

深度学习图像重建提升标准肝脏密度体模CT扫描图像质量

潘志杰, 刘玲, 李卿瑶, 曲婷婷, 张帅, 解学乾

Deep Learning Image Reconstruction to Improve Computed Tomography Image Quality of the Phantom with Standard Liver Density

PAN Zhijie, Liu Ling, Li Qingyao, Qu Tingting, Zhang Shuai, and XIE Xueqian

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2024.056>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

潘志杰, 刘玲, 李卿瑶, 等. 深度学习图像重建提升标准肝脏密度体模 CT 扫描图像质量[J]. CT 理论与应用研究(中英文), xxxx, x(x): 1-10. DOI:10.15953/j.ctta.2024.056.

PAN Z J, Liu L, Li Q Y, et al. Deep Learning Image Reconstruction to Improve Computed Tomography Image Quality of the Phantom with Standard Liver Density[J]. CT Theory and Applications, xxxx, x(x): 1-10. DOI:10.15953/j.ctta.2024.056. (in Chinese).

深度学习图像重建提升标准肝脏密度体模 CT 扫描图像质量

潘志杰¹, 刘玲², 李卿瑶¹, 曲婷婷¹, 张帅², 解学乾¹

1. 上海交通大学医学院附属第一人民医院放射科, 上海 200080

2. 通用电气医疗系统中国 CT 影像研究中心, 上海 210000

摘要: 目的: 通过使用不同的扫描剂量, 扫描模拟标准肝脏密度体模, 比较深度学习重建技术 (DLIR) 与自适应统计迭代重建技术 (ASIR-V) 重建图像的质量。方法: 使用 Gammex 标准 CT 体模模拟标准肝脏密度的插入物 ($\rho_e = 1.06$), 在 6 种不同辐射剂量水平 (CTDI_{vol}: 30、20、15、10、7.5 和 4.5mGy) 下进行 CT 扫描。随后, 使用 DLIR 和 ASIR-V 算法, 对每种剂量下获得的图像进行重建。通过 imQuest 软件对图像进行质量分析, 使用 Bland-Altman 方法比较 DLIR 算法在 4.5mGy (本实验采用的最低辐射剂量) 和 ASIR-V 在 15mGy (肝脏扫描推荐剂量) 下的图像质量。结果: 在 6 种剂量水平下, DLIR 在噪声 ($P < 0.001$)、信噪比 ($P < 0.001$)、对比噪声比 ($P < 0.001$) 和可检测度 ($P < 0.001$) 等关键指标上, 均显著优于 ASIR-V。Bland-Altman 分析结果表明, 在 4.5mGy 的剂量水平下, DLIR 的图像质量显著优于 ASIR-V 在 15mGy 剂量水平下的表现。在 4.5mGy 下 DLIR 图像的噪声为 17.41 ± 0.32 , 显著低于 ASIR-V 在 15mGy 的 21.17 ± 0.67 ($P < 0.001$)。在 4.5mGy 下 DLIR 的信噪比、对比噪声比和可检测度分别为 3.21 ± 0.24 , 3.42 ± 0.35 和 8.81 ± 0.63 , 显著高于 ASIR-V 在 15mGy 剂量下的 2.69 ± 0.14 , 2.87 ± 0.11 和 5.61 ± 1.28 (P 值分别为 0.006、0.029 和 0.005)。结论: 在模拟标准肝脏密度的局灶性病体模 CT 扫描实验中, DLIR 相较于 ASIR-V, 不仅显著提升信噪比, 对比噪声比和可检测度值, 而且大幅度降低图像噪声。DLIR 技术能够在 4.5mGy 的较低辐射剂量下, 实现优于常规 15mGy 剂量下 ASIR-V 重建图像的质量效果。

关键词: CT; 深度学习; 体模; 辐射剂量

DOI:10.15953/j.ctta.2024.056 中图分类号: O242; TP391.41 文献标识码: A

随着肝脏恶性肿瘤的发病率持续上升, 肝脏局灶性病变的准确鉴别和诊断非常关键^[1]。在各种检查手段中, 肝脏多时相增强 CT 扫描在探测肝病方面得到了广泛应用^[2]。然而, 该检查方式需要患者多次重复扫描, 这增加了辐射剂量累积的风险。据报道, 多时相肝脏 CT 扫描的剂量可达到标准腹部和骨盆 CT 扫描的两倍^[3]。由于肝脏 CT 图像的软组织对比度相对较低, 因此, 实现高质量图像重建并有效检测出病灶显得尤为重要。这一挑战是在保障图像质量的基础上, 实现放射剂量的显著降低, 并确保病灶的准确检出^[4]。迭代重建技术 (iterative reconstruction, IR) 是一种广泛应用的图像重建算法, 在降低辐射剂量的同时, 为提升图像质量提供了可行方案^[5]。比如, 肝脏图像重建常用的一种 IR 技术是自适应统计迭代重建 (adaptive statistical iterative reconstruction-V, ASIR-V)^[6]。尽管 IR 技术在医学成像领域具有广泛的应用, 但由于其非线性计算特性, 在处理超低剂量 CT 生成高噪声图像中经常出现失真现象^[7]。这种情况在一定程度上影响了对疾病的诊断。

近年来, 深度学习图像重建 (deep learning image reconstruction, DLIR) 技术, 作为一种利用神经网络模型训练以优化图像质量的方法, 为低剂量 CT 扫描的发展提供了新的途径。通过应用 DLIR 技术, 能够在维持图像空间分辨率和缩短重建时间的同时, 有效降低图像中的噪声和伪影, 同时保持噪声的纹理特征和组织的解剖细节^[8-9]。与 IR 技术相比, 基于神经网络的 DLIR 展现出在提升

收稿日期: 2024-04-15。

基金项目: 上海市第一人民医院领军人才培养项目 (SHLJxxq); 上海市第一人民医院重点学科临床研究项目 (CCTR-2022ZD01)。

图像质量方面的显著优势,特别是在提高信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)和对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)方面^[10-11]。标准体模研究和腹部肿瘤临床研究均表明,DLIR 技术在大幅减少辐射剂量的同时,能够显著提升图像质量^[8,12]。

为了在尽可能降低 CT 剂量的同时保证肝脏病灶的显示质量,需要首先进行标准肝脏密度体模研究。鉴于此,本研究通过使用不同的扫描剂量,扫描模拟标准肝脏密度体模,比较 DLIR 与 ASIR-V 图像重建的质量,从而探索 DLIR 图像重建算法在低对比度图像质量提升方面的潜力。此外,我们比较 DLIR 算法在 4.5 mGy (本实验采用的最低辐射剂量)和 ASIR-V 在 15 mGy (肝脏扫描推荐剂量)^[13]下的图像质量,通过定量分析探索 DLIR 在确保显示肝病变时所能达到的最低辐射剂量。

1 材料与方法

1.1 研究体模

本研究使用标准体模(Gammex CT phantom, model 472, Sun Nuclear)^[14]。此体模设计为直径 33 cm、层厚 5 cm 的圆盘形状,内含 16 个直径 2.8 cm、长 7 cm 的插入物,用于模拟不同的人体组织密度。在本实验中,我们特别测量了代表标准肝脏密度($\rho_e^w = 1.06$)的插入物(图 1 箭头指示)。在整个扫描过程中,体模的位置始终保持固定不变。

1.2 CT 扫描和算法重建

使用一台 256 排 CT (Revolution CT, GE 医疗)完成体模扫描工作(图 1)。在进行扫描时,参照腹部诊断 CT 扫描参数设置(表 1),将管电压设定为 120 kVp^[15],并根据需要调整管电流,以产生 6 种不同的辐射剂量($CTDI_{vol}$: 30、20、15、10、7.5 和 4.5 mGy)。其中,以 15 mGy 的剂量为标准的腹部扫描剂量^[13]。重建图像的层厚和层距都是 1.25 mm,重建图像视野为 30 cm \times 30 cm,图像重建矩阵为 512 \times 512。为了评估不同重建算法的效果,我们将体模扫描图像重建两次:一次使用高强度 DLIR (DLIR-H) 算法,另一次使用 50% 强度 ASIR-V (ASIR-V-50%) 算法作为对照。为确保数据的准确性,模拟不同扫描间 CT 值的微小差异,我们在每种剂量条件下对体模进行 5 次重复扫描。



图 1 Gammex CT 体模的照片,箭头所指是代表标准肝脏密度(1.06 g/cm³)的插入物

Fig.1 Image of the Gammex CT phantom shows an insert that represents liver density (1.06 g/cm³) (arrow)

表 1 CT 设备的参数
Table 1 Parameters of CT Equipment

变量	参数
管电压	120 kVp
层厚	1.25 mm
辐射剂量	$CTDI_{vol}$: 30、20、15、10、7.5、4.5 mGy
视野	30.0 cm \times 30.0 cm
重建图像矩阵	512 \times 512
重建算法	ASIR-V-50%, DLIR-H

1.3 定量图像质量分析

本研究使用 imQuest 软件(版本 7.2, Duke 大学)进行系统的图像质量定量分析。分析过程中,主要测量了平均 CT 值(Hounsfield unit, HU)、图像噪声、SNR 和 CNR。计算 SNR 和 CNR 的公式如

下, 这里以水为基准计算 CNR:

$$\text{SNR} = \text{HU}_{\text{object}} / \text{SD}_{\text{object}}, \quad (1)$$

$$\text{CNR} = (\text{HU}_{\text{object}} - \text{HU}_{\text{watermean}}) / \text{SD}_{\text{watermean}}. \quad (2)$$

其次, 我们通过测量噪声功率谱 (noise power spectrum, NPS) 和基于任务的传递函数 (task-based transfer function, TTF) 对图像噪声纹理和空间分辨率进行分析。NPS 空间分布频率 (NPS spatial frequency, NPS-fpeak) 是指 NPS 达到峰值 (NPS-peak) 所对应的频率, 这一指标用于评估图像的噪声纹理和噪声数值幅度, 而 TTF 用于评价图像的空间分辨率^[16]。此外, 为更客观地评估图像质量, 本研究引入可检测度 d' (detectability index) 作为评价指标, 它与图像质量呈正相关关系^[2, 16]。

1.4 统计学

正态分布的定量数据以均值 \pm 标准差的形式表示。经 P-P 图检验, 所有数据均呈现正态分布特征, 因此我们采用成组 t 检验比较两组之间的差异。使用 Bland-Altman 分析评价 DLIR 算法在 4.5 mGy (本实验的最低辐射剂量) 和 ASIR-V 在 15 mGy (肝脏扫描推荐剂量) 的图像质量差异。本研究使用 GraphPad Prism 10 和 SPSS Statistics 27 统计软件包进行数据分析, 考虑 $P < 0.05$ 具有统计学意义。

2 结果

2.1 体模扫描

在 6 种不同辐射剂量条件下 (即 CTDI_{vol} 为 30、20、15、10、7.5 和 4.5 mGy), 使用多层 CT 成功扫描代表标准肝脏密度的标准体模, 对 DLIR 和 ASIR-V 两种图像重建算法的图像质量进行全面评估。

2.2 DLIR 与 ASIR-V 重建图像的基本测量

表 2 记录了在不同辐射剂量条件下, 两种算法重建图像的 CT 值、噪声、SNR 和 CNR 的平均值及标准差。图 2 展示了这些关键指标随辐射剂量变化的趋势。在 30 mGy 的剂量下, DLIR 的 CT 值高于 ASIR-V。而在其它剂量下, DLIR 的 CT 值均显著低于 ASIR-V ($P = 0.001$)。关于噪声水平, 我们发现随着辐射剂量的增加, 噪声水平逐渐降低。值得注意的是, 在所有的剂量水平上, DLIR 算法的噪声都显著低于 ASIR-V ($P < 0.001$)。对于 SNR 和 CNR, 随着剂量增加, 这两个指标呈上升趋势。在所有剂量条件下, DLIR 算法的 SNR 和 CNR 均显著超过 ASIR-V ($P < 0.001$)。这些数据统计结果表明, DLIR 算法在多个关键性指标上均展现出一定的优势。

表 2 在不同辐射剂量下, DLIR 与 ASIR-V 算法重建图像的测量值比较
Table 2 Comparison of measurements of reconstructed images by DLIR and ASIR-V algorithms at different radiation doses

$\text{CTDI}_{\text{vol}}/\text{mGy}$	CT value ($P = 0.001$)		Noise ($P < 0.001$)		SNR ($P < 0.001$)		CNR ($P < 0.001$)	
	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V
30	62.66 \pm 3.17	62.06 \pm 3.55	11.12 \pm 0.69	17.19 \pm 1.05	5.65 \pm 0.38	3.62 \pm 0.19	5.3 \pm 0.12	3.69 \pm 0.15
20	55.91 \pm 2.08	57.58 \pm 2.81	12.15 \pm 0.34	19.39 \pm 0.33	4.61 \pm 0.22	2.97 \pm 0.15	4.09 \pm 0.26	3.2 \pm 0.17
15	55.94 \pm 1.7	56.91 \pm 2.27	13.66 \pm 0.55	21.17 \pm 0.67	4.1 \pm 0.16	2.69 \pm 0.14	3.89 \pm 0.26	2.87 \pm 0.11
10	55.74 \pm 2.18	57.71 \pm 3.17	15.18 \pm 0.3	24.19 \pm 1.06	3.67 \pm 0.1	2.39 \pm 0.17	3.83 \pm 0.33	2.63 \pm 0.27
7.5	55.35 \pm 2.32	59.86 \pm 3.34	15.79 \pm 0.57	26.37 \pm 1.5	3.51 \pm 0.2	2.28 \pm 0.24	3.78 \pm 0.14	2.44 \pm 0.17
4.5	55.88 \pm 3.31	59.94 \pm 4.77	17.41 \pm 0.32	29.33 \pm 0.91	3.21 \pm 0.24	2.05 \pm 0.2	3.42 \pm 0.35	2.18 \pm 0.3

2.3 DLIR 与 ASIR-V 重建图像的量化分析

表 3 展示在不同剂量辐射下, 两种算法重建图像的 NPS-peak、NPS-fpeak、TTF50% 和 d' 的平均

值及标准差。图 3 描绘这些指标随辐射剂量变化的曲线。观察曲线可知, NPS-peak 随着辐射剂量的增加呈下降趋势。在任一剂量下, DLIR 的 NPS-peak 均显著大于 ASIR-V ($P < 0.001$)。对于 NPS-fpeak, 其值随着放射剂量的升高而增加。具体来说, 在 20 mGy 和 30 mGy 的剂量下, DLIR 的 NPS-fpeak 值大于 ASIR-V; 在 7.5 mGy 和 10 mGy 的剂量下, 两者值相等; 而在 4.5 mGy 和 15 mGy 的剂量下, DLIR 的值小于 ASIR-V 的值 ($P = 0.379$)。TTF50% 随着辐射剂量的增加呈现上升趋势。在 4.5、20 和 30 mGy 的剂量下, DLIR 的 NPS-fpeak 值大于 ASIR-V; 在 7.5 mGy 的剂量下, 两者值相等; 在 10 mGy 和 15 mGy 剂量下, DLIR 的值小于 ASIR-V ($P = 0.61$)。此外, d' 的值随着辐射剂量的增加而升高。在所有剂量水平上, DLIR 的 d' 值均显著超过 ASIR-V ($P < 0.001$)。

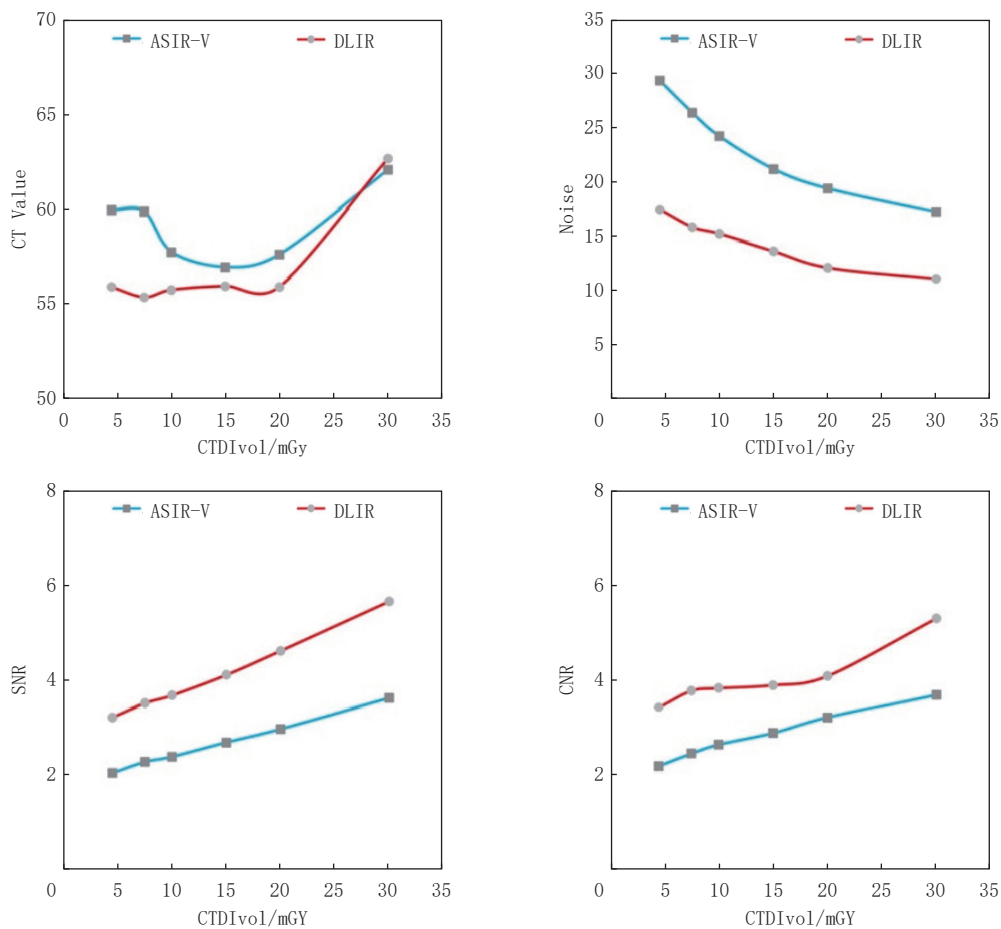


图 2 在不同辐射剂量下, DLIR 与 ASIR-V 算法重建图像的测量值趋势图

Fig.2 Trend of measured values of reconstructed images by DLIR and ASIR-V algorithms at different radiation doses

综上所述, DLIR 和 ASIR-V 在不同辐射剂量下的图像重建性能存在差异, 这些差异反映了两种算法在不同辐射剂量条件下对图像细节的捕捉能力和整体图像质量的处理效果。

2.4 DLIR 与 ASIR-V 重建图像的 Bland-Altman 分析

经过 Bland-Altman 差异性分析 (表 4 和图 4), 与常用的 15 mGy 剂量下的 ASIR-V 重建扫描比较, 我们发现 DLIR 在 4.5 mGy 的辐射剂量下表现出显著的优势。具体来说, DLIR 的噪声水平平均下降 3.758 (95% CI: -5.231, -2.285) ($P < 0.001$), 这意味着其图像具有更低的噪声水平。此外, DLIR 的 SNR 提高 0.522 (0.090, 0.954) ($P = 0.006$), CNR 上升 0.552 (0.171, 1.274) ($P = 0.029$)。最后, DLIR 的可检测度指数 (d') 提高 3.198 (0.638, 5.758) ($P = 0.005$)。以上结果表明 DLIR 的图像质量显著优于 ASIR-V。

表 3 在不同辐射剂量下, DLIR 与 ASIR-V 算法重建图像的量化分析比较
Table 3 Comparison of quantitative analysis of reconstructed images by DLIR and ASIR-V algorithms at different radiation doses

CTDI _{vol} /mGy	NPS-peak ($P < 0.001$)		NPS-fpeak ($P = 0.379$)		TTF50% ($P = 0.61$)		d' ($P < 0.001$)	
	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V	DLIR	ASIR-V
30	189.02 ± 34.5	528.47 ± 75.13	0.2 ± 0.07	0.18 ± 0.06	0.52 ± 0.13	0.46 ± 0.08	15.95 ± 2.64	9.16 ± 1.43
20	234.72 ± 6.99	786.15 ± 119.99	0.18 ± 0.06	0.17 ± 0.04	0.47 ± 0.06	0.45 ± 0.05	13.49 ± 1.18	6.93 ± 1.09
15	303.35 ± 25.14	850.79 ± 78.38	0.14 ± 0.07	0.19 ± 0.07	0.42 ± 0.02	0.46 ± 0.06	11.94 ± 2.09	5.61 ± 1.28
10	391.89 ± 36.38	1168.32 ± 84.18	0.15 ± 0.05	0.15 ± 0.04	0.4 ± 0.02	0.44 ± 0.11	9.64 ± 0.72	4.94 ± 0.64
7.5	418.12 ± 63.66	1674.62 ± 316.68	0.12 ± 0.05	0.12 ± 0.03	0.35 ± 0.06	0.35 ± 0.04	10.26 ± 1.84	4.68 ± 0.95
4.5	650.8 ± 151.44	2385.55 ± 474.44	0.09 ± 0.02	0.12 ± 0.04	0.35 ± 0.04	0.3 ± 0.06	8.81 ± 0.63	4.43 ± 0.4

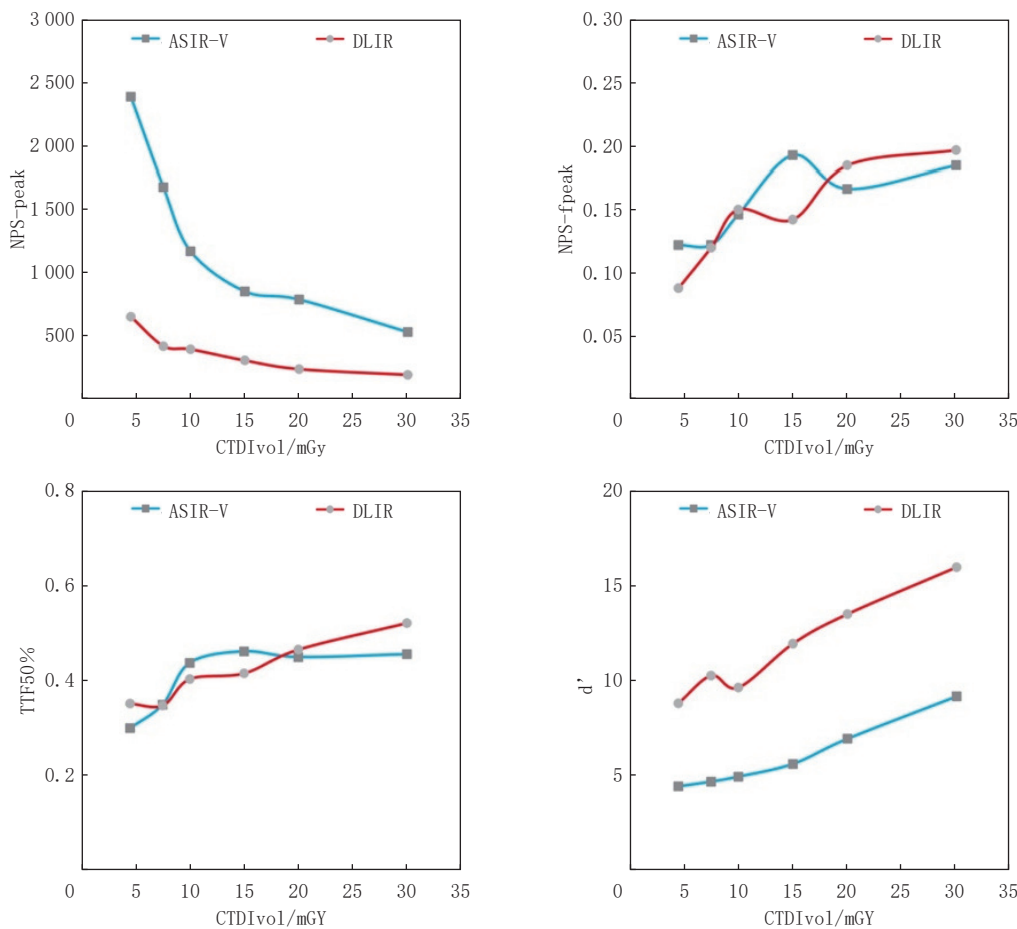


图 3 在不同辐射剂量下, DLIR 与 ASIR-V 算法重建图像的量化

Fig.3 Quantitative trend of reconstructed images by DLIR and ASIR-V algorithms at different radiation doses

3 讨论

经过 6 种不同辐射剂量下的体模扫描和图像质量评价实验, 结果显示, DLIR 重建图像的质量均优于 ASIR-V 重建。特别值得关注的是, 在辐射剂量仅为 4.5 mGy 的情况下, DLIR 的图像质量已达到相当于 15 mGy ASIR-V 的水平。这一发现对于优化放射影像学的图像质量和降低患者接受的辐射剂量具有重要的实际意义。

在 CT 肝脏扫描领域, 为了在减少辐射剂量的同时保证图像质量, 目前广泛采用迭代重建技术^[17-18]。

尽管迭代重建技术在正常剂量和低剂量 CT 图像中取得了显著成效,但在处理超低剂量 CT 图像时,由于其噪声较大,可能会导致图像出现“斑片感”和“蜡像感”,从而影响肝脏病变诊断的准确性^[9]。Mileto 等^[19]指出,迭代重建算法在腹部病灶成像方面,仍存在噪声纹理不自然,进而影响放射医生诊断的问题。近年来出现了基于深度学习的 DLIR 算法,其主要目标是在保留图像纹理细节的同时降低噪声干扰^[20]。Cao 等^[21]通过临床实验证明在肝脏病灶的增强 CT 扫描中,DLIR 相比于 ASIR-V 在减少 76% 辐射剂量的同时,获得更优秀的 CNR 和诊断置信度。本实验通过扫描标准体模,定量探究 DLIR 和 ASIR-V 在重建后,图像质量方面各个参数上的差异,进一步证明在标准肝脏密度扫描中,DLIR 相比于 ASIR-V 的优越性。

表 4 4.5 mGy 剂量下的 DLIR 图像质量测量值与 15 mGy 剂量下的 ASIR-V 图像质量测量值差异性的 Bland-Altman 分析
Table 4 Bland-Altman analysis of the difference in image quality measurements between DLIR (4.5 mGy) and ASIR-V (15 mGy)

指标	DLIR vs ASIR-V 平均值 (95%置信区间)
CT Value	-1.026 (-6.450~4.398)
Noise	-3.758 (-5.231~-2.285)
SNR	0.522 (0.090~0.954)
CNR	0.552 (0.171~1.274)
NPS-peak	-200.0 (-398.3~-1.681)
NPS-fpeak	-0.104 (-0.254~0.0457)
TTF50%	-0.110 (-0.256~0.036)
d'	3.198 (0.638~5.758)

本研究的结果表明,在降噪、提高信噪比和对比噪声比方面,DLIR 算法的表现优于 ASIR-V。在不同辐射剂量下,DLIR 和 ASIR-V 之间的 CT 值没有显著差异。值得注意的是,随着辐射剂量的增加,两种算法之间的 CT 值差异逐渐减小。此外,DLIR 和 ASIR-V 的测量结果均显示,随着剂量的增加,噪声逐渐降低,并且 DLIR 始终低于 ASIR-V ($P < 0.001$)。同时,SNR 和 CNR 逐渐提高,DLIR 在这方面始终优于 ASIR-V ($P < 0.001$)。van STIPHOUT 等^[4]的系统性综述通过总结 16 篇论著,也证明在腹部 CT 扫描中,测量 CT 值时 DLIR 和 IR 无明显不同,测量 SNR 和 CNR 时 DLIR 显著优于 ASIR-V。

在图像的量化方面,随着剂量的增加,DLIR 和 ASIR-V 两种算法处理下的 NPS-peak 均呈下降趋势,其中 DLIR 的降低幅度显著大于 ASIR-V ($P < 0.001$)。然而,尽管两种算法处理下的 NPS-fpeak ($P = 0.379$) 和 TTF 50% ($P = 0.61$) 随剂量增加均呈上升趋势,但二者并未达到统计学上的显著差异。此外,随着剂量的增加,d'在 DLIR 和 ASIR-V 两种算法下均有所增加,其中 DLIR 的增加幅度显著超过了 ASIR-V ($P < 0.001$)。这与 Greffier 等^[8,22]实验研究结果相一致,其通过两次体模实验证明了在增加辐射剂量的条件下,采用 ASIR-V 算法得到的所有 NPS-peak 值均高于 DLIR,同时 ASIR-V 获得的所有 d'值也均低于 DLIR。

本研究证实了 DLIR 在降噪方面的优势,相较于 ASIR-V,DLIR 在同是 15 mGy 的辐射剂量下能降低噪声 64%,SNR 增加 64%,CNR 增加 36%,NPS-peak 减少 64%,其 d'值更是 ASIR-V 的两倍。即使在实验测得的最小剂量 4.5 mGy 条件下,相较于 15 mGy 的 ASIR-V,DLIR 噪声仍下降 18%,SNR 提高 19%,CNR 提高 19%,NPS-peak 下降 24%,其 d'值仍然是 ASIR-V 的 1.6 倍。DLIR 能够在低对比度下优化肝脏病变的图像质量,比 ASIR-V 优化能力更强。在本研究中,我们针对上腹部 CT 扫描的典型临床应用,进行参数设置,其他研究发现即使在参数设置不同的情况下,DLIR 相比于 ASIR-V 在图像优化能力上仍然表现更优秀^[14,23]。尽管如此,DLIR 在肝脏病变扫描中仍存在潜在不足,Jensen 等^[24]提出,DLIR 可能对小于 0.5 cm 的肝脏病灶和血管的检测图像造成模糊,并且其识别微小结构的能力可能有限,而这在肝脏病变诊断中尤为重要。本研究在图像重建方面采用了 ASIR-V 与 DLIR 两种方法。ASIR-V 作为一种迭代重建技术的代表,而 DLIR 则代表了深度学习重建技术。尽管

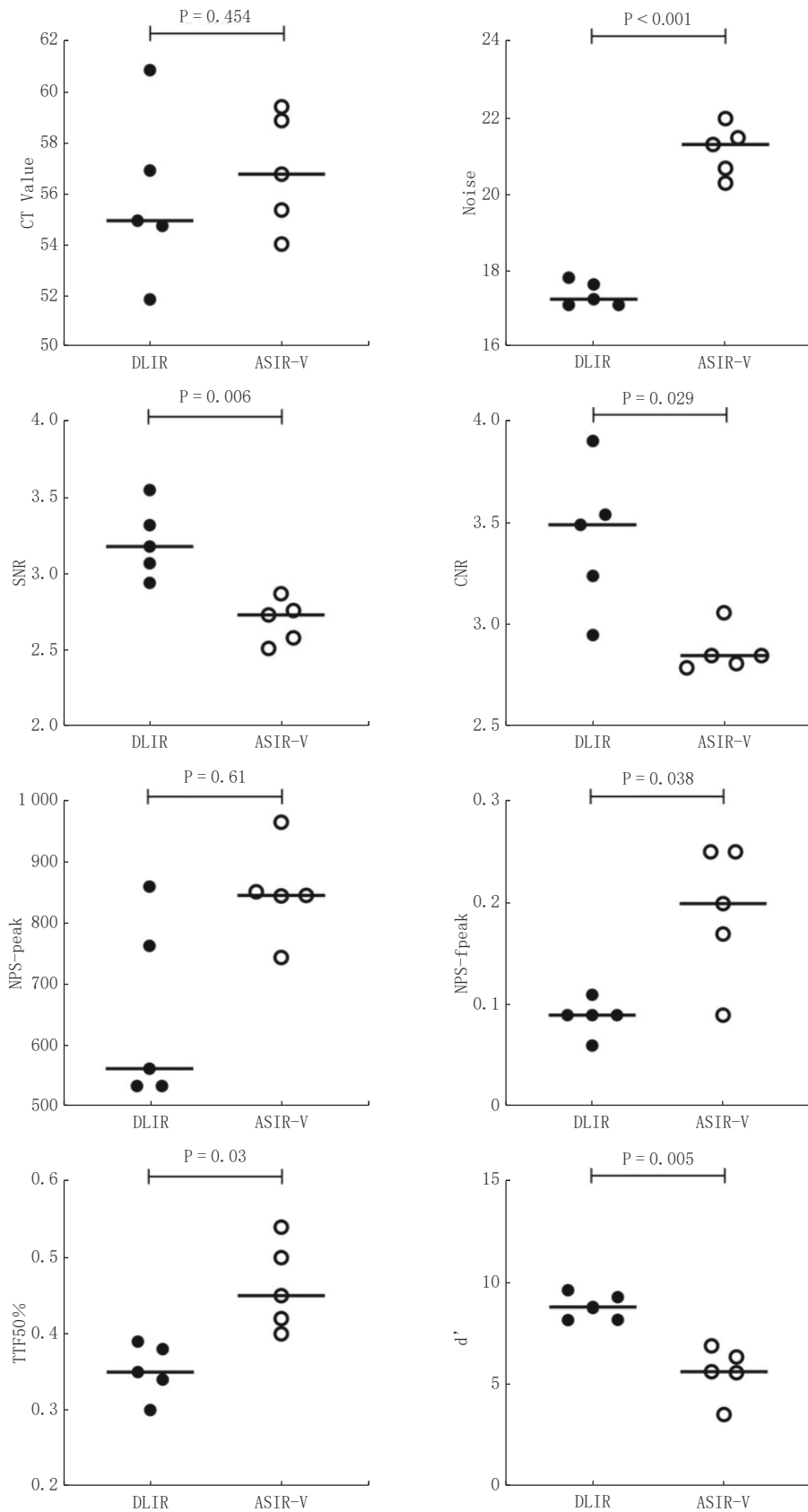


图 4 4.5 mGy 剂量下的 DLIR 图像质量测量值与 15 mGy 剂量下的 ASIR-V 图像质量测量值差异性的 Bland-Altman 散点图

Fig.4 Bland-Altman scatter plots of the difference in image quality measurements between DLIR (4.5 mGy) and ASIR-V (15 mGy)

这两种特定的命名方式源于某品牌设备,但其他品牌设备亦存在类似技术,只是命名上有所差异^[22, 25-27]。本研究从特定角度展现了深度学习图像重建在提升图像质量方面的优势。尽管难以涵盖所有设备,但其仍具备一定的代表性。

本研究存在一些局限性。①在实验设计上,本研究对实验参数的设定相对有限,仅限于特定的电压和层厚。根据 Ja 等^[4]的研究,层厚的选择可能会直接影响信噪比和对比噪声比的测量结果,以及诊断的置信度。②本研究采用的所有算法均来自同一制造商。Greffier 等^[22]通过比较不同 CT 供应商的迭代算法,证明不同制造商提供的算法可能会导致研究结果出现差异。③本研究设置的辐射剂量范围还不够大,未来需要扩大范围做进一步研究。以上这些因素可能对本研究结果产生一定的影响。④本实验扫描的是体模下的标准肝脏密度 (1.06 g/cm^3),未来我们将把本实验的结论和数据应用于不同碘密度及真实患者的 CT 扫描中,以此为将来的研究奠定基础。

综上所述,在模拟标准肝脏密度的局灶性病变量体模 CT 扫描实验中,DLIR 相较于 ASIR-V,不仅显著提升了 SNR, CNR 和 d' 值,而且大幅度降低了图像噪声,进而优化了图像的空间分辨率和整体质量。实验数据表明,DLIR 技术能够在 4.5 mGy 的较低辐射剂量下,实现优于常规 15 mGy 剂量下 ASIR-V 重建图像的质量效果。这一发现为腹部 CT 增强扫描提供了新的可能性,即采用 4.5 mGy 的扫描剂量配合 DLIR 重建技术,有望在保障图像质量的同时,降低患者接受的辐射剂量。

参考文献

- [1] MARRERO J A, AHN J, RAJENDER REDDY K, et al. ACG clinical guideline: The diagnosis and management of focal liver lesions[J]. *The American Journal of Gastroenterology*, 2014, 109(9): 1328-1347,1348. DOI:10.1038/ajg.2014.213.
- [2] CHOI H, CHANG W, KIM J H, et al. Dose reduction potential of vendor-agnostic deep learning model in comparison with deep learning-based image reconstruction algorithm on CT: A phantom study[J]. *European Radiology*, 2022, 32(2): 1247-1255. DOI:10.1007/s00330-021-08199-9.
- [3] LEE H J, KIM J S, LEE J K, et al. Ultra-low-dose hepatic multiphase CT using deep learning-based image reconstruction algorithm focused on arterial phase in chronic liver disease: A non-inferiority study[J]. *European Journal of Radiology*, 2023, 159: 110659. DOI:10.1016/j.ejrad.2022.110659.
- [4] van STIPHOUT J A, DRIESSEN J, KOETZIER L R, et al. The effect of deep learning reconstruction on abdominal CT densitometry and image quality: S systematic review and meta-analysis[J/OL]. *European Radiology*, 2022, 32(5). [2023-12-27]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34913104/>. DOI:10.1007/s00330-021-08438-z.
- [5] GREFFIER J, PEREIRA F, MACRI F, et al. CT dose reduction using automatic exposure control and iterative reconstruction: A chest paediatric phantoms study[J]. *Physica Medica: PM: An International Journal Devoted to the Applications of Physics to Medicine and Biology: Official Journal of the Italian Association of Biomedical Physics (AIFB)*, 2016, 32(4): 582-589. DOI:10.1016/j.ejmp.2016.03.007.
- [6] CHEN L H, JIN C, LI J Y, et al. Image quality comparison of two adaptive statistical iterative reconstruction (asir, asir-v) algorithms and filtered back projection in routine liver CT[J]. *The British Journal of Radiology*, 2018, 91(1088): 20170655. DOI:10.1259/bjr.20170655.
- [7] GEYER L, SCHOEPF U J, MEINEL F G, et al. State of the art: Iterative ct reconstruction techniques[J]. *Radiology*, 2015, 276(2): 339-357. DOI:10.1148/radiol.2015132766.
- [8] 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]. *European Radiology*, 2020, 30(7): 3951-3959. DOI:10.1007/s00330-020-06724-w.
- [9] KOETZIER L R, MASTRODICASA D, SZCZYKUTOWICZ T P, et al. Deep learning image reconstruction for CT: Technical principles and clinical prospects[J]. *Radiology*, 2023, 306(3): e221257. DOI:10.1148/radiol.221257.
- [10] SZCZYKUTOWICZ T P, NETT B, CHERKEZYAN L, et al. Protocol optimization considerations for implementing deep learning CT reconstruction[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2021, 216(6): 1668-1677. DOI:10.2214/AJR.20.23397.
- [11] MOHAMMADINEJAD P, MILETO A, YU L, et al. CT noise-reduction methods for lower-dose scanning: Strengths and weaknesses of iterative reconstruction algorithms and new techniques[J]. *Radiographics*:

- A Review Publication of the Radiological Society of North America, Inc, 2021, 41(5): 1493–1508. DOI:10.1148/rg.2021200196.
- [12] JENSEN C T, GUPTA S, SALEH M, et al. Reduced-dose deep learning reconstruction for abdominal CT of liver metastases[J]. *Radiology*, 2022, 303(1): 90–98. DOI:10.1148/radiol.211838.
- [13] KANAL K M, BUTLER P F, SENGUPTA D, et al. U. S. diagnostic reference levels and achievable doses for 10 adult ct examinations[J]. *Radiology*, 2017, 284(1): 120–133. DOI:10.1148/radiol.2017161911.
- [14] ZHONG J, XIA Y, CHEN Y, et al. Deep learning image reconstruction algorithm reduces image noise while alters radiomics features in dual-energy CT in comparison with conventional iterative reconstruction algorithms: A phantom study[J]. *European Radiology*, 2022, 33(2): 812–824. DOI:10.1007/s00330-022-09119-1.
- [15] TSURUSAKI M, SOFUE K, HORI M, et al. Dual-energy computed tomography of the liver: Uses in clinical practices and applications[J]. *Diagnostics (Basel, Switzerland)*, 2021, 11(2): 161. DOI:10.3390/diagnostics11020161.
- [16] 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. DOI:10.1002/mp.13763.
- [17] HAN W K, NA J C, PARK S Y. Low-dose ct angiography using asir-v for potential living renal donors: A prospective analysis of image quality and diagnostic accuracy[J]. *European Radiology*, 2020, 30(2): 798–805. DOI:10.1007/s00330-019-06423-1.
- [18] LARBI A, ORLIAC C, FRANDON J, et al. Detection and characterization of focal liver lesions with ultra-low dose computed tomography in neoplastic patients[J]. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 2018, 99(5): 311–320. DOI:10.1016/j.diii.2017.11.003.
- [19] MILETO A, GUIMARAES L S, MCCOLLOUGH C H, et al. State of the art in abdominal CT: The limits of iterative reconstruction algorithms[J]. *Radiology*, 2019, 293(3): 491–503. DOI:10.1148/radiol.2019191422.
- [20] HSIEH J, LIU E, NETT B, et al. A new era of image reconstruction: Truefidelity™. technical white paper on deep learning image reconstruction[J/OL]. *gehealthcare.com*, 2019.
- [21] CAO L, LIU X, LI J, et al. A study of using a deep learning image reconstruction to improve the image quality of extremely low-dose contrast-enhanced abdominal CT for patients with hepatic lesions[J]. *The British Journal of Radiology*, 2021, 94(1118): 20201086. DOI:10.1259/bjr.20201086.
- [22] GREFFIER J, FRANDON J, LARBI A, et al. CT iterative reconstruction algorithms: A task-based image quality assessment[J]. *European Radiology*, 2020, 30(1): 487–500. DOI:10.1007/s00330-019-06359-6.
- [23] CARUSO D, DE SANTIS D, DEL GAUDIO A, et al. Low-dose liver CT: Image quality and diagnostic accuracy of deep learning image reconstruction algorithm[J]. *European Radiology*, 2023, 34(4): 2384–2393. DOI:10.1007/s00330-023-10171-8.
- [24] JENSEN C T, LIU X, TAMM E P, et al. Image quality assessment of abdominal CT by use of new deep learning image reconstruction: Initial experience[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2020, 215(1): 50–57. DOI:10.2214/AJR.19.22332.
- [25] CHEN Y, ZHONG J, WANG L, et al. Multivendor comparison of quantification accuracy of iodine concentration and attenuation measurements by dual-energy CT: A phantom study[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2022, 219(5): 827–839. DOI:10.2214/AJR.22.27753.
- [26] SINGH R, DIGUMARTHY S R, MUSE V V, et al. Image quality and lesion detection on deep learning reconstruction and iterative reconstruction of submillisievert chest and abdominal CT[J/OL]. *American Journal of Roentgenology*, 2020. [2024-06-25]. DOI:10.2214/AJR.19.21809.
- [27] NAM J G, AHN C, CHOI H, et al. Image quality of ultralow-dose chest CT using deep learning techniques: Potential superiority of vendor-agnostic post-processing over vendor-specific techniques[J]. *European Radiology*, 2021, 31(7): 5139–5147. DOI:10.1007/s00330-020-07537-7.

Deep Learning Image Reconstruction to Improve Computed Tomography Image Quality of the Phantom with Standard Liver Density

PAN Zhijie¹, Liu Ling², Li Qingyao¹, Qu Tingting¹, Zhang Shuai², XIE Xueqian^{1✉}

1. Department of Radiology, Shanghai General Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200080, China
2. GE Healthcare, CT research center, Shanghai 210000, China

Abstract: Objective: This study aimed to compare the quality of reconstructed images by deep learning image reconstruction (DLIR) and adaptive statistical iterative reconstruction-V (ASIR-V) techniques at different scan doses using a phantom with liver density. Methods: The Gammex computed tomography (CT) phantom with a standard liver-density insert ($\rho_e^w = 1.06$) was scanned at six different radiation doses (CTDI_{vol}; 30, 20, 15, 10, 7.5, and 4.5 mGy). Images obtained at each dose were reconstructed using DLIR and ASIR-V. Image quality was analyzed through the imQuest software. The quality of reconstructed images by DLIR at 4.5 mGy (lowest radiation dose) and ASIR-V at 15 mGy (recommended scan dose) were compared using the Bland–Altman method. Results: Across the six doses, DLIR significantly outperformed ASIR-V in key metrics, such as noise ($P < 0.001$), signal-to-noise ratio (SNR) ($P < 0.001$), contrast-to-noise ratio (CNR) ($P < 0.001$), and detectability index (d') ($P < 0.001$). Bland–Altman analysis indicated that the quality of reconstructed images by DLIR at 4.5 mGy was significantly better to those by ASIR-V at 15 mGy. The noise level of DLIR images at 4.5 mGy was 17.41 ± 0.32 , which is significantly lower than that of ASIR-V at 15 mGy (21.17 ± 0.67) ($P < 0.001$). At 4.5 mGy, DLIR SNR, CNR, and d' were 3.21 ± 0.24 , 3.42 ± 0.35 , and 8.81 ± 0.63 , respectively, which are significantly higher than that of ASIR-V at 15 mGy (2.69 ± 0.14 , 2.87 ± 0.11 , and 5.61 ± 1.28 , respectively) ($P = 0.006$, 0.029 , and 0.005 respectively). Conclusion: In CT scan of focal liver-density lesions using a phantom, DLIR significantly improved the SNR, CNR, and d' values and reduced image noise compared to ASIR-V. DLIR was able to achieve better quality image reconstruction at 4.5 mGy than the conventional ASIR-V reconstruction at 15 mGy.

Keywords: CT; deep learning; phantom; radiation dose



作者简介: 潘志杰, 男, 上海交通大学医学院医学影像与核医学专业硕士研究生, 主要从事放射影像学研究, E-mail: 3140174203@qq.com; 解学乾[✉], 男, 上海交通大学医学院附属第一人民医院放射科主任医师, 从事心胸和肿瘤影像学研究, E-mail: xiexueqian@hotmail.com。