



安徽医科大学学报

Acta Universitatis Medicinalis Anhui

ISSN 1000-1492, CN 34-1065/R

《安徽医科大学学报》网络首发论文

题目：深度学习图像重建算法在超低剂量腹部 CT 平扫中的应用价值
作者：唐星, 李云成, 束宏敏, 侯唯姝, 汪军, 李小虎
网络首发日期：2026-02-11
引用格式：唐星, 李云成, 束宏敏, 侯唯姝, 汪军, 李小虎. 深度学习图像重建算法在超低剂量腹部 CT 平扫中的应用价值[J/OL]. 安徽医科大学学报. <https://link.cnki.net/urlid/34.1065.R.20260211.0922.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

深度学习图像重建算法在超低剂量腹部 CT 平扫中的应用价值

唐 星, 李云成, 束宏敏, 侯唯姝, 汪 军, 李小虎

(安徽医科大学第一附属医院医学影像科, 合肥 230022)

摘要 目的 通过对比低辐射剂量的滤波反投影 (FBP) 图像与超低辐射剂量的深度学习重建 (DLIR) 图像, 探讨不同等级的深度学习图像重建算法在超低辐射剂量中改善腹部 CT 平扫图像质量的可行性。**方法** 前瞻性收集 85 例行腹部 CT 平扫的患者, 采用自身对照研究方法进行低剂量 (LD) 组和超低剂量 (ULD) 组扫描。LD 组采用噪声指数 10, 运用 FBP 进行图像重建 (LD-FBP 组), ULD 组采用噪声指数 30, 运用不同等级 (低、中、高) 的 DLIR, 将图像重建为 (ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H) 3 个亚组。在每组图像上测量和计算肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌、皮下脂肪的 CT 值、标准差值 (SD)、信噪比 (SNR) 和对比噪声比 (CNR), 并记录有效辐射剂量 (ED)。由 2 名放射科医师采用 5 分法对图像质量进行主观评价。**结果** 相对于 LD-FBP 组图像, ULD-DLIR-L 组图像在肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌上的 SNR 和 CNR 值更低 ($P < 0.001$), ULD-DLIR-H 组图像在肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌上的 SNR 和 CNR 值更高 ($P < 0.001$), ULD-DLIR-M 组 SNR 和 CNR 值差异无统计学意义; 主观评价上, ULD-DLIR-L 和 ULD-DLIR-M 组评分低于 LD-FBP 组, ULD-DLIR-H 组与 LD-FBP 组评分差异无统计学意义。ULD 组的 ED 值比 LD 组降低约 88%。**结论** 与 LD-FBP 组图像相比, ULD-DLIR-H 组图像能显著降低 SD 值, 提高 SNR 和 CNR 值, 有效改善了腹部 CT 平扫的图像质量。

关键词 深度学习; 图像重建; 超低剂量; 体层摄影技术; X 线计算机; 图像质量

中图分类号 R 445.3

文献标志码 A

The application value of deep learning image reconstruction algorithm in ultra-low dose abdominal CT scanning

Tang Xing, Li Yuncheng, Shu Hongmin, Hou Weishu, Wang Jun, Li Xiaohu

(Dept of Medical Radiology, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei

230022)

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 82371959)

作者简介: 唐 星, 男, 主管技师;

李小虎, 男, 博士, 教授, 主任医师, 博士生导师, 通信作者, E-mail: lixiaohu@ahmu.edu.cn

Abstract Objective To evaluate the feasibility of various strength levels of deep learning image reconstruction (DLIR) algorithms for improving non-contrast abdominal CT image quality at ultra-low radiation doses, by comparing ultra-low-dose DLIR images with low-dose filtered back projection (FBP) images. **Methods** A prospective collection of 85 patients undergoing non-contrast abdominal CT scans was performed, and a self-controlled study method was employed to conduct low-dose (LD) group and ultra-low-dose (ULD) group scans. The LD group used a noise index of 10 and employed FBP for image reconstruction (LD-FBP group). The ULD group used a noise index of 30 and employed DLIR at different levels (low, medium, high), resulting in three subgroups of reconstructed images: ULD-DLIR-L, ULD-DLIR-M, and ULD-DLIR-H. For each group, CT values, standard deviation (SD), signal-to-noise ratio (SNR), and contrast-to-noise ratio (CNR) were measured and calculated for the liver, spleen, kidneys, aorta, psoas major, and subcutaneous fat. Effective dose (ED) was also recorded. Two radiologists independently performed subjective evaluations of image quality using a 5-point scale. **Results** Compared with the LD-FBP group, the ULD-DLIR-L group showed significantly lower SNR and CNR values in the liver, spleen, kidneys, aorta, and psoas major ($P<0.001$), while the ULD-DLIR-H group exhibited significantly higher values ($P<0.001$). The difference of SNR and CNR values for the ULD-DLIR-M group showed no statistically significant difference. For subjective evaluation, the scores of the ULD-DLIR-L and ULD-DLIR-M groups were lower than those of the LD-FBP group, while there was no statistically significant difference in scores between the ULD-DLIR-H group and the LD-FBP group. The ED value of the ULD group was approximately 88% lower than that of the LD group. **Conclusion** Compared with the LD-FBP group, the ULD-DLIR-H group significantly reduces SD values while increasing SNR and CNR values, effectively improving the image quality of non-contrast abdominal CT scans.

Keywords deep learning; image reconstruction; ultra-low-dose; tomography; X-ray; image quality

Fund program National Natural Science Foundation of China (No. 82371959)

Corresponding author Li Xiaohu, E-mail: lixiaohu@ahmu.edu.cn

腹部 CT 检查因检查范围广、复检率高、多期相增强等特点, 辐射剂量较高, 其潜在损伤备受临床和影像科医生关注^[1]。如何在保证图像诊断质量的同时有效地降低辐射剂量

一直是 CT 技术的研究热点。图像重建算法的更新和迭代为降低剂量提供了新的途径^[2]。从滤波反投影法 (filtered back projection, FBP) 到迭代重建算法 (iterative reconstruction, IR) 再到深度学习重建算法 (deep learning image reconstruction, DLIR), 图像质量和辐射剂量经历了一次次的平衡调整^[3]。DLIR 以其低剂量 (low-dose, LD)、高质量和真实纹理等特点有望在临床实践中替代传统重建算法^[4]。目前国内和国外大部分研究^[5]都侧重于 DLIR 在 LD 腹部增强 CT 中的应用, 研究已证实在适当降低剂量条件下, DLIR 重建图像优于 FBP 和 IR 重建图像, 但 DLIR 在超低剂量 (ultra-low-dose, ULD) 腹部 CT 平扫中的应用研究较少。该研究旨在探讨 DLIR 在 ULD 腹部 CT 平扫中改善图像质量的可行性。

1 材料与方法

1.1 病例资料

前瞻性收集安徽医科大学第一附属医院 2022 年 10 月—2023 年 4 月份因临床诊疗需要行腹部 CT 平扫的 85 例患者, 其中男 43 例, 女 42 例, 年龄 25~83 (56.09±12.71) 岁, 体质指数 (body mass index, BMI) 为 15.6~33.6 (23.18±3.48) kg/m²。85 例患者中包括脂肪肝 5 例、肝钙化灶 7 例、肝囊肿 27 例、胆结石 13 例、肾囊肿 38 例、肾结石 31 例及其他异常 58 例。纳入标准: ① 年龄≥18 周岁; ② 因临床诊疗需要腹部 CT 平扫检查。排除标准: ①腹部图像不完整; ② 图像质量不合格, 影响参数测量或影响诊断。本研究通过该院伦理委员会批准 (批号: PJ2011-08-09)。

1.2 仪器和方法

采用 256 排螺旋 CT (revolution apex CT, 美国 GE 医疗公司) 进行腹部扫描。患者取仰卧位, 身体置于检查床中间, 双臂上举, 扫描范围从膈顶至髂嵴水平。随机选择患者, 并将患者分为 LD 和 ULD 进行扫描。LD CT 的扫描方案: 管电压 120 kVp, 管电流 50~500 mA, 噪声指数 10, 转速 0.5 s/r, 螺距 0.992 : 1; ULD CT 的扫描方案: 管电压 120 kVp, 管电流 50~500 mA, 噪声指数 30, 转速 0.5 s/r, 螺距 0.992 : 1。对 LD 图像进行 FBP 重建 (LD-FBP), 对 ULD 图像采用深度学习重建算法 TrueFidelity™ (美国 GE 公司) 进行不同级别 (低、中、高) 的 DLIR 重建 (ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H), 重建层厚均为 0.625 mm。

1.3 图像质量评价

1.3.1 客观评价 所有重建后图像均导入 GE AW4.7 工作站进行后处理。由 2 名具有 10 年腹部影像诊断经验的放射科医师对数据进行测量。设置感兴趣区 (region of interest, ROI), 面积约为 (100±10) mm², 并将其分别放置于肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌和皮下脂

肪，同时避开血管壁、病灶。收集 ROI 内平均 CT 值及标准差值（standard deviation, SD）值，每个部位 ROI 分别测量 3 次取其平均值，计算肝脏、脾脏、肾脏、主动脉和腰大肌的信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）和对比噪声比（contrast-to-noise ratio, CNR）， $SNR = \text{感兴趣区域 CT 值} / \text{相同区域 SD 值}$ ， $CNR = | \text{感兴趣区域 CT 值} - \text{皮下脂肪 CT 值} | / \text{皮下脂肪 SD 值}$ ^[6]。

1.3.2 主观评价 采用李克特五分法^[7]对腹部 4 组图像（LD-FBP、ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H）的图像质量、图像噪声及诊断信心进行主观评分。所有主观评分由 2 名具有 5、10 年以上腹部影像诊断经验的放射科医师完成。5 级评分标准：1 分，图像质量极差，噪声非常明显，细小解剖结构及边缘不能识别，不能满足诊断；2 分，图像质量较差，噪声明显且超过可接受范围，细小解剖结构及边缘显示不清，诊断困难；3 分，图像质量中等，噪声较明显但可接受，细小解剖及边界显示一般，诊断信心不足；4 分，图像质量较好，噪声较小，细小解剖结构及边缘显示较清晰，可以诊断；5 分，图像质量好，无明显噪声，细小结构及边缘显示清晰，完全满足诊断。

1.4 辐射剂量

记录 CT 扫描的容积 CT 剂量指数（volume CT dose index, $CTDI_{vol}$ ）和剂量长度乘积（dose length produce, DLP），并计算有效辐射剂量（effective dose, ED）， $ED = DLP \times W$ ，W 表示转换因子，根据欧洲 CT 质量标准指南规定，腹部的转换因子为 $0.015 \text{ mSv}/(\text{mGy} \cdot \text{cm})$ ^[8]。

1.5 统计学处理

采用 SPSS 27.0 软件进行统计学分析。采用 Kolmogorov-Smirnov 方法对计量资料进行正态性检验，符合正态分布的计量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示，不同重建图像间比较采用单因素重复测量方差检验，组内两两比较采用 LSD 检验，采用配对样本 t 检验比较 2 组患者的有效辐射剂量；不符合正态分布的计量资料以 $[M(Q1, Q3)]$ 表示，多组间比较采用 Friedman M 检验，组内两两比较采用 Wilcoxon 检验。2 位医师主观评分一致性采用 Kappa 检验，Kappa 值 ≥ 0.75 为一致性很好， $0.4 < \text{Kappa 值} < 0.75$ 为一致性较好，Kappa 值 ≤ 0.4 为一致性差。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 有效辐射剂量和诊断结果

腹部 LD CT 的 $CTDI_{vol}$ 为 $(14.25 \pm 2.76) \text{ mGy}$ ，DLP 为 $(463.82 \pm 105.30) \text{ mGy/cm}$ ，ED 为 $(6.95 \pm 1.57) \text{ mSv}$ ；ULD CT 的 $CTDI_{vol}$ 为 $(1.75 \pm 0.11) \text{ mGy}$ ，DLP 为 $(56.83 \pm 6.68) \text{ mGy/cm}$ ，ED 为 $(0.84 \pm 0.10) \text{ mSv}$ 。ULD CT 有效辐射剂量较 LD CT 扫描降低了 88% ($t=37.142$,

$P<0.001$)。LD 组与 ULD 组相比, 诊断结果基本一致。见表 1。

表 1 LD 组和 ULD 组在腹部疾病的诊断结果

Tab.1 Diagnostic results of abdominal diseases in the low-dose and ultra-low-dose groups

Group	Fatty liver	Hepatic calcification	Hepatic cyst	cyst Gallbladder stone	Renal cyst	Renal calculus	Other abnormalities
Low-dose (n=179)	5	7	27	13	38	31	58
Ultra-low-dose (n=177)	5	7	27	11	38	31	58

2.2 图像质量评价

2.2.1 客观评价 LD-FBP、ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H 四组图像所测肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌、皮下脂肪的 CT 值相似, 差异无统计学意义。四组图像的 SD 值差异有统计学意义 ($P<0.001$); 3 种 DLIR 算法中, 随重建等级升高 SD 值逐渐降低, ULD-DLIR-L 组图像的 SD 值最高; 四组图像间 SNR 和 CNR 值差异具有统计学意义, 3 种 DLIR 算法间随重建等级升高, SNR 和 CNR 逐渐升高, ULD-DLIR-L 组图像的 SNR 和 CNR 值最低; 组间两两比较显示 ULD-DLIR-M 组与 LD-FBP 组 SNR 和 CNR 值差异无统计学意义, 其余组间两两比较均存在统计学差异。见表 2。

表 2 不同辐射剂量及图像重建的图像客观图像质量评价 ($\bar{x} \pm s$)

Tab.2 Objective image quality among different dose levels and reconstruction methods

Parameter	$(\bar{x} \pm s)$				F value	P value
	LD-FBP group	ULD-DLIR-L group	ULD-DLIR-M group	ULD-DLIR-H group		
CT value (HU)						
Liver	61.21±7.55	60.64±8.03	60.66±7.98	60.68±7.91	0.277	0.842
Spleen	51.14±4.50	51.09±4.66	51.09±4.52	51.12±4.40	0.879	0.456

Kidney	34.62±4.33	34.38±4.69	34.55±4.58	34.58±4.40	0.745	0.528
Aorta	40.32±8.09	39.45±9.06	40.20±7.76	40.26±7.91	0.458	0.713
Psoas muscle	51.34±6.59	50.48±6.00	50.45±5.87	50.42±5.79	0.708	0.550
Subcutaneous fat	-112.81±111.12	-100.53±13.96	-100.49±13.92	-100.42±13.90	1.357	0.262
SD value						
Liver	25.81±2.10	33.59±2.67	25.77±1.96	17.57±1.43	2 886.464	<0.001
Spleen	24.40±2.28	31.65±3.11	24.27±2.37	16.39±1.58	2 404.065	<0.001
Kidney	24.56±2.59	31.68±3.14	24.29±2.38	16.34±1.62	2 004.104	<0.001
Aorta	27.59±3.75	34.84±3.11	27.12±2.73	18.44±1.92	2 450.480	<0.001
Psoas muscle	24.46±2.72	31.66±3.37	24.24±2.65	16.29±2.00	2 267.948	<0.001
Subcutaneous fat	23.43±3.13	26.91±3.10	20.34±2.30	13.34±1.67	1 836.190	<0.001
SNR value						
Liver	2.38±0.33*	1.81±0.25	2.36±0.32*	3.46±0.46	1 496.429	<0.001
Spleen	2.11±0.26*	1.62±0.20	2.12±0.26*	3.14±0.38	1 644.765	<0.001
Kidney	1.42±0.24*	1.09±0.19	1.43±0.24*	2.14±0.36	798.820	<0.001
Aorta	1.49±0.41*	1.14±0.28	1.50±0.34*	2.21±0.53	360.257	<0.001
Psoas muscle	2.12±0.35*	1.61±0.24	2.10±0.32*	3.14±0.52	1 127.920	<0.001
CNR value						
Liver	7.50±4.16*	6.06±0.96	8.03±1.29*	12.29±2.19	1 069.047	<0.001
Spleen	7.05±4.13*	5.70±0.82	7.54±1.13*	11.56±1.97	1 230.725	<0.001
Kidney	6.34±4.14*	5.07±0.76	6.72±1.02*	10.29±1.77	1 099.029	<0.001
Aorta	6.58±4.24*	5.25±0.82	6.99±1.10*	10.73±1.93	497.574	<0.001
Psoas muscle	7.07±4.17*	5.68±0.85	7.51±1.16*	11.51±2.00	1 070.300	<0.001

*: in the intergroup comparisons of SNR and CNR values, there was no statistically significant difference between the ULD-DLIR-M and LD-FBP groups ($P>0.05$), while the differences in SNR and CNR values between any other two groups were statistically significant ($P<0.05$).

2.2.2 主观评价 2 位放射科医师主观评分一致性很好, Kappa 值为 0.822~0.883。如表 3 所

示：ULD-DLIR-H 组图像主观评分接近 LD-FBP 组图像，差异无统计学意义。ULD-DLIR-L 和 ULD-DLIR-M 组图像主观评分低于 LD-FBP 组图像，差异有统计学意义 ($P<0.001$)。如图 1 所示，图 1A、1B、1C、1D 为 1 例左肾高密度结石图像，主观评价示图 1B 的图像噪声较图 1A 大，各组织之间图像对比度低于图 1A；图 1C 图像噪声和组织间对比度接近图 1A；图 1D 图像噪声较图 1A 低，各组织之间对比良好。四组图像在较小高密度结石 (≤ 2 mm) 上均能清晰显示。如图 2 所示，图 2A、2B、2C、2D 为 1 例低密度先天性胆管囊性扩张症图像，主观评价示图 2B 图像噪声较图 2A 大，各组织之间图像对比度低于图 2A，病灶边缘较模糊；图 2C 图像总体主观评分接近图 2A；图 2D 图像噪声较图 2A 低，各组织之间对比良好，病灶及边缘显示清晰。四组图像均能显示低密度囊性病变。

表 3 不同辐射剂量及图像重建的图像主观图像质量评价[M(Q1,Q3)]

Tab.3 Subjective image quality among different dose levels and reconstruction methods

Group	[M(Q1,Q3)]				χ^2 value	P value
	LD-FBP	ULD-DLIR-L	ULD-DLIR-M	ULD-DLIR-H		
Radiologist 1						
Image quality	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	251.054	<0.001
Image noise	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	253.723	<0.001
Diagnostic confidence	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	252.714	<0.001
Radiologist 2						
Image quality	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	252.714	<0.001
Image noise	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	253.421	<0.001
Diagnostic confidence	5 (5,5)*	3 (3,3)	4 (4,4)	5 (5,5)*	251.728	<0.001

*: indicates that there is no statistically significant difference between the ULD-DLIR-H and LD-FBP groups ($P>0.05$), whereas other pairwise comparisons show statistically significant differences ($P<0.05$).

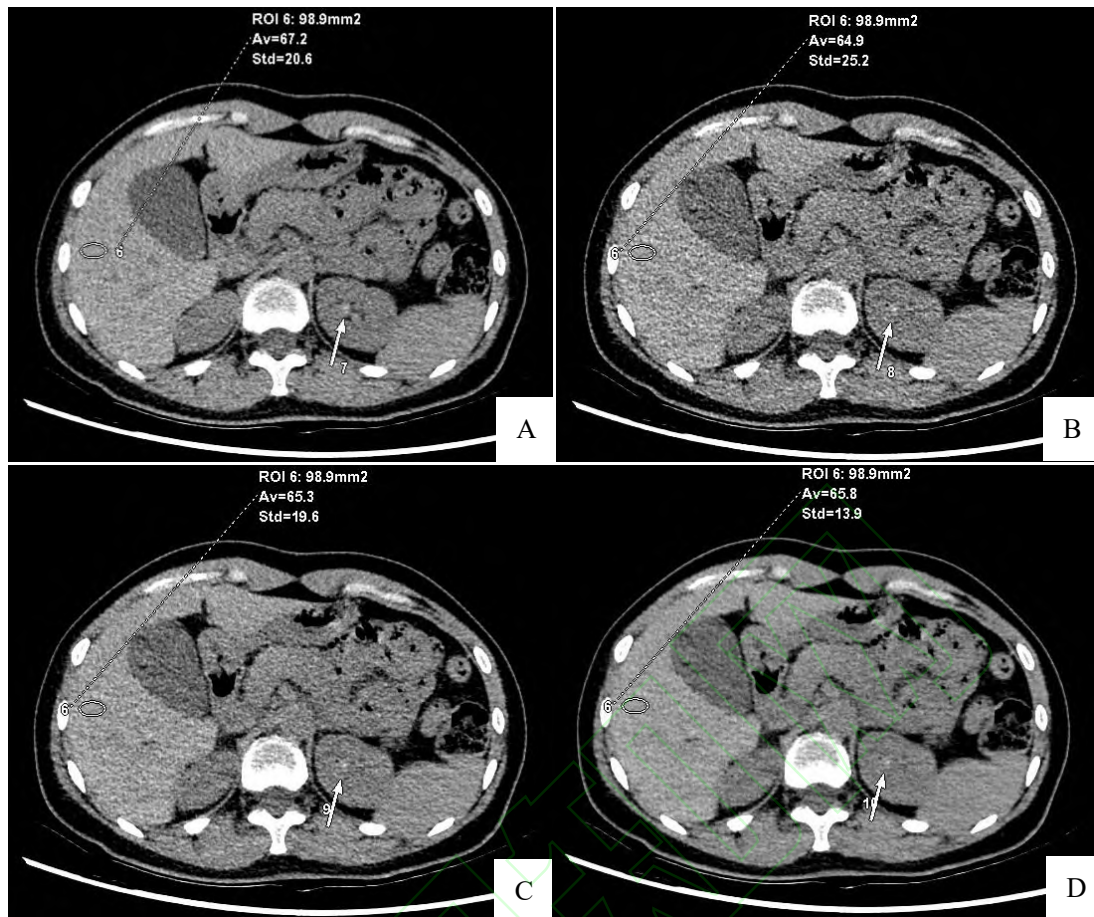


图 1 左肾高密度结石在不同重建图像上的比较

Fig.1 Comparison of different reconstruction algorithms for a high-density left renal calculus

A: The low-dose CT reconstructed by FBP; B: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-L; C: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-M; D: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-H. All four sets of images clearly visualized small calculi (≤ 2 mm), as indicated by white arrows.

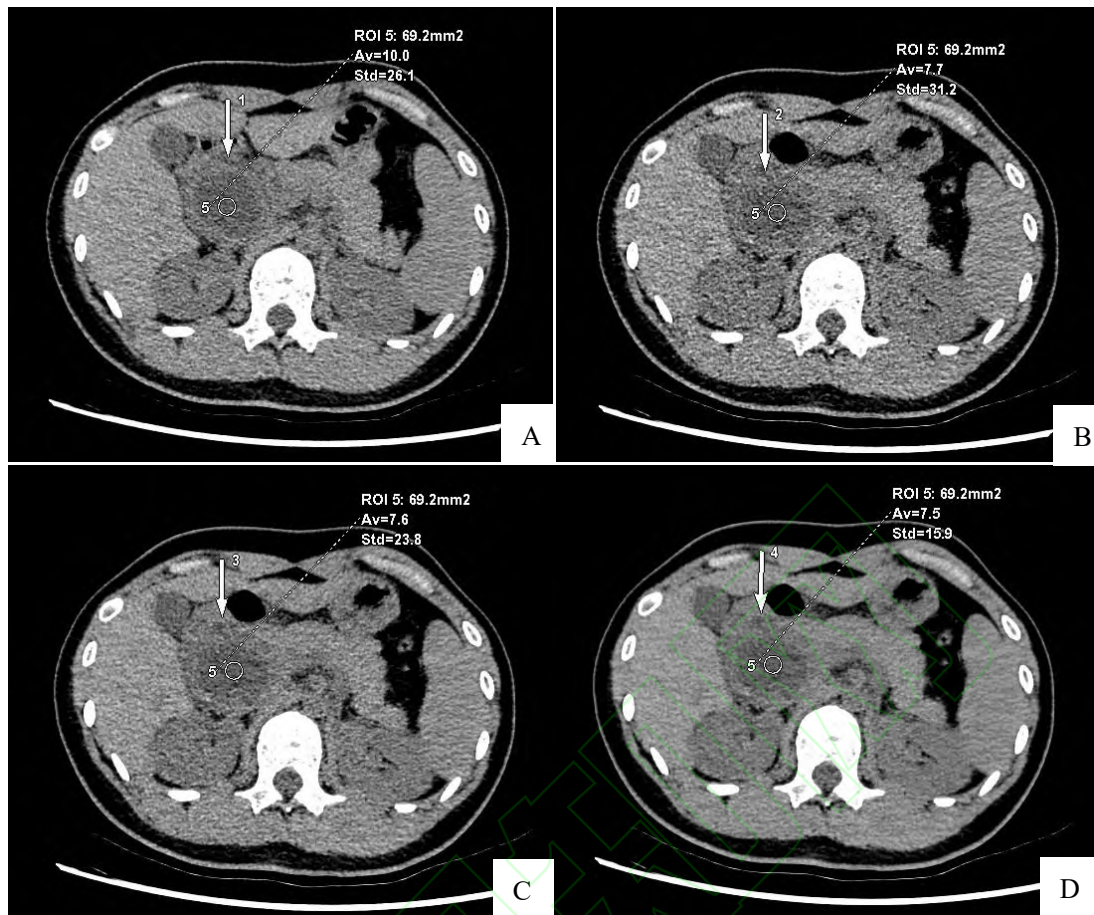


图 2 先天性胆管囊性扩张症在不同重建图像上的比较

Fig.2 Comparison of different reconstruction algorithms for congenital choledochal cysts

A: The low-dose CT reconstructed by FBP; B: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-L; C: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-M; D: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-H. Cystic lesions with low attenuation were well visualized in all four groups of images, as indicated by white arrows in the corresponding figures.

3 讨论

近年来, 辐射防护安全问题备受医学界关注, 作为金标准的 FBP 图像重建算法已经无法在图像质量与辐射剂量之间达到完美平衡^[9]。随着人工智能在医学领域广泛的应用与发展, 基于深度卷积神经网络(deep convolutional neural network, DCNN)的 DLIR 重建算法应运而生, 在医学影像技术和诊断中快速应用和发展^[10]。DLIR 算法以高剂量的 FBP 图像进行建模, 对 LD 条件采样的图像不断校正和优化, 既有效减少图像中的噪声和伪影, 又真实的还

原图像的纹理特征,且不影响重建速度,在保证图像诊断准确性的同时大大降低了辐射剂量,为有效降低 CT 辐射剂量提供了新方法。本研究将腹部 CT 扫描的 FBP 和 DLIR 重建图像进行对比,结合对图像质量的客观、主观评分等指标,证实了 DLIR 在 ULD 腹部 CT 平扫中具有降低噪声,改善图像质量和提高诊断信心的优势。

本研究对比了不同辐射剂量条件下 FBP 与 DLIR 重建算法的图像质量,研究结果显示,ULD-DLIR-M 和 ULD-DLIR-H 两组图像都能有效降低腹部 CT 平扫的 SD 值并提升 SNR 和 CNR 值,ULD-DLIR-H 在四组图像比较中获得了最低的 SD 值和最高的 SNR 和 CNR 值,表明在 ULD 条件下,中高权重的 DLIR 重建图像质量能够得到大幅度改善。Racine et al^[11]研究表明,与 FBP 相比,DLIR-H 的辐射剂量可以实现高达 67% 的显著降低,图像质量满足诊断要求。本研究采用了更低的辐射剂量 (0.84 mSv vs 6.95 mSv),在同样满足图像质量诊断需求的前提下,辐射剂量降低了 88%,ULD 组除了在胆囊结石的检出率略低于 LD 组外,其他诊断结果和 LD 组一致,可能与本研究中胆囊结石的样本量较小、胆囊结石的成分多样化有关。

在主观评分方面,ULD-DLIR-L 和 ULD-DLIR-M 组评分低于 LD-FBP 组,ULD-DLIR-H 组的图像质量评分与 LD-FBP 组图像质量评分相近,但 ULD-DLIR-H 组的视觉效果更佳,提示高权重的 DLIR 能够更有效的提高图像质量。Noda et al^[12]研究发现,在降低约 80% 的辐射剂量下,DLIR 能够保持与标准剂量同样的图像质量和诊断信心,为 DLIR 在腹部 LD CT 的应用提供了可行性依据。在本次 85 例研究对象中,ULD 组的诊断结果与 LD 组诊断基本一致,再次证明了 ULD 条件下 DLIR 能够重建出与 LD 条件下 FBP 同样的图像质量,满足诊断要求。

本研究存在的不足:① 该研究是单中心研究,且样本量较小,可能存在结果偏倚;② 研究只设定了在固定的 Kv 和智能 mA 范围内比较两组不同噪声指数下的高低辐射结果,在后续研究中,可将调整不同 Kv、mA、NI 等相关参数进行比较,以实现腹部 ULD 的最优成像结果。

综上所述,ULD-DLIR-H 组图像大幅降低 SD 值、提高 SNR 和 CNR 值,有效改善图像质量,为 DLIR 在 ULD 腹部 CT 平扫中应用提供参考。

参考文献

- [1] Parakh A, Cao J, Pierce T T, et al. Sinogram-based deep learning image reconstruction technique in abdominal CT: image quality considerations[J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8342-53.

doi:10.1007/s00330-021-07952-4.

- [2] Gohla G, Örgel A, Klose U, et al. Comparison of ADMIRE, SAFIRE, and filtered back projection in standard and low-dose non-enhanced head CT[J]. *Diagnostics*, 2025, 15(12): 1541. doi:10.3390/diagnostics15121541.
- [3] Zhang G, Zhang X, Xu L, et al. Value of deep learning reconstruction at ultra-low-dose CT for evaluation of urolithiasis[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(9): 5954-63. doi:10.1007/s00330-022-08739-x.
- [4] 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.
- [5] 李云成, 邓 炜, 李小虎. 深度学习重建算法的原理及其在腹部 CT 临床应用进展[J]. *中国医学影像学杂志*, 2025, 33(1): 102-6. doi:10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.019.
- [5] Li Y C, Deng W, Li X H. Principles of deep learning reconstruction algorithm and its clinical application progress in abdominal CT[J]. *Chin J Med Imag*, 2025, 33(1): 102-6. doi:10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.019.
- [6] 李云成, 李裕国, 杨君琳, 等. 应用深度学习图像重建算法提高低辐射剂量肝脏能谱 CT 图像质量和病灶诊断信心的临床研究[J]. *中华放射学杂志*, 2025, 59(1): 43-9. doi:10.3760/cma.j.cn112149-20240327-00160.
- [6] Li Y C, Li Y G, Yang J L, et al. A clinical study of deep learning image reconstruction algorithms in liver dual-energy CT with reduced radiation dose to further improve image quality and lesion diagnostic confidence[J]. *Chin J Radiol*, 2025, 59(1): 43-9. doi:10.3760/cma.j.cn112149-20240327-00160.
- [7] Sato M, Ichikawa Y, Domae K, et al. Deep learning image reconstruction for improving image quality of contrast-enhanced dual-energy CT in abdomen[J]. *Eur Radiol*, 2022, 32(8): 5499-507. doi:10.1007/s00330-022-08647-0.
- [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]. *Eur Radiol*, 2020, 30(7): 3951-9. doi:10.1007/s00330-020-06724-w.
- [9] 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.

doi:10.1186/s13244-022-01300-w.

- [10] 王传彬, 李翠平, 曹 锋, 等. 基于 CT 临床放射组学列线图与深度学习鉴别非典型肺错构瘤和肺腺癌 [J]. 安徽医科大学学报, 2024, 59(2): 344-50. doi:10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2024.02.026.
- [10] Wang C B, Li C P, Cao F, et al. Clinical radiomics nomogram and deep learning based on CT in discriminating atypical pulmonary hamartoma from lung adenocarcinoma[J]. Acta Univ Med Anhui, 2024, 59(2): 344-50. doi:10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2024.02.026.
- [11] Racine D, Becce F, Viry A, et al. Task-based characterization of a deep learning image reconstruction and comparison with filtered back-projection and a partial model-based iterative reconstruction in abdominal CT: a phantom study[J]. Phys Med, 2020, 76: 28-37. doi:10.1016/j.ejmp.2020.06.004.
- [12] Noda Y, Kaga T, Kawai N, et al. Low-dose whole-body CT using deep learning image reconstruction: image quality and lesion detection[J]. Br J Radiol, 2021, 94(1121): 20201329. doi:10.1259/bjr.20201329.