·临床研究·

探讨深度学习重建算法联合低剂量对比剂在腹部增强 CT 扫描中应用的可行性研究

刘硕[1] 史灵雪[2*]

（1.河北省雄安宣武医院放射科，雄安新区 070001；2.吉林省人民医院放射线科，长春 130021）

【摘要】 目的 探究深度学习重建(Deep Learning Image Reconstruction，DLIR)算法联合低剂量造影剂在腹部增强CT应用可行性。**方法** 收集因病情需要行上腹部CT增强扫描检查的128例患者随机分成两组，每组64例，行能谱CT腹部增强检查，扫描参数一致。常规剂量组扫描采用1.5ml/kg比剂用量，多模型自适应统计迭代重建(Adaptive Statistical Iterative Reconstruction，ASIR)算法进行重建，ASIR迭代率选取60%。低剂量组扫描采用1.0ml/kg对比剂用量，并用不同水平DLIR算法进行重建分组，包括A组中强度深度学习图像重建(Deep Learning Image Reconstruction-Medium，DLIR-M)、B组高强度深度学习重建(Deep Learning Image Reconstruction-Medium，DLIR-H)。对比分析不同重建算法图像间的各项客观评价指标[噪声、对比度(Contrast to Noise Ratio，CNR)、信噪比(Signal to Noise Ratio，SNR)]和主观评价指标(噪声、整体图像质量)。**结果** 客观评价，常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组图像的噪声逐渐减低，各组两两比较差异均具有统计学意义($P<0.05$)。常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组图像的SNR肝脏、SNR胰腺、CNR肝脏、CNR胰腺逐渐升高，其中常规剂量组与低剂量A组间差异无统计学意义，其余各组间的差异具有统计学意义。主观评价上，常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组的主观噪声和总体图像质量评分大多数情况下都超过4分，均能满足临床诊疗的需求。主观噪声评分逐渐升高，各组两两比较差异均具有统计学意义($P<0.05$)。主观图像质量评分方面，低剂量B组评分高于低剂量A组、常规剂量组，差异具有统计学意义($P<0.05$)。**结论** 采用DLIR算法联合低剂量造影剂获得的影像图像质量要优于ASIR算法结合常规剂量造影剂，并能够满足日常诊断的需求，同时还能将所需造影剂量减少三分之一左右。

【关键词】 低对比剂用量；自适应统计迭代重建算法；深度学习重建算法；对比度；信噪比

【中图分类号】 TH77;R816.92 **【文献标识码】** A **【DOI】** 10.11876/mimt202502013

To investigate the feasibility of DLIR algorithm combined with low-dose contrast agent in abdominal enhanced CT scan

Liu Shuo[1], Shi Lingxue[2]*

(1. Department of Radiology, Xiongan Xuanwu Hospital, Xiong'an New Area, 070001China; 2. Department of Radiology, Jilin Provincial People'Hospital, Changchun 130027, China)

【Abstract】 Objective To explore the feasibility of applying deep learning image reconstruction (DLIR) algorithm combined with low-dose contrast agent in abdominal enhanced CT Method 28 patients who needed upper abdominal enhanced CT scan due to their conditions were randomly divided into two groups, with 64 cases in each group. They underwent spectral CT abdominal enhanced examination with consistent scanning parameters. The conventional dose group was scanned with a contrast agent dosage of 1.5 ml/kg and reconstructed using the adaptive statistical iterative reconstruction (ASIR) algorithm, with an ASIR iteration rate of 60%. The low-dose group was scanned with a contrast agent dosage of 1.0 ml/kg and reconstructed using different levels of DLIR algorithms, including group A with medium-intensity deep learning image reconstruction (DLIR-M) and group B with high-intensity deep learning image reconstruction (DLIR-H). **Objective** evaluation indicators [noise, contrast-to-noise ratio (CNR), signal-to-noise ratio (SNR)] and subjective evaluation indicators (noise, overall image quality) were compared and analyzed among images reconstructed by different algorithms. **Results** In objective evaluation, the noise of images in the

第一作者：刘硕，男，硕士研究生，主治医师，研究方向：腹部影像诊断

通讯作者：史灵雪，女，硕士研究生，主治医师，研究方向：腹部影像诊断

conventional dose group, low-dose group A, and low-dose group B gradually decreased, and the differences between each pair of groups were statistically significant (P<0.05). The SNR of liver, SNR of pancreas, CNR of liver, and CNR of pancreas in the conventional dose group, low-dose group A, and low-dose group B gradually increased. There was no statistically significant difference between the conventional dose group and low-dose group A, but the differences among the other groups were statistically significant. In subjective evaluation, the subjective noise and overall image quality scores of the conventional dose group, low-dose group A, and low-dose group B were mostly above 4 points, which could meet the clinical diagnosis and treatment needs. The subjective noise scores gradually increased, and the differences between each pair of groups were statistically significant (P<0.05). In terms of subjective image quality scores, the score of low-dose group B was higher than that of low-dose group A and the conventional dose group, and the difference was statistically significant (P<0.05). **Conclusion** The image quality obtained by using DLIR algorithm combined with low-dose contrast agent is superior to that of ASIR algorithm combined with conventional dose contrast agent, and it can meet the needs of daily diagnosis. At the same time, it can reduce the required contrast agent dosage by about one-third.

【Key words】 Low contrast agent dosage; Adaptive statistical iterative reconstruction algorithm; Deep learning reconstruction algorithm; Contrast to Noise Ratio; Signal to Noise Ratio

当前，腹部增强CT扫描技术已广泛应用于腹部疾病的诊断。在这类检查中，碘对比剂的使用是必不可少的。然而，已有研究指出，其可能引发对比剂相关性肾病，严重时甚至可导致急性肾功能衰竭[1]。因此，在确保影像质量的同时，降低对比剂对患者的潜在风险，成为极为重要的问题。近年来，随着人工智能技术的进步，一种名为DLIR的新算法应运而生，它包括卷积神经网络、循环神经网络、生成对抗网络、强化学习等技术，该算法能够在不破坏图像原有纹理的基础上，有效降低噪声水平，提高空间分辨率，并确保生成真实高保真图像[2]。尽管DLIR算法应用于血管成像领域取得了一定进展[3-7]，但在腹部增强CT中的研究仍相对较少，尤其是缺乏将能谱CT与深度学习重建技术相结合以进一步减少对比剂用量的研究。基于此背景，本研究旨在通过比较采用DLIR算法联合低剂量造影剂与ASIR算法结合标准剂量造影剂所生成图像的质量差异，期望在保证影像图像质量的基础上，有效控制对比剂用量，减轻其对受试者肾脏健康的负面影响。

1 资料与方法

1.1 一般资料

本研究为前瞻性研究，通过了医院伦理委员会的批准（临研审［2024］-044号），所有参与者均签署知情同意书。选取2024年4—11月于雄安宣武医院行上腹部增强CT检查的患者128例。纳入标准：（1）年龄18～75岁，性别不限；（2）出于医疗需要自愿参与实验并签署相应文件；（3）BMI≤35.0kg/m^2。排除标准：（1）对碘造影剂过敏；（2）严重肾功能不全；（3）对本实验持消极、否定态度。将这128名患者随机分为两组—常规剂量组和低剂量组。每组64例。常规剂量组：男30例，女34例；年龄28～70岁，平均（50.34±3.84）岁；每位参与者按照1.5ml/kg的标准接受了静脉注射非离子等渗对比剂碘克沙醇。低剂量组：男32例，女32例；年龄35～70岁，平均（53.44±2.92）岁；每位参与者按照1.0ml/kg的标准接受了静脉注射非离子等渗对比剂碘克沙醇。所选扫描设备及CT增强检查参数保持一致。整个过程未报告任何因对比剂引起的不良事件。

1.2 仪器与方法

采用GE 256排CT扫描仪Apex（GE Medical healthcare，Milwaukee，WI，USA）对所有患者行腹部双期增强扫描，扫描范围自膈顶至肝右叶下缘水平。扫描参数：探测器宽度80mm，常规剂量组和低剂量组管电压120kVp，自动管电流300～600mA，噪声指数（Noise Index，NI）为10，螺距0.992:1，转速0.5s/r，扫描层厚及层间距均为5mm。对比剂使用优维显（370mg I/ml），注射速率5.0ml/s。由于双期扫描方案一致，因此仅纳入动脉期进行研究。由于多模型自适应统计迭代重建（Adaptive Statistical Iterative Reconstruction，ASIR）迭代率选取过低（0、40%）的图像颗粒大，伪影较重，部分血管边缘模糊；ASIR迭代率选取过高（80%、100%）时，图像失真严重[8]。因此，常规剂量原始数据采用ASIR-V 60%进行图像重建。低剂量组原始数据采用中强度深度学习图像重建（Deep Learning Image

Reconstruction–Medium，DLIR–M）进行图像重建，定义为低剂量A组、低剂量组原始数据采用高强度深度学习重建（Deep Learning Image Reconstruction–Medium，DLIR–H）进行图像重建，定义为低剂量B组，重建层厚和层间距均为1.25mm，共获得3组图像。将所有图像传入GE自带后处理工作站进行图像测量和分析。

1.3 图像分析

客观图像评价：在动脉期轴位图像上，手动放置感兴趣区（Region Of Interest，ROI）测量平均Hounsfield单位（HU）。为确保每个器官测量值的准确性，尽可能保持ROI的位置、大小（50 ~ 60mm^2）和形状一致。记录以下测量的平均值：在肝脏、胰腺、腰背肌实质分别画3个ROI，避开血管及病变，测量方法见图1。图像噪声被定义为从肠腔中气体获得的SD值。对于两组图像，CNR被定义为（HU object–HU muscle）/SD noise，SNR被定义为HU object /SD noise。

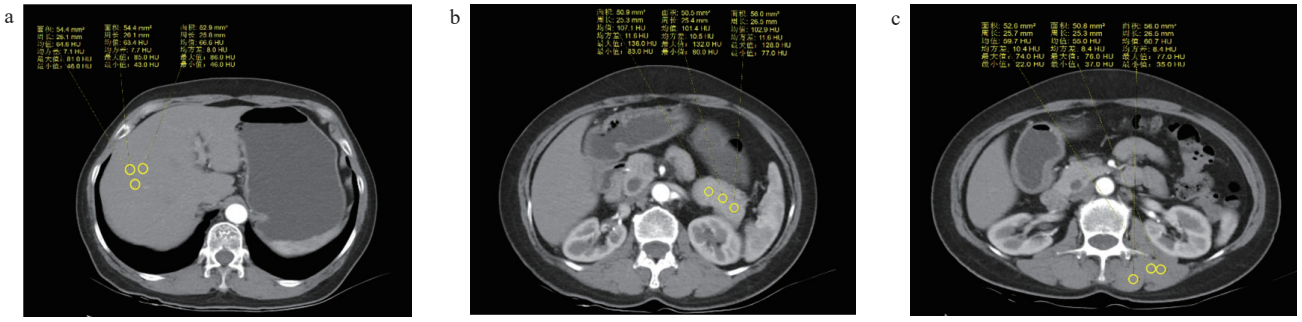


图1 测量示意图

注：a. 肝脏ROI测量方法；b. 胰腺ROI测量方法；c. 腰背肌ROI测量方法。

主观图像评价：由两位具备五年以上腹部影像诊断经验的放射科医师，依据5分制标准对图像噪声及整体图像质量进行双盲主观评估。分析两名医师的主观评价一致性；意见不一致时，由两名医师共同协商达成一致，作为最终结果进行统计分析。主观图像质量评分标准见表1。当图像评分 ≥3分时，满足临床诊断要求。

表1 图像质量主观评价评分表

分值	噪声	总体图像质量
1分	噪声严重，图像颗粒感强	解剖结构显示不清不能诊断
2分	噪声较大，图像颗粒感较强	图像细节模糊，辨识度差
3分	噪声适中，图像颗粒感较小	大部分解剖结构满足诊断，锐利度较低
4分	噪声轻微，图像颗粒感小	解剖结构较清楚，锐利度下降
5分	无明显噪声，图像颗粒感小、图像细腻	解剖结构细节显示清晰，锐利度好

1.4 统计学方法

采用SPSS 23.0统计软件进行统计学分析。符合正态分布的计量资料采用均数 ± 标准差（$\bar{x} \pm s$）表示，不符合正态分布的计量资料及等级资料采用中位数（上、下四分位数）［M（Q1，Q2）］表示。对于符合正态分布且方差齐性相等的客观指标采用重复测量单因素方差分析进行比较（两两组间比较采用Bonferoni校正检验），对于不符合正态分布或方差齐性不等的客观指标及主观噪声、图像质量评分采用Kruskal–Wallis H检验（两两组间比较采用Bonferoni校正检验）。以P<0.05为差异有统计学意义。

采用*Kappa*检验评估两名放射科医师的观察者间的一致性，*Kappa*范围为0 ~ 0.2时表示极低的一致性，0.21 ~ 0.40表示一般的一致性，0.41 ~ 0.60表示中等的一致性，0.61 ~ 0.80表示高度的一致性，0.81 ~ 1.0表示几乎完全一致。

2 结果

2.1 一般资料

128例患者均顺利通过检查，两组性别分布和平均年龄比较，差异均无统计学意义（P>0.05），见表2。

表2 两组一般资料比较（n，$\bar{x} \pm s$）

组别	例数	男/女	年龄（岁）
常规剂量组	64	30/34	50.34 ± 3.84
低剂量组	64	32/32	53.44 ± 2.92
χ^2/t		1.09	0.06
P		0.30	0.95

2.2 图像质量客观评价指标

三组图像的噪声、SNR及CNR比较，差异均有统计学意义（P<0.05）。常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组图像的噪声值逐渐降低，各组两两比较，差异均有统计学意义（P<0.05）。常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组图像的SNR肝脏、SNR胰腺、CNR肝脏、CNR胰腺逐渐升高，其中常规剂量组和低剂量A组间比较，差异无统计学意义（P>0.05），其余各组间的差异具有统计学意义（P<0.05），见表3。

表3 三组图像的客观评价指标比较（$\bar{x} \pm s$）

组别	噪声	$SNR_{肝脏}$	$SNR_{胰腺}$	$CNR_{肝脏}$	$CNR_{胰腺}$
常规剂量组	21.78 ± 3.78	2.92 ± 0.58	4.81 ± 1.11	0.37 ± 0.22	2.26 ± 0.82
低剂量A组	19.08 ± 3.04	3.32 ± 0.59	5.47 ± 1.24	0.43 ± 0.26	2.58 ± 0.95
低剂量B组	14.62 ± 2.58	4.41 ± 1.03	7.17 ± 1.75	0.61 ± 0.31	3.37 ± 1.21
F	22.08	19.32	12.90	3.66	5.46
P	<0.001	<0.001	<0.001	0.033	0.007

2.3 图像质量主观评价指标

两名放射科医师的评分具有较高的一致性，*Kappa*值为0.764。三组图像的主观噪声及图像质量评分比较，差异均有统计学意义（P<0.05）。常规剂量组、低剂量A组、低剂量B组图像的主观噪声评分逐渐升高，各组间两两比较差异均有统计学意义（P<0.05）。低剂量B组图像的图像质量评分高于常规剂量组、低剂量A组，差异均有统计学意义（P<0.05），常规剂量组和低剂量A组间比较，差异无统计学意义（P>0.05）。见图2。

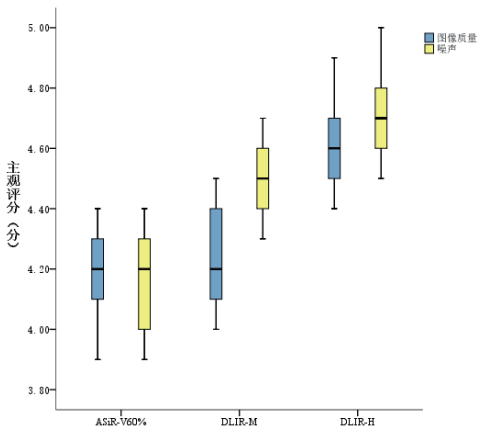


图2 三组图像主观评价指标比较

3 讨论

CT因其快速成像、高分辨率以及操作便捷和非侵入性的特性，在临床诊断中得到了广泛应用。然而，由于腹部区域缺乏自然对比度，组织间差较小，致使常规CT在病变识别与定性方面存在一定局限性。因此，为了克服这一限制，增强CT检查显得尤为重要[9]。值得注意的是，在进行此类检查时，为获取更佳图像质量，往往需要注射大量对比剂。这些对比剂具有高渗透性，且主要经肾脏排泄，可能对肾功能产生不利影响，甚至增加对比剂肾病的发生风险[10,11]。鉴于此，探索有效策略以减少腹部增强CT检查中对比剂的使用量，同时保证影像图像质量，对临床实践具有重要意义。

ASIR通过省略迭代重建过程中最为耗时的系统光学建模步骤，显著提升了图像重建速度。该技术能够依据患者的身体质量指数（Body Mass Index，BMI）及身体密度，自动调整至最适宜的辐射剂量，从而在保证图像质量的同时控制辐射量，成为当前临床应用中最为普及的一种重建方法[12]。然而，ASIR也存在一定的局限性。即使是目前最先进的迭代模型，在处理过程中仍不可避免地会改变图像中的噪声特性和纹理特征，导致空间分辨率有所下降。特别是在迭代权重设置过高时，可能产生“蜡像”效应，对诊断造成不利影响[13,14]。随着人工智能领域的不断发展，DLIR算法应运而生。作为首个利用深度神经网络（Deep Neural Network，DNN）技术还原CT原始影像的算法，DLIR能够在不破坏图像原有纹理的基础上，有效降低噪声水平，提高空间分辨率，并确保生成真实高保真图像。通过对大量样本的学习验证，DLIR不仅提高了模型泛化能力，而且在相同扫描参数和设备条件下，相较于ASIR而言，DLIR能够在维持甚至优化纹理和分辨率等其他成像指标的同时，实现更优的降噪效果[10,15]。近年来，关于DLIR的研究主要集中于血管成像领域[5,16]，而在结合低剂量进行腹部增强CT检查方面的探索还相对较少。

本研究通过调整对比剂的使用量，将实验分为常规剂量组和低剂量组。研究结果表明，与常规剂量组相比，低剂量 A 组、低剂量 B 组图像中的噪声显著减少，差异有统计学意义（P<0.05），此外，低剂量 B 组相对于常规剂量组展现了更加优异的 SNR 及 CNR 值，进一步证实了即使是在减少造影剂量的情况下，采用高水平 DLIR 仍能优化图像质量。然而，值得注意的是，尽管观察到低剂量 A 组与规剂量组间存在一定的差异性变化趋势，但其 SNR 及 CNR 值的差异未达到统计学意义上的显著性，作者推测这可能是由于样本数量有限所致。在对照组内部比较中，相较于低剂量 A 组，低剂量 B 组表现出更低的噪声水平以及更高的 SNR 和 CNR，并且这种差异有统计学意义（P<0.05），这说明随着 DLIR 级别的提高，可以有效降低图像噪声并提升图像质量，此结论也得到了 Jensen 等[17]的支持。主观评价方面，常规剂量组、低剂量 A 组、低剂量 B 组的噪声和总体图像质量评分大多超过 4 分，均能满足临床诊疗的需求。同时，噪声从常规剂量组到低剂量 B 组依次降低，与客观结果相近。图像质量评分方面，常规剂量组与低剂量 A 组相近，未呈现统计学差异，低剂量 B 组评分高于常规剂量组和低剂量 A 组，差异均有统计学意义（P<0.05）。结合主客观结果表明，DLIR 成像模式不仅有助于保持高质量影像输出，还展现出减少造影剂用量的可能性，为腹部增强 CT 提供了一种新的处理方案。

当前研究存在一些限制因素。首先，由于这是一项单中心的研究设计，所有参与者的 BMI 均未超过 35kg/m^2，但对于 BMI 大于 35kg/m^{2}的重度肥胖患者，本研究结论的适用性仍有待进一步验证；此外，样本量相对较小，这可能影响研究结果的稳定性及其向更广泛人群推广的有效性。为克服这些局限性，未来研究需要扩大样本规模，以便更好地评估结果的普遍适用性。

综上所述，采用 DLIR 重建算法联合低剂量造影剂进行腹部 CT 增强扫描不仅能够显著降低患者的肾脏负担及对比剂肾病的风险，而且还能提供符合临床诊断标准的高质量影像。对于那些对对比剂耐受性较低的患者而言，这种方法具有重要的推广价值。

[参 考 文 献]

[1] Koetzier LR, Mastrodicasa D, Szczykutowicz TP, et al. Deep learning image reconstruction for CT: Technical principles and clinical prospects [J]. Radiology, 2023, 306(3):221257–221257.

[2] 朱永琪,王振华,陈大治,等.深度学习重建算法改善腹部门静脉期 CT 图像质量的应用价值 [J].中国临床医学影像杂志,2024,35(7):498–502.

[3] 吕培杰,耿琪,刘娜娜,等.基于深度学习的 CT 图像重建算法临床初步应用进展 [J].中华放射学杂志,2022,56(11):6.

[4] 付芮,张成亮,沈云,等.深度学习图像重建算法对图像质量的影响：体模研究 [J].放射学实践,2023,38(12):1617–1622.

[5] 杨彦兵,田艳鑫,王泽润,等.深度学习重建算法联合”双低”技术在肺动脉 CT 血管造影中的可行性研究 [J].临床放射学杂志,2023,42(3):493–497.

[6] Zhang D, MU C, Zhang X, et al. Image quality comparison of lower extremity CTA between CT routine reconstruction algorithms and deep learning reconstruction [J]. BMC Med Imaging, 2023, 23(1):33.

[7] 刘建强,刘晶哲,綦维维.100kV 管电压联合全模型迭代重组算法在腹盆联合 CT 增强扫描成像中的价值 [J].临床放射学杂志,2022,41(8):1575–1580.

[8] 王旭,刘义军,赵莹,等.深度学习重建算法在不同剂量水平下对 CT 影像组学特征的影响:体模研究 [J].临床放射学杂志,2023,42(5):863–867.

[9] Yi Y, Zhao XM, Wu RZ, et al. Low dose and low contrast medium coronary CT angiography using dual–layer spectral detector CT [J]. Int Heart J, 2019, 60(3):608–617.

[10] Jiang B, Li N, Shi X, et al. Deep learning reconstruction shows better lung nodule detection for ultra–low–dose chest CT [J]. Radiology, 2022, 303(1):202–212.

[11] Kaga T, Noda Y, Fujimoto K, et al. Deep–learning–based image reconstruction in dynami ccontrast–enhanced abdominal CT: image quality and lesion detection among reconstr uction strength levels [J]. Clin Radiol, 2021, 76(9):710,e15–710.e24.

[12] 张超,董栋,王铭君,等.深度学习图像重建算法在提高 CCTA 图像质量中的临床价值研究 [J].临床放射学杂志,2021,40(6):1126–1130.

[13] Kim I, Kang H, Yoon HJ, et al. Deep learning–based image reconstruction for brain CT: Improved image quality compared with adaptive statistical iterative reconstructi on–Veo (ASIR–V) [J]. Neuroradiology, 2021, 63(6):905–912.

[14] Tatsugami F, Higaki T, Nakamura Y, et al. Deep learning–based image restoration algor ithm for coronary CT angiography [J]. Eur Radiol, 2019, 29(10):5322–5329.

[15] Zeng L, XuX, Zeng W, et al. Deep learning trained algorithm maintains the quality of half–dose contrast–enhanced liver computed tomography images: Comparison with hybr id iterative reconstruction: Study for the application of deep learning noise redu ction technology in low dose [J]. Eur J Radiol, 2021, 135(2):109487.

[16] Li LL, Wang H, Song J, et al. A feasibility study of realizing low–dose abdominal CT using deep learning image reconstruction algorithm [J]. J Xray Sci Technol, 2021, 29(2):361–372.

[17] Jensen CT, Liu X, Tamm EP, et al. Image quality assessment of abdominal ct by use of new deep learning image reconstruction: initial experience [J]. AJR, 2020, 215 (1):50–57.