doi:10.11659/jjssx.04E025107

·骨科专栏·

骨质疏松性椎体压缩性骨折的风险因素分析及预测模型构建

李俊潮[1],王洪伟[2],韩康恩[1],邢 乐[2],胡 寅[1],顾洪闻[2],张智昊[2],于海龙[2] (1.大连医科大学研究生院,辽宁 大连 116044;2.北部战区总医院骨科,辽宁 沈阳 110016)

[摘 要] **目的** 应用机器学习技术开发骨质疏松性椎体压缩性骨折(OVCF)的风险预测模型,并阐释其决策机制,以促进OVCF的早期风险识别。**方法** 将2022年1月至2024年12月于北部战区总医院经腰椎MRI证实为OVCF的188例患者纳入病例组,同期未骨折的394例患者作为对照组。通过R语言整合数据,以7∶3的比例分配为训练队列(408例)与验证队列(174例),并筛选出关键预测因子,构建十种机器学习模型,结合SHAP对最优模型进行分析使模型预测可视化并分析模型决策逻辑。**结果** 通过单因素及多因素分析筛选出性别、外伤史、年龄、饮酒史及体质量指数(BMI)均为OVCF的预测因子。通过十种机器学习证明*Logistic*回归模型的受试者工作特征曲线下面积(*AUC*)值最高(*AUC*=0.851,95%*CI*:0.790~0.911),在风险阈值范围标准化净收益稳定,预测概率与实际概率一致性较高,*Logistic*回归模型为最优模型;基于SHAP构建的可视化分析显示,外伤史、性别、饮酒史、年龄及BMI是对模型预测贡献最大的关键特征。**结论** 基于机器学习模型可显著提升OVCF诊断效能,*Logistic*回归结合列线图工具有助于临床决策支持。

[关键词]骨质疏松性椎体压缩性骨折;机器学习;预测模型;动态列线图
[中图分类号]R683.2 [文献标志码]A [收稿日期]2025-04-21

Analysis of risk factors and construction of a prediction model for osteoporotic vertebral compression fracture

LI Jun-chao[1], WANG Hong-wei[2], HAN Kang-en[1], XING Le[2], HU Yin[1], GU Hong-wen[2], ZHANG Zhi-hao[2], YU Hai-long[2] (1. Graduate School, Dalian Medical University, Dalian Liaoning 116044, China; 2. Department of Orthopedics, General Hospital of Northern Theater Command, Shenyang Liaoning 110016, China)

Abstract: Objective To develop a risk prediction model for osteoporotic vertebral compression fracture (OVCF) using machine learning (ML) techniques and to interpret its decision-making mechanism, and thereby facilitating early risk identification of OVCF. **Methods** A total of 188 patients confirmed with OVCF via lumbar MRI at General Hospital of Northern Theater Command from January 2022 to December 2024 were enrolled as the case group, while 394 patients without fractures during the same period were included as the control group. Data were integrated using R language and randomly divided into training cohort (408 patients) and validation cohort (174 patients) at a ratio of 7:3. The key predictive factors were selected to construct ten machine learning models. The optimal model was analyzed in combination with SHAP to visualize model predictions, and interpret its decision-making logic. **Results** Univariate and multivariate analysis identified that gender, history of trauma, age, history of alcohol consumption, and body mass index (BMI) were the predictive factors for OVCF. Ten machine learning models demonstrated that the *Logistic* regression model achieved the highest value of *area under the receiver operating characteristic curve* (*AUC*) (*AUC*=0.851, 95%*CI*: 0.790 to 0.911), with stable standardized net benefits across the risk threshold range and high consistency between the predicted probabilities and actual probabilities. The *Logistic* regression model was identified as the optimal model. Additionally, SHAP-based visualization model revealed that the history of trauma, gender, history of alcohol consumption, age, and BMI were the key factors. **Conclusion** Machine learning-based models can significantly improve the diagnostic efficacy of OVCF, and *Logistic* regression combined with a nomogram tool is conducive to clinical decision support.

Keywords: osteoporotic vertebral compression fracture; machine learning; prediction model; dynamic nomogram

骨质疏松性椎体压缩性骨折(osteoporotic vertebral compression fracture,OVCF)作为骨质疏松症最具临床危害性的并发症,其病理特征表现为骨密度显著下降、骨小梁微结构退变及生物力学强度降低,致使椎体在低能量创伤甚至无明显外伤史的情况下即发生压缩性骨折[1]。全球流行病学数据显示,50岁以上人群椎体形态学骨折发生率为30%~50%,且发病率随年龄增长呈指数级上升趋势,女性发病风险约为男性的3倍[2-4]。OVCF是老年患者致残的主要原因之一,严重者可危及生命,同时给家庭与社会造成沉重负担[5]。

当前临床实践中,X射线片对椎体隐匿性骨折的敏感性较低;CT虽具备较高准确性,但存在辐射量大、检查耗时的问题[6];MRI作为新发骨折诊断的金标准,不仅费用昂贵,还受起搏器等植入物的禁忌限制,难

以在基层医院普及[7]。这些技术瓶颈使得OVCF的漏诊率居高不下,延误治疗会进一步增加坠积性肺炎、褥疮等卧床并发症及继发骨折的风险[7]。提高X射线对OVCF的诊断准确率能够实现早期干预并减少并发症,具有重要临床价值,故开展X射线高效预测方法的研究对本领域具有重要意义[8]。

机器学习是一套通过算法从数据中构建预测模型的技术体系[9]。传统诊断方法主要依赖临床医师对影像学特征的主观判读,且仅基于单一模态数据开展分析,效能有限;而机器学习拥有更优异的高维数据处理能力,可显著提高疾病早期识别的准确率[7,10-11]。为此,本研究针对上述临床实践短板提出了创新性解决方案,通过数据融合技术整合患者人口统计学特征,利用R语言进行单因素及多因素回归分析,筛选与OVCF诊断密切相关的关键预测因子,并基于十种机器学习算法构建预测模型,从而辅助临床医师高效识别高危患者,为制定个体化分级干预策略提供客观依据[12]。

1 资料与方法

1.1 临床资料

回顾性分析2022年1月至2024年12月于北部战区总医院行腰椎X射线检查的582例患者的临床资料,其中男239例,女343例,年龄(69.76±4.00)岁。将经腰椎MRI平扫诊断为OVCF的188例患者纳入病例组,同期未骨折的394例患者纳入对照组。将样本按7∶3比例分配为训练队列(408例)与验证队列(174例)。纳入标准:①经腰椎MRI平扫确诊为新发腰椎OVCF;②符合《原发性骨质疏松症诊疗指南(2022)》[13]诊断标准,表现为典型腰背部活动相关性疼痛及椎体高度丢失≥15%;③年龄≥60岁;④单一椎体节段受累。排除标准:①合并其他骨折;②脊柱手术史或多节段椎体骨折;③临床资料不完整。

1.2 方法

收集2组患者性别、年龄、体质量指数(body mass index,BMI)、居住地、重体力劳动史、吸烟史、饮酒史、病程、糖尿病史、高血压史、甲状腺疾病史、外伤史、钙磷代谢紊乱、糖皮质激素使用史等基线资料。

1.3 统计学方法

采用R 4.4.2进行统计分析,通过单因素分析及多因素*Logistic*回归分析筛选出显著变量,以$P<0.05$为差异具有统计学意义。对比*Logistic*回归、支持向量机、梯度提升机、神经网络、随机森林、XGBoost、K近邻、自适应提升、LightGBM和CatBoost等多种机器学习模型在预测患者是否患有OVCF中的准确性。通过受试者工作特征(*receiver operating characteristic*,*ROC*)曲线、校准曲线以及绘制决策曲线分析(*decision curve analysis*,*DCA*),从区分能力、校准能力和净获益等方面对各模型进行综合评估,选取综合性能最优的模型,引入SHapley Additive exPlanations(SHAP)框架计算各特征的SHAP值,以可视化展示特征对模型预测贡献的全局重要性及局部依赖关系。为了进一步提升模型的临床实用性和可解释性,将单因素分析中有统计学意义的变量纳入*Logistic*回归模型。此外,基于多因素*Logistic*回归分析结果构建动态列线图,通过将各独立危险因素的回归系数转化为分值,计算总分以直观预测OVCF的发生率。最后通过*Logistic*回归模型构建动态列线图来验证OVCF的预测因素。

2 结果

2.1 训练队列与验证队列患者基线资料比较

选取训练队列(n=408)进行模型构建与分析,根据是否确诊OVCF,将训练队列患者分为未骨折组(276例)和骨折组(132例)。单因素分析结果显示,2组患者吸烟史、糖尿病史、高血压史、甲状腺疾病史、重体力劳动史、钙磷代谢紊乱、糖皮质激素使用史、居住地、病程差异均无统计学意义($P>0.05$);2组患者性别、年龄、BMI、外伤史及饮酒史比较,差异具有统计学意义($P<0.05$),见表1。将单因素分析中有统计学意义的变量纳入多因素*Logistic*回归分析,结果显示:性别、年龄、BMI、饮酒史及外伤史均为OVCF的独立影响因素($P<0.05$),见表2。

2.2 多种机器学习模型在诊断OVCF中的性能评估

本研究在验证队列中,通过*ROC*曲线、校准曲线及*DCA*综合评估了十种机器学习模型的预测性能。*ROC*曲线分析结果显示,十种模型均具备一定诊断价值,其中*Logistic*回归模型的区分能力最优,其曲线下面积(*area under the curve*,*AUC*)达0.851(95%*CI*:0.790~0.911);CatBoost模型(*AUC*=0.850)与梯度提升机(*AUC*=0.831)次之,而神经网络(*AUC*=0.781)与随机森林(*AUC*=0.785)的预测性能相对较弱(图1a),表明*Logistic*回归模型具备最高的分类准确性,能最有效识别出OVCF高危患者。校准曲线结果显示,*Logistic*回归模型的校准曲线紧密围绕对角线波动,表明该模型对OVCF风险的预测概率与患者实际患病概率高度一致,未出现明显的风险高估或低估(图1b)。*DCA*结果显示,在20%~80%的风险阈值范围内,*Logistic*回归模型的标准化净收益表现较好,且在多数

表1　骨折组与未骨折组患者的基线资料比较

项目		未骨折组（n=276）	骨折组（n=132）	单因素分析	
				OR(95%*CI*)	*P*
性别[例(%)]	女	136(49. 28)	79(59. 85)	0. 65(0. 43~0. 99)	0. 046
	男	140(50. 72)	53(40. 15)		
吸烟史[例(%)]	否	199(72. 10)	89(67. 42)	1. 25(0. 80~1. 96)	0. 332
	是	77(27. 90)	43(32. 58)		
饮酒史[例(%)]	否	190(68. 84)	77(58. 33)	1. 58(1. 03~2. 43)	0. 037
	是	86(31. 16)	55(41. 67)		
糖尿病史[例(%)]	否	217(78. 62)	103(78. 03)	1. 04(0. 63~1. 71)	0. 892
	是	59(21. 38)	29(21. 97)		
高血压史[例(%)]	否	166(60. 14)	71(53. 79)	1. 30(0. 85~1. 97)	0. 224
	是	110(39. 86)	61(46. 21)		
甲状腺疾病史[例(%)]	否	234(84. 78)	115(87. 12)	0. 82(0. 45~1. 51)	0. 530
	是	42 (15. 22)	17(12. 88)		
外伤史[例(%)]	否	199(72. 10)	65(49. 24)	2. 66(1. 73~4. 10)	0. 001
	是	77 (27. 90)	67 (50. 76)		
重体力劳动史[例(%)]	否	260(94. 20)	122(92. 42)	1. 33(0. 59~3. 02)	0. 493
	是	16(5. 80)	10(7. 58)		
居住地[例(%)]	城镇	47 (17. 03)	22 (16. 67)	1. 03(0. 5~1. 79)	0. 927
	乡村	229 (82. 97)	110(83. 33)		
钙磷代谢紊乱[例(%)]	否	251(90. 94)	119(90. 15)	1. 10(0. 54~2. 22)	0. 797
	是	25(9. 06)	13(9. 85)		
糖皮质激素使用史[例(%)]	否	257(93. 12)	124(93. 94)	0. 87(0. 37~2. 05)	0. 754
	是	19(6. 88)	8(6. 06)		
年龄(岁)		66. 79±2. 76	67. 53±3. 63	1. 09(1. 01~1. 17)	0. 023
BMI(kg/m^2)		24. 43±2. 70	23. 51±2. 79	0. 88(0. 82~0. 96)	0. 002
病程(d)		7. 88 ± 9. 26	8. 39±2. 87	1. 01(1. 00~1. 01)	0. 271

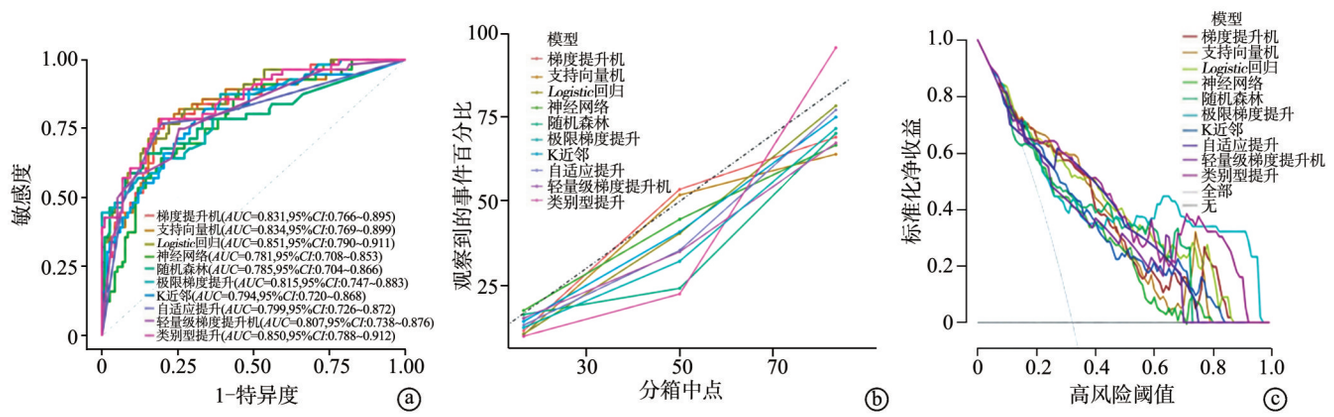
表2　OVCF的多因素*Logistic*回归分析

项目	*OR*(95%*CI*)	*P*
性别	0. 61(0. 38~0. 95)	0. 031
饮酒史	1. 75(1. 10~2. 79)	0. 019
外伤史	2. 62 (1. 68~4. 09)	<0. 001
年龄	1. 09 (1. 01~1. 17)	0. 027
BMI	0. 90 (0. 83~0. 97)	0. 008

阈值下高于其他机器学习模型(图1c),提示该模型在临床实践中具有较好的应用价值,能帮助医生权衡利弊后做出更优的医疗决策。

2. 3　基于SHAP值对*Logistic*回归模型的多维度分析

基于所有样本SHAP平均绝对值的全局特征重要性排序显示:外伤史是影响OVCF诊断*Logistic*回归模型预测最重要的特征,其次为BMI、年龄,而性别、饮酒史对*Logistic*回归模型的总体预测贡献相对较小(图2a)。根据SHAP值的平均绝对值对特征重要性进行排序,结果显示:有外伤史、年龄较大及BMI较低均会增加OVCF患病风险(图2b)。随机选取1名患者为例进行可视化展示,结果显示:尽管该患者的年龄和饮酒史均呈现正向SHAP值,提升了预测概率;但其无外伤史特征,具有显著负向SHAP值,大幅抵消了上述风险因素的影响;最终*Logistic*回归模型综合各特征判定,该患者的OVCF预测概率为0. 222(图2c)。这一过程直观呈现了*Logistic*回归模型对不同特征的权衡逻辑,体现了个体化精准预测的实现过程。



a:*ROC*曲线;b:校准曲线;c:*DCA*

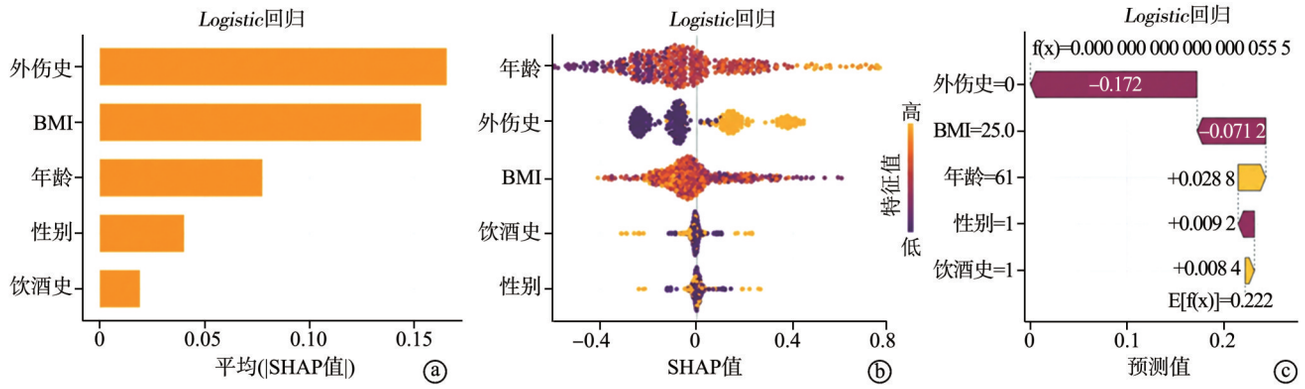
图1　机器学习模型诊断OVCF的性能评估

2. 4　OVCF风险预测动态列线图

基于多因素*Logistic*回归分析筛选出的5个独立预测因子(性别、饮酒史、外伤史、年龄及BMI),构建了预测老年患者发生OVCF风险的动态列线图模型(图3)。结果显示,年龄与风险评分呈正相关,即高龄患者会增加OVCF发生率;BMI与风险评分呈负相关,即BMI越小,OVCF发生的风险值越高;外伤史对应的线段跨度最大,表明其对总分的影响权重最大,有外伤史将显著增加患者的风险评分;性别与饮酒史的线段相对较短,提示其在模型中的权重贡献相对较小。通过将上述5个变量的具体分值相加获得总分,并在底部总分轴上进行垂直投影,即可直观地读取该患者发生OVCF的预测概率。

3　讨论

随着全球老龄化进程加快,OVCF的发病率呈逐



a:基于SHAP绘制全局特征重要性分析图;b:基于SHAP绘制散点图;c:基于SHAP绘制个体化预测分析图

图2 基于SHAP值对*Logistic*回归模型的多维度分析

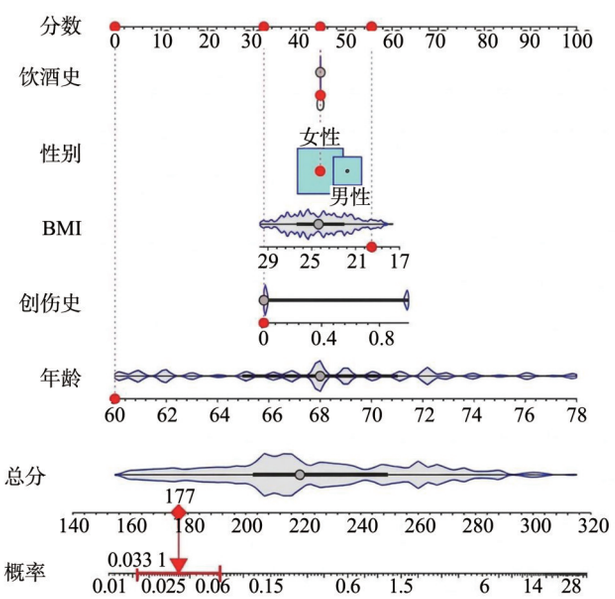


图3 动态列线图

年上升的趋势,早期诊断与干预可显著提升患者的生活质量[14]。本研究通过整合OVCF及同期未骨折患者的人口统计学特征,进行单因素及多因素回归分析,构建基于*Logistic*回归模型的辅助诊断模型,旨在提升OVCF诊断效率,为医疗资源受限地区提供可行方案,同时探讨其临床应用潜力与局限[15]。

本研究结果显示,女性、年龄增长、有外伤史及BMI较低及饮酒是OVCF的显著影响因素。年龄作为连续变量在多因素分析中与OVCF的预测最具有关联性,随着年龄的增长,骨量会逐年降低,骨质的微观结构也会发生退变,因此对于高龄患者可以进行预防性抗骨质疏松治疗以减少OVCF的发生[16]。同时,高龄女性患OVCF的风险较高,可能与女性绝经后卵巢功能衰退,雌激素水平急剧下降,破骨细胞活性增强,骨吸收加速,导致骨量快速丢失有关[17]。BMI较低与骨折风险具有较高的相关性,较高的BMI可能通过机械负荷促进骨形成,同时脂肪组织可分泌雌激素,对骨骼发挥保护作用;而BMI较低者常伴肌肉减少、骨代谢失衡,且因缺乏足够的肌肉对骨骼进行缓冲和保护,进一步增加骨折风险。临床中应对此类人群进行营养评估并及时干预,必要时指导其进行适当锻炼[18]。有外伤史的患者更易发生OVCF,外力作用于骨骼,对骨骼的表面结构造成破坏,可能诱发骨折。饮酒可能增加骨折发生的风险,其可通过抑制成骨细胞活性、干扰钙吸收及增加跌倒风险,间接促进骨质疏松和骨折[17]。本研究用十种机器学习模型预测OVCF的准确性,结果显示,*Logistic*回归模型在*ROC*曲线分析中具有出色的区分能力,显著优于其余九种机器学习模型。校准曲线显示,逻辑预测概率与实际概率一致性较高。*DCA*结果显示,*Logistic*回归模型在20%~80%的风险阈值范围内的标准化净收益稳定,表明该模型能有效辅助医生权衡误诊与漏诊风险。本研究通过*Logistic*回归模型及SHAP可视化分析,阐明了OVCF核心驱动因素及其非线性效应如何动态影响疾病发生,并据此构建了动态列线图以优化临床预测。

Wu等[19]整合了53项相关研究并分析了86个预测模型和41个验证集,探讨了不同机器学习方法的预测性能及其临床应用潜力,证实机器学习对于OVCF风险预测效能良好。Uragami等[20]纳入了1 395例髋部骨折患者和1 075例未骨折患者,使用XGBoost机器学习算法分析40个潜在风险因素,并通过SHAP值评估各因素的重要性,取得了良好的预测结果(*AUC*=0.85)。因此,机器学习对于临床诊断具有重要的价值[21]。

本研究开发的辅助诊断模型展现出良好的临床应用潜力,其诊断效能显著提升了对OVCF的诊断预测能力[22],不仅提高了检出率,还降低了漏诊风险,尤其为无法接受MRI检查的患者提供了有效的替代方案[23]。然而,本研究也存在一定局限性:其一,研究采用回顾性设计,在数据采集过程中可能存在主观选择

偏倚,还可能遗漏一些重要的变量因素[24];其二,病例来源局限于单一中心,且模型未进行外部验证,这可能影响结果的普适性[25];其三,训练与验证样本量相对有限,模型可能存在过拟合风险,需进一步扩大队列以验证模型的泛化性,还需扩大数据规模来优化模型的稳定性[26]。尽管存在上述不足,本研究仍创新性地将人口统计学特征与机器学习技术相结合,实现了OVCF的早期智能辅助诊断,为临床实践提供了基于X射线的OVCF预测思路[10]。未来计划联合多中心资源构建标准化数据库,通过跨地域、多设备的数据整合提升模型的泛化能力与预测精度,进而推动机器学习技术在OVCF诊断中的规范化应用。

[参考文献]

[1] Biver E,Ferrari S. Ostéoporose[J]. Rev Med Suisse,2020,16(676-7):7880.

[2] Cao Y, Dong B, Li Y, et al. Association of type 2 diabetes with osteoporosis and fracture risk: a systematic review and metaanalysis [J]. Medicine (Baltimore), 2025, 104(6): e41444. doi: 10.1097/MD.0000000000041444.

[3] Clynes MA, Harvey NC, Curtis EM, et al. The epidemiology of osteoporosis[J]. Br Med Bull, 2020, 133(1): 105-117. doi: 10.1093/bmb/ldaa005.

[4] Mccloskey E, Tan ATH, Schini M. Update on fracture risk assessment in osteoporosis [J]. Curr Opin Endocrinol Diabetes Obes, 2024, 31(4): 141-148. doi: 10.1097/MED.0000000000000871.

[5] DE Mattia G, Maffi M, Mazzantini M. Anabolic treatment for osteoporosis and fragility fracture risk: one year in review 2024 [J]. Clin Exp Rheumatol, 2024, 42(7): 1311-1316. doi: 10.55563/clinexprheumatol/7f52vl.

[6] Bae WC. Advances and shortfalls in MRI evaluation of osteoporosis [J]. Radiology, 2023, 307(2): e223144. doi: 10.1148/radiol.223144.

[7] Arfat Y, Mittone G, Esposito R, et al. Machine learning for cardiology [J]. Minerva Cardiol Angiol, 2022, 70(1): 75-91. doi: 10.23736/S2724-5683.21.05709-4.

[8] Alabi RO, Mäkitie AA, Pirinen M, et al. Comparison of nomogram with machine learning techniques for prediction of overall survival in patients with tongue cancer[J]. Int J Med Inform, 2021, 145: 104313. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2020.104313.

[9] Greener JG, Kandathil SM, Moffat L, et al. A guide to machine learning for biologists[J]. Nat Rev Mol Cell Biol, 2022, 23(1): 40-55. doi: 10.1038/s41580-021-00407-0.

[10] Lee YW, Choi JW, Shin EH. Machine learning model for predicting malaria using clinical informati on[J]. Comput Biol Med, 2021, 129: 104151. doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.104151.

[11] Silva GFS, Fagundes TP, Teixeira BC, et al. Machine Learning for hypertension prediction: a systematic review [J]. Curr Hypertens Rep, 2022, 24(11): 52333. doi: 10.1007/s11906022012126.

[12] Lo Vercio L, Amador K, Bannister JJ, et al. Supervised machine learning tools: a tutorial for clinicians[J]. J Neural Eng, 2020, 17(6). doi: 10.1088/1741-2552/abbff2.

[13] 中华医学会骨质疏松和骨矿盐疾病分会. 原发性骨质疏松症诊疗指南(2022)[J]. 中国全科医学, 2023, 26(14): 1671-1691. doi: 10.12114/j.issn.1007-9572.2023.0121.

[14] 蒙永晖. 骨质疏松性脊柱骨折的研究进展[J]. 国际医药卫生导报, 2022, 28(9): 1330-1333. doi: 10.3760/cma.j.issn.1007-1245.2022.09.035.

[15] 龙玲美, 刘伟旺, 伍 媛. 骨质疏松及骨折风险危险因素和评估工具的应用[J]. 国际医药卫生导报, 2023, 29(16): 2230-2234. doi: 10.3760/cma.j.issn.1007-1245.2023.16.003.

[16] 林 华, 包丽华. 骨质疏松性骨折的骨损害[J]. 中华医学杂志, 2022, 102(13): 903-907. doi: 10.3760/cma.j.cn112137-20211214-02790.

[17] Barron RL, Oster G, Grauer A, et al. Determinants of imminent fracture risk in postmenopausal women with osteoporosis [J]. Osteoporos Int, 2020, 31(11): 2103-2111. doi: 10.1007/s00198-020-05294-3.

[18] Tarantino U, Baldi J, Scimeca M, et al. The role of sarcopenia with and without fracture [J]. Injury, 2016, 47(Suppl 4): S3-S10. doi: 10.1016/j.injury.2016.07.057.

[19] Wu Y, Chao J, Bao M, et al. Predictive value of machine learning on fracture risk in osteoporosis: a systematic review and metaanalysis [J]. BMJ Open, 2023, 13(12): e071430. doi: 10.1136/bmjopen-2022-071430.

[20] Uragami M, Matsushita K, Shibata Y, et al. A machine learningbased scoring system and ten factors associated with hip fracture occurrence in the elderly [J]. Bone, 2023, 176: 116865. doi: 10.1016/j.bone.2023.116865.

[21] Dritsas E, Trigka M. Machine learning methods for hypercholesterolemia longterm risk prediction[J]. Sensors (Basel), 2022, 22(14): 5365. doi: 10.3390/s22145365.

[22] Nopour R. Comparison of machine learning models to predict complications of bariatric surgery: a systematic review [J]. Health Informatics J, 2024, 30(3): 14604582241285794. doi: 10.1177/14604582241285794.

[23] Uddin S, Ong S, Lu H. Machine learning in project analytics: a datadriven framework and case study [J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 15252. doi: 10.1038/s41598-022-19728-x.

[24] Lai PK, Fernando A, Cloutier TK, et al. Machinelearning feature selection for predicting high concentration therapeutic antibody aggregation [J]. J Pharm Sci, 2021, 110(4): 1583-1591. doi: 10.1016/j.xphs.2020.12.014.

[25] Zhu S, Lu H, Ptak M, et al. Lake waterlevel fluctuation forecasting using machine learning models: a systematic review[J]. Environ Sci Pollut Res Int, 2020, 27(36): 44807-44819. doi: 10.1007/s11356-020-10917-7.

[26] Sandhu S, Lin AL, Brajer N, et al. Integrating a machine learning system Into clinical workflows: qualitative study[J]. J Med Internet Res, 2020, 22(11): e22421. doi: 10.2196/22421.

(编辑:刘 艺)