

人工智能在诊断骨质疏松症中的研究进展

毛嘉颖¹, 赵振华^{2*}

¹绍兴文理学院医学院, 浙江 绍兴

²绍兴市人民医院(绍兴文理学院附属第一医院)放射科, 浙江 绍兴

收稿日期: 2025年8月29日; 录用日期: 2025年9月23日; 发布日期: 2025年9月29日

摘要

骨质疏松(osteoporosis, OP)是一种以骨转换增加和骨量减少为特征的疾病, 伴有脆性, 导致骨折风险增加的疾病。骨质疏松症影响10.2%的50岁以上成年人, 预计到2030年将增加到13.6%。随着全球人口老龄化趋势进展飞速, 骨质疏松症和骨质疏松症相关骨折是老年人发病和死亡的常见原因, 然而在日常诊疗中骨质疏松并没有明确诊断。作为诊断骨质疏松金标准的双能X线吸收测定法, 在中国, 年龄 ≥ 20 岁的人群中, 只有2.8%的人进行了检测, 而年龄 ≥ 50 岁的人群中, 这一比例为3.7%。因此为更好地诊断骨质疏松和骨密度减少, 有必要寻求有效、安全、成本低廉的替代品。近年来, 机器学习(Machine learning, ML)已成为一种很有前途的预测风险技术。据报道, 目前人工智能已积极应用于医学诊断和筛查领域, 以提高诊断准确性, 如肺结节的诊断、骨折的检测等。本文就目前人工智能应用于骨质疏松的现状进行阐述, 以期能为未来临床骨质疏松的诊断提供新方向。

关键词

骨质疏松, 骨密度, 骨折, 人工智能, 机器学习, 深度学习

Advances in Artificial Intelligence in the Diagnosis of Osteoporosis

Jiaying Mao¹, Zhenhua Zhao^{2*}

¹School of Medicine, Shaoxing University, Shaoxing Zhejiang

²Department of Radiology, Shaoxing People's Hospital (The First Affiliated Hospital of Shaoxing University), Shaoxing Zhejiang

Received: August 29, 2025; accepted: September 23, 2025; published: September 29, 2025

Abstract

Osteoporosis (OP) is a disease characterised by increased bone turnover and decreased bone mass,

*通讯作者。

文章引用: 毛嘉颖, 赵振华. 人工智能在诊断骨质疏松症中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(10): 599-603.
DOI: 10.12677/acm.2025.15102796

accompanied by bone fragility, leading to an increased risk of fracture. Osteoporosis affects 10.2% of adults over the age of 50 and is expected to increase to 13.6% by 2030. With the global trend of population ageing progressing at a rapid pace, osteoporosis and osteoporosis-related fractures are a common cause of morbidity and mortality in the elderly, yet osteoporosis is not clearly diagnosed in routine practice. Dual-energy X-ray absorptiometry, the gold standard for the diagnosis of osteoporosis, is performed in only 2.8% of people aged ≥ 20 years in China, compared with 3.7% of people aged ≥ 50 years. Therefore for better diagnosis of osteoporosis and reduced bone density, it is necessary to seek effective, safe and cost-effective alternatives. In recent years, machine learning (ML) has emerged as a promising technique for predicting risk. Currently, AI has been reported to be actively applied in the field of medical diagnosis and screening to improve diagnostic accuracy, such as the diagnosis of lung nodules and the detection of bone fractures. This paper describes the current status of AI application to osteoporosis, with the aim of providing a new direction for future clinical osteoporosis diagnosis.

Keywords

Osteoporosis, Bone Density, Bone Fracture, Artificial Intelligence, Machine Learning, Deep Learning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

骨质疏松症是一种进行性、多因素的全身性骨骼疾病,其特征为骨量低、骨组织微结构恶化和骨密度降低,最终导致骨折风险增加[1]。随着人口结构的变化,人口老龄化日趋严重,原发性骨质疏松正成为全球卫生保健的一个日益沉重的负担。根据最近在中国的一项全国性和多中心的调查中,50岁以上的人群里,女性和男性的骨质疏松率分别为29.13%和6.46% [2],预计到2050年,这一比例将分别增加到39.2%和7.5%。目前据估计,中国共有4930万女性和1090万男性患有骨质疏松症[3]。以往许多研究表明,大多数脆性骨折的女性都被诊断为骨质减少症。然而,大多数骨质疏松症和骨质减少症病例在前期几乎不被察觉和重视,直到发生骨折后才被诊断出来,这就导致较高的并发症和死亡率。因此,若能早期发现骨质疏松和骨质减少,将对疾病的预防和控制具有重要意义,可以预防骨质疏松性骨折,降低该疾病的负担。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术以迅猛的速度应用于临床影像辅助诊断, AI广泛应用于骨质疏松症的筛查、诊断及预测中,显示出巨大的潜力和临床应用价值。因此本文就人工智能在骨质疏松中的应用进行阐述,以求为临床提供新的诊疗模式。

2. 人工智能在各类影像技术中的应用进展

2.1. 人工智能在 X 线诊断骨质疏松症中的应用进展

Chen-I Hsieh 等[4]开发了一个自动化的工具来识别骨折和预测骨密度,并利用 X 线平片评估骨折风险。利用 5164 和 18,175 名骨盆/腰椎 X 线片和 Hologic DXA 患者对该工具进行测试,发现髋骨质疏松症的精确召回曲线下面积和正确率分别为 0.89 和 91.7%,脊柱骨质疏松症的精确召回曲线下面积和正确率分别为 0.89 和 86.2%。Namki Hong 等[5]开发了一个基于脊柱侧位 X 线片的深度学习评分用于检测骨质疏松症和椎体骨折,通过对 2007 年 1 月至 2018 年 12 月在韩国 Severance 医院 9276 例 50 岁以上患者进

行脊柱侧位 X 光检查测试, 结果表明该深度学习评分可以检测普遍的椎体骨折和骨质疏松症, 并且比单纯的临床适应症更好地将骨折高危人群转介到 DXA 检测。Bin Zhang 等人[6]通过一个深度卷积神经网络(DCNN)模型, 对腰椎 X 线图像进行骨质减少和骨质疏松的分类, 结果表明该模型诊断骨质疏松的 AUC 为 0.767, 诊断骨质减少的 AUC 为 0.787。Ryoungwoo Jang 等人[7]收集 1001 例年龄大于等于 55 岁的女性患者股骨近端 DXA 与匹配的同侧剪切简单髌骨 X 线图像去验证其深度神经网络模型诊断 OP 的准确性, 结果表明该 DNN 模型的总体准确率为 81.2%, 敏感性为 91.1%, 特异性为 68.9%, ROC 曲线下面积为 0.867, 证明该模型可以作为筛选骨质疏松的工具辅助诊断。此外, 人工智能诊断骨质疏松不仅可以常规的 X 线影像实现, 还可以利用其他影像。Shintaro Sukegawa 等人[8]利用广泛使用的口腔科全景 X 线片对骨质疏松症进行分类, 并构建了一个放射学图像和临床协变量数据联合的集成模型, 提高了诊断准确性。

2.2. 人工智能在 CT 诊断骨质疏松症中的应用进展

Hanns-Christian Breit 等[9]收集在 2018 年 4 月至 2018 年 6 月期间接受胸部 CT 和 DEXA 无对比检查病例 10,919 例, 平均年龄 67.7 岁, 用于评估基于人工智能(AI)的卷积神经网络(CNN)算法在常规无造影胸部 CT 上检测低骨密度的性能, 并与使用 DEXA 扫描作为参考的临床报告进行比较。K. Uemura 等人[10]先使用之前训练的深度学习模型自动分割 CT 图像上股骨和校准模型。将每个体素的 Hounsfield 单位转换为密度(mg/cm^3), 通过对 315 例患者进行人工地标选择训练, 建立深度学习模型, 选择股骨近端地标, 使 CT 容积旋转至中性位, 最后将股骨的 CT 体积投影到冠状面, 量化股骨近端面积骨密度(CT-aBMD), 从而筛选骨质疏松患者。Liwei Cheng 等人[11]对 616 例腰椎标本进行回顾性分析, 从计算机断层扫描(CT)中提取放射组学特征, 采用 Logistic 回归(LR)、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)算法构建放射组学模型, 利用受试者工作特征曲线(ROC)选择表现最佳的模型。通过单因素 logistic 回归分析(ULRA)和多因素 logistic 回归分析(MLRA)确定临床危险因素, 并建立临床模型, 从而构建一个结合放射组学、临床危险因素和机器学习算法的联合模型来诊断骨质疏松症。Tao Peng 等人[12]利用深度学习对骨质疏松症进行分类, 利用机会 CT 扫描预测骨密度, 结果 ROC 曲线显示, 在训练集、测试集和独立测试集上, 将病例分为“正常”“骨质减少”和“骨质疏松”三类的三类分类模型的平均 AUC 值分别为 0.999、0.970 和 0.933。熊鑫[13]等采用深度神经网络与机器学习算法, 基于常规胸腹部 CT 平扫影像数据构建了胸腹部骨密度检测模型, 并创新性地通过腹部模型对胸部测量结果进行交叉校准, 最终实现了骨密度自动化检测及骨质疏松症的智能诊断。

2.3. 人工智能在 MRI 诊断骨质疏松症中的应用进展

Jayasuriya, N. M. [14]等开发了一个基于人工智能的 YOLOv8 模型, 该模型可用于自动计算感兴趣区域和常规 MRI 扫描的椎骨质量(VBQ)评分, 评估患者骨骼健康, 从而加强对骨骼健康状况不佳患者的早期识别和干预。Wu F [15]等基于脂肪分析与计算技术(FACT)计算椎体脂肪分数(FF)和 $R2^*$ 弛豫率($T2^*$ 的倒数), 并探讨两者对骨质疏松症的诊断效果, 最终得出 FACT 技术可量化骨质疏松症进展过程中骨髓 FF 和 $R2^*$ 的特定年龄和性别模式, 为个体化骨质疏松症的评估提供了全面的影像代谢生物标志物。Michail E. Klontzas 等[16]通过 CNN 深度学习算法进行 MR 图像上髌关节暂时性骨质疏松(transient osteoporosis of the hip, TOH)的识别判断以及与髌关节缺血性坏死(avascular necrosis, AVN)的鉴别诊断。与 Inception-ResNet-V2 相比, 模型集成中 AVN 诊断的精度和 TOH 检测的召回率更高, 整体表现显著高于放射科医师和同行($P < 0.001$), 证明深度学习在区分 TOH 和 AVN 方面非常成功, 具有帮助治疗决策和避免不必要手术的潜力。

3. 现有研究的共性问题与技术挑战

尽管人工智能在骨质疏松症影像诊断中的应用已取得显著进展, 但现有研究仍存在以下共性问题。首先, 数据集规模与外部验证的局限性。目前大多数研究的数据集规模较小, 且多为单中心研究, 缺乏多中心、多模态数据的整合, 这导致 AI 模型的泛化能力和临床适用性受到限制。其次, 外部验证研究较少, 模型的临床应用价值尚未得到充分验证。此外, 不同影像模态在骨质疏松症诊断中的适用性存在差异。X 射线和 CT 具有较高的骨密度测量精度, 但辐射剂量问题限制了其在高危人群中的广泛应用。MRI 无辐射损伤, 但其成本较高且对骨微结构的显示能力有限。在 AI 方法方面, 深度学习算法虽然具有强大的特征提取能力, 但其“黑箱”特性可能导致模型的可解释性不足。传统机器学习方法虽然可解释性较强, 但在复杂影像特征的提取能力上存在一定局限。目前人工智能技术在骨质疏松症诊断中的应用还面临多重技术与伦理的挑战。首先, 数据隐私与安全问题亟待解决。其次, AI 模型的可解释性不足可能影响临床医生的决策信心。此外, 算法的公平性问题也不容忽视, 不同种族、性别和年龄群体之间的模型表现可能存在差异。

4. 总结与展望

骨质疏松症是一种隐匿性疾病, 其对患者发病率及死亡率的影响贯穿于疏松性骨折发生前后。因此, 针对高危人群进行筛查并实施预防干预措施具有重要意义。然而, 考虑到我国人口基数大, 医疗资源分布不均等现状, 大规模骨质疏松症筛查的推行面临诸多挑战。此外, 除非存在特殊临床需求, 双能 X 射线骨密度仪(DXA)在常规诊疗流程中的应用仍相对有限, 这也在一定程度上制约了骨质疏松症的早期诊断。为了推动人工智能技术在放射医学领域的深入应用, 未来研究可从以下几个方面进行开展。首先, 开发可解释性的 AI 模型, 上述论述中已经有研究表明 AI 在融合影像与临床数据预测骨质疏松风险方面具有较好的潜力, 因此后续可以通过整合放射组学特征和临床数据(如临床风险因子、生物标志物等), 构建透明化的预测系统, 以提高临床医生对 AI 诊断结果的信任度; 其次, 建立大规模、多中心、多模态的验证队列, 整合全国范围内多家顶级医疗机构的高质量医学影像数据, 涵盖不同种族、年龄、性别和疾病阶段的患者群体, 确保模型的普适性和可靠性; 再次, 探索 AI 技术在治疗反应监测中的应用, 结合动态影像组学分析和分子标记物检测, 建立个性化的疗效预测模型, 为精准医学提供决策支持; 最后, 探讨临床整合与监管审批路径, 通过建立标准化的操作流程和评估体系, 确保 AI 系统在临床实践中的安全性和有效性, 同时积极与国家药品监督管理部门沟通协作, 推动创新性 AI 产品的规范化审批进程, 为 AI 技术的临床转化提供政策保障。本论文对人工智能在骨质疏松症影像学诊断领域的应用现状进行了系统梳理, 揭示了人工智能技术在骨质疏松症诊断中的潜在优势, 预示了其在临床诊断和精准医疗领域的广阔应用前景。

参考文献

- [1] Formosa, M.M., Christou, M.A. and Mäkitie, O. (2023) Bone Fragility and Osteoporosis in Children and Young Adults. *Journal of Endocrinological Investigation*, **47**, 285-298. <https://doi.org/10.1007/s40618-023-02179-0>
- [2] Cui, Z., Meng, X., Feng, H., Zhuang, S., Liu, Z., Zhu, T., et al. (2019) Estimation and Projection about the Standardized Prevalence of Osteoporosis in Mainland of China. *Archives of Osteoporosis*, **15**, Article No. 2. <https://doi.org/10.1007/s11657-019-0670-6>
- [3] Zeng, Q., Li, N., Wang, Q., Feng, J., Sun, D., Zhang, Q., et al. (2019) The Prevalence of Osteoporosis in China, a Nationwide, Multicenter DXA Survey. *Journal of Bone and Mineral Research*, **34**, 1789-1797. <https://doi.org/10.1002/jbmr.3757>
- [4] Hsieh, C., Zheng, K., Lin, C., Mei, L., Lu, L., Li, W., et al. (2021) Automated Bone Mineral Density Prediction and Fracture Risk Assessment Using Plain Radiographs via Deep Learning. *Nature Communications*, **12**, Article No. 5472.

- <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25779-x>
- [5] Hong, N., Cho, S.W., Shin, S., Lee, S., Jang, S.A., Roh, S., *et al.* (2020) Deep-Learning-Based Detection of Vertebral Fracture and Osteoporosis Using Lateral Spine X-Ray Radiography. *Journal of Bone and Mineral Research*, **38**, 887-895. <https://doi.org/10.1002/jbmr.4814>
 - [6] Zhang, B., Yu, K., Ning, Z., Wang, K., Dong, Y., Liu, X., *et al.* (2020) Deep Learning of Lumbar Spine X-Ray for Osteopenia and Osteoporosis Screening: A Multicenter Retrospective Cohort Study. *Bone*, **140**, Article ID: 115561. <https://doi.org/10.1016/j.bone.2020.115561>
 - [7] Jang, R., Choi, J.H., Kim, N., Chang, J.S., Yoon, P.W. and Kim, C. (2021) Prediction of Osteoporosis from Simple Hip Radiography Using Deep Learning Algorithm. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 19997. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-99549-6>
 - [8] Sukegawa, S., Fujimura, A., Taguchi, A., Yamamoto, N., Kitamura, A., Goto, R., *et al.* (2022) Identification of Osteoporosis Using Ensemble Deep Learning Model with Panoramic Radiographs and Clinical Covariates. *Scientific Reports*, **12**, Article No. 6088. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-10150-x>
 - [9] Breit, H., Varga-Szemes, A., Schoepf, U.J., Emrich, T., Aldinger, J., Kressig, R.W., *et al.* (2023) CNN-Based Evaluation of Bone Density Improves Diagnostic Performance to Detect Osteopenia and Osteoporosis in Patients with Non-Contrast Chest CT Examinations. *European Journal of Radiology*, **161**, Article ID: 110728. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2023.110728>
 - [10] Uemura, K., Otake, Y., Takashima, K., Hamada, H., Imagama, T., Takao, M., *et al.* (2023) Development and Validation of an Open-Source Tool for Opportunistic Screening of Osteoporosis from Hip CT Images. *Bone & Joint Research*, **12**, 590-597. <https://doi.org/10.1302/2046-3758.129.bjr-2023-0115.r1>
 - [11] Cheng, L., Cai, F., Xu, M., Liu, P., Liao, J. and Zong, S. (2023) A Diagnostic Approach Integrated Multimodal Radiomics with Machine Learning Models Based on Lumbar Spine CT and X-Ray for Osteoporosis. *Journal of Bone and Mineral Metabolism*, **41**, 877-889. <https://doi.org/10.1007/s00774-023-01469-0>
 - [12] Peng, T., Zeng, X., Li, Y., Li, M., Pu, B., Zhi, B., *et al.* (2023) A Study on Whether Deep Learning Models Based on CT Images for Bone Density Classification and Prediction Can Be Used for Opportunistic Osteoporosis Screening. *Osteoporosis International*, **35**, 117-128. <https://doi.org/10.1007/s00198-023-06900-w>
 - [13] 熊鑫, 李洋, 石峰, 等. 基于人工智能的胸腰椎骨密度测定系统及其校准研究[J]. 中国全科医学, 2025, 28(19): 2398-2406.
 - [14] Jayasuriya, N.M., Feng, E., Nathani, K.R., Delawan, M., Katsos, K., Bhagra, O., *et al.* (2025) Automated Vertebral Bone Quality Score Measurement on Lumbar MRI Using Deep Learning: Development and Validation of an AI Algorithm. *Clinical Neurology and Neurosurgery*, **257**, Article ID: 109094. <https://doi.org/10.1016/j.clineuro.2025.109094>
 - [15] Wu, F., Su, D., Hu, H., Su, J., Fan, S. and Song, X. (2025) Role of Vertebral Fat Fraction and R2* Based on Fat Analysis and Calculation Technique in the Quantitative Assessment of Osteoporosis. *BMC Musculoskeletal Disorders*, **26**, Article No. 737. <https://doi.org/10.1186/s12891-025-08964-7>
 - [16] Klontzas, M.E., Stathis, I., Spanakis, K., Zibis, A.H., Marias, K. and Karantanas, A.H. (2022) Deep Learning for the Differential Diagnosis between Transient Osteoporosis and Avascular Necrosis of the Hip. *Diagnostics*, **12**, Article No. 1870. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12081870>