

双神经网络深度学习算法对不同低剂量上腹部CT图像质量的评估

李彩霞¹, 王建平¹, 齐宏亮², 黄美燕³, 李典育¹, 周建伟¹

1. 南方医科大学南方医院影像诊断科, 广东 广州 510515; 2. 南方医科大学南方医院医学工程科, 广东 广州 510515; 3. 南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515

【摘要】目的:探讨国产宽体超高分辨率CT结合双神经网络深度学习重建技术(DLIR-CI)对上腹部不同辐射剂量方案CT图像质量的优化作用。**方法:**纳入33例行上腹部CT平扫的患者,采用2025年3月上市的320排宽体探测器CT进行扫描,根据扫描剂量的不同分为常规剂量(RD)组(120 kV, 350 mA)、低剂量1(LD1)组(120 kV, 175 mA)和低剂量2(LD2)组(120 kV, 70 mA)。所有RD组采用迭代重建算法(CV40%)重建,LD1组和LD2组均采用CV40%和深度学习重建算法(CI)(强度系数为20%/40%/60%/80%)重建,总共对99层图像进行质量评估,测量不同算法肝脏和肾脏的CT值及标准差(SD),并计算信噪比(SNR)。同时采用5分评价法评价所有图像的噪声等级和锐利度,客观评价采用SPSS软件的线性混合模型分析,事后两两比较采用Bonferroni法校正。**结果:**(1)与RD组的CTDIvol相比,LD1组和LD2组的剂量分别降低50%和80%;(2)与RD_CV40%相比,LD1_CV40%和LD2_CV40%的SD值分别增加24%和71%,SNR值分别降低21%和43%;(3)在LD1组和LD2组的组内比较中,CI40%、CI60%、CI80%的SD值和SNR值分别与CV40%相比,肝脏和肾脏的SD值均逐渐降低,SNR值均显著提高($P<0.05$);(4)LD1_CI40%与RD_CV40%相比,肝脏和肾脏的SD值和SNR值差异均无统计学意义($P>0.05$);(5)LD1组和LD2组的CI60%和CI80%分别与RD_CV40%相比,肝脏和肾脏的SD值更低,SNR值更高,差异均有统计学意义($P<0.05$);(6)主观评价中,LD1组和LD2组的CI40%、CI60%和CI80%的噪声等级评分和锐利度评分均明显优于RD_CV40%的评分,差异有统计学意义($P<0.05$)。**结论:**上腹部CT扫描剂量较常规剂量降低50%、80%时,结合深度学习重建算法(强度系数 $\geq 40\%$)的图像可以达到常规剂量迭代重建CV40%的效果,甚至更优的图像质量,在临床应用中明显降低辐射风险。

【关键词】CT;宽体探测器;深度学习重建算法;低剂量;图像质量

【中图分类号】R318;R811.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)07-0905-05

Evaluation of upper abdominal CT image quality at various low radiation doses using dual-neural-network deep learning algorithm

LI Caixia¹, WANG Jianping¹, QI Hongliang², HUANG Meiyan³, LI Dianyu¹, ZHOU Jianwei¹

1. Department of Imaging Diagnosis, Nanfang Hospital, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 2. Department of Medical Engineering, Nanfang Hospital, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 3. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: Objective To investigate the image quality optimization performance of a domestic wide-detector ultra-high-resolution CT combined with a dual-neural-network deep learning reconstruction technique (DLIR-CI) on upper abdominal CT scans acquired with different radiation dose protocols. **Methods** Thirty-three patients undergoing non-contrast upper abdominal CT scans were enrolled. All scans were obtained using a 320-slice wide-detector CT scanner released in March 2025. According to the scanning dose, patients were divided into a routine dose (RD) group (120 kV, 350 mA), a low dose 1 (LD1) group (120 kV, 175 mA), and a low dose 2 (LD2) group (120 kV, 70 mA). Iterative reconstruction algorithm (CV40%) was utilized in the RD group, while the LD1 and LD2 groups adopted CV40% and deep learning reconstruction algorithms (strength levels: 20%, 40%, 60%, and 80%). Quality evaluation was conducted on 99 image sets. The CT values and standard

【收稿日期】2026-02-12

【基金项目】广东省自然科学基金(2024A1515012023);南方医科大学南方医院院长基金(2024A009)

【作者简介】李彩霞,硕士,研究方向:CT成像技术及应用,E-mail: caixiali0329@163.com

【通信作者】周建伟,主管技师,研究方向:医学影像成像技术,E-mail: 1156959311@qq.com

deviation (SD) of the liver and kidneys were measured, and the signal-to-noise ratio (SNR) was calculated. A 5-point scale was used to evaluate the noise level and sharpness of all images, and a linear mixed models analysis was conducted using SPSS software for objective assessment. Post hoc pairwise comparisons were corrected with the Bonferroni method. **Results** (1) Compared with the CTDIvol of the RD group, the radiation doses of LD1 and LD2 groups were reduced by 50% and 80%, respectively. (2) Compared with the RD_CV40%, the SD values of the LD1_CV40% and LD2_CV40% increased by 24% and 71%, while their SNR values decreased by 21% and 43%, respectively. (3) Intragroup comparisons of the LD1 and LD2 groups revealed that the SD values of the liver and kidneys gradually decreased and SNR values increased significantly at CI40%, CI60% and CI80% relative to CV40% ($P<0.05$). (4) No statistically significant differences were observed in the SD and SNR values of the liver and kidneys between LD1_CI40% and RD_CV40% ($P>0.05$). (5) Compared with RD_CV40%, the CI60% and CI80% in the LD1 and LD2 groups had lower SD values and higher SNR values in the liver and kidneys, with statistically significant differences ($P<0.05$). (6) Subjective evaluation showed that the noise and sharpness scores (score ≥ 3) of CI40%, CI60% and CI80% in the LD1 and LD2 groups were remarkably superior to those of CV40%, and the differences were statistically significant ($P<0.05$). **Conclusion** When the radiation dose for upper abdominal CT scanning is reduced by 50% and 80% relative to the conventional dose, the images reconstructed by deep learning reconstruction algorithm at strength levels $\geq 40\%$ can achieve equivalent or even better image quality than conventional-dose images reconstructed by the RD_CV40% iterative algorithm. The proposed method can significantly reduce radiation exposure risks in clinical practice.

Keywords: computed tomography; wide-detector; deep learning reconstruction algorithm; low-dose; image quality

前言

螺旋CT是计算机断层扫描技术的革命性突破,其高速、高效和低成本的优势使其越来越广泛应用于临床疾病的筛查、诊断和随访。CT电离辐射引起的潜在风险问题一直是医疗行业关注的热点。为了降低辐射剂量,通常采用降低管电压、管电流及迭代重建(Iterative Reconstruction, IR)算法进行腹部CT成像^[1-3]。虽然IR算法能在一定程度上去除图像噪声,但是高权重使用时会导致图像过于平滑、图像纹理改变等问题,影响低对比临床应用的诊断信心,限制其在低辐射剂量的应用^[4-5]。人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的飞速发展,特别是基于卷积神经网络的深度学习算法,已在医学影像重建领域取得显著突破^[6-8]。通过深度学习模型的强大特征提取和图像优化能力,能够明显抑制噪声、提升整体图像质量。本研究采用16 cm超高清螺旋CT(简称宽体探测器CT),结合双神经网络深度学习重建技术(ClearInfinity, DLIR-CI),评估不同辐射剂量方案与DLIR-CI多级重建算法的协同效应及对上腹部CT图像质量的优化作用。

1 资料与方法

1.1 临床资料

本研究为前瞻性研究,经南方医科大学南方医院伦理委员会批准(批文号:NFEC-2024-666),收集2025年4~5月在南方医院影像诊断科进行上腹部CT

平扫的患者图像。共纳入33例患者,其中,男18例,女15例;年龄28~71岁,平均年龄(47.23 ± 2.31)岁。随机进行不同剂量的扫描,其中常规剂量(Routine Dose, RD)组19例,低剂量1(Low Dose 1, LD1)组7例,低剂量2(Low Dose 2, LD2)组7例。排除标准:年龄在18岁以下者;肥胖患者($BMI>28\text{ kg/m}^2$);备孕者、怀孕的女性;急危重症患者;拒绝签署知情同意书者。

1.2 CT扫描方案

使用2025年3月上市的国产东软医疗320排16 cm宽体探测器CT(NeuViz Epoch Elite)行上腹部CT扫描,根据扫描剂量的不同分为RD组(电压120 kV,电流350 mA,CTDIvol为14.2 mGy),LD1组(电压120 kV,电流175 mA,CTDIvol为7.1 mGy),LD2组(电压120 kV,电流70 mA,CTDIvol为2.8 mGy)。其他扫描参数均为:螺距0.7,准直宽度 $256\times 0.3125\text{ mm}$,层厚1 mm,重建矩阵 1024×1024 。RD组图像采用迭代重建算法(CV40%)重建,LD1组和LD2组分别采用CV40%和深度学习重建算法(ClearInfinity, CI)(强度系数为20%/40%/60%/80%)进行重建。

1.3 图像分析

(1)客观评价:将各组重建图像传至AVW2.0后处理工作站,由2名经验丰富(工作10年以上)的放射医学技师测量完成。分别在肝门和肾门层面,在肝脏、左侧肾脏和左侧竖脊肌勾画感兴趣区域(Region of Interest, ROI),测量时采用复制粘贴的方法,以保持不同重建图像同一部位ROI大小、位置一致,每一层图像测量3次取平均值,每一个病例测3

个层面数据,分别记录其CT值和标准差(Standard Deviation, SD),计算各部位的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR), $SNR_{\text{肝脏/肾脏}}=CT_{\text{值}}_{\text{肝脏/肾脏}}/SD_{\text{竖脊肌}}$ 。

(2)主观评价:由2名放射医学技师(工作15年以上)在同一工作站同时进行图像质量评估,并讨论取得一致意见。从噪声水平和锐利度两个维度进行评分。噪声等级采用5分量表评估:1分表示不可接受的图像噪声;2分表示轻微过量噪声;3分表示中度噪声;4分表示轻微较少噪声;5分表示最小噪声。锐利度通过对5个结构(肝脏、肾脏、肾上腺、脾脏和胰腺)的清晰程度(边缘光滑度和清晰度)进行5级评定:1分表示边缘极度模糊;2分表示边缘轻微模糊;3分表示中等锐利度;4分表示边缘较清晰;5分表示边缘非常锐利。 ≥ 3 分符合临床诊断要求。

1.4 辐射剂量

计算3组的容积剂量长度乘积(Dose Length Product, DLP),并计算有效辐射剂量(Effect Dose, ED)=DLP $\times$ k,腹部剂量转化系数k=0.015 mSv/(mGy·cm)。

1.5 统计学方法

采用SPSS29.0软件进行统计学分析。符合正态分布的计量资料采用均数 $\pm$ 标准差表示,组间比较采用单因素方差分析;不符合正态分布的计量资料用M(Q1, Q3)表示,多组间的比较采用Kruskal-Wallis H检验,两两比较采用Mann-Whitney U检验。RD组、LD1组、LD2组3组间CT图像客观评价指标(SD值、SNR值)的差异采用线性混合模型进行分析,模型中将“组别”设置为固定效应,“受试者个体”设置为随机效应,以考虑同一受试者多次测量间的相关性,对组别主效应的事后两两比较采用Bonferroni法校正。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 辐射剂量结果

与RD组(CTDIvol: 14.2 mGy)相比,LD1组(CTDIvol:7.1 mGy)和LD2组(CTDIvol:2.8 mGy)的剂量分别降低50%和80%,如表1所示。

表1 3组扫描剂量比较
Table 1 Scanning dose comparisons across 3 groups

组别	CTDIvol/mGy	DLP/mGy·cm	ED/mSv
RD	14.2	317.25 $\pm$ 8.31	4.44 $\pm$ 0.12
LD1	7.1	159.75 $\pm$ 4.19	2.24 $\pm$ 0.06
LD2	2.8	63.00 $\pm$ 1.65	0.88 $\pm$ 0.02

2.2 客观评价结果

(1)与RD_CV40%相比,LD1_CV40%和LD2_CV40%组的SD值分别提高24%和71%,SNR值分别降低21%和43%。(2)在LD1组和LD2组的组内比较中,随着CI重建系数的提高,肝脏和肾脏的SD值逐渐降低($P<0.05$):CI40%、CI60%、CI80%的SD值与相同组CV40%的SD值相比,LD1组的肝脏分别降低29.1%、54.8%、69.5%,肾脏分别降低27.7%、53.9%、69.1%,LD2组的肝脏分别降低31.7%、56.5%、70.4%,肾脏分别降低31.0%、54.5%、69.0%。肝脏和肾脏的SNR值显著提高($P<0.05$):CI40%、CI60%、CI80%的SNR值与相同组CV40%的SNR值相比,LD1组的肝脏分别提高41.7%、120.8%、225.0%,肾脏分别提高46.2%、130.8%、246.2%,LD2组的肝脏分别提高47.1%、135.3%、247.1%,肾脏分别提高50%、130%、250%。(3)LD1_CI40%与RD_CV40%相比:肝脏和肾脏的SD值和SNR值差异均没有统计学意义($P>0.05$)。(4)LD1组和LD2组的CI60%和CI80%分别与RD_CV40%相比,肝脏和肾脏的SD值均降低,SNR值均提高,差异均有统计学意义($P<0.05$),如表2所示。

2.3 主观评价结果

3组不同算法重建的图像如图1所示。图像质量的主观评分结果如表3所示。LD1组和LD2组的CI40%、CI60%和CI80%的噪声等级评分和锐利度评分均明显优于RD_CV40%的评分,差异有统计学意义($P<0.05$)。

3 讨论

CT图像质量是影响诊断准确性的重要因素之一,尤其在腹部脏器占位、转移瘤等病灶的疾病分期及随访中起着非常重要的作用,但CT辐射剂量引发的电离辐射安全问题仍是需要慎重考虑的因素,尤其是儿童、孕妇和需要定期复诊的患者^[9-10]。如何平衡CT辐射剂量降低与保持图像质量和诊断准确性是一个很大的挑战。既往研究表明,IR重建技术能有效降低图像噪声及伪影,提高图像对比,但有研究发现,在图像噪声降低50%或对比噪声比提高100%后,通过IR重建技术提高CT图像质量的能力有所下降,同时高权重IR重建可能造成图像过于平滑,出现蜡像或斑点状伪影^[11]。本研究也证实在不同低剂量的两组中,采用CV40%重建时图像噪声较高,伪影较大,组织结构边界不清晰,无法满足诊断需要。

随着AI技术的发展,DLIR的低剂量CT成像技术已成为目前的研究热点^[12-13]。Nakamura等^[14]研究发现DLIR技术可提高乏血供肝转移瘤的图像质量及<10 mm病灶的检出率。Zeng等^[13]采用半剂量行腹部增强扫描,

表2 不同剂量组肝脏和肾脏SD值和SNR值比较($\bar{x}\pm s$)

Table 2 Comparison of SD and SNR values of the liver and kidneys among different dose groups ($Mean\pm SD$)

重建方法	肝脏		肾脏	
	SD 值/HU	SNR 值(比值)	SD 值/HU	SNR 值(比值)
RD_CV40%	21.2±3.0	3.2±0.4	22.7±4.9	1.7±0.5
LD1_CV40%	29.2±4.2*	2.4±0.4*	28.2±5.4*	1.3±0.4
LD1_CI20%	28.2±3.8*	2.5±0.4*	27.7±4.9**	1.4±0.3
LD1_CI40%	20.7±2.7 ^a	3.4±0.5 ^a	20.4±3.6 ^a	1.9±0.4 ^a
LD1_CI60%	13.2±1.7* ^a	5.3±0.8* ^a	13.0±2.3* ^a	3.0±0.7* ^a
LD1_CI80%	8.9±1.2* ^a	7.8±1.2* ^a	8.7±1.5* ^a	4.5±1.0* ^a
LD2_CV40%	39.8±5.4*	1.7±0.4*	39.3±5.1*	1.0±0.2*
LD2_CI20%	37.4±4.7*	1.8±0.4*	36.9±4.5*	1.1±0.2*
LD2_CI40%	27.2±3.4* ^b	2.5±0.5 ^b	27.1±3.3* ^b	1.5±0.2 ^b
LD2_CI60%	17.3±2.1* ^b	4.0±0.8* ^b	17.9±3.2* ^b	2.3±0.3* ^b
LD2_CI80%	11.8±1.4* ^b	5.9±1.2* ^b	12.2±2.4* ^b	3.5±0.5* ^b

与RD_CV40%比较,* $P<0.05$;与LD1_CV40%比较,^a $P<0.05$;与LD2_CV40%比较,^b $P<0.05$

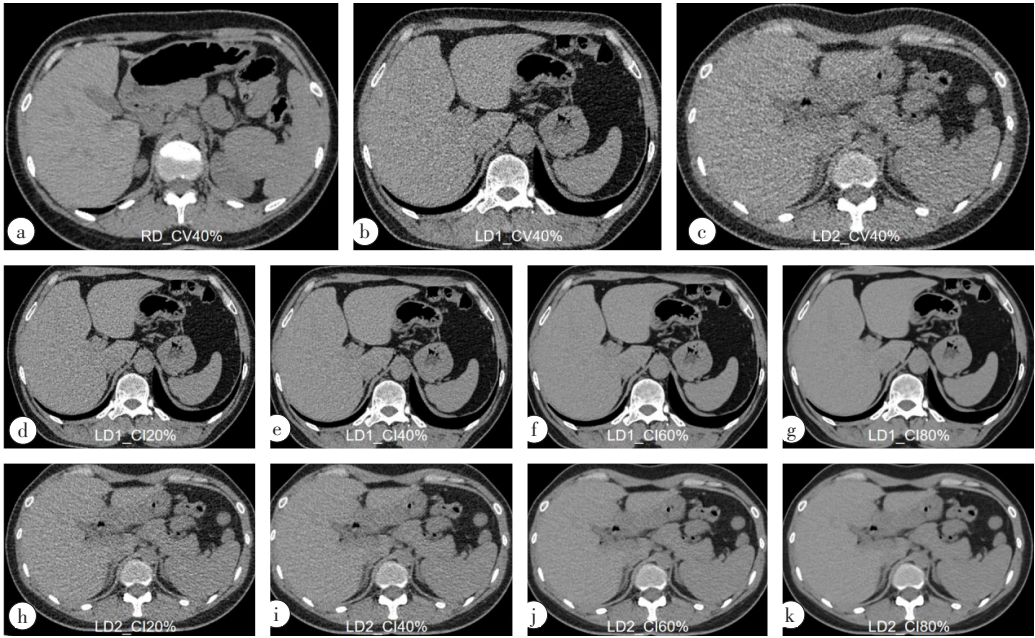


图1 3种扫描剂量11种重建算法重建图像显示对比

Figure 1 Comparison of images reconstructed by 11 reconstruction algorithms at 3 scanning doses

图1a为常规剂量组CV40%重建图;图1b和图1d~g为低剂量LD1组CV40%、CI20%/CI40%/CI60%/CI80%重建图;图1c和图1h~k为低剂量LD2组CV40%、CI20%/CI40%/CI60%/CI80%重建图,剂量越低,采用CV40%重建的图像噪声较高,伪影较大,组织结构边界不清晰,CI20%~80%重建的图像质量越来越好,噪声越来越小,图像越来越清晰

表3 不同重建算法的主观评分结果[$M(Q1, Q3)$]

Table 3 Subjective evaluation results of different reconstruction algorithms [$M(Q1, Q3)$]

评分标准	RD_CV40%	LD1_CI20%	LD1_CI40%	LD1_CI60%	LD1_CI80%	LD2_CI20%	LD2_CI40%	LD2_CI60%	LD2_CI80%
噪声等级评分	2(1, 3)	2(2, 2)	3(3, 3)*	4(4, 4)*	4(4, 5)*	2(2, 2)	3(2, 3)*	4(3, 4)*	4(4, 5)*
锐利度评分	2(2, 3)	2(2, 2)	3(3, 3)*	4(3, 4)*	4(4, 5)*	2(2, 2)	3(3, 3)*	4(4, 4)*	4(4, 5)*

与RD_CV40%相比,* $P<0.05$

结果发现DLIR重建可在降低约49%的剂量时保持肝脏CT图像质量,且病灶的敏感度和特异性均高于常规IR重建。侯平等^[15]在东软早期机型的CT设备上进行常规剂量CV50%与50%低剂量CI50%重建图像的比较,研究结果显示CI50%算法在剂量降低50%时,可以显著降低肝脏病变的图像噪声,改善图像质量。本研究基于侯平等^[15]早期研究的基础上,使用2025年最新上市的超高分辨率机型扫描,图像重建分辨率为1024×1024,进行3种不同剂量(RD/LD1/LD2)的分组扫描,采用深度学习重建算法4种不同级别进行重建,结果显示:与常规剂量相比,剂量降低50%、80%扫描条件结合深度学习算法不同级别重建,采用CI40%/CI60%/CI80%重建的图像质量均能达到甚至优于常规剂量CV40%的水平,明显降低临床中辐射风险。

基于深度学习的CI算法,其核心架构源于双神经网络医学成像专利(US11,250,543 B2,授权日期2022-02-15)^[16]。第一网络通过对低剂量CT的降采样弦图数据(如本研究中LD1/LD2组的7.1 mGy/2.8 mGy弦图)进行滤波反投影重建与噪声抑制。第二网络针对腹部CT的临床需求(如肝脏/肾脏结构识别)执行任务化优化,二者通过双损失函数协同训练,为CI算法在低剂量下保持高SNR值提供底层逻辑支撑。前期体模研究结果显示,CI算法可维持图像CT值不变,降低图像噪声,保持图像解剖结构,在低剂量模式下采用30%~50%权重得到的图像可满足诊断要求^[17-19]。本研究结果显示CI40%、CI60%和CI80%重建可明显降低图像噪声和伪影,降噪能力明显优于CV40%算法,提高图像的SNR值。

本研究的局限性有以下几点:(1)本研究样本量少且分布不均,这种不平衡可能影响统计结果的稳定性和泛化能力,统计分析采用线性混合模型来缓解这一问题,且对主观评分数据使用非参数检验。未来研究通过平衡组间样本量或增加总样本量,进一步验证本研究的发现;(2)未进行增强图像的评估,有待下一步研究;(3)未纳入肥胖患者(BMI>28 kg/m²),该人群因组织衰减差异可能影响CI算法的降噪效果,后续需针对性验证;(4)未对比CI算法与其他主流深度学习重建技术(如联影Deep IR、飞利浦AI-R重建)的性能优劣。

综上所述,与常规剂量相比,辐射剂量降低50%和80%的情况下,采用基于深度学习的CI算法(CI40%、CI60%和CI80%)可以显著降低肝脏和肾脏低剂量CT扫描时的图像噪声,改善图像质量,且整体图像质量与常规剂量相当,满足临床诊断需要,在临床应用中有助于减少受检者的辐射伤害。

【参考文献】

- [1] Kwon H, Cho J, Oh J, et al. The adaptive statistical iterative reconstruction-V technique for radiation dose reduction in abdominal CT: comparison with the adaptive statistical iterative reconstruction technique[J]. Br J Radiol, 2015, 88(1054): 20150463.
- [2] 浦仁旺,刘义军,刘静红,等. 低管电压结合自适应统计性迭代算法对腹部CT平扫图像的影响[J]. 中国临床医学影像杂志, 2015, 26(1): 66-68.

- Pu RW, Liu YJ, Liu JH, et al. Effects of low tube voltage combining with ASIR on abdominal plain CT scan images[J]. Journal of China Clinic Medical Imaging, 2015, 26(1): 66-68.
- [3] 赵英明,邓克学,韦炜,等. 迭代算法对腹部CT图像影响及降低剂量的研究[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2014, 20(5): 407-411.
- Zhao YM, Deng KX, Wei W, et al. Impact of iterative reconstruction algorithm on abdominal CT image quality and radiation dose[J]. Chinese Computed Medical Imaging, 2014, 20(5): 407-411.
- [4] Christie A, Charimo-Torrente J, Roychoudhury K, et al. Accuracy of low-dose computed tomography (CT) for detecting and characterizing the most common CT-patterns of pulmonary disease[J]. Eur J Radiol, 2013, 82(3): e142-e150.
- [5] Nelson RC, Feuerlein S, Boll DT. New iterative reconstruction techniques for cardiovascular computed tomography: how do they work, and what are the advantages and disadvantages? [J]. J Cardiovasc Comput Tomogr, 2011, 5(5): 286-292.
- [6] Benz DC, Benetos G, Rampidis G, et al. Validation of deep-learning image reconstruction for coronary computed tomography angiography: impact on noise, image quality and diagnostic accuracy [J]. J Cardiovasc Comput Tomogr, 2020, 14(5): 444-451.
- [7] 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.
- [8] Kim I, Kang H, Yoon HJ, et al. Deep learning-based image reconstruction for brain CT: improved image quality compared with adaptive statistical iterative reconstruction-Veo (ASIR-V) [J]. Neuroradiology, 2021, 63(6): 905-912.
- [9] McCollough CH, Bushberg JT, Fletcher JG, et al. Answers to common questions about the use and safety of CT scans[J]. Mayo Clin Proc, 2015, 90(10): 1380-1392.
- [10] Marin D, Nelson RC, Rubin GD, et al. Body CT: technical advances for improving safety[J]. AJR Am J Roentgenol, 2011, 197(1): 33-41.
- [11] Barca P, Giannelli M, Fantacci ME, et al. Computed tomography imaging with the adaptive statistical iterative reconstruction (ASIR) algorithm: dependence of image quality on the blending level of reconstruction[J]. Australas Phys Eng Sci Med, 2018, 41(2): 463-473.
- [12] 魏巍,杨旭,童小雨,等. 深度学习重建算法联合低剂量增强CT对肝脏低对比度病灶显示的影响[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2024, 30(3): 333-337.
- Wei W, Yang X, Tong XY, et al. Effect of deep learning reconstruction algorithm combined with low-dose contrast-enhanced CT on liver low-contrast lesion[J]. Chinese Computed Medical Imaging, 2024, 30(3): 333-337.
- [13] Zeng LM, Xu X, Zeng W, et al. Deep learning trained algorithm maintains the quality of half-dose contrast-enhanced liver computed tomography images: comparison with hybrid iterative reconstruction: study for the application of deep learning noise reduction technology in low dose[J]. Eur J Radiol, 2021, 135: 109487.
- [14] Nakamura Y, Higaki T, Tatsugami F, et al. Deep learning-based CT Image reconstruction: initial evaluation targeting hypovascular hepatic metastases[J]. Radiol Artif Intell, 2019, 1(6): e180011.
- [15] 侯平,刘杰,陈岩,等. 基于深度学习的ClearInfinity算法在肝脏病变低剂量CT扫描中的应用价值[J]. 中国医疗设备, 2023, 38(5): 120-124.
- Hou P, Liu J, Chen Y, et al. Study on application value of ClearInfinity algorithm based on deep learning in low-dose CT scanning of liver lesions[J]. China Medical Devices, 2023, 38(5): 120-124.
- [16] Neusoft Medical Systems Co., Ltd. Medical imaging using neural networks: US 11,250,543 B2[P]. 2022-02-15.
- [17] 侯平,刘杰,陈岩,等. 基于深度学习的ClearInfinity算法对腹部体模CT扫描图像质量和辐射剂量的影响[J]. 中国医疗设备, 2022, 37(8): 99-103.
- Hou P, Liu J, Chen Y, et al. Impact of ClearInfinity algorithm based on deep learning on image quality and radiation dose of abdominal CT in phantom[J]. China Medical Devices, 2022, 37(8): 99-103.
- [18] 毛玮斌,孟占鳌,覃杰,等. 深度学习图像重建联合器官剂量调制在颅脑低剂量CT中的图像质量与晶体防护优化研究[J]. 新医学, 2025, 56(12): 1187-1197.
- Mao WB, Meng ZA, Qin J, et al. Deep learning image reconstruction combined with organ dose modulation for optimization in low-dose cranial CT: image quality and lens protection[J]. Journal of New Medicine, 2025, 56(12): 1187-1197.
- [19] 徐灿飞,黄艳,张开治. 机器学习结合磁共振弥散加权成像识别发病4.5 h内急性脑卒中患者[J]. 吉林大学学报(医学版), 2023, 49(6): 1635-1641.
- Xu CF, Huang Y, Zhang KZ. Acute ischemic stroke patients with onset time within 4.5 h identified by machine learning combined with magnetic resonance diffusion weighted imaging[J]. Journal of Jilin University (Medicine Edition), 2023, 49(6): 1635-1641.

(编辑:陈丽霞)