器学习方法构建的住院患者跌倒风险预测模型预测性能对比

机器学习方法	灵敏度（%）	特异度（%）	AUC
经典机器学习方法	64.9 ~ 68.29 ^[22,25]	63.43 ~ 69.6 ^[22,25]	0.6 ~ 0.99 ^[21-23,25,28]
集成学习方法	45 ~ 80 ^[26,30,33]	67 ~ 95.9 ^[26,30,33]	0.808 ~ 0.90 ^[26,30,33]
深度学习方法	76.9 ~ 98.36 ^[24,29,31]	78.5 ~ 99.84 ^[24,29,31]	0.831 ~ 0.842 ^[24,29,31]

2.4 模型验证方法多样

模型验证是模型构建研究的必要阶段。近年来，国外研究者对机器学习建模验证方法的探索呈现多样化特点，主要包括交叉验证法、自助法和留出法等。例如，Jung H 等^[25]基于 5 倍交叉验证评价模型，Mateen B 等^[26,28,30,33]融合 10 倍交叉验证、跨时间站点验证和 DeLong 测试进行模型验证；Choi Y 等^[21]和 Nakanishi T 等^[32]则采用留出法、bootstrap 和自助法验证模型。这提示研究者应该根据临床数据特点选择不同验证方法，当研究数据量非常大时，可采用留出法；当数据集较大时，可选择交叉验证法；若研究数据集非常小，则更适合自助法^[16]。

3 国外相关研究不足

3.1 以单中心研究为主

在 44 篇文献中，仅 Choi Y 等^[21]和 Wang Y

等^[31]通过多中心研究构建模型，其余均为单中心研究，如英国的 Mateen B A 等^[26]，美国的 Lindberg D S 等^[33]，法国的 Beauchet O 等^[24]，韩国的 Jung H 等^[25]和 Cho I 等^[28]，日本的 Yokota S 等^[22-23,29,32]。

3.2 类别不平衡问题突出

虽然国外学者构建住院患者跌倒风险预测模型的研究多以较大数据量为基础，但跌倒样本量较小，从 54 人到 1 465 人不等^[25-26]。其中，Cho I 等^[28,31-32]的跌倒样本量均小于 300 人。在机器学习领域，将这种分类预测任务中不同类别的训练样本例数差别较大的情况称为类别不平衡问题^[16]。类别不平衡问题可导致模型很难从样本量较少的一方提取规律，造成模型学习结果偏向于样本量较多的一方，从而影响模型的预测性能和临床适用性。

3.3 模型缺乏外部验证

模型验证根据测试人群是否相同分为内部验证

和外部验证^[36-37]。内部验证以建模的数据为基础评价其可重复性,外部验证基于建模过程中未应用过的数据检验模型的可移植性^[36,38]。跌倒风险预测模型的外部验证主要通过将模型应用于临床实践,以评价其预测性能。但在现有文献中,仅法国学者^[24]将构建的模型前瞻性地应用于 Angers 大学医院 170 位住院患者的外部验证,且仅局限于一家医院,样本量较小。外部验证缺乏导致无法明确模型的临床适用性,从而影响了其临床推广应用。

4 启示

4.1 重视学科交叉,推动临床护理研究转变

信息时代科学知识生产方式发生转变,以应用问题为主导的跨学科研究模型逐渐建立和发展,学科交叉点是新的科学前沿,最可能产生重大突破^[39]。国内护理研究者应重视学科交叉,以机器学习、人工智能、数据挖掘等现代研究技术为契机,主动学习和应用跨学科研究方法,借鉴国外学者基于各类机器学习方法开发住院患者跌倒风险预测模型的经验,以临床问题为导向,基于临床真实世界数据开展研究,促进护理学、信息学、大数据科学、统计学等学科融合,推动国内临床护理研究在数据来源上向充分应用信息系统转化,在数据量上向临床大数据转化,在方法上向机器学习转化。

4.2 推进纵深研究,深入挖掘跌倒风险预测因子

跌倒是年龄、药物、足部问题、精神心理因素、衰弱等^[18-20]多种因素共同参与、综合作用的结果。研究表明,国内关于跌倒风险预测因子的文献数量和论文质量有待提高^[40]。国内研究者可借鉴国外研究,立足临床真实场景和海量数据,从人群、病种、药物、护理需求强度、住院科室、血液检验指标等不同角度、层面深入挖掘住院患者跌倒风险预测因子,构建符合我国住院患者临床特征的科学的跌倒风险预测模型。

4.3 加强信息化建设,开展多中心、大样本研究

随着计算机技术的日益成熟,加强医疗信息化

建设、促进护理信息化发展已成为趋势。国外基于机器学习构建住院患者跌倒风险预测模型的数据多来源于信息系统数据库,总体数据量较大,但多为单中心研究,跌倒样本量偏小、类别不平衡问题较突出。我国可吸取其经验、避免其不足,加强医疗、护理、不良事件上报等信息系统建设,通过多中心大样本推动跌倒防范的临床真实世界研究。

5 结语

跌倒增加疾病负担并严重威胁住院患者的健康和生命安全,风险预测模型可早期预测跌倒风险,是临床开展跌倒防范的重要辅助工具。数据挖掘、机器学习、人工智能等大数据及信息技术的发展,为预测住院患者跌倒风险带来新方法、新途径和新思路。我国护理研究者应合理借鉴国外同行经验,依托机器学习等人工智能手段,善用临床各类信息系统的真实世界数据,构建并推广适合国内住院患者的跌倒风险预测模型,保护患者安全,减轻社会负担。

参考文献

- 1 KANNUS P, SIEVÄNEN H, PALVANEN M, et al. Prevention of falls and consequent injuries in elderly people [J]. *Lancet*, 2005, 366 (9500): 1885 - 1893.
- 2 HUANG X, YAN J, YANG T, et al. Cost - effectiveness of Morse Fall Scale assessment in fall prevention care in hospitalized patients [J]. *Journal of central south university (medical science)*, 2021, 46 (5): 529 - 535.
- 3 SEO Y, KIM K, KIM J S. Trends of nursing research on accidental falls: a topic modeling analysis [J]. *International journal of environmental research and public health*, 2021, 18 (8): 3963.
- 4 GARCÍA - HEDRERA F J, NOGUERA - QUIJADA C, SANZ - MÉRQUEZ S, et al. Incidence and characteristics of falls in hospitalized patients: a cohort study [J]. *Enfermería clínica (English edition)*, 2021, 31 (6): 381 - 389.
- 5 吴志军, 尚文涵, 简伟研, 等. 我国住院患者跌倒发生率现状分析: 基于 490 家三级甲等医院的调查 [J]. *中国卫生质量管理*, 2019, 26 (3): 14 - 17.
- 6 PANNEMAN M J M, STERKE C S, EILERING M J, et al.

- Costs and benefits of multifactorial falls prevention in nursing homes in the Netherlands [J]. *Experimental gerontology*, 2021, 143: 111173.
- 7 李亚玲, 丁福. STEADI 工具包特点及其在预防老年人跌倒中的应用进展 [J]. *中国护理管理*, 2019, 19 (3): 343–347.
 - 8 VIRNES R E, TIHONEN M, KARTTUNEN N, et al. Opioids and falls risk in older adults: a narrative review [J]. *Drugs aging*, 2022, 39 (3): 199–207.
 - 9 EHRLICH J R, HASSAN S E, STAGG B C. Prevalence of falls and fall – related outcomes in older adults with self – reported vision impairment [J]. *Journal of the American geriatrics society*, 2019, 67 (2): 239–245.
 - 10 Centers for Disease Control and Prevention. Keep on your feet – preventing older adult falls [EB/OL]. [2022 – 12 – 10]. <https://www.cdc.gov/injury/features/older-adult-falls/index.html>.
 - 11 PI H Y, GAO Y, WANG J, et al. Risk factors for in – hospital complications of fall – related fractures among older Chinese: a retrospective study [J]. *Biomed research international*, 2016 (23): 8612143.
 - 12 刘墩秀, 丁福. 美国 STEADI 工具介绍及其对我国跌倒防范的启示 [J]. *中国护理管理*, 2018, 18 (5): 656–660.
 - 13 FUSCO A. Are multifactorial and multiple component interventions effective in preventing falls in older people living in the community? A cochrane review summary with commentary [J]. *Journal of musculoskeletal & neuronal interactions*, 2019, 19 (1): 1–3.
 - 14 TAYLOR B, TYMKEW H, VYERS K, et al. Implementation of fall preventions over the past 15 years: impact on inpatient injury and insights for the future [J]. *Journal of nursing care quality*, 2020, 35 (4): 365–371.
 - 15 WHO. Falls [EB/OL]. [2022 – 12 – 11]. <http://www.who.int/zh/news-room/fact-sheets/detail/fall>.
 - 16 周志华. 机器学习 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
 - 17 赵卫东, 董亮. 机器学习 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
 - 18 Centers for Disease Control and Prevention. Preventing falls: a guide to implementing effective community – based fall prevention programs [EB/OL]. [2022 – 12 – 10]. https://www.cdc.gov/falls/programs/community_prevention.html.
 - 19 Public Health Agency of Canada. Seniors' falls in Canada: second report [EB/OL]. [2022 – 12 – 10]. www.canada.ca/content/dam/phac-aspc/migration/phac-aspc/seniors-aines/publications/public/injury-bleisure/seniors_falls-chutes_aines/assets.
 - 20 National Institute for Health and Care Excellence. Falls in older people: assessing risk and prevention [EB/OL]. [2022 – 12 – 10]. <https://www.nice.org.uk/search?q=Falls+in+older+people%3A++assessing+risk+and+prevention>.
 - 21 CHOI Y, STALEY B, HENRIKSEN C, et al. A dynamic risk model for inpatient falls [J]. *American journal of health – system pharmacy*, 2018, 75 (17): 1293–1303.
 - 22 YOKOTA S, ENDO M, OHE K. Establishing a classification system for high fall – risk among inpatients using support vector machines [J]. *Cin – computers informatics nursing*, 2017, 35 (8): 408–416.
 - 23 TAMURA S, KOBAYASHI M, SAITO Y, et al. Fall prediction using decision tree analysis in acute care units [J]. *Journal of physical therapy science*, 2020, 32 (11): 722–728.
 - 24 BEAUCHET O, NOUBLANCHE F, SIMON R, et al. Falls risk prediction for older inpatients in acute care medical wards: is there an interest to combine an early nurse assessment and the artificial neural network analysis [J]. *Journal of nutrition health & aging*, 2018, 22 (1): 131–137.
 - 25 JUNG H, YOO S, KIM S, et al. Patient – level fall risk prediction using the observational medical outcomes partnership's common data model: pilot feasibility study [J]. *Jmir medical informatics*, 2022, 10 (3): e35104.
 - 26 MATEEN B A, BUSSAS M, DOOGAN C, et al. The trail making test: a study of its ability to predict falls in the acute neurological in – patient population [J]. *Clinical rehabilitation*, 2018, 32 (10): 1396–1405.
 - 27 黄佳. 零基础学机器学习 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2020.
 - 28 CHO I, BOO E H, CHUNG E, et al. Novel approach to inpatient fall risk prediction and its cross – site validation using time – variant data [J]. *Journal of medical internet research*, 2019, 21 (2): e11505.
 - 29 NAKATANI H, NAKAO M, UCHIYAMA H, et al. Predicting inpatient falls using natural language processing of nursing records obtained from Japanese electronic medical records: case – control study [J]. *Jmir medical informatics*, 2020, 8 (4): e16970.

(下转第 80 页)

- 10 杜明超. 公立医院线上线下融合的互联网医疗体系研究 [J]. 医疗装备, 2022, 35 (7): 52–54.
- 11 魏升, 林朝阳, 钟光辉. 中医医院自主建设互联网医院的实践与思考 [J]. 中医药管理杂志, 2022, 30 (10): 74–76.
- 12 刘霞, 马莉丽, 杨风, 等. 我国互联网医院规范发展研究 [J]. 医学信息学杂志, 2022, 43 (5): 21–24.
- 13 姚刚, 张晓祥. 互联网医院建设推动医院数字化转型实践 [J]. 中国数字医学, 2022, 17 (10): 13–18.
- 14 宋志坚, 郝泽余, 刘坤尧. 某院互联网医院系统建设及使用分析 [J]. 中国卫生标准管理, 2022, 13 (6): 5–8.
- 15 林亦杉. 基于 J2EE 的互联网医院系统的设计与实现 [D]. 厦门: 厦门大学, 2017.
- 16 贾娜, 范兆涵, 陈保站, 等. 基于区块链的处方综合服务平台设计研究 [J]. 中国医院管理, 2022, 42 (11): 31–33.
- 17 安文秀, 刘鹏, 赵岩. 辽宁省肿瘤互联网医院平台设计与实现 [J]. 信息技术, 2022 (6): 169–173.
- 18 朱佳, 王忠民, 戴作雷, 等. 江苏省人民医院互联网医院的建设与实践 [J]. 中国数字医学, 2020, 15 (8): 11–13.
- 19 刘炜, 王培培, 程聪聪, 等. 基于 IPv6 的互联网医院平台设计与实现 [J]. 中国数字医学, 2018, 13 (8): 70–72.
- 20 李训栋, 崔琦, 张晓雅. 医院电子陪护证的研究与实现 [J]. 中国数字医学, 2021, 16 (2): 82–84.
- 21 冯志勇, 徐砚伟, 薛霄, 等. 微服务技术发展的现状与展望 [J]. 计算机研究与发展, 2020, 57 (5): 1103–1122.
- 22 印奇, 王绪洪. 基于数据和业务中台的数据治理技术应用 [J]. 电子技术与软件工程, 2021 (10): 160–162.
- 23 刘晓. 阿里巴巴: 数据技术驱动媒体深度融合转型 [J]. 国际品牌观察, 2021 (24): 44–49.
- 24 李广乾. 什么是数据中台 [J]. 中国信息界, 2019 (6): 72–75.
- 25 明承瀚, 徐晓林, 王少波. 政务数据中台: 城市政务服务生态新动能 [J]. 中国行政管理, 2020 (12): 33–39.
- 26 李信鹏, 刘威, 杨智萍, 等. 电网企业数据中台方案研究 [J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18 (2): 1–8.
- 27 苏萌, 贾喜顺, 杜晓梦, 等. 数据中台技术相关进展及发展趋势 [J]. 数据与计算发展前沿, 2019, 1 (5): 116–126.
- 28 王奕, 高宇. 基于数据中台的数据管理体系探讨 [J]. 中国数字医学, 2023, 18 (1): 23–27.
- 29 YEBENES J, ZORRILLA M. Towards a data governance framework for third generation platforms [J]. Procedia computer science, 2019, 151 (4): 614–621.

(上接第 67 页)

- 30 WANG L, XUE Z, EZEANA C F, et al. Preventing inpatient falls with injuries using integrative machine learning prediction: a cohort study [J]. NPJ digital medicine, 2019, 2 (1): 127.
- 31 WANG Y, COIERA E, MAGRABI F. Using convolutional neural networks to identify patient safety incident reports by type and severity [J]. Journal of the American medical informatics association, 2019, 26 (12): 1600–1608.
- 32 NAKANISHI T, IKEDA T, NAKAMURA T, et al. Development of an algorithm for assessing fall risk in a Japanese inpatient population [J]. Scientific reports, 2021, 11 (1): 17993.
- 33 LINDBERG D S, PROSPERI M, BJARNADOTTIR R I, et al. Identification of important factors in an inpatient fall risk prediction model to improve the quality of care using EHR and electronic administrative data: a machine-learning approach [J]. International journal of medical informatics, 2020, 143 (11): 104272.
- 34 吴亚飞, 方亚. 机器学习方法在慢性病研究中的应用进展 [J]. 中国卫生统计, 2020, 37 (4): 624–628.
- 35 施强慧, 张子凡, 胡博, 等. 深度学习与人工智能在颈腰椎退变性疾病诊断及治疗中的应用研究进展 [J]. 解放军医学杂志, 2021, 46 (10): 1034–1039.
- 36 冯留群, 胡宏鸯. 老年人皮肤撕裂伤风险预测模型的研究进展 [J]. 护理研究, 2022, 36 (2): 245–248.
- 37 MOONS K G, KENGNE A P, GROBBEE D E, et al. Risk prediction models: II. External validation, model updating, and impact assessment [J]. Heart, 2012, 98 (9): 691–698.
- 38 王俊峰, 章仲恒, 周支瑞, 等. 临床预测模型: 模型的验证 [J]. 中国循证心血管医学杂志, 2019, 11 (2): 141–144.
- 39 杨良斌. 跨学科的理论基础探讨 [J]. 图书情报工作, 2011, 55 (16): 29–32, 41.
- 40 贺菊芳, 唐英, 张彩云, 等. 2004—2015 年我国住院患者跌倒的文献计量学分析 [J]. 中国护理管理, 2016, 16 (10): 1393–1395.