

机器学习在跌倒风险评估中的应用进展

黄子菁^{1,2}, 郭晓贝¹, 何梅¹, 蒋梦瑶¹, 王蕾¹, 王颖¹

A review of application of machine learning in fall risk assessment Huang Zijing, Guo Xiaobei, He Mei, Jiang Mengyao, Wang Lei, Wang Ying

摘要: 介绍机器学习概念和信息采集方法,系统综述机器学习在跌倒风险因素分析中的应用现状,主要应用范围包括跌倒史分析、步态分析、平衡能力分析、单次跌倒风险因素分析、多次跌倒风险因素分析及跌倒伤害风险因素分析,以促进跌倒预防评估体系建设,为制订有效的跌倒预防信息化管理策略提供参考,从而减少跌倒事件的发生。

关键词: 跌倒; 机器学习; 风险评估; 可穿戴设备; 步态特征; 电子健康记录; 信息化管理; 综述文献

中图分类号: R471 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2022.21.110

跌倒作为医疗机构中常见的不良事件,是导致患者经济负担增加和死亡的重要原因之一^[1]。全球每年3 730万跌倒人群需要医疗照护,68.4万人死于跌倒^[2]。如何实现跌倒的预防管理成为临床工作中的重要研究方向。跌倒风险评估作为具有高级循证级别的预防措施,对于降低跌倒发生率和跌倒伤害程度有着重要意义。研究表明,运用跌倒风险评估工具筛查跌倒高风险人群,早期识别跌倒风险因素并实施相应的护理干预,可有效降低住院患者跌倒发生率^[3]。目前跌倒风险评估以量表测量和运动功能测试为主,存在评估结果不一致和需专业人员操作、设备昂贵等问题^[4]。跌倒风险评估研究进行数据分析时,多采用logistic回归或Cox回归,存在计算效率低、无法处理高维数据等局限性^[5]。机器学习(Machine Learning, ML)源于人工智能和统计学,在处理高维度数据和大数据等方面具备良好数据处理和前瞻性预测能力,可自动识别跌倒相关数据中多维度变量的潜在关系并构建模型,具备纳入变量客观、模型精准、效率高、契合临床等优势,越来越多地被应用于分析跌倒风险因素,从而实现跌倒高危人群的信息化预防管理^[6]。本研究将从机器学习概念、信息采集方法、在跌倒风险因素分析中的应用三个方面进行综述,为制订有效的跌倒预防信息化管理策略提供参考。

1 机器学习的概念

机器学习是基于训练数据驱动的算法,让计算机模拟人的思维方式主动学习,自动构建模型来处理一些复杂关系^[7]。模型构建主要由训练数据信息采集、预处理、特征向量提取、机器学习分类、性能评估模块组成。在跌倒风险评估研究中,常见机器学习算法主要包括支持向量机(Support Vector Machine,

SVM)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、决策树、随机森林(Random Forest, RF)、朴素贝叶斯、深度学习、集成学习等,可用于识别人体动作图像特征,分析跌倒高风险群体运动数据特征,挖掘电子病历内跌倒相关数据等,以进行跌倒风险评估的单因素分析和多因素分析,实现筛选跌倒高风险人群和识别特定群体或个体跌倒风险因素的目的,为制订跌倒预防管理策略提供理论依据。

2 机器学习信息采集方法

2.1 基于图像采集数据 通过摄像机获取个体骨骼关节在周围的3D空间中的运动方向,以采集人体姿态、步态数据等运动信息,实现患者跌倒风险评估。Alazrai等^[8]通过深度相机捕捉老年人行走、静坐、从坐姿转为跌倒和从站姿转为跌倒时20个骨骼关节的3D位置,采用机器学习分析活动姿态,可提前识别跌倒高风险患者。此方法不影响正常活动,但受光线、遮挡物影响,监控范围仅覆盖摄像头安装区域,且造价昂贵,涉及隐私问题,适用于家庭、实验室等场所。

2.2 基于可穿戴式传感器采集数据 通过穿戴在用户身体各部位的加速度计、陀螺仪、磁力计、手机、惯性测量单元等设备来测量人体日常活动或运动功能测试时任意肢体部位的加速度、步态特征及平衡能力等物理属性,捕捉与跌倒风险相关的生物力学指标,以此提供判断跌倒风险的客观指标^[9]。Lockhart等^[10]通过穿戴在社区老年人胸骨上的惯性测量单元收集其10 m步行测试中的步态可变性、复杂性和平稳性指标,运用机器学习分析这类步态特征以建立模型,通过客观方式量化个体年龄相关性感知和肌肉神经系统的退化,实现采用可移动工具快速识别社区老年人跌倒风险的目的。虽传感器使用寿命有限,并对日常活动产生了一定阻碍,但此方法具有判断精准、保护隐私、检测范围广且能够长期监测的特点,适用于任何场所。

2.3 基于电子健康记录采集数据 电子健康记录被公认为疾病管理和疾病风险预测的良好数据来源,具有数据来源多样、易于获取的优点。机器学习具备同

作者单位:1. 华中科技大学同济医学院附属同济医院护理部(湖北 武汉, 430030); 2. 华中科技大学同济医学院护理学院

黄子菁:女,硕士在读,学生

通信作者:王颖, 752460170@qq.com

科研项目:2020年护理管理科研基金立项项目(CNM-2020-03); 华中科技大学自主创新研究基金项目(2018KFYYXJJ016)

收稿:2022-04-13; 修回:2022-06-22

时分析数千个临床参数以及高效降维能力,应用自然语言处理技术和机器学习可以实现电子健康记录数据挖掘,从自由文本性质的电子记录中高效准确识别出跌倒相关信息^[11]。将机器学习部署在卫生医疗系统时,可自动整合电子健康记录中包含的跌倒史、疾病诊断、生命体征、护理干预、药物使用、实验室检验结果等跌倒影响因素,以实现跌倒风险多因素分析,最终达到提高数据分析效率,实现电子医疗系统早期风险预警和识别大规模的某一特定疾病或特定场所内人群跌倒风险因素的目的。Ye 等^[12]收集来自美国缅因州 35 所医院和 34 所联邦政府认可的医疗中心的 265 225 例老年患者电子健康记录中的人口学特征、疾病诊断、药物处方以及实验室指标等临床信息,使用机器学习分析数据,开发的跌倒预测模型可用于预测患者未来一年跌倒风险,并发现该群体跌倒风险因素为认知障碍、步态和平衡异常、帕金森病、跌倒史和骨质疏松症。

3 机器学习在跌倒风险因素分析中的应用

3.1 跌倒风险评估单因素分析

3.1.1 跌倒史分析 跌倒史是评估跌倒风险的重要指标之一,有跌倒史患者发生跌倒的概率是无跌倒史患者的 4.64 倍^[13]。研究表明,仅 51% 患者会自行报告跌倒史^[14]。故利用机器学习识别患者是否存在跌倒史对于评估跌倒风险具有重要意义。据文献报道,发生过跌倒和未发生过跌倒的多发性硬化症患者在躯干加速度和下肢关节活动范围上存在差异^[15]。Meyer 等^[16]利用这两类人群的差异特点,通过穿戴在胸部和大腿的可穿戴式传感器,收集 37 例多发性硬化症患者 1 min 步行测试时的加速度数据,应用深度学习分析数据识别患者 6 个月内是否存在跌倒史,从而识别具有较高跌倒风险的患者,准确率达 86%。Topaz 等^[17]提取美国一家大型家庭护理机构内 89 459 例患者的 1 149 586 条家庭护理访问记录,开发基于随机森林的临床文本挖掘模型,用于挖掘临床病历中与跌倒史、跌倒预防干预和跌倒风险相关的信息,识别出可代表跌倒史的 83 种表达,包括错误拼写和同义词,模型整体效果良好。机器学习可通过可穿戴设备和电子健康记录两种方法采集信息,前者可识别患者近期末主动报告的跌倒史,后者识别患者主动报告后记录在电子健康记录内的跌倒史,这对减少漏报、误报,以及医护人员结合患者跌倒史评估跌倒风险具有重要意义。在研究对象上,基于可穿戴设备识别跌倒史的研究存在样本量较少的问题,尚需开展大样本试验。

3.1.2 步态分析 步态指步行时的行为特征。步态异常与跌倒发生密切相关,是预测跌倒的重要指标^[18]。步态分析作为一种科学、客观的步态参数测量方法,对于评估跌倒风险具有重要意义^[19]。目前研究以可穿戴式步态分析系统为主,通过可穿戴设备

客观测量步态数据,利用机器学习分析人体步态特征以达到评估跌倒风险的目的。Martinez 等^[20]利用智能手机收集 657 名老年人的步行速度、步长等数据,运用深度学习进行数据分析,识别老年人群未来 6 个月的低或高跌倒风险准确率达 86.4%。并非所有步态异常都意味着高跌倒风险,对于存在病态步态的神经系统疾病患者,仅依靠步态分析不足以评估其跌倒风险。Tunca 等^[21]以 76 例存在病态步态的神经疾病患者为研究对象,在采用深度学习分析步态的基础上,将心律、直立性低血压、视力障碍、睡眠障碍、助行器使用、药物使用、焦虑等数据设为深度学习标签,评估神经疾病患者跌倒风险准确率达 92.1%。护理人员在评估患者跌倒风险时,除了依据主观评估量表,仍需重视客观步态参数的预测意义。步态分析对一般人群跌倒风险有很强的预测价值,可用于跌倒风险初筛,但对于存在病态步态的患者,应结合多因素进行分析。

3.1.3 平衡能力分析 较低的平衡能力意味着患者在运动或受到外力作用时无法维持稳定的姿态,极易造成跌倒的发生^[22]。在平衡能力分析方面,多采用仪器进行测量,但存在测量动作多、耗时长等问题。机器学习可用于简化仪器内部算法,提高工作效率。刘旭辉^[23]收集中老年人动态平衡数据,分别采用集成学习和深度学习对数据进行挖掘,构建出两种整体性能良好的动态平衡评估模型。通过测量双足闭眼站立和单足闭眼站立动作达到分析中老年人动态平衡能力的目的,分析准确率达 86.01%。模型算法存在测量动作少和时间短的优点,可用于平衡能力障碍患者的早期筛查和诊断治疗。除了仪器测量,分析平衡能力影响因素也是评估患者平衡能力的方式之一。张焕明等^[24]研究表明,运用人工神经网络对就诊老年患者平衡能力的影响因素进行权重分析并构建模型,实现患者平衡能力分析和患者跌倒风险评估,发现高跌倒风险患者的肩关节、颅脑后侧、脊柱等身体部位行动姿势异常。模型对初次跌倒老年人跌倒风险评估准确率达 80%,但对多次跌倒群体的预测效果较低。将机器学习用于平衡能力分析,可为中老年人跌倒风险评估提供技术支撑,帮助其纠正异常行动姿势,对于预防跌倒具有重要意义。

3.2 跌倒风险评估多因素分析

3.2.1 单次跌倒风险因素分析 研究表明,预防跌倒的首要步骤是有效识别跌倒风险因素,准确评估跌倒风险^[25]。目前风险因素研究多使用传统的回归分析,但在跌倒风险多因素间的非线性相互作用方面,机器学习优于回归分析^[26]。研究者聚焦于利用机器学习分析不同场所跌倒风险因素。对于居家养老人群,美国学者通过随机森林分析包含 59 006 名不同种族家庭医疗人群的大规模队列数据,识别并量化跌倒风险因素,对因素进行重要性排序,证实年龄、临床

诊断、日常习惯、生活环境和卫生依次是居家人群跌倒的风险因素^[27]。对于养老院人群,韩国学者收集60名养老院居民资料,采用机器学习识别与养老院跌倒相关的风险因素,发现个人因素(精神药物治疗、尿失禁、攻击行为和认知下降的居民比例)和组织因素(养老院的现居居民数量和最大居民容量)与养老院老年人跌倒相关^[28]。对于住院患者,有学者对比较决策树、贝叶斯网络、支持向量机和随机森林对医院电子病历数据库中108 940例住院患者资料数据挖掘,结果表明,随机森林预测跌倒效果最好,识别出的跌倒风险因素包括跌倒史、行走能力、抑郁、卒中、下肢肌力、自理能力降低和中枢神经系统药物^[29]。不同场所内群体的跌倒风险因素存在差异,运用机器学习分析跌倒风险因素,将为不同机构实施跌倒预防管理提供借鉴。

3.2.2 多次跌倒风险因素分析 21.4%跌倒损伤入院老年人会经历多次跌倒,即12个月内发生2次及以上的跌倒^[30]。跌倒次数越多,在日常活动时自我效能或自信也随之越低,跌倒发生的可能性越高^[31]。研究指出,多次跌倒与单次跌倒存在着不同的风险因素^[32]。应用机器学习对电子健康记录进行数据挖掘,可识别多次跌倒风险因素和易发生多次跌倒的个体。一项以305例帕金森病患者为研究对象的单中心横断面研究显示,集成学习可用于分析多次跌倒风险因素,从高到低依次是在拥挤的商场里穿行、踮脚、穿过停车场、疾病阶段和年龄,预测跌倒发生的准确性达81%^[33]。一项以3 289名社区老年人为研究对象的单中心横断面研究显示,人工神经网络分析助行器、跌倒恐惧、钙剂、女性、BMI<21、每日服用4种以上药物等15项临床特征,识别多次跌倒社区老年居民准确性为88.39%^[34]。多次跌倒的发生多与自身行为方式相关,采用机器学习识别出多次跌倒风险因素,有助于个体改善行为模式和提高自我效能,对机构提升运作效率和控制成本效益也至关重要。

3.3 跌倒伤害风险因素分析 医院内患者因跌倒出现不同程度物理损伤的概率为28.81%^[35]。识别造成跌倒伤害的危险因素,对医务人员采取干预措施改善跌倒结局有重要意义。利用机器学习对医疗类大数据进行数据挖掘,将跌倒后是否受伤设为预测变量,可识别出与之相关的风险因素。Womack等^[36]开发了中年退伍军人跌倒伤害风险预测模型,使用机器学习从275 940份放射学报告中识别致使患者入院治疗的跌倒事件,分析得出造成跌倒伤害的风险因素包括女性、一种以上并发症、服用5种以上药物、服用阿片类药物,以及血红蛋白、纤维蛋白原-4、肾小球滤过率、白蛋白和白细胞计数等实验室指标异常,模型整体效果较好。Lee等^[37]应用人工神经网络对护理不良事件上报系统内725例患者进行数据挖掘,以识别与住院患者跌倒伤害相关风险因素。结果表明,

抗精神病药、利尿剂、护理干预是跌倒是否受伤的风险因素,预测患者跌倒是否造成伤害的准确率为77%。将机器学习应用于分析造成跌倒伤害的风险因素,可为预防严重跌倒后果提供参考依据。

4 小结

机器学习可高效处理高维度数据和大数据,在跌倒风险评估方面具有重要意义。机器学习主要应用范围包括跌倒史分析、步态分析、平衡能力分析、单次跌倒风险因素分析、多次跌倒风险因素分析及跌倒伤害风险因素分析,为促进跌倒预防评估体系建设提供参考。目前,机器学习在国内跌倒风险评估的研究尚处于起步阶段。应加强各医疗机构信息交流,收集多中心数据样本。同时,可进行步态等单因素特征研究与电子健康记录内部多因素临床数据研究的关联分析,全方位评估个体跌倒风险。加深计算机领域与医疗领域合作,将机器学习与医疗系统相融合,实现多学科协同和临床患者跌倒预防信息化路径的优化管理。

参考文献:

- [1] 北京医院,国家老年医学中心,中国老年保健医学研究会老龄健康服务与标准化分会,等.居家(养护)老年人跌倒干预指南[J].中国老年保健医学,2018,16(3):32-34.
- [2] WHO. Falls[EB/OL]. [2022-02-10]. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/falls>.
- [3] 顾康莹,李翠慧,钱一平,等.精神科住院患者护理风险评估及干预方法的探讨[J].中华现代护理杂志,2016,22(12):1747-1750,1751.
- [4] 周晓美,冯璇.跌倒风险评估工具的研究进展[J].护理学杂志,2018,33(21):109-112.
- [5] Kang L, Chen X, Han P, et al. A screening tool using Five Risk Factors was developed for fall-risk prediction in Chinese community-dwelling elderly individuals[J]. Rejuvenation Res,2018,21(5):416-422.
- [6] Bayen E, Jacquemot J, Netscher G, et al. Reduction in fall rate in dementia managed care through video incident review: pilot study[J]. J Med Internet Res, 2017, 19(10):e339.
- [7] 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.
- [8] Alazrai R, Mowafi Y, Hamad E. A fall prediction methodology for elderly based on a depth camera[J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc,2015,2015:4990-4993.
- [9] 忽丽莎,王素贞,陈益强,等.基于可穿戴设备的跌倒检测算法综述[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(9):1717-1728.
- [10] Lockhart T E, Soangra R, Yoon H, et al. Prediction of fall risk among community-dwelling older adults using a wearable system[J]. Sci Rep,2021,11(1):20976.
- [11] 韦玉芳,施维,尚于娟,等.基于电子病历数据的临床表型提取及其应用进展[J].医学信息学杂志,2017,38(8):

- [12] Ye C, Li J, Hao S, et al. Identification of elders at higher risk for fall with statewide electronic health records and a machine learning algorithm[J]. *Int J Med Inform*, 2020,137:104105.
- [13] 沈鸣雁,王华芬,封秀琴,等. 住院跌倒患者的数据挖掘与跌倒防范对策分析[J]. *中华护理杂志*, 2017, 52(9): 1087-1091.
- [14] Matsuda P N, Shumway-Cook A, Bamer A M, et al. Falls in multiple sclerosis[J]. *PM R*, 2011, 3(7): 624-632.
- [15] Peebles A T, Bruetsch A P, Lynch S G, et al. Dynamic balance in persons with multiple sclerosis who have a falls history is altered compared to non-fallers and to healthy controls[J]. *J Biomech*, 2017, 63:158-163.
- [16] Meyer B M, Tulipani L J, Gurchiek R D, et al. Wearables and deep learning classify fall risk from gait in multiple sclerosis[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2021, 25(5):1824-1831.
- [17] Topaz M, Murga L, Gaddis K M, et al. Mining fall-related information in clinical notes: Comparison of rule-based and novel word embedding-based machine learning approaches[J]. *J Biomed Inform*, 2019, 90:103103.
- [18] 张慧鑫,张瑞丽,李玉芝,等. 双重任务训练对养老院老年人步态与平衡功能的影响[J]. *护理学杂志*, 2020, 35(2):94-98.
- [19] 王莉,于卫华,徐忠梅. 社区老年人双重任务行走步态特征与跌倒的关系研究[J]. *护理学杂志*, 2016, 31(15):76-79.
- [20] Martinez M, De Leon P L. Falls risk classification of older adults using deep neural networks and transfer learning[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(1): 144-150.
- [21] Tunca C, Salur G, Ersoy C. Deep learning for fall risk assessment with inertial sensors: utilizing domain knowledge in Spatio-Temporal gait parameters [J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2020, 24(7):1994-2005.
- [22] 王怡,白姣姣,王峥,等. 住院患者跌倒案例的特征分析与启示[J]. *护理学杂志*, 2018, 33(17):54-56.
- [23] 刘旭辉. 机器学习在运动平衡数据中的应用与优化[D]. 深圳:中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2020.
- [24] 张焕明,胡成雨,朱家明. 基于神经网络及特征运算的老年人平衡能力分析[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(4):1-8.
- [25] 李晓瑞,朱丽红,赵阳,等. 社区老年人跌倒风险筛查与评估的最佳证据总结[J]. *护理学杂志*, 2022, 37(4):92-94,105.
- [26] Paliwal Y, Slattum P W, Ratliff S M. Chronic health conditions as a risk factor for falls among the community-dwelling US older adults: a Zero-Inflated Regression Modeling Approach [J]. *Biomed Res Int*, 2017, 2017: 5146378.
- [27] Lo Y, Lynch S F, Urbanowicz R J, et al. Using machine learning on home health care assessments to predict fall risk[J]. *Stud Health Technol Inform*, 2019, 264: 684-688.
- [28] Lee S K, Ahn J, Shin J H, et al. Application of machine learning methods in nursing home research[J]. *Int J Environ Res Public Health*, 2020, 17(17):6234.
- [29] Liu C H, Hu Y H, Lin Y H. A machine learning-based fall risk assessment model for inpatients[J]. *Comput Inform Nurs*, 2021, 39(8):450-459.
- [30] 姜宜君,郑乔木,邹敏,等. 跌倒损伤入院老年人单次与多次跌倒特征及危险因素的比较研究[J]. *中国护理管理*, 2021, 21(6):861-865.
- [31] 苏丽娜,秦文哲,韩开益,等. 中国老年住院患者跌倒危险因素的 Meta 分析[J]. *中国卫生事业管理*, 2019, 36(1):72-75.
- [32] 高星,马英楠,李少翔,等. 北京市新街口地区老年人多次跌倒相关因素[J]. *中国老年学杂志*, 2018, 38(17): 4295-4299.
- [33] Panyakaew P, Pornputtpong N, Bhidayasiri R. Using machine learning-based analytics of daily activities to identify modifiable risk factors for falling in Parkinson's disease[J]. *Parkinsonism Relat Disord*, 2021, 82:77-83.
- [34] Kabeshova A, Launay C P, Gromov V A, et al. Artificial neural network and falls in community-dwellers: a new approach to identify the risk of recurrent falling? [J]. *J Am Med Dir Assoc*, 2015, 16(4):277-281.
- [35] 徐双燕,姚梅琪,黄鑫,等. 院内跌倒伤害预测模型构建及列线图开发[J]. *中国实用护理杂志*, 2021, 37(19): 1468-1472.
- [36] Womack J A, Murphy T E, Bathulapalli H, et al. Serious falls in middle-aged Veterans: development and validation of a Predictive Risk Model[J]. *J Am Geriatr Soc*, 2020, 68(12):2847-2854.
- [37] Lee T T, Liu C Y, Kuo Y H, et al. Application of data mining to the identification of critical factors in patient falls using a web-based reporting system[J]. *Int J Med Inform*, 2011, 80(2):141-150.