

❖ 专论

Artificial intelligence iterative reconstruction of CT images: Phantom experiment

CAO Wenjing, SUN Haohua, ZHAO Liyi, LI Xiang, QUAN Guotao*

(United Imaging Healthcare, Shanghai 201800, China)

[Abstract] **Objective** To observe the value of artificial intelligence iterative reconstruction (AIIR) for reconstruction CT images of phantoms. **Methods** AIIR was developed through combining model-based iterative reconstruction (MBIR) with deep learning (DL) techniques. CT scanning of CCT MITA IQ phantom, CT ACR 464 phantom, Catphan 700 phantom, disc stack phantom and CT PBU-60 whole body phantom were performed, and the images were reconstructed with conventional algorithms like filtered back projection (FBP) and KARL 3D iterative reconstruction, as well as AIIR, respectively. Then the noise, X-ray dosage, as well as low contrast resolution, high contrast spatial resolution, cone-beam artifacts and streaking artifacts of various reconstructed images were compared. **Results** Compared to CT images reconstructed with conventional algorithms, those reconstructed with AIIR showed 61.74%—99.76% reduction of image noise and 60.00%—90.00% reduction of X-ray dosage, while increased image low contrast resolution to 1.99—4.86 times and high contrast spatial resolution to 1.55—2.57 times. Additionally, AIIR significantly reduced cone-beam artifacts and streaking artifacts. **Conclusion** AIIR showed obvious advantages for reconstruction CT images of phantoms compared with conventional algorithms.

[Keywords] tomography, X-ray computed; image processing, computer-assisted; deep learning; phantoms, imaging

DOI:10.13929/j.issn.1003-3289.2025.04.011

深度学习全模型迭代算法用于重建 CT 图像:体模实验

曹文静,孙昊桦,赵立毅,李翔,全国涛*

(上海联影医疗科技股份有限公司,上海 201800)

[摘要] **目的** 利用体模评估深度学习全模型迭代算法(AIIR)用于重建 CT 图像的价值。**方法** 以模型迭代重建(MBIR)结合深度学习(DL)生成 AIIR,对 CCT MITA IQ 体模、CT ACR 464 体模、Catphan 700 体模、光盘叠加体模及 CT PBU-60 全身体模进行 CT 扫描;分别采用滤波反投影法(FBP)、KARL 3D 迭代重建等常规算法及 AIIR 重建 CT 图像,比较各种重建图像的噪声、X 线剂量水平,以及低对比度分辨力、高对比度空间分辨力、锥束伪影及条形伪影等。**结果** 相比常规算法,利用 AIIR 重建 CT 图像可使噪声降低 61.74%~99.76%、X 线剂量降低 60.00%~90.00%,同时将低密度分辨能力提升至 1.99~4.86 倍、高对比度空间分辨力提升至 1.55~2.57 倍,且能明显减轻锥束伪影及条形伪影。**结论** AIIR 用于重建 CT 图像较常规算法具有明显优势。

[关键词] 体层摄影术,X 线计算机;图像处理,计算机辅助;深度学习;体模,显像术

[中图分类号] R445.3 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-3289(2025)04-0557-06

模型迭代重建(model-based iterative reconstruction, MBIR)在重建过程中考虑了数据的噪声统计特性和采

集光学模型,能够在降低重建图像噪声的同时抑制条形伪影及锥束伪影。传统 MBIR 方法在迭代损失函

[第一作者] 曹文静(1984—),女,河南漯河人,硕士,算法工程师。研究方向:CT 智能重建。E-mail: wenjing.cao@united-imaging.com

[通信作者] 全国涛,上海联影医疗科技股份有限公司,201800。E-mail: guotao.quan@united-imaging.com

[收稿日期] 2024-10-21 **[修回日期]** 2024-12-16

数中加入正则化项降低图像噪声,导致图像的噪声形态不自然,整体图像风格与滤波反投影(filtered back projection, FBP)重建算法差异大。近年来,深度学习(deep learning, DL)被广泛用于图像重建领域^[1-6],通过大量训练数据自动优化参数量庞大的网络模型,从而在输入与所期望的输出之间构建联系。然而,大部分 DL 重建算法只基于图像域数据进行训练并降噪,无法根本上解决噪声引入的条状伪影和近似重建算法导致的锥束伪影等常见 CT 图像伪影。本研究中的深度学习全模型迭代算法(artificial intelligence iterative reconstruction, AIIR)以 MBIR 为基础,引入 DL 方法改进正则化项降噪性能不够理想的问题。

1 设计与方法

1.1 AIIR 算法框架 AIIR 算法基于 MBIR 框架,采用分步优化方法^[7]。首先进行 MBIR 数据保真项迭代。作为 AIIR 核心部分之一,数据保真项充分描述包括系统光学模型、探测器模型及数据收集过程中每次特定扫描的统计噪声模型等系统过程,通过数据采集的几何光学过程正向投影重建图像,并与实际采集数据进行比较,根据数据统计噪声加权后,将上述差异重新反投影至图像。之后应用 DL 降噪模块降低图像噪声和伪影。DL 降噪方法基于数据驱动,三维 DL 降噪网络以源于 MBIR 的含噪声图像作为输入,对不同 X 线剂量和不同大小图像进行翻转等数据扩增,继而完成高质量重建与低辐射剂量模拟^[8],并通过迭代重建获得 MBIR 特征训练数据。

伴随迭代进程,原始数据与图像正投影之间的差异不断缩小,重建图像与接受扫描物体之间的差异随之减小并最终收敛,使图像质量提高、更多信息被恢复,而噪声则被抑制。见图 1。

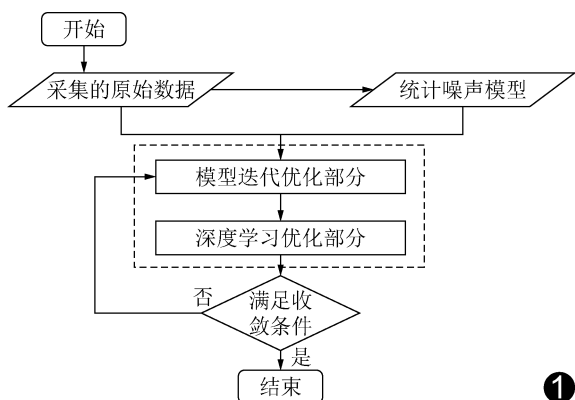


图 1 AIIR 重建 CT 图像流程图

1.2 算法评价 以联影 uCT 968 320 排螺旋 CT 仪

对 CCT MITA IQ 体模、CT ACR 464 体模、Catphan 700 体模、光盘叠加体模及 CT PBU-60 全身模进行扫描(图 2),并以 FBP、临床常用的 KARL 3D 迭代重建技术等常规算法,以及 AIIR 进行 CT 图像重建;比较以常规算法与 AIIR 重建的 CT 图像的噪声、辐射剂量,以及低对比度分辨率、高对比度空间分辨率、锥束伪影和条形伪影等^[9-11]。

1.2.1 降噪、降低 X 线剂量和低对比度分辨率测试

CCT MITA IQ 体模包含 4 支不同直径及对对比度的信号棒,随直径增大,其与背景的对对比度减弱。本研究分别以 CCT189 和 CCT191 体模测试体部及头部协议。

以不同剂量 X 线(120 kVp, 8~400 mAs, 头部及体部协议)重复扫描体模,并以 FBP 和 AIIR 重建图像。针对各 X 线剂量水平及每个比对对象提取多个含信号和不含信号的 ROI,结合 Gabor 滤波器作为通道化霍特林观察器(channelized Hotelling observer, CHO)的输入,以 YY/T 1766.2-2021 X 射线计算机体层摄影设备图像质量评价方法为依据选择 Gabor 滤波器参数,将 CHO 的输出用于计算信噪比(signal-to-noise ratio, SNR),对比不同重建图像的低对比度分辨率。

以 AIIR 重建图像的低对比度分辨率水平与常规剂量、常规重建相当的最低 X 线剂量,作为 AIIR 所能达到的最低 X 线剂量。基于降 X 线剂量测试中的 SNR 结果计算 SNR 比值(即 SNR_{AIIR}/SNR_{FBP}),以之评估低对比度分辨率的提升程度。同步扫描 Catphan 700 体模(120kVp, 350 mAs, 头部协议),对图像显示不同密度和尺寸目标进行主观评价。

1.2.2 高对比度空间分辨率测试 以 CT ACR 464 体模(Gammex, Middleton)内的骨密度柱作为测试对象。利用不同 X 线剂量(120 kVp, 20~320 mAs, 头部及体部协议)进行扫描,并分别以 FBP 与 AIIR 重建 CT 图像。通过任务传递函数(task transfer function, TTF)定义高对比度空间分辨率的提升情况:基于 FBP 与 AIIR 重建图像中骨密度柱边缘扩散方程,计算器在 50%位置的 TTF 值。

同步扫描 CT ACR 464 体模的高对比度空间分辨率线对层,对图像高对比度分辨率水平进行主观评价。

1.2.3 锥束伪影测试 光盘模型将多张光盘叠加在一起,将高对比度的光盘沿轴向对齐,以 320 排轴扫协议(120 kVp, 300 mAs)对其进行扫描。分别采用常规算法及 AIIR 重建图像,对比观察不同 Z 位置光盘结构完整性及锥束伪影。

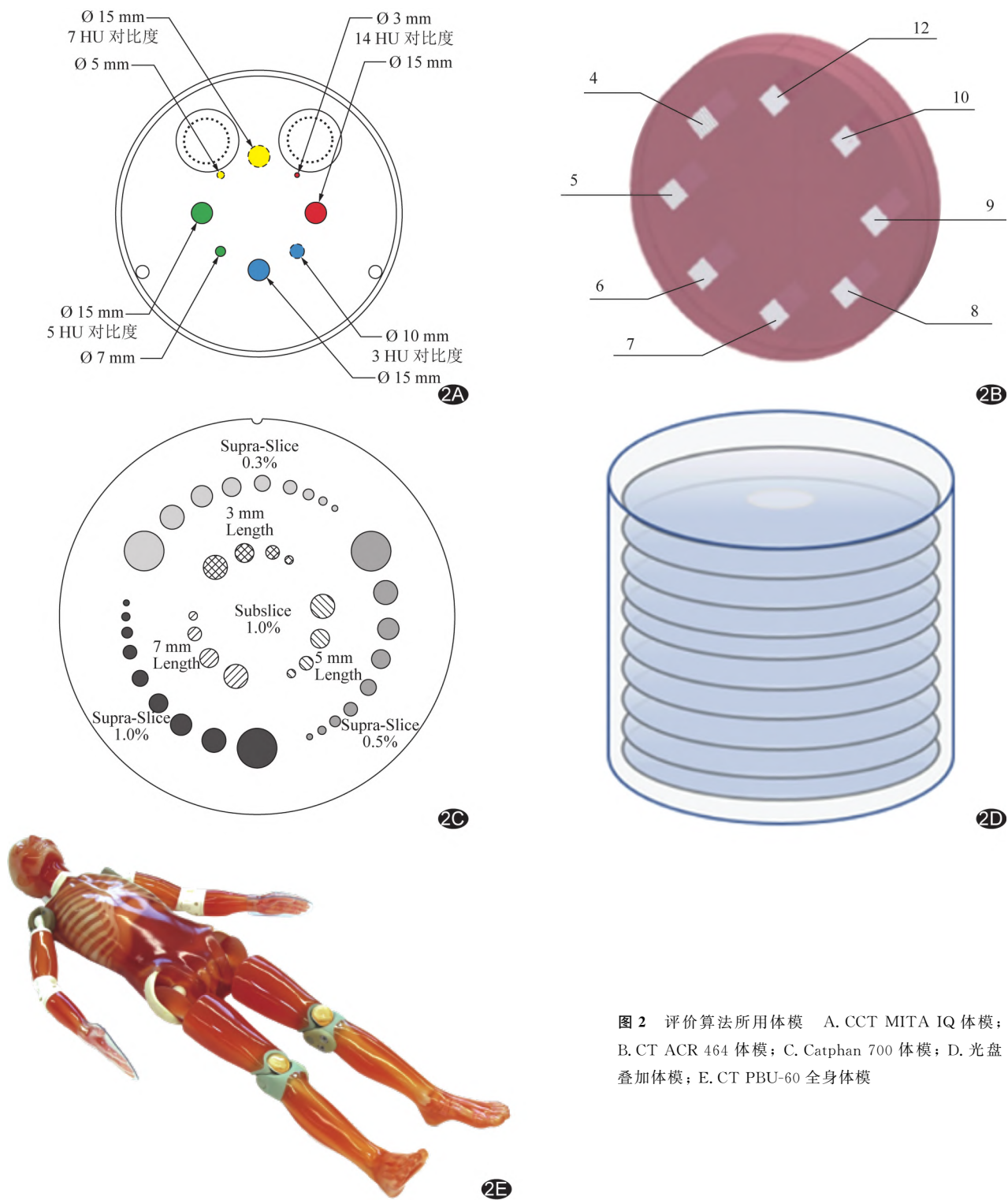


图 2 评价算法所用体模 A. CCT MITA IQ 体模；
B. CT ACR 464 体模；C. Catphan 700 体模；D. 光盘
叠加体模；E. CT PBU-60 全身体模

1. 2. 4 条形伪影测试 CT PBU-60 全身体模(Kyoto Kagaku Co., Ltd)的上肢置于躯干旁进行低剂量(120 kVp, 35 mAs)扫描,之后分别以常规算法和 AIIR 重建图像,观察其中的条形伪影。

2 结果

2.1 降噪、降低 X 线剂量及提升低对比度分辨力

针对 CCT MITA IQ 体模的定量测试结果显示,在相同 X 线剂量下,采用 AIIR 可使重建图像的噪声较 FBP 降低 61.74%~99.76%、使低对比度分辨力提升至 1.99~4.86 倍;为获取相当的低对比度分辨力, AIIR 重建图像 X 线剂量可较 FBP 减少 60.00%~90.00%。

基于 Catphan 700 体模低密度层重建结果显示,FBP、KARL 3D 重建薄层图像显示目标效果均明显受到噪声增大影响,而以 AIIR 重建图像可明显降低噪声、提升低对比度显示效果。见图 3。

2.2 高对比度空间分辨力 基于 ACR 464 体模的 TTF 值定量测试结果显示,相同 X 线剂量下,AIIR 重建图像的高对比度空间分辨力较 FBP 提升至 1.55~2.57 倍。

基于 CT ACR 464 体模中线对层重建图像,于图像中截取部分线对结构、并按照分辨率从低到高置于一排,发现相比 FBP 及 KARL 3D 算法,AIIR 能更好地显示分辨率更高的线对。见图 4。

2.3 锥束伪影 光盘叠加体模重建图像显示,AIIR 图像中 Z 轴方向锥角大处显示光盘结构较 FBP 及 KARL 3D 更为清晰,且锥束伪影得到明显改善。见图 5。

2.4 条形伪影 CT PBU-60 全身体模重建图像显示,常规重建图像中存在明显条形伪影,而 AIIR 重建图像中基本无条形伪影,图像质量提高。见图 6。

3 讨论

AIIR 可利用 DL 三维降噪网络更有效地降低噪声、提升低对比度分辨力及以低剂量扫描所获图像质量;MBIR 可随迭代进程逐步优化图像细节,有助于恢复低剂量图像细节及显示结构能力。本研究以 AIIR 重建 CT 所获降噪声、降低 X 线剂量及提升高对比度空间分辨力效果与预期相符。

锥束伪影并非采集原始数据时即存在的伪影,而是以常规 FBP 等近似重建算法重建图像时其近似效果不佳所致。AIIR 利用 MBIR 算法求解优化,将图像与原始数据之间的差异最小化。图像中存在严重锥束伪影时,AIIR 算法中的 MBIR 可通过对比当前图像的正向投影与原始数据而优化、减弱锥束伪影,进而加以明显改善。

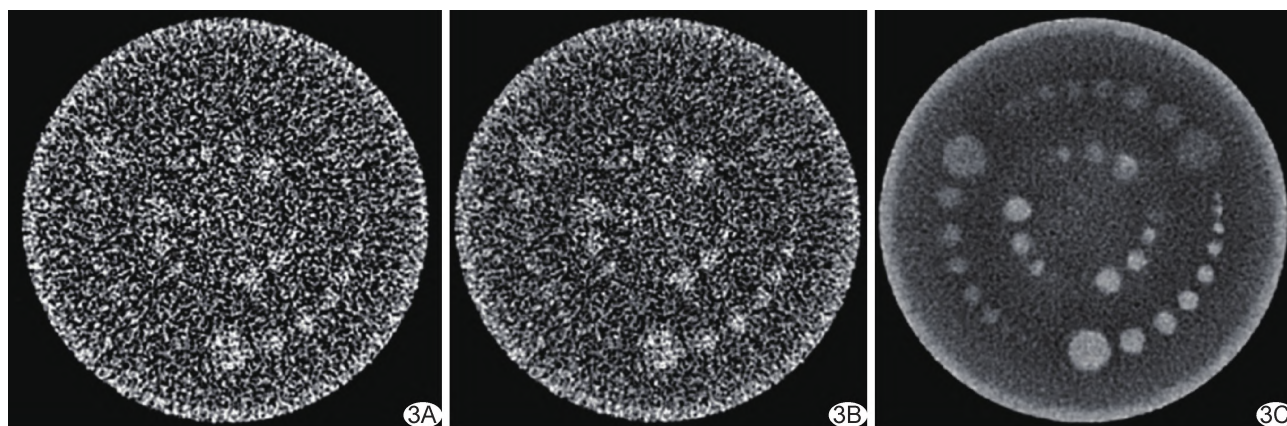


图 3 CT 重建图像显示 Catphan 700 低密层效果 A. FBP 重建; B. KARL 3D 重建; C. AIIR 重建

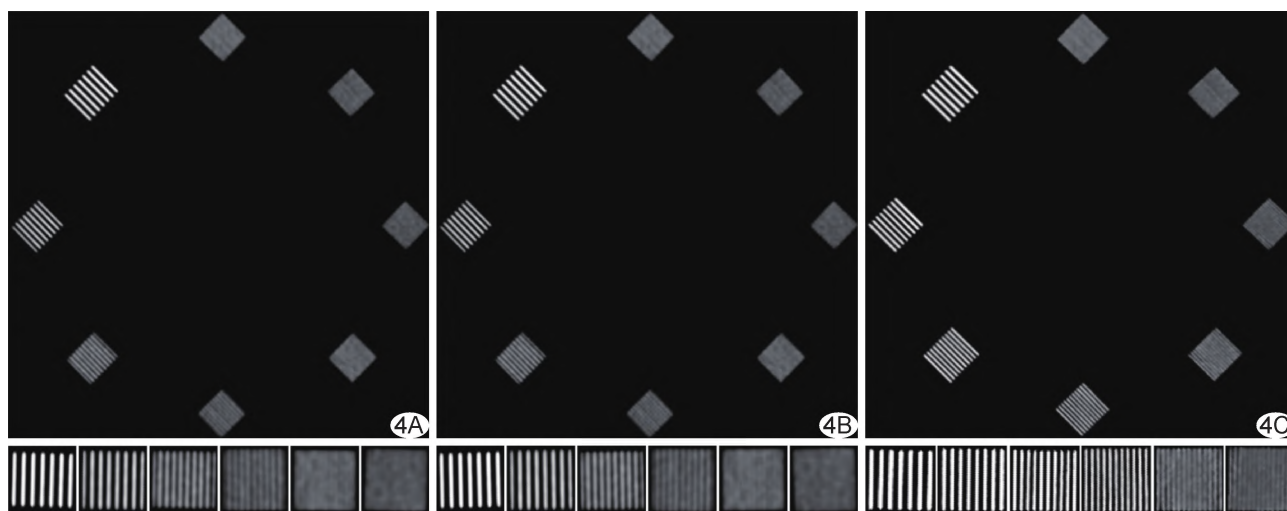


图 4 CT 重建图像显示 CT ACR 464 线对层的全局及局部效果 A. FBP 重建; B. KARL 3D 重建; C. AIIR 重建

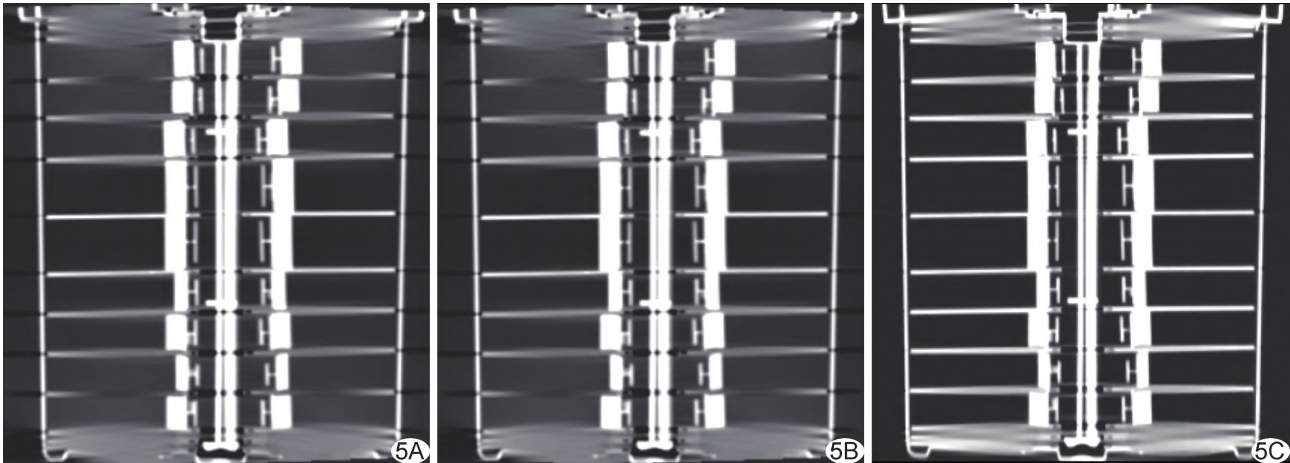


图 5 CT 重建图像显示 320 排轴扫模式下光盘体模效果 A. FBP 重建; B. KARL 3D 重建; C. AIIR 重建

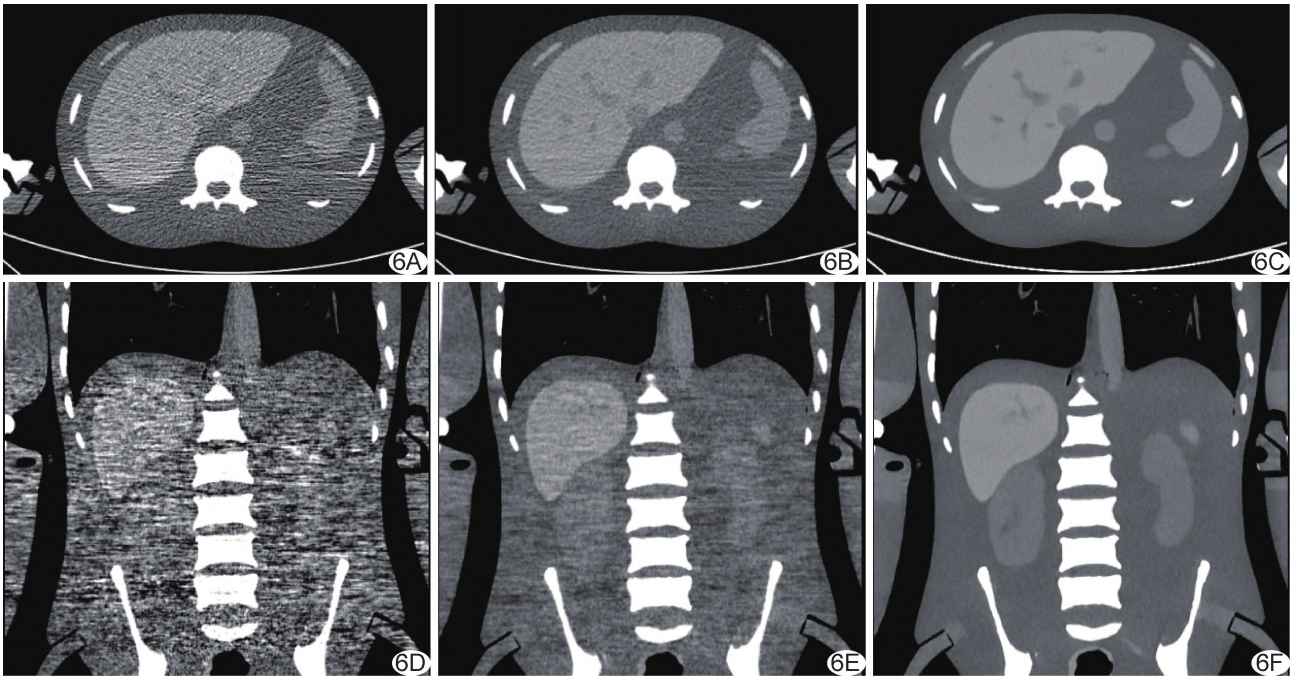


图 6 将 CT PBU-60 全身体模的上肢置于躯干两侧的低剂量扫描 CT 重建图 A. 轴位 FBP 重建图; B. 轴位 KARL 3D 重建图; C. 轴位 AIIR 重建图; D. 冠状位 FBP 重建图; E. 冠状位 KARL 3D 重建图; F. 冠状位 AIIR 重建图

不同采集方向的噪声不一致可重建 CT 图像中出现条形伪影。AIIR 中的 MBIR 可利用统计噪声模型基于原理预测采集信号的噪声分布,在迭代重建过程中为统计噪声设置相反的权重并进行调制,使不同方向信号噪声接近一致,以减少甚至消除条形伪影。

AIIR 包含基于 X 线正反向光路投影的 MBIR 模块与 DL 降噪模块,以之重建 CT 图像可提升质量,但计算复杂度也随之增加,尤其正反向投影的计算量大,但可尝试通过并行运算等方式提升处理效率。

综上,本研究结果显示,AIIR 用于重建 CT 图像具有明显优势,可在降噪的同时提高图像质量。但本

研究以体模实验为主,有待后续进一步评估其临床价值。

利益冲突:全体作者声明无利益冲突。

作者贡献:曹文静研究设计和实施、撰写和修改文章;孙昊桦研究实施、数据分析和修改文章;赵立毅和李翔数据分析;全国涛指导、研究设计和修改文章。

[参考文献]

[1] SHAN H, PADOLE A, HOMAYOUNIEH F, et al. Can deep learning outperform modern commercial CT image reconstruction

- methods? [J]. *Nature Machine Intelligence*, 2019, 1(6):269-276.
- [2] WILLEMINK M J, NOËL P B. The evolution of image reconstruction for CT—from filtered back projection to artificial intelligence [J]. *Eur Radiol*, 2019, 29(5):2185-2195.
- [3] ZHANG X, ZHANG G, XU L, et al. Application of deep learning reconstruction of ultra-low-dose abdominal CT in the diagnosis of renal calculi [J]. *Insights Imaging*, 2022, 13(1):163.
- [4] KOBLER E, MUCKLEY M, CHEN B, et al. Variational deep learning for low-dose computed tomography [C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), April 15-20, 2018, Calgary, Alberta. Piscataway, NJ: IEEE, 2018:6687-6691.
- [5] 孙记航, 彭芸. 迭代重建联合低电压技术应用于儿童低剂量 CT 的进展 [J]. *中国医学影像技术*, 2018, 34(2):314-317.
- [6] 吴瑶媛, 王万勤, 刘斌, 等. FBP、ASiR 和 VEO 三种重建算法对常规剂量胸部 CT 图像质量的影响 [J]. *中国医学影像技术*, 2012, 28(3):575-578.
- [7] HE R, ZHENG W S, TAN T, et al. Half-quadratic-based iterative minimization for robust sparse representation [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2014, 36(2):261-275.
- [8] ZABIC S, WANG Q, MORTON T, et al. A low dose simulation tool for CT systems with energy integrating detectors [J]. *Med Phys*, 2013, 40(3):031102.
- [9] GREFFIER J, HAMARD A, PEREIRA F, et al. Image quality and dose reduction opportunity of deep learning image reconstruction algorithm for CT: A phantom study [J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(7):3951-3959.
- [10] SAMEI E, BAKALYAR D, BOEDEKER K L, et al. Performance evaluation of computed tomography systems: Summary of AAPM Task Group 233 [J]. *Medical physics*, 2019, 46(11):e735-e756.
- [11] Medical Imaging and Technology Alliance. NEMA/MITA WP 1-2017 Computed tomography image quality (CIIQ): Low-contrast detectability (LCD) assessment when using dose reduction technology [S]. Virginia: National Electrical Manufacturers Association, 2017.