

基于定量CT的绝经后妇女髋部脆性骨折风险评估研究进展

杜昭春¹, 冯建钜^{2*}

¹绍兴文理学院医学院, 浙江 绍兴

²绍兴文理学院附属诸暨市人民医院放射科, 浙江 诸暨

收稿日期: 2025年12月26日; 录用日期: 2026年1月19日; 发布日期: 2026年1月29日

摘要

骨质疏松性骨折(或称脆性骨折)指受到轻微创伤或日常活动中即发生的骨折,是骨质疏松症的严重后果,而绝经后妇女髋关节骨折又是最严重的脆性骨折,是老年患者致残和致死的主要原因之一。随着社会人口老龄化的加剧,绝经后妇女髋部由于骨质疏松所致的脆性骨折已经成为一个日益严重的全球性问题。目前用于诊断骨质疏松症的方法存在一定的局限性,因此影像学准确测量和评估就显得尤为重要。脆性骨折的发生一方面是因为其他伴随疾病导致患者摔倒的风险增高,另一方面是由于各种原因导致骨量(骨密度或大小)减少,骨量的空间分布(即宏观结构和微观结构)破坏以及构成骨骼的材料属性改变,使得骨骼抵抗骨折的能力减低,脆性增加,使之不能承载一定外力所致。因此影像学成像技术旨在测量单个或多个骨强度决定因素来进行老年髋关节脆性骨折的风险评估。本文综合分析当前CT定量研究在绝经后妇女髋部骨折风险预测领域的最新进展,重点评述CT衍生骨密度和影像指标、体成分评估、预测模型构建以及临床转化应用,并讨论该领域面临的挑战与发展趋势,以期为相关研究和临床实践提供参考。

关键词

CT定量分析, 骨质疏松, 髋部骨折, 风险预测, 骨密度, 皮质厚度, 体成分, 机器学习

Quantitative CT Analysis for Predicting Hip Fragility Fracture Risk in Postmenopausal Women: A Value Assessment

Zhaochun Du¹, Jianju Feng^{2*}

¹School of Medicine, Shaoxing University, Shaoxing Zhejiang

²Department of Radiology, The Zhuji People's Hospital Affiliated to Shaoxing University, Zhuji Zhejiang

*通讯作者。

文章引用: 杜昭春, 冯建钜. 基于定量 CT 的绝经后妇女髋部脆性骨折风险评估研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(1): 2897-2905. DOI: 10.12677/acm.2026.161352

Abstract

Osteoporotic fractures, also known as fragility fractures, refer to fractures that occur as a result of minor trauma or during daily activities. They represent a severe consequence of osteoporosis, with hip fractures in postmenopausal women being the most serious type of fragility fracture and one of the leading causes of disability and mortality among elderly patients. With the increasing aging of the global population, fragility fractures of the hip due to osteoporosis in postmenopausal women have become a growing worldwide concern. Current methods for diagnosing osteoporosis have certain limitations, making accurate imaging measurements and assessments particularly important. The occurrence of fragility fractures is attributed, on one hand, to an increased risk of falls due to comorbid conditions, and on the other hand, to reduced bone mass (bone density or size), disruption in the spatial distribution of bone mass (*i.e.*, macro- and micro-architecture), and alterations in the material properties of bone tissue. These factors collectively diminish the bone's ability to resist fractures, increase its fragility, and render it incapable of withstanding certain external forces. Therefore, imaging techniques aim to measure single or multiple determinants of bone strength to assess the risk of hip fragility fractures in the elderly. This article provides a comprehensive analysis of the latest advancements in quantitative CT research for predicting hip fracture risk in postmenopausal women, with a focus on CT-derived bone density and imaging indicators, body composition assessment, predictive model construction, and clinical translation. It also discusses the challenges and future trends in this field, aiming to offer valuable insights for related research and clinical practice.

Keywords

Quantitative CT Analysis, Osteoporosis, Hip Fracture, Risk Prediction, Bone Mineral Density, Cortical Thickness, Body Composition, Machine Learning

Copyright © 2026 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

骨质疏松症以骨量减少和骨组织微结构破坏为特征, 会显著增加骨折风险[1]。髋部骨折是绝经后妇女骨质疏松性骨折中后果最严重的一种, 其发生率与老龄化加剧密切相关[2] [3]。有研究表明, 我国骨质疏松患者, 每年医疗负担超过 200 亿人民币, 仅我国北京地区的一项骨质疏松队列研究当中, 从 1990 年至 2006 年间, 因骨质疏松引起的脆性骨折就增长了约四倍, 给我国带来极大的医疗负担。传统骨质疏松诊断和骨折风险评估主要依赖 DXA 测定的骨密度(以 T 值判断), 但大量研究发现多数脆性骨折患者的骨密度并未达到“骨质疏松”范围。传统上采用双能 X 线吸收法(DXA)测定骨密度, 但其对骨折风险的预测准确率仅约 65%, 且难以反映骨微结构和体成分变化[4] [5]。DXA 仅二维测量整体骨密度, 不能区分松质骨与皮质骨, 也易受椎体压缩骨折、退行性病变等干扰[6]。

近年来, CT 定量分析凭借三维测量能力, 能够获取骨密度(体积骨密度)、骨骼几何参数(如皮质厚度、截面面积)、骨组织微结构信息, 及周围肌肉和脂肪等体成分参数[7] [8]。临床上, CT 数据获取普遍, 如虚拟结肠镜、腹部 CT 等常规检查即可“顺带”评估骨骼和肌肉状态, 实现骨质疏松的机会性筛查

(opportunistic screening)。例如, 通过常规腹部 CTC (虚拟结肠镜) 获得的髌部近端 HU 值可在 10 年内预测骨折风险, 112 HU 为骨折筛查阈值, 低于该值的患者 10 年髌部骨折风险显著增高[9]。在模型构建方面, 将 CT 参数(包括 BMD、几何学和影像组学特征)与机器学习方法相结合, 可显著优于单纯 BMD 的风险预测[10][11]; 例如应用深度学习建立的 CT 预测模型, 在髌部骨折患者中预测二次骨折的 2、3 年 AUC 可达 0.74, 远高于仅使用传统危险因子的模型(AUC 约 0.58)[12][13]。因此, CT 定量技术为髌部骨折风险的全面评估提供了新方法。本文将综述 CT 定量分析在绝经后妇女髌部骨折风险预测中的研究现状, 包括骨密度评价、骨几何和微结构参数、周围体成分分析以及基于 CT 的预测模型构建等方面的成果与不足, 并展望其临床应用前景。

2. CT 定量分析与骨密度评价

2.1. QCT 测量原理与优势

CT 定量技术主要通过分析 CT 图像获取骨骼的体积骨密度(vBMD), 可以分别测定骨骼中皮质骨和松质骨的骨密度。与 DXA 的面积骨密度不同, QCT 利用 CT 截层图像结合分析软件获得体积骨密度值, 可独立计算松质骨(mg/cm^3)和皮质骨的体积骨密度。研究表明, QCT 测量的三维骨密度能更灵敏地反映骨质疏松发生的早期变化, 其对骨质疏松检出率高于 DXA [14]。在临床实践中, QCT 常选择腰椎或髌部进行测量: 腰椎选取 L1 或 L2 椎体松质骨的平均 vBMD, 髌部则可通过类似 DXA 的投影测量得到总面积骨密度(g/cm^2)并换算 T 值。有学者提出, 对骨折病史或存在严重退变性疾病患者, 可优先采用 QCT 以避免 DXA 测量的干扰[15]。

2.2. 髌部和腰椎 CT 密度与骨折风险

近年来研究利用 CT 获得的骨密度与骨折风险之间的关联[16]。Liu D 等回顾分析了 2004~2007 年接受 CT 结肠镜筛查的 6926 名患者 10 年随访数据, 发现髌部近端三骨骼区域的平均 HU 值可显著预测骨折风险[9]。另一项研究也报告, 应用 QCT 测量髌部颈部、粗隆间和转子下区的 vBMD, 结果显示骨折患者(包括颈部骨折和粗隆间骨折组)的各 vBMD 均显著低于年龄性别匹配的对照组($P < 0.001$), 提示较低的髌部 vBMD 与骨折高度相关。尤其是在女性中, 粗隆下区的 vBMD 下降幅度更大, 可能预示粗隆间骨折的风险。同样有研究表明, 腰椎椎体的平均 HU 值降低与骨质疏松及骨折风险增加显著相关。例如, 利用常规腰椎 CT 进行机会性筛查发现, 较低的椎体 HU 值是识别骨质疏松高危人群的有效手段, 因此, CT 定量骨密度评估能够准确区分骨折高危人群[17]-[19]。

2.3. HU 值在机会性筛查中的应用

CT 值(HU)与骨密度评价: 除了标准 QCT 软件测量外, CT 扫描的 HU 值可作为骨密度的间接指标。普通腹部或盆腔 CT 回顾性测量椎体或股骨部位的 HU 密度, 已被证明与 DXA 骨密度高度相关。多项研究表明, 腰椎椎体或股骨部的 HU 阈值可以划分骨质疏松和骨密度正常者[16][18]。上述 Bin C 等的研究即基于常规 CT 获得 HU 值进行分析[20]。在创伤骨科领域, 将 L1 椎体 HU 用作骨密度代理值也非常普遍: 相对正常 HU 范围, 研究人员将 ≤ 100 HU 视为骨质疏松, 检测发现骨密度 ≤ 100 HU 者比例在骨折患者中显著升高。M. J. Raschke 等分析 280 例 60 岁以上成人发生股骨近端骨折患者的 CT 结果, 骨折组股骨颈部区域 CT 值低于无骨折组($P < 0.05$), 经 Logistic 回归分析, 冠状位区域 CT 值是股骨近端骨折的影响因素, 可以写入预测骨折概率的回归方程[20]。进一步证明了低 HU 值(低骨密度)与骨折风险的相关性。可见, CT HU 提供了一种可便利地嵌入常规影像检查中的骨密度筛查方法, 无需额外辐射或检查成本。

3. CT 几何结构和组织参数

3.1. 髋部结构分析(HSA)

骨骼几何结构(如横截面积、椎体或股骨颈直径)以及骨组织组成(皮质厚度、松质骨体积分数等)是影响骨强度的关键因素。CT 定量不仅获取骨密度,还能计算骨几何参数。例如,髋部结构分析(Hip Structural Analysis, HSA)基于 CT 或 QCT 图像提取骨骼截面积(CSA)、截面惯性矩(CSMI)、平均皮质厚度(ACT)等指标,用于评估骨在机械载荷下的强度。然而,研究结果对 HSA 的预测价值尚存在争议[21]。Ma 等回顾性研究发现,在预测绝经后女性第二髋部骨折风险时,单纯将 HSA 参数(CSA、CSMI、ACT、截面模量 Z 等)纳入基础临床模型,并未显著提高预测性能(综合模型 AUC 从 0.729 仅上升至 0.748,差异无统计学意义)[22]。这表明有限的 HSA 参数可能对骨折风险的增量预测价值有限。

3.2. 有限元分析(FEA)

相比简单的几何测量,基于 CT 的有限元分析(Finite Element Analysis, FEA)能够同时考虑骨材料性质和结构形状,提供主观专属的强度估计。这类方法通过将 QCT 得到的骨骼影像转换为有限元网格并施加不同载荷配置,预测破坏负荷或骨折风险。Nishiyama 等在 20 名股骨颈骨折、15 名粗隆间骨折及 35 名对照女性中应用 QCT-FEA 加支持向量机(SVM)进行分类,结果仅使用 FE 分析时总体分类准确率达到 82.9%,将 FE 结果与体积 BMD 结合后准确率进一步提升至 91.4% [23]。这表明,FEA 结合体积 BMD 可精确区分有无骨折个体。类似地,意大利学者使用经后女性的 DXA 或 QCT 数据进行 FE 和机器学习分析,选取 19 个预测因子构建模型,结果显示支持向量机模型在综合临床及 FE 属性时(包含骨几何和材料属性等)比传统 BMD 诊断方法在预测髋部骨折方面准确率高出 14 个百分点。上述研究表明,在 CT 定量基础上增加骨骼力学和几何参数,并运用机器学习,可有效提高骨折风险预测的准确性[24]。

4. CT 骨组织微结构分析

4.1. HR-pQCT 的原理与研究成果

高分辨率外周定量计算机断层扫描(HR-pQCT)是一种先进的无创影像技术,它能够对桡骨远端和胫骨远端等外周骨骼的骨密度、骨几何形态及微结构进行体内三维评估,包括皮质厚度(Ct.Th)、皮质 BMD、松质骨 BMD、骨小梁分数等[25] [26]。这种技术虽然不直接用于髋部扫描,但其思路说明若能将骨微结构纳入评估,将大幅提升预测精度。Jaiswal 等对 3028 名 75~80 岁瑞典女性进行前瞻性队列研究,在 DXA 骨密度测量的基础上加入胫骨两部位的 HR-pQCT 测量。结果显示,在调整年龄、BMI、临床危险因素及股骨颈 BMD 后,胫骨的总体 vBMD 和皮质厚度是髋部骨折的最强预测指标。引入 HR-pQCT 参数后,髋部骨折预测模型的 5 年 AUC 从仅包含临床因素和 FN BMD 的 0.71 提升至 0.75 ($p < 0.001$) [27]。这进一步验证了骨微结构信息在评估骨强度中的价值。虽 HR-pQCT 目前临床应用受限,但其原理提示:对髋部骨的高分辨率 CT 成像及先进分析,如未来可能发展的 X 光相干断层(XCT)或人工智能超分算法,有潜力为骨质疏松诊断和骨折预测提供更丰富的结构信息[28]-[30]。

4.2. HR-pQCT 对髋部微结构评估的启示

高分辨率外周定量计算机断层扫描(HR-pQCT)的研究为未来髋部骨质量评估指明了关键方向。HR-pQCT 能精确定量骨小梁和皮质骨的微观结构参数,这些参数直接决定骨骼的生物力学强度,其研究表明,即使在骨密度正常的 2 型糖尿病患者中,也普遍存在皮质骨孔隙度增加等微结构异常,这直接解释了其髋部骨折风险升高的现象[5],从而凸显了仅凭面积骨密度评估的局限性以及直接评估骨微结构的必

要性。基于此,以 HR-pQCT 定义的“高质量骨”特征为金标准,推动了新兴成像与算法技术的发展,其核心前景在于通过先进算法弥补常规临床 CT 分辨率的不足,实现“跨越式”评估。一方面,基于常规 CT 的有限元分析(FEA)能将静态影像转化为力学强度指标,并已被证明能有效区分髌部骨折与非骨折人群[23];另一方面,人工智能技术(如超分辨率重建)有潜力从临床 CT 图像中“推算”出高分辨率微结构细节,这为利用海量现有 CT 影像进行机会性筛查提供了可能[24]。这些进展共同表明,对髌部骨的高分辨率 CT 成像及先进分析有潜力为骨质疏松诊断和骨折风险预测提供更丰富的结构信息,骨微结构作为脆性骨折未来评估方向更为敏感。

5. 周围肌肉与脂肪参数

5.1. 骨 - 肌肉 - 脂肪相互作用机制

骨健康与肌肉、脂肪等体成分密切相关。CT 定量能同时评估骨骼及相邻软组织属性,为骨折风险评价提供新的视角。有研究指出,“骨 - 肌肉 - 脂肪”相互作用在骨折发生中发挥重要作用。通过 CT 可以获得近端股骨周围肌肉和皮下脂肪的截面积及密度[31]。Li 等分析 378 例髌部骨折老年女性患者的 CT,发现不同类型骨折组中,近端股骨肌肉的大小和密度与术后死亡风险相关,更重要的是,该文献综述指出“定量 CT 不仅可以评估皮质骨和松质骨的骨密度,还可评估相邻的肌肉和脂肪组织”,并强调“CT 获得的肌肉和脂肪参数在预测髌部骨折及死亡风险方面前景可期”[32]。近期研究进一步表明,髌部肌肉面积和内脏脂肪面积与老年骨质疏松症患者的 DXA 骨强度参数存在关联,并对髌部骨折具有一定的预测价值[33][34]。因此,结合 CT 测量的肌肉密度(代表肌肉质量)和皮下脂肪量,可能进一步提高骨折风险评估的准确度。

5.2. CT 评估肌肉质量与脂肪分布的方法

计算机断层扫描(CT)是定量评估身体成分,特别是肌肉质量与脂肪分布的金标准影像学方法。其原理基于不同组织对 X 射线的衰减特性差异,并以亨氏单位(HU)进行量化。在临床实践与研究中,通常在特定解剖层面(如第三腰椎或股骨中段)的单张轴位图像上进行测量分析。通过设定预设的 HU 值阈值,可以精确区分不同组织:骨骼肌的典型 HU 值范围为-29 至+150,而脂肪组织(包括皮下脂肪和内脏脂肪)的 HU 值范围则为-190 至-30 [31]。评估的核心指标包括两个方面:一是肌肉评估,涵盖数量与质量。肌肉数量通常通过测量特定肌肉群(如腰大肌、竖脊肌或大腿肌肉)的横截面积来反映。肌肉质量则通过计算这些肌肉区域的平均 CT 值(HU)来评估,较低的 HU 值提示肌肉内存在脂肪浸润,是肌少症和肌肉功能下降的重要标志[32]-[34]。二是脂肪分布评估,CT 能够精确区分并分别量化内脏脂肪面积和皮下脂肪面积。内脏脂肪作为活跃的内分泌器官,其面积与代谢性炎症密切相关,是评估健康风险的关键指标[33]。

5.3. 体成分指标在骨折风险预测中的作用

在骨折风险预测中,体成分指标提供了超越骨密度的关键信息,共同构成了“骨 - 肌肉 - 脂肪”相互作用的综合风险评估体系。肌肉指标是独立且重要的预测因子。研究表明,髌部肌肉面积的减小和肌肉密度的降低(即脂肪浸润)与老年女性髌部骨折风险及骨折后死亡率显著相关。其作用机制是双重的:一方面,足够的肌肉量和质量是维持骨骼力学强度的必要刺激,肌少症会加速骨量流失;另一方面,肌肉功能下降直接导致平衡能力减弱和跌倒风险增加,这是骨折发生的直接诱因。脂肪分布对骨折风险的影响则更为复杂。虽然一定量的皮下脂肪曾被认为具有保护作用,但过多的内脏脂肪已被证实是危险因素。内脏脂肪是一个活跃的内分泌器官,其分泌的促炎细胞因子可破坏骨代谢平衡,促进骨吸收[2]。研究显示,内脏脂肪面积与老年骨质疏松症患者的股骨颈骨强度参数呈负相关,并能独立预测髌部骨折风险[33]。

这种由内脏脂肪驱动的慢性炎症状态, 部分解释了为何某些人群(如 2 型糖尿病患者)在骨密度未显著降低的情况下, 依然面临较高的骨折风险[5]。

6. 基于 CT 的风险预测模型

6.1. 机会性 CT 筛查的应用价值及挑战

机会性筛查(Opportunistic Screening): 在常规腹部和(或)骨盆诊断性 CT 扫描中, 对患者的骨骼健康状况进行同步评估, 无需额外增加检查费用及辐射剂量, 有效扩大了骨质疏松症的潜在筛查范围。如前所述, 通过 L1 或股骨部 CT HU 值评估骨密度, 能够无需额外检查即可对患者进行骨折风险预警[19]。Reid 等研究强调, 在创伤急诊中对 CT 图像进行骨密度测量, 可大规模识别骨质疏松患者, 为骨质疏松的早期干预提供机会[35]。尽管基于常规诊断 CT 的 CT 值为骨质疏松的广泛筛查提供了可行性, 但需要关注的是, 即便遵循日常维护与校准程序, 不同 CT 设备间 CT 值的系统性差异, 以及扫描时对比剂的使用, 均会对 CT 值产生影响, 对其广泛应用造成限制。

非同步校准技术通过在患者扫描后应用校准方程和体模数据对 vBMD 进行计算, 其测量过程与患者扫描相互独立。研究显示, 该方法相较于常规 QCT 具有更高的测量精度, 两者在脊柱与髋关节 vBMD 测量结果上具有高度相关性, 且观察者间一致性良好, 临床差异无统计学意义。该技术进一步推动了基于常规诊断 CT 的骨质疏松机会性筛查在临床实践中的应用前景。

6.2. 机器学习与深度学习模型进展

近年来, 多项研究利用 CT 特征结合机器学习构建骨折风险预测模型, 取得优异效果。Villamor 等将患者的 QCT-FEA 和临床变量作为特征, 利用支持向量机模型对绝经后女性进行髋部骨折预测, 其模型在综合 19 个属性后准确率显著超过单纯 BMD 筛查[24]。另有学者使用 CT 三维重建的数字投影视图输入深度神经网络, 针对髋部骨折患者预测 2~5 年内再次骨折风险。在大样本患者的测试集中, 该融合型深度学习模型的 C 指数和 AUC 明显高于仅用传统临床风险因素的模型(2 年随访 AUC: 0.74 vs 0.58, 差异有统计学意义)。这些结果表明, 利用全身或骨骼 CT 图像中自动提取的大量信息, 通过 AI 方法进行风险建模, 可大幅提升预测能力[12]。同样有研究表明, 通过利用随机森林机器学习算法和套索机器学习算法对绝经后骨质疏松-铁死亡相关基因分别进行基础筛选, 证明了其相关性[36]。

6.3. 模型局限与临床验证需求

尽管基于 CT 的骨折风险预测模型展现出潜力, 但其广泛应用仍面临显著局限。首要挑战在于技术标准化与泛化能力, CT 值易受扫描参数、重建算法及设备差异影响, 导致不同中心间数据可比性差, 直接影响了模型的稳定性和普适性[37]。其次, 现有模型的预测维度仍不完整, 主要聚焦于骨骼的生物力学特性, 未能充分整合肌肉功能、跌倒风险等关键临床因素, 导致其在真实世界复杂场景下的适用性有待验证。

7. 挑战与发展趋势

7.1. 技术与应用层面面临的挑战

在技术与应用层面, 基于 CT 的骨折风险预测仍面临若干关键挑战。首先, 技术的标准化与可重复性是一大瓶颈, CT 值易受扫描参数、重建算法及设备差异的影响, 导致数据缺乏可比性, 且 CT 辐射剂量相对较高, 常规骨密度筛查不宜额外扫描, 目前更多依赖机会性筛查。不同 CT 设备和扫描协议会影响 HU 值与骨密度之间的关系, 需要建立统一校准方法[37], 同时 CT 分析软件和分析流程还未完全标准化,

费时的分析往往限制在科研领域[38]。其次, 自动化 AI 模型和有限元分析等技术的决策过程缺乏透明度, 影响了临床信任, 如何提升模型的可解释性是实现临床落地的前提[11]。最后, 现有模型多专注于骨骼生物力学特性, 未能充分整合肌肉功能、跌倒风险等关键临床因素, 预测维度不完整, 且目前尚缺乏大样本、多中心验证研究来确认 CT 指标的预测阈值和模型稳定性[37]。未来研究需要进行前瞻性队列研究, 对照 DXA 和 FRAX 模型, 明确 CT 定量参数的增量价值。推动扫描协议标准化、开发可解释 AI 以及构建融合多维度临床信息的综合预测框架是解决当前瓶颈的必然路径。

7.2. 未来研究方向与建议

CT 影像组学和人工智能的发展将进一步促进该领域进步。自动化的骨质疏松筛查系统已经在研究中出现, 例如将深度学习应用于 CT 识别和定量各种骨骼与软组织特征, 可在几秒钟内输出危险评估结果[39]。高分辨率 CT 技术可能用于测量骨微结构。与临床风险因素、血清学指标等多模态数据融合, 将使骨折风险评估更全面准确。同时, 随着国产 CT 设备和软件的完善, 定量 CT 在中国乃至全球的影像科诊疗流程中应用前景广阔。

8. 结语

综上所述, CT 定量分析通过多维度指标(骨密度、骨几何、骨组织微结构以及邻近肌肉脂肪成分)为髋部骨折风险评估提供了新的思路和工具。现有研究显示, 基于 CT 的各种参数可以补充甚至超过传统 DXA 对骨折风险的判别能力; 结合机器学习和深度学习技术的预测模型已初步展现出较高的准确度。然而, 当前证据主要来自回顾性和少数小规模队列研究, 仍需更多高质量前瞻性研究来验证和完善模型。未来工作应聚焦于标准化 CT 定量分析流程、建立全国范围的骨密度数据库以及将 CT 筛查系统集成到临床实践中, 以期利用这一技术实现骨折的早期预防和干预, 从而降低绝经后妇女髋部骨折的发生率和相关负担。

参考文献

- [1] 周一帆, 张勇勤, 孟长海, 等. 绝经后女性肌少症患病率及影响因素分析[J]. 郑州大学学报(医学版), 2025, 60(5): 723-726.
- [2] 李秀秀, 麻新灵, 黎依技, 等. 绝经后骨质疏松症危险因素研究进展[J]. 中国妇幼保健, 2025, 40(7): 1354-1358.
- [3] 吴李红. 绝经后女性骨质疏松骨折危险因素分析及预测模型构建[D]: [硕士学位论文]. 成都: 成都医学院, 2024.
- [4] LeBoff, M.S., Greenspan, S.L., Insogna, K.L., Lewiecki, E.M., Saag, K.G., Singer, A.J., *et al.* (2022) The Clinician's Guide to Prevention and Treatment of Osteoporosis. *Osteoporosis International*, **33**, 2049-2102. <https://doi.org/10.1007/s00198-021-05900-y>
- [5] Cirovic, A., Jadzic, J., Djukic, D., Djonic, D., Zivkovic, V., Nikolic, S., *et al.* (2022) Increased Cortical Porosity, Reduced Cortical Thickness, and Reduced Trabecular and Cortical Microhardness of the Superolateral Femoral Neck Confer the Increased Hip Fracture Risk in Individuals with Type 2 Diabetes. *Calcified Tissue International*, **111**, 457-465. <https://doi.org/10.1007/s00223-022-01007-6>
- [6] Matthias, P., Yannick, P., Patrick, S., *et al.* (2021) Dual-Energy X-Ray Absorptiometry Does Not Represent Bone Structure in Patients with Osteoporosis: A Comparison of Lumbar Dual-Energy X-Ray Absorptiometry with Vertebral Biopsies. *Spine*, **46**, 861-866.
- [7] Fleps, I. and Morgan, E.F. (2022) A Review of CT-Based Fracture Risk Assessment with Finite Element Modeling and Machine Learning. *Current Osteoporosis Reports*, **20**, 309-319. <https://doi.org/10.1007/s11914-022-00743-w>
- [8] Hong, N., Whittier, D.E., Glüer, C. and Leslie, W.D. (2024) The Potential Role for Artificial Intelligence in Fracture Risk Prediction. *The Lancet Diabetes & Endocrinology*, **12**, 596-600. [https://doi.org/10.1016/s2213-8587\(24\)00153-0](https://doi.org/10.1016/s2213-8587(24)00153-0)
- [9] Liu, D., Garrett, J.W., Perez, A.A., Zea, R., Binkley, N.C., Summers, R.M., *et al.* (2024) Fully Automated CT Imaging Biomarkers for Opportunistic Prediction of Future Hip Fractures. *British Journal of Radiology*, **97**, 770-778. <https://doi.org/10.1093/bjr/tqae041>

- [10] Priego, C.A.G., Nava, A.B., Sánchez, M.L., *et al.* (2025) Predictive Capacity of Fracture Risk Assessment Tools: Overview of Systematic Reviews. *Osteoporosis International*, **36**, 1535-1544. <https://doi.org/10.1007/s00198-025-07642-7>
- [11] Chauhan, A.S., Singh, R., Priyadarshi, N., Twala, B., Suthar, S. and Swami, S. (2024) Unleashing the Power of Advanced Technologies for Revolutionary Medical Imaging: Pioneering the Healthcare Frontier with Artificial Intelligence. *Discover Artificial Intelligence*, **4**, Article No. 58. <https://doi.org/10.1007/s44163-024-00161-0>
- [12] Kim, Y., Kim, Y., Park, J., Kim, B.W., Shin, Y., Kong, S.H., *et al.* (2024) A CT-Based Deep Learning Model for Predicting Subsequent Fracture Risk in Patients with Hip Fracture. *Radiology*, **310**, e230614. <https://doi.org/10.1148/radiol.230614>
- [13] Kong, S.H. (2025) Incorporating Artificial Intelligence into Fracture Risk Assessment: Using Clinical Imaging to Predict the Unpredictable. *Endocrinology and Metabolism*, **40**, 499-507. <https://doi.org/10.3803/enm.2025.2518>
- [14] Bisazza, K.T., Nelson, B.B., Sikes, K.J., Nakamura, L. and Easley, J.T. (2023) Computed Tomography Provides Improved Quantification of Trabecular Lumbar Spine Bone Loss Compared to Dual-Energy X-Ray Absorptiometry in Ovariectomized Sheep. *JBMR Plus*, **7**, e10807. <https://doi.org/10.1002/jbm4.10807>
- [15] Jimenez, C.S., Saldarriaga, S., Chaput, D.C., *et al.* (2020) Dual-Energy Estimates of Volumetric Bone Mineral Densities in the Lumbar Spine Using Quantitative Computed Tomography Better Correlate with Fracture Properties When Compared to Single-Energy BMD Outcomes. *Bone*, **130**, Article 115100. <https://doi.org/10.1016/j.bone.2019.115100>
- [16] Andresen, J.R., Haider, T. and Andresen, R. (2025) Trabecular Bone Density Measurement in Hounsfield Units in the Proximal Femur for Osteoporosis Assessment and Fracture Risk Determination. *Orthopädie (Heidelberg)*.
- [17] Li, X.L., Xu, Y.Y., Lin, W.L. and Fan, Y. (2020) The Comparison of Bone Mineral Density of Femoral Head between Non-Hip Fracture Side and Hip Fracture Side. *Scientific Reports*, **10**, Article No. 13015. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-70144-5>
- [18] Pu, X., Liu, B., Wang, D., Xiao, W., Liu, C., Gu, S., *et al.* (2024) Opportunistic Use of Lumbar Computed Tomography and Magnetic Resonance Imaging for Osteoporosis Screening. *Osteoporosis International*, **35**, 1625-1631. <https://doi.org/10.1007/s00198-024-07164-8>
- [19] Wang, X., Pan, S., Liu, W., Wang, Y., Yun, S. and Xu, Y. (2024) Vertebral HU Value and the Pectoral Muscle Index Based on Chest CT Can Be Used to Opportunistically Screen for Osteoporosis. *Journal of Orthopaedic Surgery and Research*, **19**, Article No. 335. <https://doi.org/10.1186/s13018-024-04825-6>
- [20] Chen, B., Zou, S.P., Wang, Y.H., *et al.* (2023) Regional CT Value in Prediction of Proximal Femoral Fracture. *China Journal of Orthopaedics and Traumatology*, **36**, 1142-1146.
- [21] Ark, R. and Bukhari, M. (2021) POS0511 Using Hip Structural Analysis Measurements to Predict Fracture in Rheumatoid Arthritis. *Annals of the Rheumatic Diseases*, **80**, 488-489. <https://doi.org/10.1136/annrheumdis-2021-eular.802>
- [22] Ma, Y., Ge, Y., Guo, Z., Su, Y., Wang, C., Wang, Q., *et al.* (2025) Hip Structural Analysis Parameters Are Not Associated with the Risk of Postmenopausal Female Second Hip Fracture: A Retrospective Study. *BMC Musculoskeletal Disorders*, **26**, Article No. 233. <https://doi.org/10.1186/s12891-025-08368-7>
- [23] Nishiyama, K.K., Ito, M., Harada, A. and Boyd, S.K. (2014) Classification of Women with and without Hip Fracture Based on Quantitative Computed Tomography and Finite Element Analysis. *Osteoporosis International*, **25**, 619-626. <https://doi.org/10.1007/s00198-013-2459-6>
- [24] Villamor, E., Monserrat, C., Del Río, L., Romero-Martín, J.A. and Rupérez, M.J. (2020) Prediction of Osteoporotic Hip Fracture in Postmenopausal Women through Patient-Specific FE Analyses and Machine Learning. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **193**, Article 105484. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105484>
- [25] Zhou, B., Wang, J., Yu, Y.E., Zhang, Z., Nawathe, S., Nishiyama, K.K., *et al.* (2016) High-Resolution Peripheral Quantitative Computed Tomography (HR-pQCT) Can Assess Microstructural and Biomechanical Properties of Both Human Distal Radius and Tibia: *Ex Vivo* Computational and Experimental Validations. *Bone*, **86**, 58-67. <https://doi.org/10.1016/j.bone.2016.02.016>
- [26] Liu, X.S., Zhang, X.H., Sekhon, K.K., Adams, M.F., McMahon, D.J., Bilezikian, J.P., *et al.* (2010) High-Resolution Peripheral Quantitative Computed Tomography Can Assess Microstructural and Mechanical Properties of Human Distal Tibial Bone. *Journal of Bone and Mineral Research*, **25**, 746-756. <https://doi.org/10.1359/jbmr.090822>
- [27] Jaiswal, R., Pivodic, A., Zoulakis, M., Axelsson, K.F., Litsne, H., Johansson, L., *et al.* (2025) Prediction of Hip Fracture by High-Resolution Peripheral Quantitative Computed Tomography in Older Swedish Women. *Journal of Bone and Mineral Research*, **40**, 779-790. <https://doi.org/10.1093/jbmr/zjaf020>
- [28] Freyer, M., Ale, A., Schulz, R.B., Zientkowska, M., Ntziachristos, V. and Englmeier, K. (2010) Fast Automatic Segmentation of Anatomical Structures in X-Ray Computed Tomography Images to Improve Fluorescence Molecular Tomography Reconstruction. *Journal of Biomedical Optics*, **15**, Article 036006. <https://doi.org/10.1117/1.3431101>
- [29] Sarhan, A.M., Gobara, M., Yasser, S., Elsayed, Z., Sherif, G., Moataz, N., *et al.* (2024) Knee Osteoporosis Diagnosis Based on Deep Learning. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, **17**, Article No. 241.

- <https://doi.org/10.1007/s44196-024-00615-4>
- [30] Aamir, M., Bhatti, A.U., Rahman, Z., *et al.* (2025) Deep Learning in Medical Signal and Image Processing. IGI Global.
 - [31] 晏乘曦, 王玲, 姚丁华, 等. CT 定量测量髌部骨折患者髌部肌肉、脂肪面积及 CT 值的可重复性、可信度分析[J]. 山东医药, 2018, 58(16): 58-60.
 - [32] Li, Y., Jiang, R., Yu, H., Hu, Y., Li, Y. and Lu, J. (2025) The Size and Density of Muscle and Subcutaneous Adipose Tissue Are Independently Associated with the Risk of Mortality in Older Women with Different Hip Fracture Types. *Journal of Orthopaedic Surgery and Research*, **20**, Article No. 834. <https://doi.org/10.1186/s13018-025-06269-y>
 - [33] 梁译文, 刘敏, 刘愉勤, 等. 髌部肌肉面积、内脏脂肪面积与老年骨质疏松症患者 DXA 骨强度参数的关系及对髌部骨折的预测价值[J]. 中国现代医学杂志, 2024, 34(24): 1-7.
 - [34] Malkov, S., Cawthon, P.M., Peters, K.W., Cauley, J.A., Murphy, R.A., Visser, M., *et al.* (2015) Hip Fractures Risk in Older Men and Women Associated with DXA-Derived Measures of Thigh Subcutaneous Fat Thickness, Cross-Sectional Muscle Area, and Muscle Density. *Journal of Bone and Mineral Research*, **30**, 1414-1421. <https://doi.org/10.1002/jbmr.2469>
 - [35] Reid, J., McCrosson, M., Tobin, J., Rivas, G., Rothwell, S., Hartsock, L., *et al.* (2024) Opportunistic CT Screening Demonstrates Increased Risk for Peri-Articular Fractures in Osteoporotic Patients. *Orthopaedics & Traumatology: Surgery & Research*, **110**, Article 103935. <https://doi.org/10.1016/j.otsr.2024.103935>
 - [36] 李加根. 基于多种机器学习算法探究铁死亡在绝经后骨质疏松中的作用机制[D]: [硕士毕业论文]. 南宁: 广西中医药大学, 2025.
 - [37] Lee, J. and Chan, R. (2013) SU-E-J-171: Variation of the Hounsfield Unit on CT Scanning Parameters and Reconstruction and Its Effect on Dose Calculations. *Medical Physics*, **40**, 190. <https://doi.org/10.1118/1.4814383>
 - [38] Zacherl, M.J., Simenhandra, A., Lindner, M., Bartenstein, P., Todica, A., Boening, G., *et al.* (2023) The Assessment of Left Ventricular Volume and Function in Gated Small Animal 18F-FDG PET/CT Imaging: A Comparative Study of Three Commercially Available Software Tools. *EJNMMI Research*, **13**, Article No. 75. <https://doi.org/10.1186/s13550-023-01026-w>
 - [39] Tong, X., Wang, S., Zhang, J., Fan, Y., Liu, Y. and Wei, W. (2024) Automatic Osteoporosis Screening System Using Radiomics and Deep Learning from Low-Dose Chest CT Images. *Bioengineering*, **11**, Article 50. <https://doi.org/10.3390/bioengineering11010050>