·医学工程·

基于机器学习的住院患者跌倒风险评估系统研究

卓志[1] 倪强[2] 欧朗[1*]

（1.四川大学华西第二医院医学装备保障部，成都610041；2.四川大学华西第二医院ICU护理单元，成都 610041）

【摘要】 目的 探讨基于机器学习模型在住院患者跌倒风险预测中的应用效果，比较不同算法模型的预测性能，并分析影响模型表现的关键因素。**方法** 本研究收集1065例住院患者的数据，数据包含基础临床特征（年龄、BMI、病史）、治疗相关变量（药物使用、护理措施）及环境因素（陪护情况、跌倒发生地点等）。跌倒风险水平被标注为二分类变量。数据预处理包括缺失值填充、特征标准化及类别变量编码。数据集按照8:2分为训练集和测试集，采用交叉验证训练模型，并计算模型的准确率、灵敏度、特异性及曲线下面积评估其性能。**结果** 在所有模型中，深度神经网络在跌倒风险预测中表现最佳，达到0.78的准确率、0.85的敏感性和0.71的特异性，均高于其他几种算法，其在高维数据中强大的特征提取能力，能够更有效地捕捉复杂的临床特征模式。**结论** 深度神经网络在住院患者跌倒风险预测中优于传统机器学习方法，尤其在高风险患者识别方面表现突出。合理选择特征变量、优化数据预处理方法有助于提升模型的预测能力。未来需要多中心大样本研究进一步验证模型的泛化能力，并探索其在不同临床场景下的实际应用价值。

【关键词】 跌倒；风险评估；机器学习；深度学习

【中图分类号】 TH772；R473 **【文献标识码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202502006

Research on a machine learning–based fall risk assessment system for inpatients

Zhuo Zhi[1], Ni Qiang[2], Ou Lang[1]*

(1. Department of Medical Equipment Support, West China Second Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China;

2. Department of ICU Nursing, West China Second Hospital, Sichuan University, Chengdu 610041, China)

【Abstract】 Fall risk assessment is of significant importance in the elderly population as falls constitute a primary cause of injuries and fatalities among the elderly. This paper comprehensively outlines the commonly used algorithms and classification features in fall risk assessment tools constructed using machine learning techniques. By comparing the performance of these models on real–world datasets, it delves into the strengths and weaknesses of various algorithms and their applicable scenarios. The article provides detailed insights into the data prepossessing steps and model construction processes commonly employed in each model, offering a comprehensive comparison. In conclusion, the paper summarizes the current shortcomings in research and anticipates potential directions for future developments in this field.

【Key words】 Falls; Risk assessment; Machine learning; Deep learning

根据联合国人口司《世界人口展望2022》报告，2023年全球65岁及以上人口已经达到约8.3亿人[1]。预计到2050年，老年人口比例将增长至16.0%[2]。2023年1月，中国疾病预防控制中心等7家机构联合发布《老年人防跌倒联合提示》，指出跌倒损伤已成为65岁及以上老年人因伤害致死的首要原因[3]。随着临床护理对高效跌倒风险评估工具的需求日益增长，护理学领域引入了跌倒风险评估工具（Falls Risk Assessment Tool，FRAT）概念[4]。通过风险评估并采取相应干预措施，可有效降低住院患者的跌倒风险。

随着互联网与科学技术的迅速发展，机器学习

基金项目：四川大学华西第二医院2024年党政管理研究项目

第一作者：卓志，男，硕士研究生，工程师，研究方向：医疗设备质控管理

通讯作者：欧朗，男，硕士研究生，工程师，研究方向：生物医学工程

凭借其强大的数据处理和挖掘能力，已广泛应用于医疗领域[5]，并逐渐渗透到老年跌倒防护领域的研究中。机器学习技术能够辅助预防和检测老年人跌倒[6]。本论文旨在对比现有FRAT的使用效果，分析几种常用机器学习方法及其参考因素的应用成效。通过对比不同机器学习方法在FRAT数据上的应用效果，梳理各算法的优缺点及适用范围，并探究参考因素对跌倒风险评估的影响，以确定关键影响因素。在此基础上，构建了一个综合考虑内在和外在跌倒风险因素的住院患者跌倒风险评估系统，为未来FRAT的开发提供参考，助力提高跌倒风险评估的准确性和跌倒预防干预措施的有效性。

1 资料和方法

1.1 跌倒风险评估工具和常用算法

目前，约翰霍普金斯大学的跌倒风险评估工具应用较为广泛。该工具主要通过评估患者的内在因素（如年龄、跌倒史、认知功能）和外在因素（如药物使用、护理设备）来判断跌倒风险[7]。然而，该工具的应用场景通常局限于临床护理环境。为此，部分研究人员基于其框架，开发出适用于其他环境的跌倒风险评估工具，以覆盖更广泛的患者群体[8]。

随着技术的发展，传统机器学习算法和深度学习中的神经网络等方法，已逐渐成为临床实践中的数据分析方法[9]。在跌倒风险预测领域，机器学习方法有助于构建更为精准的跌倒预测模型，不仅能提高护理工作效率，还能为患者提供更个性化、精准的护理服务。常用于FRAT的机器学习算法包括支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、随机森林（Random Forest，RF）和深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）等。本文将对这三种算法进行比较，分析其在跌倒风险预测中的应用效果，并探讨各自的优缺点。

1.2 研究方法

本研究基于四川大学华西第二医院2018—2022年某病房的住院患者数据，共纳入1065条记录。数据涵盖患者的基本信息（如年龄、性别、BMI、病史、血氧饱和度）、环境因素（如轮班、工作日、医院科室、陪护情况）、干预措施（如预防方案、药物使用）[10]。跌倒风险评估采用二分类方式，将跌倒风险水平标记为二元变量。数据预处理包括缺失值处理，连续变量采用中位数填补，分类变量采用众数填补；对年龄等连续变量进行归一化处理；对性别、轮班等分类变量进行独热编码；在LASSO回归中，筛选了系数绝对值小于0.01的特征，通过随机森林评估，移除了特征重要性得分低于设定阈值的变量。将数据集按8:2的比例随机划分为训练集（852条记录）和测试集（213条记录）。为了构建不同的模型，我们设计了三种特征子集：基础临床特征（年龄、BMI、病史）；基础特征+治疗相关变量（药物使用、护理措施）；全特征集。随后，使用三种分类效果较好的算法进行模型构建，并利用交叉验证和超参数优化进一步提升模型性能。

1.3 观察指标和统计学方法

利用统计分析方法对数据进行进一步探讨。χ^2检验用于分析分类变量与跌倒风险之间的相关性，t检验用于比较高风险组与低风险组在年龄等连续变量上的差异。多元Logistic回归分析则用于量化各个变量对跌倒风险的影响。研究结果表明，年龄（OR=1.32/年，95% CI：1.15~ 1.51）和BMI（OR=2.17，95% CI：1.43~3.29）是显著的风险因素。模型评估通过比较准确率、灵敏度、特异性等指标，分析不同算法的优劣，最终选择最适合的模型架构。我们统计了较现有FRAT选择不同特征和分类算法的评估效果，见表1。

2 结果

2.1 系统整体模型构建

基于已有的研究成果，本系统的总结并设计流程图如图1所示。数据包括患者的基本信息、病史、体征数据和环境因素，经过清洗、缺失值填补以及特征标准化处理，以确保数据的质量和一致性。通过相关性分析和特征重要性评估，筛选出与跌倒风险高度相关的关键特征。随后，使用三种分类效果较好的算法进行模型构建，并利用交叉验证和超参数优化进一步提升模型性能，最终选择最适合的模型架构。

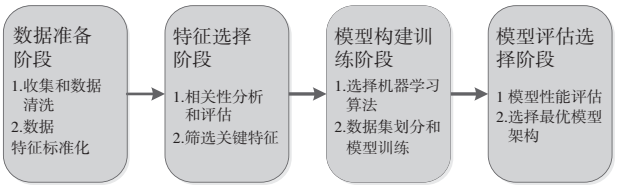


图1 跌倒风险评估工具系统的设计流程图

2.2 关键特征分析与评估结果

本研究对于普通住院患者选择特征输入模型得出的评估结果见表2。

表 1 现有跌倒风险评估工具的汇总

研究人员	年份	样本量	研究背景	方法	结果
Jahangiri 等[11]	2023	8462	开发用于预测急性卒中患者的跌倒风险机器学习模型	SVM	AUC=0.8；Sen=0.39；Spe=0.92
				RF	AUC=0.83；Sen=0.21；Spe=0.99
				XGBoost	AUC=0.85；Sen=0.33；Spe=0.97
Chu 等[12]	2022	1101	使用人工智能方法预测住院老年患者的跌倒风险	DNN	Acc=0.65，AUC=0.36，Sen=0.63，Spe=0.76
				RF	Acc=0.73，AUC=0.69，Sen=0.69，Spe=0.69
				XGBoost	Acc=0.73，AUC=0.57，Sen=0.91，Spe=0.26
Shim 等[13]	2022	1917	开发并验证一种可解释的跌倒预测模型	RF	AUC=0.8；Sen=0.54；Spe=0.9
				XGBoost	AUC=0.82；Sen=0.75；Spe=0.81
				ANN	AUC= 0.73；Sen= 0.75；Spe= 0.64
Liu 等[14]	2021	1089	构建用于不同住院护理阶段的住院患者跌倒预测模型	RF	Acc=0.63；AUC=0.71；Sen=0.69；Spe=0.63
Lindberg 等[15]	2020	814	开发住院患者跌倒风险预测模型，识别重要特征和机器学习方法的性能	RF	AUC=0.9，Sen=0.73；Spe=0.86
Hu 等[16]	2020	639	提出一种自动跌倒风险预测模型	XGBoost	Acc=0.72；AUC=0.7；Sen=0.65；Spe=0.75
Mateen 等[17]	2018	337	在神经外科中心病房构建基于机器学习的跌倒预测工具	RF	Sen=0.68；Spe=0.9
				SVM,	Sen=0.15；Spe=0.99
				avNNet	Sen=0.57；Spe=0.93
Yokota 等[18]	2018	678	根据患者前一天的状况预测住院患者跌倒	SVM	Sen=0.65；Spe=0.7

表 2 模型输出的三种算法的评估结果

模型	准确性	AUC	灵敏度	特异性
SVM	0.77	0.72	0.76	0.66
RF	0.68	0.67	0.68	0.69
DNN	0.78	0.82	0.85	0.71

DNN模型在准确性、灵敏度及AUC上均表现优于SVM与RF，尤其在高风险患者识别上，DNN具有显著优势。RF模型尽管在特异性上有所优势，但其对高风险患者的识别能力较弱。在进一步的统计分析中，我们发现年龄是影响最大的特征，老年患者群体在跌倒风险上的易感性较高。研究发现，高风险组中，年龄大于65岁的患者占比达到65%，显著高于低/中风险组的35%（P<0.01），进一步支持了年龄在跌倒风险预测中的重要作用。在进一步分析中，我们探讨了降低年龄和BMI两个特征的权重对分类效果的影响。结果表明，当我们在模型中降低这两个特征的权重时，分类性能显著下降。具体来说，DNN模型在没有这两个关键特征的情况下，准确率、灵敏度和AUC值均有所下降，在不考虑年龄和BMI特征的情况下，DNN的准确率从0.78下降至0.72，灵敏度从0.85降至0.76。对于BMI的分析，我们将患者按BMI值分为正常体重、超重和肥胖组。结果显示，肥胖组患者在高风险组中的比例较高，达到45%，明显高于正常体重组的30%和超重组的38%（P<0.05）。

通过ROC曲线见图2，可以看出DNN模型的表现最佳。其曲线平滑，数据点主要集中在坐标轴的左上部，表明该模型能够在不同阈值下较为准确地区分高低风险患者，具备较高的灵敏度。而RF模型的ROC曲线相对平坦，尽管在特异性方面表现较好，但灵敏度较低，导致其在高风险患者的识别能力上存在不足。SVM模型则表现出较高的AUC值，但其灵敏度相对较低，意味着其对高风险患者的识别能力较弱，未能充分捕捉到高风险群体的特征。

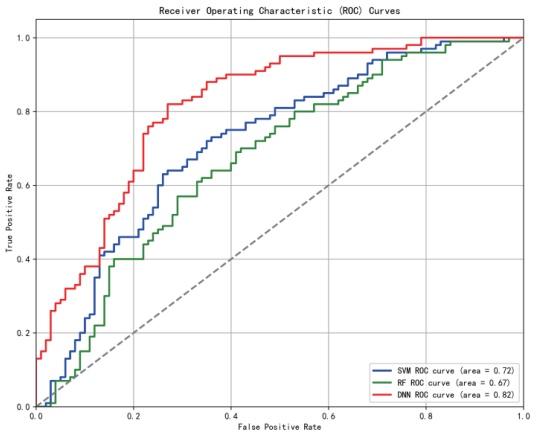


图 2 三种分类算法的ROC曲线图

3 讨论

在本研究中DNN模型在住院患者跌倒风险预测中表现出显著优势。这一结果与既往研究的结论一致。与其他研究相比，本研究的DNN模型在灵敏度方面更好，这一优势可能源于DNN模型在处理复杂数据时的独特优势，与其他研究相比本研究的数据集包括了更多的临床变量，如药物使用、环境因素等，DNN能够通过深层神经网络有效地捕捉这些复杂的非线性关系。在特征选择方面，本研究设计了三种特征子集：基础临床特征（如年龄、BMI、病史）、基础特征+治疗相关变量（如药物使用、护理措施）以及全特征集。通过对不同特征子集的比较，结果表明，包含更多临床变量和治疗相关信息的特征集（即基础特征+治疗相关变量）在提高模型灵敏度方面起到了关键作用。特别是DNN模型能够通过多层次特征学习，提取出包含药物使用、护理措施等复杂信息的深层次特征，从而显著提升了灵敏度，优于其他研究的结果。全特征集在提供更全面信息的同时，进一步增强了模型的预测能力。

然而与部分研究相比，模型在特异性方面存在一定差异，这可能与本研究的数据来源较为单一有关，限制了模型的泛化能力和适用范围。由于患者群体和环境因素较为特定，模型在其他临床场景中的应用效果可能存在偏差。不同研究在数据采集、处理流程以及特征选择等方面可能存在差异，这些差异也可能导致结果的不一致。

跌倒评估模型对临床实践具有重要意义，能够早期识别跌倒高风险患者，帮助医护人员在患者入院时及时采取针对性的预防措施，从而降低跌倒发生的风险。其次，基于模型的预测结果，可以为高风险患者制定个性化的跌倒预防方案，提升医护人员对跌倒风险的评估能力，优化临床决策和治疗方案。但本研究样本量较小且数据来源单一，这可能限制了模型的泛化能力；在特征选择可能存在一些重要变量未被纳入模型。未来需要先进行多中心、大样本的验证，以验证模型的稳定性和泛化能力；并进一步优化特征工程，结合更丰富的临床数据，提升模型的性能；最后是要开展前瞻性研究，评估预测模型在长期随访中的效果，并验证其在不同临床情境下的实际应用价值。

[参 考 文 献]

[1] Li L, Shan T, Zhang D, et al. Nowcasting and forecasting global aging and cancer burden: analysis of data from the GLOBOCAN and Global Burden of Disease Study [J]. Journal of the National Cancer Center, 2024, 4(3): 223–232.

[2] 康宁,于海军,陆晓敏,等.中国老年人跌倒发生率的Meta分析[J].中国循证医学杂志,2022,22(10):1142–1148.

[3] 范文琪,周航,刘晓夏,等.辅助机器人用于老年人跌倒预防的研究进展[J].护理学杂志, 2025, 40(3):25–29.

[4] Oliver D. Risk factors and risk assessment tools for falls in hospital in–patients: a systematic review. [J]. Age & Ageing, 2004, 33(2):122–130.

[5] Young AJ, Hare A, Subramanian M, et al. Using machine learning to make predictions in patients who fall – science direct [J]. J Surg Res, 2021, 257:118–127.

[6] Nandy S, Parsons S, Cryer C, et al. Development and preliminary examination of the predictive validity of the Falls Risk Assessment Tool (FRAT) for use in primary care [J]. J Pub Health, 2004, 26(2):138–143.

[7] Poe SS, Dawson PB, Cvach M, et al. The johns hopkins fall risk assessment tool [J]. J Nurs Care Qual, 2018, 33(1):10–19.

[8] Quigley PA. Evidence levels: Applied to select fall and fall injury prevention practices [J]. Rehabil Nurs, 2016, 41(1):5–15.

[9] Baek S, Piao J, Jin Y, et al. Validity of the Morse Fall Scale implemented in an electronic medical record system [J]. J Clin Nurs, 2014, 23(17–18):2434–2440

[10] Palumbo P, Klenk J, Cattelani L, et al. Predictive performance of a fall risk assessment tool for community–dwelling older people [J]. J. Am. Med. Dir. Assoc.2016, 17(12):1106–1113.

[11] Jahangiri S, Abdollahi M, Patil R, et al. An inpatient fall risk assessment tool: application of machine learning models on intrinsic and extrinsic risk factors [J]. Mach Lea AP, 2023,15:2663

[12] Chu WM, Kristiani E, Wang YC, et al. A model for predicting fall risks of hospitalized elderly in Taiwan–A machine learning approach based on both electronic health records and comprehensive geriatric assessment [J]. Front Med, 2022, 9:937216.

[13] Shim S, Yu JY, Jekal S, et al. Development and validation of interpretable machine learning models for inpatient fall events and electronic medical record integration [J]. Clin Exp Emerg Med, 2022, 9(4):345.

[14] Liu CH, Hu YH, Lin YH. A machine learning–based fall risk assessment model for inpatients [J]. Cin–Comput Inform Nu, 2021, 39(8):450–459.

[15] Lindberg DS, Prosperi M, Bjarnadottir RI, 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]. Int J Med Inform, 2020, 143:104272.

[16] Hu Y C, Weng HH, Kuo CY, et al. Prediction of fall events during admission using eXtreme gradient boosting: a comparative validation study [J]. Sci Rep, 2020, 10(1):16777.

[17] Mateen BA, 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]. Clin Rehabil, 2018, 32(10):1396–1405.

[18] Yokota S, Endo M, Ohe K. Establishing a classification system for high fall–risk among inpatients using support vector machines [J]. Cin–Comput Inform Nu, 2017, 35(8):408–416.