

# 基于AI技术光谱CT非增强模式椎体松质骨无水碘图测量值与骨密度对比研究

唐劲松<sup>1</sup>, 魏雯<sup>1</sup>, 钱宝鑫<sup>2</sup>, 吴道清<sup>1</sup>, 郑春红<sup>1</sup>, 李宏华<sup>1</sup>, 苏煜敏<sup>1</sup>

<sup>1</sup>福建中医药大学附属第二人民医院影像科, 福建 福州

<sup>2</sup>慧影医疗科技(北京)股份有限公司, 北京

收稿日期: 2023年9月19日; 录用日期: 2023年10月12日; 发布日期: 2023年10月19日

## 摘要

目的: 基于人工智能(Artificial intelligence, AI)技术提取光谱CT非增强模式无水碘图椎体松质骨测量值与骨密度测定的相关性对比研究, 为骨密度测量提供新的方法和思路。方法: 回顾性纳入317例接受了光谱CT腰椎平扫检查的健康体检者, 分别使用AI骨密度测量系统和双能X线骨密度仪(dual x-ray absorptiometry, DXA)测量受检者第一腰椎到第四腰椎(L1~L4)椎体的骨密度(bone mineral density, BMD)值。采用线性回归方法分析非增强模式无水碘图测量值与上述两种方法测定骨密度值的相关性。以DXA结果为参考标准将受检者分为正常( $T\text{-score} \geq -1$ ), 骨质减少症( $-2.5 < T\text{-score} < -1$ )和骨质疏松症( $T\text{-score} < -2.5$ ), 将AI骨密度测量系统预测的骨质情况以及非增强无水碘图测量值预测的骨质情况分别与DXA生成的真实骨质情况进行比较。绘制受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线, 计算受试者工作特征分析的曲线下面积(area under the curve, AUC), 利用达到约登指数的截断值评估AI系统以及非增强模式无水碘图椎体松质骨测量值诊断受检者骨质情况的准确性、敏感性和特异性。结果: 非增强模式无水碘图测量值与AI系统测量L1~L4椎体的骨密度线性回归拟合优度 $R^2$ 为0.91~0.93; 非增强模式无水碘图测量值与DXA测量L1~L4椎体的骨密度之间的相关性有所降低, 相关系数 $R^2$ 为0.57~0.65。以DXA为诊断标准, AI系统与非增强模式无水碘图测量值在评估检测骨质疏松症上, 二者均有较好的性能。结论: 光谱CT非增强模式腰椎松质骨无水碘图测量值同椎体BMD值密切相关, 非增强模式腰椎松质骨无水碘图测量值能很好体现椎体骨密度状态, 有望成为椎体骨矿含量高低变化的敏感指标。

## 关键词

能量CT, 定量CT, 无水碘图, 人工智能, 骨密度

## A Comparative Study of Iodine-No-Water Map Observed Value and Bone Density of Vertebral Cancellous Bone in Non-Enhanced Spectral CT Mode Based on AI

文章引用: 唐劲松, 魏雯, 钱宝鑫, 吴道清, 郑春红, 李宏华, 苏煜敏. 基于 AI 技术光谱 CT 非增强模式椎体松质骨无水碘图测量值与骨密度对比研究[J]. 临床医学进展, 2023, 13(10): 16483-16493. DOI: 10.12677/acm.2023.13102308

Jinsong Tang<sup>1</sup>, Wen Wei<sup>1</sup>, Baoxin Qian<sup>2</sup>, Daoqin Wu<sup>1</sup>, Chunhong Zheng<sup>1</sup>, Honghua Li<sup>1</sup>, Yumin Su<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Radiology, The Second Affiliated Hospital of Fujian University of Traditional Chinese Medicine, Fuzhou Fujian

<sup>2</sup>Huiying Medical Technology Co., Ltd., Beijing

Received: Sep. 19<sup>th</sup>, 2023; accepted: Oct. 12<sup>th</sup>, 2023; published: Oct. 19<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

**Objective:** To study the correlation between vertebral cancellous bone measurement and bone mineral density measurement based on the extraction of non-enhanced spectral CT Iodine-no-water Map observed value with artificial intelligence (AI), and to provide a new method and idea for bone mineral density measurement. **Method:** A total of 317 healthy subjects who underwent spectral CT lumbar scan were retrospectively enrolled using AI bone densitometry system and dual x-ray absorptiometry bone mineral density (BMD) was measured from the first to the fourth lumbar vertebrae (L1~L4). Linear regression method was used to analyze the correlation between the non-enhanced mode anhydrous iodogram measurements and the BMD values measured by the above two methods. The patients were classified as normal (T-score  $\geq -1$ ), osteopenia ( $-2.5 < \text{T-score} < -1$ ) and osteoporosis (T-score  $< -2.5$ ) using DXA results as the reference standard. The bone condition predicted by the AI bone densitometry system and the non-enhanced Iodine-no-water Map observed value measurements were compared with the actual bone condition generated by DXA. The receiver operating characteristic (ROC) curve was drawn, and the area under the curve (AUC) was calculated. Truncation values reaching the Yoden index were used to evaluate the accuracy, sensitivity, and specificity of the AI system and the non-enhanced mode Iodine-no-water Map observed value vertebral cancellous bone measurements in diagnosing patients with bone conditions. **Results:** The linear regression goodness of fit  $R^2$  between the measured values of anhydrous iodogram in non-enhanced mode and the bone mineral density of L1~L4 vertebral body measured by AI system was 0.91~0.93. The correlation between non-enhanced anhydrous iodogram measurements and DXA measurements of bone mineral density in the L1~L4 vertebral body was reduced, with a correlation coefficient of 0.77~0.65 in  $R^2$ . Using DXA as diagnostic criteria, both AI system and non-enhanced mode anhydrous iodogram showed good performance in evaluating and detecting osteoporosis. **Conclusions:** The measurement values of lumbar cancellous bone Iodine-no-water Map observed value in non-enhanced CT mode are closely related to vertebral BMD values. The measurement values of lumbar cancellous bone Iodine-no-water Map observed value in non-enhanced CT mode can well reflect the status of vertebral bone mineral density, which is expected to be a sensitive index for the change of vertebral bone mineral content.

## Keywords

Dual-Energy CT, Iodine No Water, Artificial Intelligence, Bone Mineral Density

Copyright © 2023 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

骨密度测量在骨质疏松症防治中具有重要作用。骨质疏松症特性是骨量减少、骨组织细微结构发生

退化, 松质骨骨小梁变细、断裂、数量减少, 皮质骨变薄, 骨的脆性增高。人体在 30 岁时, 骨量和骨密度最高, 到 60~80 岁时, 男性骨丢失量可达 20%~30%, 女性可达 35%~50%。研究表明松质骨的骨代谢率比皮质骨高得多, 代谢转化率比骨密质高 8 倍, 且普遍认为骨量丢失首先从松质骨开始[1]; 尤其是绝经后女性, 骨丢失过程中松质骨骨矿物质的丢失比皮质骨骨矿物质的丢失发生得更早、更快和更多[2] [3] [4] [5]。松质骨是由许多针状或片状的骨小梁相互交织构成的, 分布在长骨的两端以及短骨、扁骨和不规则骨的内部; 骨小梁在骨中的排列和配布与骨受到的压(重)力和肌肉牵拉的张力相适应, 松质骨的这种结构, 使骨以最少的骨质达到最大的坚固性, 同时骨小梁之间的网眼还成为红骨髓的分布区。成人松质骨的骨重建周期为 4~5 个月, 皮质骨更长, 全部更新一遍大约为 10 年, 松质骨每年的骨质转换率为 25%, 皮质骨为 4%; 当骨骼发生骨质疏松时, 椎体内的松质骨是最先累及的地方, 相较骨皮质的变化, 通过测量脊椎内的松质骨的骨矿含量更容易发现松质骨细微变化, 并且符合骨组织的代谢与更新特点, 因此可以实现对骨质疏松的早期和精准评估, 在临床上就非常有意义。

传统 CT 成像是利用 X 线通过不同介质发生不同程度衰减的原理, 对人体骨矿含量、骨密度以及体质成分进行分析的无创性测量方法[6] [7]。目前常用的骨密度测量技术主要包括双能 X 线吸收骨密度测量(Dual Energy X-ray Absorptiometry, DXA)、定量 CT (quantitative computed tomography, QCT) [8] [9] [10]。CT 技术近 10 年来发展方向已经从传统的扫描速度和排数(探测器宽度)向能量 CT 转变, 并在临床常规开展应用, 双层探测器光谱 CT (dual-layer spectral detector CT SDCT)属这类新型设备。在临床应用中能量 CT 即在两个或更多的能量下获取物质衰减信息, 由于不同组织的能量依赖性不同, 因此可基于光子吸收的差异对不同组织进行鉴别和分类, 为骨密度(bone mineral density, BMD)更为精准测定创造了前提条件。光谱 CT 可以提供更低噪声、更低辐射剂量的成像, 通过高、低两个能量的 X 射线光子实现能量解析, 一次扫描可重建 12 类不同参数的结果, 包含有常规 CT 图像及虚拟单能级图(MonoE)、虚拟平扫图(Virtual Non Contrast VNC)、无水碘图(Iodine-no-water Map)、碘密度图(Iodine density Map)、有效原子序数图(Z Effective)、尿酸图(Uric Acid)、钙抑制图(Calcium Suppression CaSupp)等, 光谱多参数成像提供了诸多传统 CT 无法提供的组织特征性信息。有研究表明, IQon 光谱 CT 与 QCT 和 DXA 检测结果具有很强的线性关系, 开辟了 IQon 光谱 CT 对骨密度量化检查的可行性[11] [12]。

随着人工智能(Artificial intelligence, AI)技术飞速发展和普及, 尤其在医学各个领域广泛应用, AI 在骨质疏松症的应用刚刚起步, 但已显示出良好的应用前景。Valentinitsch 等人[13]比较了全局体积骨密度(vBMD)与基于区域的 3D 纹理特征的随机森林分类器的性能, 以区分有和没有骨质疏松性骨折的受检者, 研究表明不同局部和全局纹理特征的组合, 优于全局 vBMD, 并显示出识别椎骨骨折受检者的高辨别力。Savage 等人[14]验证人工智能模型应用在胸部 CT 骨密度测定中的准确性, 与 DXA 比较, 结果表明该 AI 模型可以成功地确定 BMD, 与 DXA 具有中等相关性, 将该成果结合其他用于评估心脏和肺部疾病的 AI 算法, 该模型可能有助于未来基于单个胸部 CT 的综合预防保健。C.-I. Hsieh 等人[15]出了一个自动工具来识别骨折, 预测 BMD, 并使用普通 X 光片评估骨折风险。该工具对 5206 名(84.8%)受检者的骨质疏松症有 95%的阳性或阴性预测值。这个自动化工具可能有助于识别骨质疏松症的高风险受检者。Yasaka 等人[16]研究将深度学习模型应用到从未增强的腹部 CT 图像中预测腰椎的 BMD。显著相关性在内部验证集和外部验证集上均取得了不错的性能, 这为深度学习预测腰椎的 BMD 提供了良好的研究基础。Christian 等人[17]研究与以 DXA 为参考标准的 Hounsfield 单位(Hounsfield unit, HU)测量相比, 评估基于双能计算机断层扫描(dual-energy computed tomography, DECT)的体积物质分解评估腰椎骨密度(BMD)检测骨质疏松症的诊断准确性, 实验结果表明与 HU 测量相比 DECT 对腰椎的骨密度评估明显更准确, 对骨质疏松症的诊断准确性更高。本研究我们将探讨光谱 CT 非增强模式椎体松质骨无水碘图测量值的含义, 结合针对当前骨质疏松防治中早期筛查巨大需求, 可借助深度学习(Deep Learning)人工智能技术, 利

用光谱 CT 非增强模式无水碘图椎体松质骨测量值, 对比不同类型数据的骨密度诊断准确性、等效性, 为骨密度测量提供新的方法和思路。

## 2. 资料与方法

### 2.1. 研究人群

福建中医药大学第二附属医院伦理委员会批准了本研究方案, 批准号: SPHFJPK2021001-02。在获得了体检者书面知情同意后, 回顾性分析了 2021 年 1 月至 2022 年 12 月在我院体检中心的体检者 CT、DXA 影像数据。纳入标准为: 1) 同一样本采用 IQon 光谱 CT 和 Hologic Discovery 进行腰椎 CT 和腰椎 DXA 扫描, 两次检查间隔小于 24 小时; 2) 选取的样本数据应包括腰椎 L1~L4 椎骨的 CT 图像, 每个样本数据应包含 120 kVp 的图像和完整 SBI (Spectral Base Images) 数据包。排除标准是: 图像数据不完整, 图像中的伪影无法标记。在此期间共收集了 320 个病例, 其中 3 个病例的数据不完整和被排除, 最终纳入 317 例。

### 2.2. 影像采集参数

采用光谱 CT (IQon spectral CT, Philips Healthcare, 荷兰) 采集图像, 电压 = 120 kVp, 电流 = 182 mA, 准直器:  $2 \times 64 \times 0.625$  mm, 层厚和层距: 1 mm, 螺距 = 0.984, 旋转时间 = 0.75 秒/转, 扫描时间 = 7.1 秒, Recon Mode = iDose<sup>4</sup> 3, Filter = Standard (B), 视野 = 250 mm, 重建矩阵 =  $512 \times 512$ 。

### 2.3. 光谱基数据(Spectral Base Images SBI)处理

工作站 ISP 10.1.5.51277, 光谱基数据包重建无水碘图(Iodine no water), 轴位批处理保存, 层厚和层距 = 1 mm, 具体操作见(图 1)。

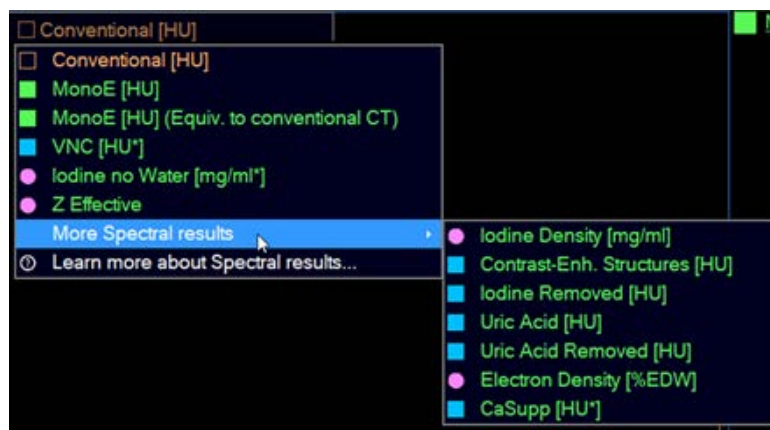


Figure 1. Processing process of spectral base data

图 1. 光谱基数据处理过程

### 2.4. DXA 扫描

所有受检者均使用双能 X 线骨密度仪进行常规 DXA 检查(HOLOGIC Discovery c, 美国, APEX 版本号 3.3.01)。参数如下: 电压 = 140/100 kVp, 电流 = 2.5 mA, 频率 = 50 Hz, 线间距 = 0.1008 cm, 点分辨率 = 0.0901 cm, 扫描部位 = 腰椎。DXA 诊断骨质疏松症的标准为[18]: 正常(T-score  $\geq -1$ ), 骨质减少症( $-2.5 < \text{T-score} < -1$ )和骨质疏松症(T-score  $< -2.5$ )。



## 2.5. AI 系统测量骨密度

AI 骨密度测量系统(定量 CT 辅助诊断系统, 慧影医疗科技股份有限公司, 中国北京)包括椎体分割和骨密度值预测(图 2)。首先, 训练端到端的深度学习 U-Net 网络结构模型, 用于提取受检者第一腰椎到第四腰椎椎体(L1~L4)。第二, 以 QCT 测量的骨密度值作为标签[11] (骨量正常[ $>120 \text{ mg/cm}^3$ ], 骨量减少[ $80 \sim 120 \text{ mg/cm}^3$ ]和骨质疏松症[ $<80 \text{ mg/cm}^3$ ]), 利用 DenseNet 回归网络预测感兴趣区域(Volume of interest, VOI)的骨密度值, VOI 的设置为以椎体中心点向周围扩散取最大体积立方体, 同时不包含骨皮质。

UNet 网络[19]是医学图像分割领域比较经典的模型, 发明的初衷是为了解决医学图像分割问题。它是一种 U 型的网络结构, 由左半部分的编码网络和右半部分的解码网络组成, 编码模块和解码模块之间通过跳跃连接进行特征融合, 可以同时获取上下文信息和位置信息, 使浅层特征和深层特征结合起来。编码网络由两个  $3 \times 3 \times 3$  的卷积层和  $2 \times 2 \times 2$  的最大池化层(stride = 2)反复组成, 共经过 4 次下采样, 每经过一次下采样, 通道数翻倍。解码网络由一个  $2 \times 2 \times 2$  的上采样卷积层和 2 个  $3 \times 3 \times 3$  的卷积层反复构成, 共经过 4 次上采样; 网络最后一层通过一个  $1 \times 1$  卷积将通道数变成期望的类别数。图 2(a)表示使用 U-Net 进行椎体分割的示意图。

骨密度回归检测可以作为影像回归问题来解决, 回归检测目前的主流算法主要是深度学习相关算法模型。本文使用的 AI 系统采用的回归算法选用的是深度学习 Densenet121 [20]模型。该网络主要流程分为两部分: 特征提取和全连接回归检测头。首先利用卷积神经网络结构作为主干(backbone)提取影像特征, 然后加入全连接(Full connect, FC)部分作为回归检测头输出结果。DenseNet 中的基本单元为密集块(Dense Block, DB), DB 模块是由卷积层(Convolution, Conv), 批归一化层(Batch Normalization, BN)和 ReLU 激活函数层组成, 简称为 Conv-BN-ReLU 结构。DenseNet 使用统一的 DB 模块可以有效的避免各级输出的特征图尺寸不一致的情况。网络的检测头部分采用全连接的形式, 对 DenseNet 输出的  $1 \times 1 \times 1$  特征图, 通过全连接操作将特征图的通道数调整为 512, 再经过两层全连接将输出变为 1 个单元, 输出值即为模型预测的骨密度值。图 2(b)表示使用 DenseNet 进行图像预测的示意图。将所有受检者影像输入 AI 系统, 我们将批量获取每个受检者 L1~L4 椎体的骨密度值。

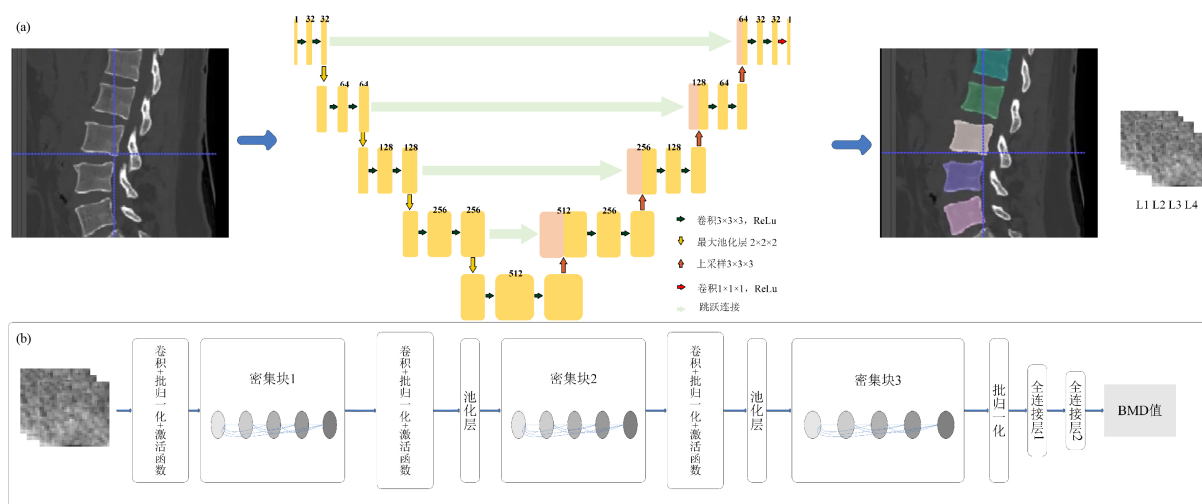


Figure 2. Flow chart of bone mineral density measurement by AI system

图 2. AI 系统测量骨密度设计流程图

非增强模式无水碘图测量值提取流程借助 AI 骨密度测量系统。该产品可自动分割椎体并计算对应的

区域的像素值。将包含腰椎部分的 120 kVp 的原始光谱 CT 影像输入产品中,借助该产品的深度学习分割算法,精准定位并分割得到 120 kVp 影像下 L1~L4 椎体的对应坐标范围。鉴于无水碘图的影像与 120 kVp 在形态上是一致的,即可将坐标范围迁移至非增强模式无水碘图影像上得到对应的 L1~L4 椎体部分;之后继续借助产品的回归算法,自动选择并计算包含椎体的最大外部矩形框;计算矩形框的中心点,并将矩形框的比例平均到 60% 作为输入,以确保选择框能包含椎体的松质骨部分;最终提取该区域的像素值作为对应椎体的非增强模式无水碘图测量值。

## 2.6. 统计方法

SPSS 25.0 软件(IBM SPSS Statistics for Windows)用于统计分析。分析前对年龄变量用 Kolmogorov-Smirnov 检验进行正态性检验,正态分布的计量资料用平均值 $\pm$ 标准差表示,非正态分布的计量资料用中位数和百分位数(25th, 75th)表示。性别变量是分类变量,以频率(百分比)表示。在每个椎体水平上使用 Bland-Altman 图分析 AI 骨密度测量系统与 DXA 测量骨密度的一致性,并且通过双变量线性回归分析无水碘图碘值分别与 AI 系统和 DXA 测量得到的骨密度值的相关性。

分别取每个受检者的 L1, L2, L3 和 L4 等 4 个椎体的平均骨密度值和平均碘值数进行统计分析,进行受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线分析和曲线下面积(area under the curve, AUC)的计算,以评估区分异常骨密度和正常骨密度,以及区分骨质疏松症与骨质减少症的最佳临界值。利用达到约登指数的截断值,计算准确性、敏感性和特异性,评价 AI 系统和无水碘图碘值对骨质情况判断的性能。所有分析均为双尾分析,  $p < 0.05$  被认为是显著的。

## 3. 结果

根据纳入排除标准,本文最终纳入了 317 名受检者,其中男性 153 例,女性 164 例,平均年龄为  $51.48 \pm 11.34$  岁。根据 DXA 指南,将所有受检者分为骨质正常( $n = 164$ )、骨质减少( $n = 112$ )和骨质疏松( $n = 41$ )三类。受检者 L1~L4 平均碘值分别为  $3.63 \pm 1.11$  mg/ml\*、 $3.48 \pm 1.11$  mg/ml\*、 $3.29 \pm 1.06$  mg/ml\* 和  $3.39 \pm 1.11$  mg/ml\*。表 1 总结了所有受检者的人口统计学特征。

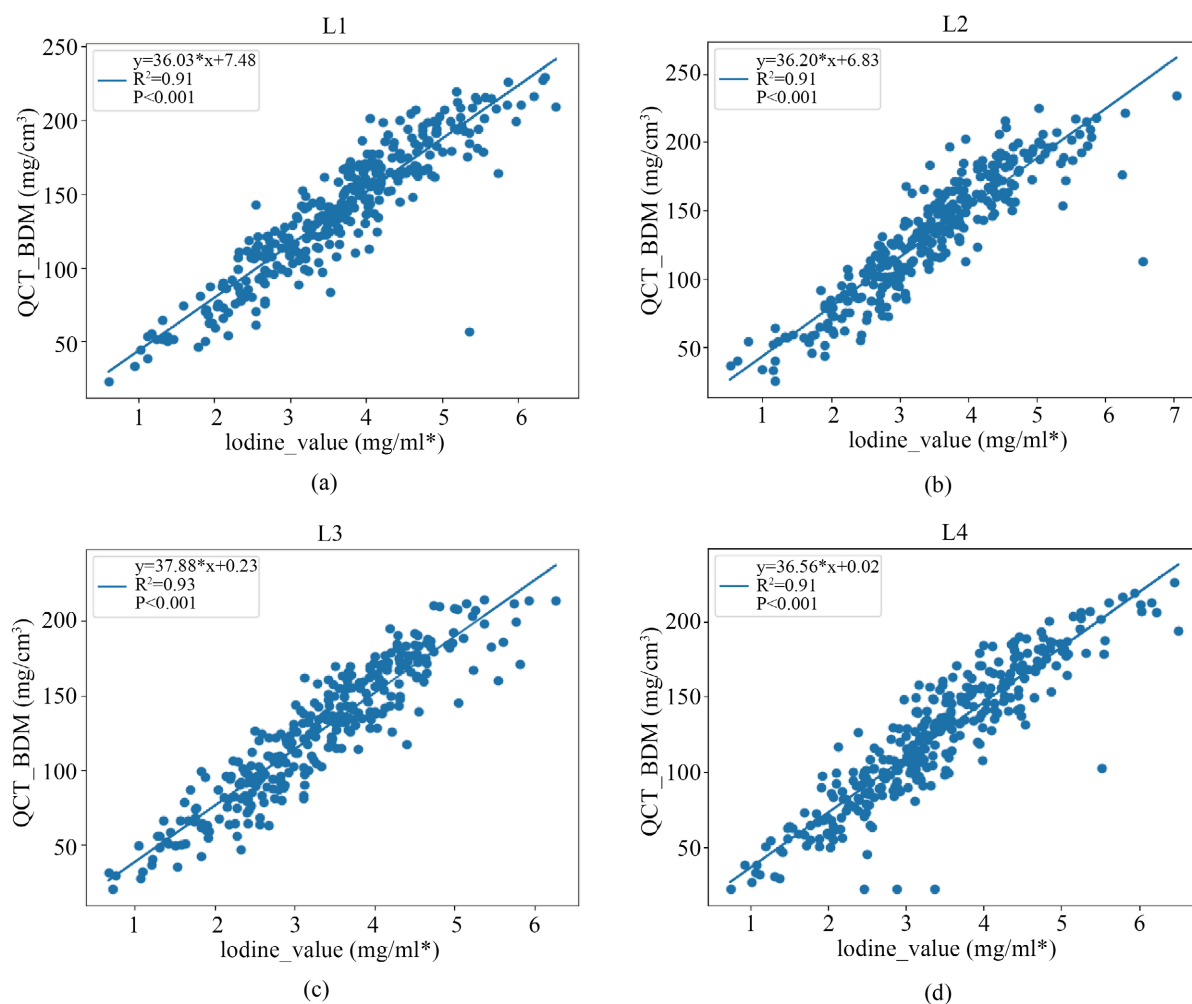
**Table 1.** Demographic characteristics of all subjects

**表 1.** 所有受检者的人口学特征

特征	类别	频率(N = 317)
年龄(mean (SD))		51.48 (11.34)
性别(%)		
	男性	153 (48.26)
	女性	164 (51.74)
类别(%)		
	骨质正常	164 (51.74)
	骨质减少	112 (35.33)
	骨质疏松	41 (12.93)
L1_碘值(mean (SD))		3.63 (1.11)
L2_碘值(mean (SD))		3.48 (1.11)
L3_碘值(mean (SD))		3.29 (1.06)
L4_碘值(mean (SD))		3.39 (1.11)

### 3.1. 非增强模式无水碘图测量值与两种不同方式测定的骨密度值之间的相关性分析

对 317 例数据非增强模式无水碘图测量值与分别与 AI 系统和 DXA 测量得到的骨密度值进行双变量线性回归分析, 分析表明非增强模式无水碘图测量值与 AI 系统测量 L1~L4 椎体的骨密度之间具有良好的相关性, 相关系数为  $R^2$  为 0.91~0.93 (图 3)。与 AI 系统相比, 非增强模式无水碘图测量值与 DXA 测量 L1~L4 椎体的骨密度之间的相关性有所降低, 相关系数为  $R^2$  为 0.57~0.65 (图 4)。说明非增强模式无水碘图测量值与基于 QCT 的 AI 系统测量得到的骨密度值具有更强的相关性。

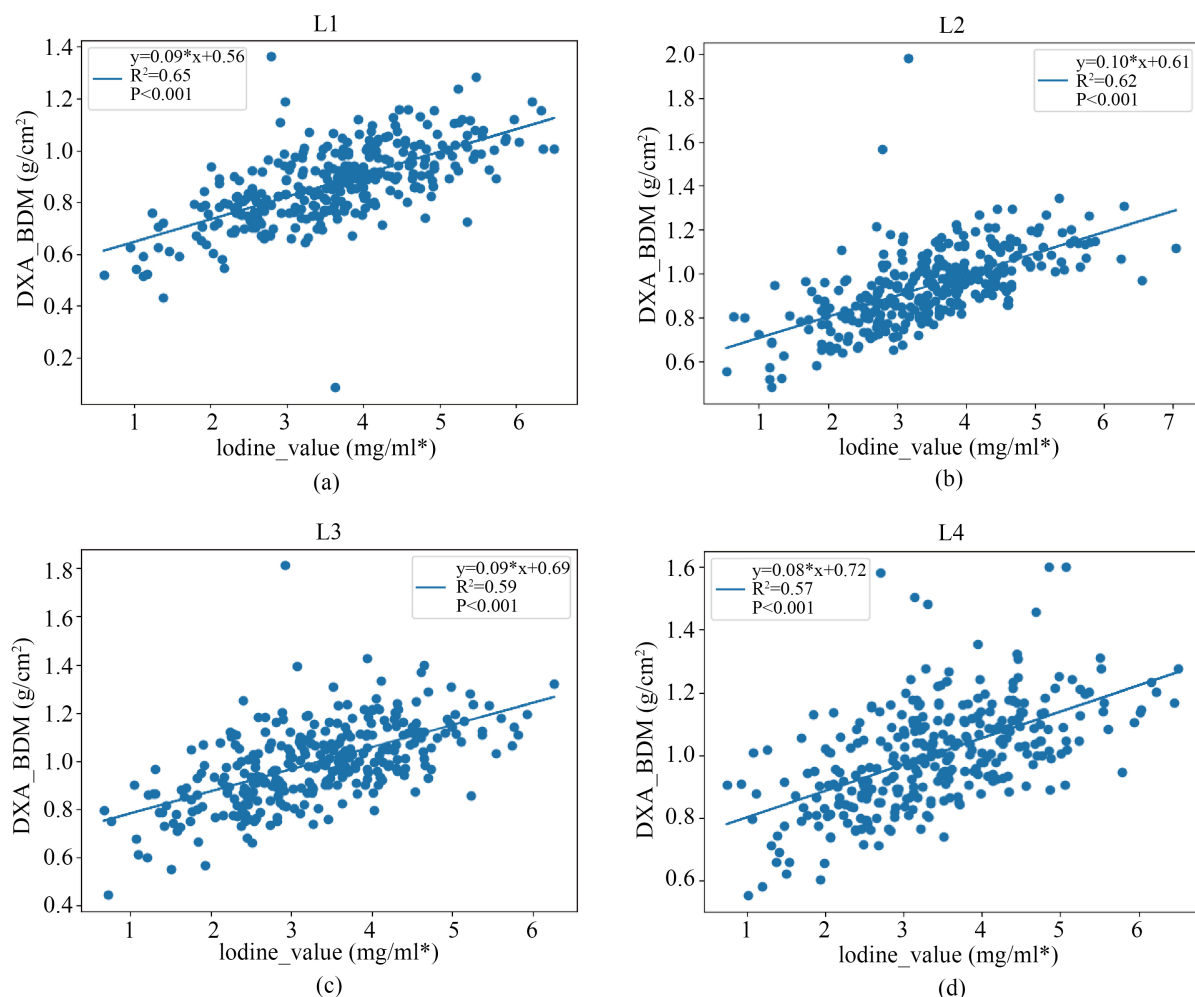


**Figure 3.** Linear regression of non-enhanced mode anhydrous iodine no water measurements from L1 to L4 vertebral bodies (a)~(d) to bone mineral density measurements from the AI system. Here Iodine\_value is defined as the anhydrous iodine map measurement in the non-enhanced model

**图 3.** 从 L1 到 L4 椎体(a)~(d), 非增强模式无水碘图测量值与 AI 系统测量的骨密度值的线性回归。此处 Iodine\_value 定义为非增强模式下无水碘图测量值

### 3.2. AI 系统与非增强模式无水碘图测量值诊断骨质情况的性能比较

以 DXA 为参考标准, 基于 AI 系统测量的骨密度值以及非增强模式无水碘图测量值评估骨质情况的 ROC 曲线见图 5。无论是在区分异常骨密度和正常骨密度(任务 1)还是区分骨质疏松症和骨质减少症(任务 2)上, AI 系统(0.832 [0.788~0.876]和 0.808 [0.737~0.879])与非增强模式无水碘图测量值(0.842



**Figure 4.** Linear regression of non-enhanced mode anhydrous iodine no water measurements to DXA bone mineral density measurements from L1 to L4 vertebra (a)~(d). Here Iodine\_value is defined as the anhydrous iodine map measurement in the non-enhanced model

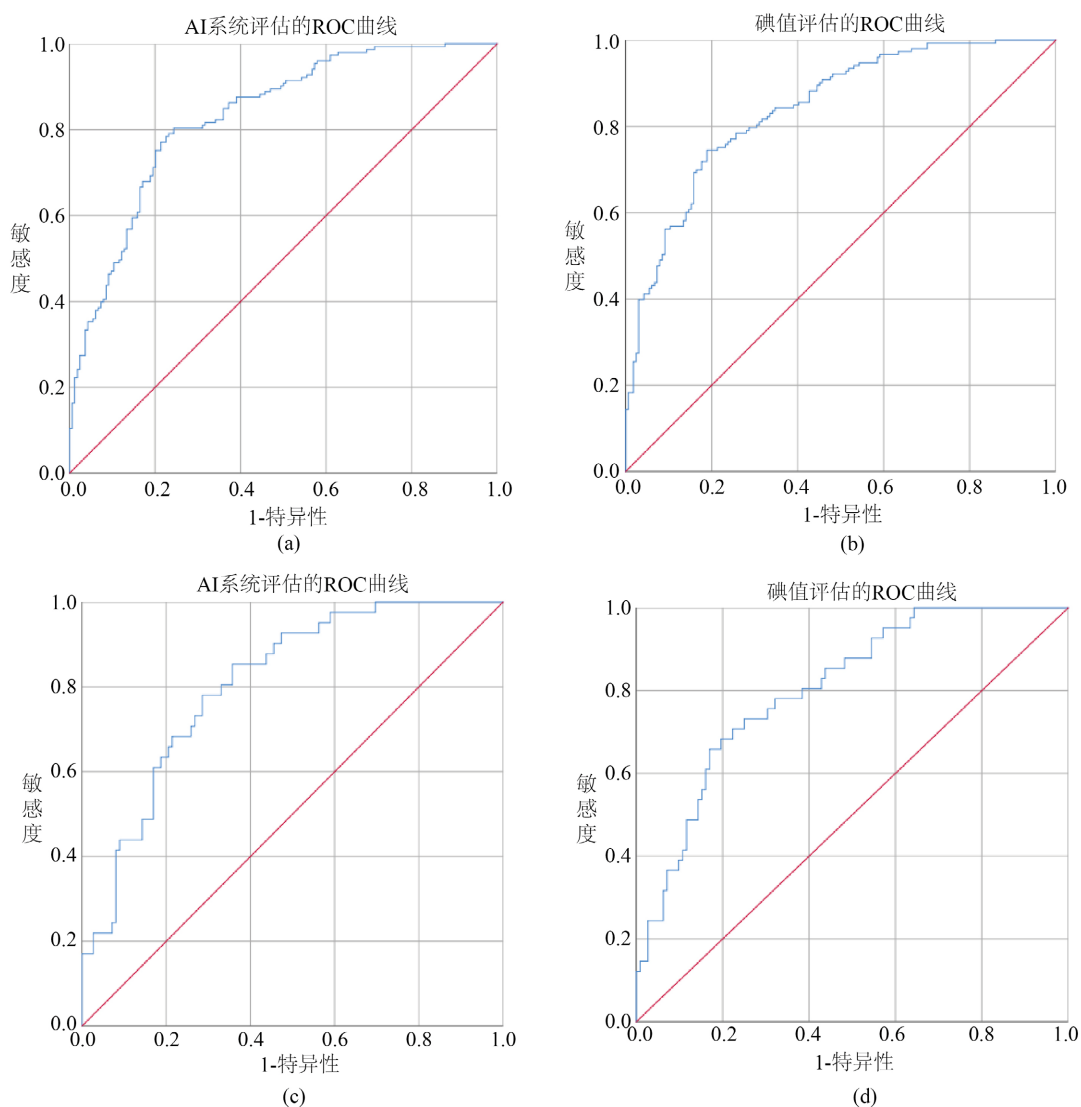
**图 4.** 从 L1 到 L4 椎体(a)~(d), 非增强模式无水碘图测量值与 DXA 测量的骨密度值的线性回归。此处 Iodine\_value 定义为非增强模式下无水碘图测量值

[0.799~0.844]和 0.803 [0.730~0.877])诊断骨质情况均取得了不错的性能, 并且 AI 系统测量骨密度值与非增强模式无水碘图测量值诊断骨质情况没有统计学差异( $p$  值均  $> 0.05$ ) (表 2)。与此同时, 我们也发现由任务 1 到任务 2, 两种方法在评估受检者骨质情况的性能上均有所下降, 说明在区分正常和异常的难度明显是低于从异常中区分骨质减少和骨质疏松的, 这也比较符合认知。

**Table 2.** Comparison of AI system and non-enhanced mode anhydrous iodine no water measurements for bone diagnosis  
**表 2.** AI 系统与非增强模式无水碘图测量值诊断骨质情况的比较

任务	AI 系统_AUC (95% CI)	无水碘图测量值_AUC (95% CI)	p-value
区分骨质正常和异常	0.832 (0.788~0.876)	0.842 (0.799~0.844)	$>0.05$
区分骨质减少和骨质疏松	0.808 (0.737~0.879)	0.803 (0.730~0.877)	$>0.05$





**Figure 5.** ROC curve for evaluating bone condition based on AI system and non-enhanced mode anhydrous iodogram measurements. (a)~(b) distinguishes abnormal BMD from normal BMD, and (c)~(d) is used to detect osteoporosis and osteopenia

**图5.** 基于AI系统和非增强模式无水碘图测量值评估骨质情况的ROC曲线。(a)~(b)区分异常与正常BMD, (c)~(d)用于检测骨质疏松症与骨质减少

## 4. 讨论

这项回顾性研究的结果表明,与DXA测量得到的BMD相比,非增强模式无水碘图的测量值与AI系统测量得到的BMD值具有较高的相关性, $R^2$ 为0.91~0.93。与此同时,以DXA为诊断标准,AI系统与非增强模式无水碘图测量值在评估检测骨质疏松症上,二者均有较好的性能。

本项研究选取光谱CT非增强模式腰椎松质骨无水碘图测量值作为新的QCT评价指标,思路来源是借鉴光谱CT中虚拟平扫图、钙抑制图中物质分离的原理。虚拟平扫图是基于对碘物质的识别,从增强扫描图像中移除碘物质对CT值的贡献,从而得到无碘对比剂的图像,可以用于代替常规平扫图像,以减少受检者接受的辐射剂量。同理钙抑制图原理基于对钙物质的识别和抑制,组织中的含钙体素被虚拟HU值替代,无限接近于组织没有钙衰减时的HU值。

无水碘图进行物质识别时, 由于碘、钙的有效原子序数接近, 没有将含碘和含钙两类物质进行分离识别处理, 故当注射含碘造影剂后进行光谱 CT 扫描的无水碘图是真实体现了组织内含碘浓度, 水样组织会被识别和抑制, 其他组织保留, 视觉上除所有含碘物质被显示, 还可在视觉上体现钙类物质; 若未注射含碘造影剂进行光谱 CT 平扫选取无水碘图参数图像, 以腰椎松质骨为感兴趣区, 进行仍可以提取到图像中的像素值, 由于没有含碘物质成分, 所显示组织全部为类似含钙类物质; 某种意义上说光谱 CT 平扫图像重建的无水碘图, 同钙抑制图作用相反, 是基于对钙物质的识别和保留, 可以理解为虚拟钙图。

人体骨矿含量的定量测定已成为现代医学的一个重要课题。骨矿的常规检测主要是通过对人体骨矿含量测定, 直接获得骨矿物质(主要是钙)的准确含量, 它对判断和研究骨骼生理、病理和人的衰老程度以及诊断全身各种疾病均有重要作用[21] [22] [23]。结合研究结果, 充分说明光谱 CT 非增强模式腰椎松质骨无水碘图测量值同椎体 BMD 值密切相关, 该测量值能很好体现椎体骨密度状态, 有望成为椎体骨矿含量高低变化的敏感指标。

探测器宽度和性能、能量分辨率的不断提高成为 CT 成像技术的发展方向, 而其中能量成像代表的多参数功能学成像已经是行业专家对 CT 未来发展的共识。光谱 CT 可以提供更低噪声、更低辐射剂量的成像, 通过高、低两个能量的 X 射线光子实现能量解析, 一次扫描可重建 12 类不同参数的结果, 提供丰富的影像信息, 在影像 AI 的大时代背景下, 用人工智能赋能光谱 CT 的应用与科研, 也随着成像技术和算法模型的发展, 渐渐成为热门研究领域。通过 AI 技术和 CT 影像的联合, 可以充分发挥其对早期骨质疏松致椎体骨折早期检出敏感度更高、椎体自动分割提取更快捷精准定量评估、稳定持续工作等的优势, 利于降低对骨质疏松受检者及骨质疏松性骨折高危人群被漏诊的概率。

AI 技术和 CT 影像的结合在不增加辐射剂量、不增加扫描时间的情况下优化体检流程, 做到一检多诊, 以低剂量胸部 CT 进行肺癌筛查为例, 该项目是健康体检的重要检查之一并得到数个指南的推荐, 扩展已有的肺 CT 的再利用可以很好做到多病共检, 使受检者接受一次辐射检查, 获得多个结果, 不但对早期肺癌进行筛查, 同时对骨质疏松情况进行评估, 这种全新筛查模式将在健康体检领域具有广泛应用前景。

## 5. 总结

综上所述, 光谱 CT 椎体松质骨无水碘图测量值评估骨质疏松问题具有良好的性能, 后续可以进一步进行研究和数据挖掘整理, 在更大样本量下找出非增强模式下无水碘图测量值的截断值(cutoff), 有望使其成为骨密度评估实用、简易有效的量化指标。

## 基金项目

福建省科学技术厅引导性项目(2020Y0043)。

## 参考文献

- [1] 《中国定量 CT 骨质疏松症诊断指南(2018)》工作组. 中国定量 CT 骨质疏松症诊断指南(2018) [J]. 中华健康管理学杂志, 2019, 13(3): 195-200.
- [2] Agten, C.A., Ramme, A.J., Kang, S., *et al.* (2017) Cost-Effectiveness of Virtual Bone Strength Testing in Osteoporosis Screening Programs for Postmenopausal Women in the United States. *Radiology*, **285**, 506-517. <https://doi.org/10.1148/radiol.2017161259>
- [3] 张智海, 刘忠厚, 李娜, 等. 中国人骨质疏松症诊断标准专家共识(第三稿-2014版) [J]. 中国骨质疏松杂志, 2014, 20(9): 1007-1010.
- [4] 夏维波, 章振林, 林华, 等. 原发性骨质疏松症诊疗指南(2017) [J]. 中国骨质疏松杂志, 2019, 25(3): 281-309.
- [5] 马远征, 王以朋, 刘强, 等. 中国老年骨质疏松症诊疗指南(2018) [J]. 中国骨质疏松杂志, 2018, 24(12):

1541-1567.

- [6] 中华医学会放射学分会, 中国医师协会放射医师分会, 安徽省影像临床医学研究中心. 能量 CT 临床应用中国专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2022, 56(5): 476-487.
- [7] 中华医学会放射学分会骨关节学组, 中国医师协会放射医师分会肌骨学组, 中华医学会骨科学分会骨质疏松学组, 等. 骨质疏松的影像学及骨密度诊断专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2020, 54(8): 745-752.
- [8] 韩雪莉. 迭代模型重建技术在低剂量胸部 CT 联合腰椎 QCT 扫描中的研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2018.
- [9] 蒋耀军, 吴艳, 张永高, 等. 低管电流联合多模型迭代重建技术对腰椎定量 CT 准确度的应用价值[J]. 中华放射医学与防护杂志, 2018, 38(1): 59-63.
- [10] 刘桐希, 李香凝, 曾庆, 等. 胸部低剂量 CT 筛查联合定量 CT 骨密度测量在健康体检中的应用[J]. 中华健康管理学杂志, 2018, 12(3): 269-271.
- [11] 严福华, 金征宇. 能量 CT 多参数分析的临床应用和发展前景[J]. 中华放射学杂志, 2021, 55(12): 1233-1234.
- [12] Robbert, W., Arnold, M.R., Klaus, E., Annemarie, M., et al. (2017) Accuracy of Bone Mineral Density Quantification Using Dual-Layer Spectral Detector CT: A Phantom Study. *European Radiology*, **27**, 4351-4359. <https://doi.org/10.1007/s00330-017-4801-4>
- [13] Valentinitich, A., Trebeschi, S., Kaesmacher, J., et al. (2019) Opportunistic Osteoporosis Screening in Multi-Detector CT Images via Local Classification of Textures. *Osteoporosis International*, **30**, 1275-1285. <https://doi.org/10.1007/s00198-019-04910-1>
- [14] Savage, R.H., van Assen, M., Martin, S.S., Sahbaee, P., et al. (2020). Utilizing Artificial Intelligence to Determine Bone Mineral Density via Chest Computed Tomography. *Journal of Thoracic Imaging*, **35**, S35-S39. <https://doi.org/10.1097/RTI.0000000000000484>
- [15] Hsieh, I., 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>
- [16] Yasaka, Akai, H., Kunimatsu, A., Kiryu, S. and Abe, O. (2020) Prediction of Bone Mineral Density from Computed Tomography: Application of Deep Learning with a Convolutional Neural Network. *European Radiology*, **30**, 3549-3557. <https://doi.org/10.1007/s00330-020-06677-0>
- [17] Christian, B., Jochen, N., Moritz, H.A., et al. (2020) Diagnostic Accuracy of Quantitative Dual-Energy CT-Based Bone Mineral Density Assessment in Comparison to Hounsfield Unit Measurements Using Dual X-Ray Absorptiometry as Standard of Reference. *European Journal of Radiology*, **132**, Article ID: 109321. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109321>
- [18] Salzmann, S.N., Shirahata, T., Yang, J., et al. (2019) Regional Bone Mineral Density Differences Measured by Quantitative Computed Tomography: Does the Standard Clinically Used L1-L2 Average Correlate with the Entire Lumbosacral Spine? *The Spine Journal*, **19**, 695-702. <https://doi.org/10.1016/j.spinee.2018.10.007>
- [19] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015*, Munich, 5-9 October 2015, 234-241. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28)
- [20] Huang, G., Liu, Z., Laurens, V., et al. (2016) Densely Connected Convolutional Networks. *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 2261-2269. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243>
- [21] 包洁, 邹达, 李危石. 椎体 CT 值评估腰椎退变受检者骨密度的研究进展[J]. 中国脊柱脊髓杂志, 2020, 30(8): 745-750.
- [22] 骨质疏松的影像学及骨密度诊断专家共识[J]. 中华骨科杂志, 2020, 40(16): 1039-1046.
- [23] 程晓光, 王亮, 曾强, 吴静. 中国定量 CT (QCT)骨质疏松症诊断指南(2018) [J]. 中国骨质疏松杂志, 2019, 25(6): 733-737.