doi:10.11659/jjssx.05E025046

·骨科专栏·

人工智能在骨质疏松筛查与风险预测中的应用进展

余 婧[1],游忠岚[2],陈宗涛[1] (1.陆军军医大学第一附属医院健康管理中心,重庆 400038;2.陆军军医大学第一附属医院感染科,重庆 400038)

[摘 要] 骨质疏松的早期筛查与骨折风险评估亟需高效、低成本方案。近年来,人工智能(AI)技术在医学领域的快速发展为骨质疏松症的早期筛查与诊断带来了新的机遇。本文综述了AI技术在骨质疏松早期筛查与诊断中的研究进展,系统介绍了机器学习、深度学习和计算机视觉等技术在骨密度分析、影像识别、风险预测和辅助决策等方面的应用;同时,探讨了当前研究中存在的数据质量、算法解释性、临床整合和伦理监管等主要挑战,并对未来发展方向进行了展望。AI技术有望提高骨质疏松症的筛查效率和诊断准确性,但其临床转化应用仍需多学科协作和进一步验证。

[关键词] 人工智能;骨质疏松;筛查;研究进展

[中图分类号] R681 [文献标志码] A [收稿日期] 2025-05-15

Advances in the application of artificial intelligence in osteoporosis screening and risk prediction

YU Jing[1], YOU Zhong-lan[2], CHEN Zong-tao[1] (1.Health Management Center, the First Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400038, China; 2.Department of Infectious Disease, the First Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400038, China)

Abstract: Early screening and fracture risk assessment for osteoporosis urgently require efficient and cost-effective schemes. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technology in the medical field has brought new opportunities for early screening

[基金项目] 重庆市自然科学基金(CSTB2022NSCQ-MSX0221)

[通信作者] 陈宗涛,E-mail: zongtaochen@126.com;游忠岚,E-mail:yzl@tmmu.edu.cn

[6] Yang J, Xiang M, Li Y, et al. The correlation between various shoulder anatomical indices on X-ray and subacromial impingement and morphology of rotator cuff tears[J]. Orthop Surg, 2023, 15(8): 1997-2006. doi: 10.1111/os.13610.

[7] Banas MP, Miller RJ, Totterman S. Relationship between the lateral acromion angle and rotator cuff disease[J]. J Shoulder Elbow Surg, 1995, 4(6): 454-461. doi: 10.1016/S1058-2746(05)80038-2.

[8] 禹铭杨,孟祥俊,苏 云,等. 肩峰形态变异的影像学研究及其临床意义[J]. 中华解剖与临床杂志, 2017, 22(5): 353-357. doi: 10.3760/cma.j.issn.2095-7041.2017.05.001.

[9] 王志平,张 妍,曾 峥. X线与MRI在肩峰下撞击综合征诊断中的应用价值比较[J]. 中国医师进修杂志, 2022, 45(5): 448-452. doi: 10.3760/cma.j.cn115455-20211108-01311.

[10] 韩增帅,张 益,丁 磊,等. 肩袖撕裂的相关危险因素分析及预测效能评估[J]. 中华创伤杂志, 2022, 38(3): 213-219. doi: 10.3760/cma.j.cn501098-20210817-00443.

[11] 倪亚博,田兆荣,杨建平,等. 磁共振成像影像指标与肩峰下撞击综合征的相关性研究[J]. 中国运动医学杂志, 2022, 41(7): 504-509. doi: 10.16038/j.1000-6710.2022.07.014.

[12] Çağlar C, Akçaalan S, Akkaya M, et al. Does morphology of the shoulder joint play a role in the etiology of rotator cuff tear?[J]. Curr Med Imaging, 2024, 20: e260423216209. doi: 10.2174/1573405620666230426141113.

[13] Caffard T, Ludwig M, Kappe T, et al. Acromial tilt, lateral acromial angle, and acromiohumeral interval as risk factors for full-thickness supraspinatus tendon ruptures[J]. Cureus, 2024, 16(11): 1-8. doi: 10.7759/cureus.73370.

[14] Balke M, Schmidt C, Dedy N, et al. Correlation of acromial morphology with impingement syndrome and rotator cuff tears[J]. Acta Orthopaedica, 2013, 84(2): 178-183. doi: 10.3109/17453674.2013.773413.

[15] Hanciau FA, da Silva MAM, Martins FS, et al. Association clinical radiographic of the acromion índex and the lateral acromion angle[J]. Rev Bras Ortop, 2015, 47(6): 730-735. doi: 10.1016/S2255-4971(15)30030-6.

[16] 苑 博,田 明,张绍龙,等. 肩关节解剖学因素与肩袖修补术后关节僵硬的相关性分析[J]. 中华骨科杂志, 2023, 43(24): 1655-1662. doi: 10.3760/cma.j.cn121113-20230527-00305.

[17] Zuckerman JD, Kummer FJ, Cuomo F, et al. The influence of coracoacromial arch anatomy on rotator cuff tears[J]. J Shoulder Elbow Surg, 1992, 1(1): 4-14. doi: 10.1016/S1058-2746(09)80010-4.

[18] Aoki M, Ishii S, Usui M, et al. The slope of the acromion and rotator cuff impingement[J]. Katakansetsu, 1986, 10(1): 168-171. doi: 10.11296/katakansetsu1977.10.2_168.

[19] Prietzel A, Languth T, Robin B, et al. Establishing normative values for acromion anatomy: a comprehensive MRI-based study in a healthy population of 996 participants[J]. Diagnostics, 2024, 14(1): 107. doi: 10.3390/diagnostics14010107.

[20] Vähäkari M, Leppilahti J, Hyvönen P, et al. Acromial shape in asymptomatic subjects: a study of 305 shoulders in different age groups[J]. Acta Radiologica, 2010, 51(2): 202-206. doi: 10.3109/02841850903476556.

(编辑:刘 艺)

and diagnosis of osteoporosis. This paper reviewed the research progress of AI technology in early screening and diagnosis of osteoporosis, and systematically introduced the applications of machine learning, deep learning, and computer vision in bone mineral density analysis, image recognition, risk prediction, and clinical decision support. Meanwhile, this paper discussed the major existing challenges in current research, including data quality, algorithm interpretability, clinical integration, and ethical regulation, and provided perspectives on future development directions. AI technology is expected to improve screening efficiency and diagnostic accuracy of osteoporosis; while its clinical translation and application still require multidisciplinary collaboration and further validation.

Keywords: artificial intelligence; osteoporosis; screening; research progress

骨质疏松症是一种以骨量减少、骨微结构破坏、骨脆性增加和易发生骨折为特征的全身性骨骼疾病[1]。全球人口老龄化进程的加速使得骨质疏松症的发病率呈现持续上升态势。统计数据表明,全球约有2亿人受到骨质疏松症困扰,其中约30%的绝经后妇女和约20%的65岁以上男性存在骨质疏松症[2]。传统的骨质疏松症筛查与诊断手段包括双能X射线吸收测量(dual energy X-ray absorptiometry,DXA)、定量CT以及超声骨密度仪等技术[3]。尽管这些技术在临床实践中发挥着重要作用,却面临着设备成本高昂、辐射暴露风险、诊断结果高度依赖医师经验等问题,这些局限性使其难以满足大规模骨质疏松早期筛查的需求。人工智能(artificial intelligence,AI)技术在医学领域的快速发展为骨质疏松早期筛查与诊断开辟了新路径。尤其是机器学习和深度学习技术,能够从海量复杂的医疗数据中自动挖掘特征、识别隐藏模式,在医学影像分析、疾病风险预测和辅助诊断等诸多方面展现出巨大潜力[4]。相较于传统诊断方法,AI技术凭借其高度自动化、快速分析能力和强大的适应性等优势[5-6],正逐步成为骨质疏松防治领域的重要方向。然而,AI技术在骨质疏松症领域的应用尚处于发展探索阶段。因此,系统梳理当前的研究进展、深入分析技术优势和存在的问题,对推动AI技术在骨质疏松症早期筛查和诊断中的临床转化具有重要的临床和学术价值。

1 AI在骨质疏松影像学诊断中的应用

1.1 基于DXA的骨密度评估

DXA影像分析是当前骨质疏松诊断的“金标准”,AI技术能够通过自动区域识别密度计算实现骨质疏松的诊断[7]。Hussain等[8]开发的深度学习模型能够自动对DXA图像中的特定区域进行识别,进而降低人为操作所产生的误差。Chen等[9]利用卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)对1 730例患者的DXA图像进行深度分析,成功构建了一种可直接从原始影像预测T值的智能算法,该算法的敏感度和特异度分别为97.2%和95.6%。近期研究表明,AI算法可以减少对大规模标记数据的依赖,更好地适应不同厂商设备和不同人群[10-11]。这为AI技术在基层医疗机构的推广应用创造了有利条件。

1.2 CT影像中的骨质疏松筛查

CT技术能够提供骨密度与骨微结构的三维信息,属于骨质疏松诊断的重要方式。AI技术在CT影像分析中主要应用于椎体分割、骨小梁分析和骨强度评估等方面[12]。Siemionow团队[13]开发的CNN算法能够自动从腰椎CT影像里分割椎体,其识别骨质疏松的准确度达98.96%,这为后续骨密度的自动化精确计算奠定了技术基础。Yasaka等[14]的深度学习模型能够从常规胸部CT中自动评估骨质疏松的状态,无需专门进行定量CT检查,有效降低了人工筛查成本。此外,AI技术能够从CT影像中提取与骨强度相关的微观特征,如骨小梁厚度、连接度和各向异性等,这些特征与骨折风险密切相关[15]。因此,借助AI技术对CT影像进行深度定量解析,不但极大地提高了骨质疏松相关参数的评估准确性,还为达到低成本早期精准诊断提供了有力支持。

1.3 MRI影像分析与骨质量评估

AI技术在MRI影像分析中的主要应用包括骨髓脂肪定量,骨小梁微结构评估以及骨质量预测等方面。冯鹏程等[16]学者使用深度学习网络分析腰椎MRI图像,达到了骨小梁结构的自动分割和定量分析的目的,为早期骨质疏松的诊断提供了新方法。严瀚等[17]的研究表明,基于MRI的AI分析可以准确诊断骨质疏松性椎体压缩骨折,其准确度(96.7%)显著高于传统测量(70.0%)。随着多模态学习技术的快速发展,结合T1、T2和质子密度等多序列MRI数据的AI模型展现出更高的骨质疏松诊断准确性[18]。这种AI分析方法可以更为全面地对骨骼状态进行评估,为精准的骨质疏松诊断提供了高效的工具。

1.4 普通X射线的低成本早期识别

普通X射线是最常见的骨骼成像方法之一,具有成本低和获取便捷的优势。AI技术在X射线片分析中主要应用于骨皮质厚度测量、骨小梁模式识别和椎体骨折检测等[19]。Ho等[20]开发的深度学习模型能够从手部X射线片中提取和骨质疏松相关的典型特征,其诊断准确率与DXA检查相近,这为基层筛查提供了有效可行的方案。Shen等[21]运用CNN对X射线片进行

自动分析,其对骨折诊断的准确度和特异度均高于90%。有研究表明,AI模型可借助弱监督学习与半监督学习技术,利用有限的标记数据展开训练,从而显著降低数据采集及标注成本[22]。这为X射线在骨质疏松大规模筛查中的临床应用提供了便捷的技术支持。

1.5 超声影像的AI辅助分析

定量超声检查具有无创、便携和无辐射的特点,适合社区筛查和随访监测。AI技术在超声影像分析中主要应用于声速测量、宽带超声衰减分析和骨质量评估等[23]。Yen等[24]利用支持向量机算法对跟骨定量超声参数进行建模分析,成功构建了一套高效的骨质疏松筛查模型。Chen等[25]采用的深度学习算法能够从原始超声射频信号里提取与骨微结构有关的特征,达到精准评估骨质量的目的。伴随着便携式超声设备以及智能手机的快速发展,基于AI的超声骨质疏松筛查方法正逐渐迈向基层与家庭,给骨质疏松防控提供了新的工具。

2 AI辅助骨质疏松风险预测模型

2.1 基于临床资料的风险预测模型

机器学习技术能够整合不同的临床数据,构建骨质疏松风险预测模型,以此达成对高危人群的早期识别。这类模型主要基于人口统计学特征、临床检验指标、既往病史和生活方式因素等。机器学习模型可自动识别变量间复杂非线性关系,并发现人工难以发现的风险模式[26]。有研究表明,借助贝叶斯优化和自动特征选择等技术,AI预测模型能够在保证高准确性的前提下,降低所需变量的数量,进而达到增强临床实用性的效果[27]。这为构建简洁高效的骨质疏松风险筛查工具提供了方法学的支持。

2.2 多模态数据融合的风险预测

多模态学习代表了AI在复杂疾病风险预测领域的前沿发展方向。针对骨质疏松症这一多因素影响的复杂疾病,多模态预测模型能够融合临床诊疗数据、影像学特征参数、生化代谢指标和遗传基因信息等多种数据[28]。Chen等[29]构建的多模态深度学习整合了DXA检查参数、患者临床特征和相关生化指标,在糖尿病合并骨质疏松患者的骨折风险预测中显示出了显著优于单一数据源模型的预测效能。多模态模型不仅能提高预测准确性,还能给予结果的可解释性,帮助临床医师了解骨质疏松患者的骨折风险[30]。随着注意力机制和图神经网络等技术的发展,AI模型在多模态数据融合方面的能力不断提高,能够更有效地捕捉不同数据类型间的相互关系。这为构建精准的个体化骨质疏松骨折风险评估系统创造了条件。

2.3 个体化风险分层与干预决策

AI技术在骨质疏松个体化管理中的主要应用包括风险分层、干预效果预测和治疗方案优化等。Khanna等[31]开发了一种决策支持系统,该系统将机器学习和可解释AI技术应用于预测骨质疏松风险,其模型准确度高达89%。Lin等[32]使用机器学习模型预测骨质疏松药物的治疗效果,通过优化T值预测的特征组合,识别需要早期开始一级治疗或切换到二级治疗的患者,进而防止患者发生骨折。Fasihi等[33]不仅使用AI诊断骨质疏松,还根据风险因素建议个性化的运动方案作为非药物干预的一部分,这为制定个体化骨质疏松防治策略提供了科学依据。

3 AI在骨质疏松早期筛查中的应用

3.1 社区筛查系统

社区是骨质疏松早期筛查的关键场所,AI技术在社区筛查中能够为社区人员提供简便筛查工具、风险评估系统和健康管理平台[34]。AI辅助筛查系统可依据地区特性与人群特质进行自适应调整,这增强了筛查的针对性与有效性[35]。研究表明,结合边缘计算和轻量级深度学习的移动筛查系统,能够在普通的智能设备上运行复杂AI算法,无需依赖云端服务器[36]。这为构建低成本、广覆盖的社区骨质疏松筛查网络创造了有利条件。

3.2 移动健康应用

移动健康技术主要通过智能手机和可穿戴设备实现对健康数据的采集、分析和反馈。AI技术在骨质疏松移动健康应用中主要包括风险评估、生活方式监测和健康教育等。随着强化学习和个性化推荐技术的发展,智能健康应用可以根据用户行为和偏好自动调整干预策略,这能够显著提高用户依从性和干预效果[37]。这为骨质疏松的长期管理提供了新思路。

3.3 远程医疗平台

远程医疗借助信息技术突破了地域限制,达成医疗资源的广泛共享,AI技术用于骨质疏松远程医疗领域主要包括远程诊断、临床专家系统和随访管理等方面[38]。远程骨质疏松诊断系统将AI影像分析和专家协作平台相结合,让基层医院能够拥有和三级医院相当的诊断水平。AI辅助的远程医疗平台可以推动专科资源向下延伸,并提高基层骨质疏松的防治水平[39]。结合区块链技术和联邦学习的远程医疗平台,能够在保障数据隐私的前提下,达成多中心协作和模型优化,这为构建安全高效的骨质疏松远程医疗网络系统提供了技术支持。

4 关键挑战与对策

4.1 数据质量和数量问题

AI模型训练和验证的基础是高质量的大规模数据集,但在骨质疏松领域面临着数据稀缺、偏差及标准化不足等挑战[40]。首先,AI模型的训练受到了大规模标记数据获取困难的限制。在中国骨质疏松数据集中高质量标记样本往往欠缺,远远低于深度学习模型的理想需求。其次,数据分布不均衡也会影响模型性能。在当前的研究中,绝经后女性骨质疏松的数据占据着主导地位,而男性以及年轻人群的数据则相对稀少,进而导致模型在这些人群中的适用性受到了限制[41]。此外,不同机构和设备间的数据异质性也是重要挑战之一。解决这些问题需要构建多中心协作数据共享平台以及标准化数据采集流程,同时还需发展数据增强迁移学习以及小样本学习等技术。

4.2 算法泛化性问题

算法泛化性指的是AI模型于不同人群、设备和场景里维持稳定性的能力,这是临床应用的关键指标[42]。AI模型的算法泛化性受几方面影响:首先,种族和地域差异显著影响骨质疏松相关特征;其次,医疗机构之间的检查设备和协议差异会影响模型的效果;此外,真实世界数据的复杂性和噪声会影响模型的稳定性。提高算法泛化性需要发展领域适应、多任务学习和元学习等技术,并通过多中心验证和真实世界评估,进而验证AI模型的可靠性。

4.3 临床应用与实施障碍

AI技术在医疗应用中涉及数据隐私、安全风险和责任界定等伦理和监管问题[43]。首先,在医院信息系统与AI系统的整合过程中,技术方面面临着诸多挑战。其次,AI工具的使用可能会对现有工作流程造成干扰。另外,医护人员以及患者对AI技术的信任和接纳程度也是关键因素[44]。解决这些问题需强化临床医工协作、用户友好的界面设计以及医学AI教育,与此同时开发临床决策支持系统而非替代现有系统。

4.4 伦理和监管

AI技术在医疗健康领域的广泛应用引发了关于数据隐私保护、系统安全风险以及医疗责任界定等多方面的伦理和监管关切[45]。首先,患者医疗数据的安全性和隐私权保护至关重要。其次,AI系统可能存在安全漏洞和被攻击的风险。此外,AI辅助诊断中的责任界定同样面临法律挑战。应对这些挑战需要引入隐私保护计算、AI系统认证标准和医疗AI伦理规范,同时明确风险分级管理和责任分配机制。

5 结论

AI技术在骨质疏松症的早期筛查和诊断方面展现出了巨大潜力,尤其是在骨密度评估、影像学特征提取、风险预测和辅助决策等领域。通过个体化分析和多模态融合,AI能够整合临床信息、生化指标、影像参数和生活方式数据,构建出更为全面的风险评估模型,进而提升预测的准确性与可解释性。但当前仍面临临床数据稀缺、算法泛化性不足、临床整合困难和伦理监管滞后等挑战,这需要多学科协作和更完善的系统性解决方案。通过深入结合骨质疏松基础研究、开展大规模前瞻性试验,同时加强规范化与标准化建设,AI技术在骨质疏松防治中的潜力将得到充分释放,从而改善患者预后与生活质量,减轻医疗与社会负担。

[参考文献]

[1] Jin J. Screening for osteoporosis to prevent fractures[J]. JAMA, 2025, 333(6):547. doi:10.1001/jama.2024.27771.

[2] Kanis JA, Cooper C, Rizzoli R, et al. European guidance for the diagnosis and management of osteoporosis in postmenopausal women [J]. Osteoporos Int, 2019, 30(1): 3-44. doi: 10.1007/s00198-018-4704-5.

[3] Ensrud KE, Crandall CJ. Fracture risk assessment as a component of osteoporosis screening-easier said than done[J]. JAMA, 2025, 333(6): 468. doi:10.1001/jama.2024.27416.

[4] Jiang F, Jiang Y, Zhi H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future[J]. Stroke Vasc Neurol, 2017, 2(4): 230-243. doi: 10.1136/svn-2017-000101.

[5] Ueda D, Kakinuma T, Fujita S, et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations[J]. Jpn J Radiol, 2024, 42(1): 3-15. doi:10.1007/s11604-023-01474-3.

[6] 余前富,汪 晨. 人工智能在影像技术图像后处理应用研究现状[J]. 影像技术,2025,37(6):71-75.

[7] Muehlematter UJ, Mannil M, Becker AS, et al. Vertebral body insufficiency fractures: detection of vertebrae at risk on standard CT images using texture analysis and machine learning[J]. Eur Radiol, 2019, 29(5): 2207-2217. doi:10.1007/s00330-018-5846-8.

[8] Hussain D, Han S. Computer-aided osteoporosis detection from DXA imaging[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2019, 173: 87-107. doi:10.1016/j.cmpb.2019.03.011.

[9] Chen Y, Chan WP, Zhang H, et al. Automated osteoporosis classification and T-score prediction using hip radiographs via deep learning algorithm[J]. Ther Adv Musculoskelet Dis, 2024, 16: 1759720X241237872. doi:10.1177/1759720X241237872.

[10] Poonia RC, Al-Alshaikh HA. Ensemble approach of transfer learning and vision transformer leveraging explainable AI for disease diagnosis: an advancement towards smart healthcare 5.0[J]. Comput Biol Med, 2024, 179: 108874. doi:10.1016/j.compbiomed.2024.108874.

[11] 郭 华,李明毅,朱品泽,等. 基于AI算法的胸部X线影像肺部病变的早期筛查系统[J]. 影像科学与光化学,2025,43(4):134-144. doi:10.7517/issn.1674-0475.2025.04.20.

[12] Valentinitsch A, Trebeschi S, Kaesmacher J, et al. Opportunistic osteoporosis screening in multi-detector CT images via local classification of textures[J]. Osteoporos Int, 2019, 30(6): 1275-1285. doi:

10.1007/s00198-019-04910-1.
[13] Siemionow K, Luciano C, Forsthoefel C, et al. Autonomous image segmentation and identification of anatomical landmarks from lumbar spine intraoperative computed tomography scans using machine learning: a validation study [J]. J Craniovertebr Junction Spine, 2020,11(2):99. doi:10.4103/jcvjs.JCVJS_37_20.
[14] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning for staging liver fibrosis on CT: a pilot study [J]. Eur Radiol, 2018, 28(11): 4578-4585. doi:10.1007/s00330-018-5499-7.
[15] Wu Y, Yang X, Wang M, et al. Artificial intelligence assisted automatic screening of opportunistic osteoporosis in computed tomography images from different scanners [J]. Eur Radiol, 2025, 35(4): 2287-2295. doi:10.1007/s00330-024-11046-2.
[16] 冯鹏程,曹圣伟,覃 兵,等. 基于深度学习的人体腰椎MRI图像自动分割[J]. 生命科学仪器,2023,21(5):53-57. doi:10.11967/2023211011.
[17] 严 瀚,刘文锋,吴梦林,等. 骨质疏松性椎体压缩骨折MRI精准辅助诊断模型的研究[J]. 中华创伤骨科杂志,2023,25(1):64-69. doi:10.3760/cma.j.cn115530-20221111-00560.
[18] Zhou L, Zhang Z, Chen Y, et al. A deep learning-based radiomics model for differentiating benign and malignant renal tumors [J]. Transl Oncol, 2019, 12(2): 292-300. doi:10.1016/j.tranon.2018.10.012.
[19] 薛 冬,徐海林,王 伟. 人工智能辅助X线识别对骨科的应用价值研究进展[J]. 中国骨伤,2020,33(9):887-890. doi:10.12200/j.issn.1003-0034.2020.09.019.
[20] Ho C, Chen Y, Fan T, et al. Application of deep learning neural network in predicting bone mineral density from plain X-ray radiography [J]. Arch Osteoporos, 2021, 16(1): 153. doi: 10.1007/s11657-021-00985-8.
[21] Shen L, Gao C, Hu S, et al. Using artificial intelligence to diagnose osteoporotic vertebral fractures on plain radiographs [J]. J Bone Miner Res, 2023, 38(9): 1278-1287. doi:10.1002/jbmr.4879.
[22] Tajbakhsh N, Shin JY, Gurudu SR, et al. Convolutional neural networks for medical image analysis: full training or fine tuning? [J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1299-1312. doi: 10.1109/TMI.2016.2535302.
[23] Conversano F, Franchini R, Greco A, et al. A novel ultrasound methodology for estimating spine mineral density [J]. Ultrasound Med Biol, 2015, 41(1): 281-300. doi: 10.1016/j.ultrasmedbio.2014.08.017.
[24] Yen C, Lin W, Wang T, et al. Pre-screening for osteoporosis with calcaneus quantitative ultrasound and dual-energy X-ray absorptiometry bone density [J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 15709. doi: 10.1038/s41598-021-95261-7.
[25] Chen Z, Luo W, Zhang Q, et al. Osteoporosis diagnosis based on ultrasound radio frequency signal via multi-channel convolutional neural network [J]. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2021, 2021: 832-835. doi: 10.1109/EMBC46164.2021.9629546.
[26] Hofweber T, Walker RL. Machine learning in health care: ethical considerations tied to privacy, interpretability, and bias [J]. N C Med J, 2024, 85(4): 240-245. doi:10.18043/001c.120562.
[27] Rabiee M, Mirhashemi M, Pangburn MS, et al. Towards explainable artificial intelligence through expert-augmented supervised feature selection [J]. Decis Support Syst, 2024, 181: 114214. doi:10.1016/j.dss.2024.114214.
[28] Su Y, Kwok TCY, Cummings SR, et al. Can classification and regression tree analysis help identify clinically meaningful risk groups for hip fracture prediction in older american men (the MrOS cohort study)? [J]. JBMR Plus, 2019, 3(10): e10207. doi: 10.1002/jbm4.10207.
[29] Chen Y, Yang T, Gao X, et al. Hybrid deep learning model for risk prediction of fracture in patients with diabetes and osteoporosis [J]. Front Med, 2022, 16(3): 496-506. doi:10.1007/s11684-021-0828-7.
[30] Rudin C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead [J]. Nat Mach Intell, 2019, 1(5): 206-215. doi:10.1038/s42256-019-0048-x.
[31] Khanna VV, Chadaga K, Sampathila N, et al. A decision support system for osteoporosis risk prediction using machine learning and explainable artificial intelligence [J]. Heliyon, 2023, 9(12): e22456. doi:10.1016/j.heliyon.2023.e22456.
[32] Lin Y, Chu C, Hung K, et al. Can machine learning predict pharmacotherapy outcomes? An application study in osteoporosis [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2022, 225: 107028. doi: 10.1016/j.cmpb.2022.107028.
[33] Fasihi L, Tartibian B, Eslami R, et al. Artificial intelligence used to diagnose osteoporosis from risk factors in clinical data and proposing sports protocols [J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 18330. doi: 10.1038/s41598-022-23184-y.
[34] Tu KN, Lie JD, Wan CKV, et al. Osteoporosis: a review of treatment options [J]. P T, 2018, 43(2): 92-104.
[35] Leslie WD, Johansson H, Kanis JA, et al. Lumbar spine texture enhances 10-year fracture probability assessment [J]. Osteoporos Int, 2014, 25(9): 2271-2277. doi:10.1007/s00198-014-2761-y.
[36] Singh R, Gill SS. Edge AI: a survey [J]. IoTCPS, 2023, 3: 71-92. doi:10.1016/j.iotcps.2023.02.004.
[37] Miotto R, Wang F, Wang S, et al. Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges [J]. Brief Bioinform, 2018, 19(6): 1236-1246. doi:10.1093/bib/bbx044.
[38] Darkins A, Ryan P, Kobb R, et al. Care coordination/home telehealth: the systematic implementation of health informatics, home telehealth, and disease management to support the care of veteran patients with chronic conditions [J]. Telemed J E Health, 2008, 14(10): 1118-1126. doi:10.1089/tmj.2008.0021.
[39] 裴新赢,王 健. 数字骨科的研究进展[J]. 生物医学,2025,15(1):13. doi:10.12677/hjbm.2025.151028.
[40] Kuo T, Kim H, Ohno-Machado L. Blockchain distributed ledger technologies for biomedical and health care applications [J]. J Am Med Inform Assoc, 2017, 24(6): 1211-1220. doi:10.1093/jamia/ocx068.
[41] 王 攀,郗光霞,黄春艳,等. 不同年龄男女骨质疏松状况的分析[J]. 中国医师杂志,2015(z1):89-91. doi:10.3760/j.issn.1008-1372.2015.z1.031.
[42] Zeng W. Image data augmentation techniques based on deep learning: a survey [J]. Math Biosci Eng, 2024, 21(6): 6190-6224. doi:10.3934/mbe.2024272.
[43] Kelly CJ, Karthikesalingam A, Suleyman M, et al. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence [J]. BMC Med, 2019, 17(1): 195. doi:10.1186/s12916-019-1426-2.
[44] Eaneff S, Obermeyer Z, Butte AJ. The case for algorithmic stewardship for artificial intelligence and machine learning technologies [J]. JAMA, 2020, 324(14): 1397. doi:10.1001/jama.2020.9371.
[45] Char DS, Shah NH, Magnus D. Implementing machine learning in health care-addressing ethical challenges [J]. N Engl J Med, 2018, 378(11): 981-983. doi:10.1056/NEJMp1714229.

(编辑:龙小芬)