

## 论 著

## 深度学习重建提高腹部能谱CT图像质量和病灶诊断的可行性研究

褚冰倩 沈艺 宋建

刘斌\*

安徽医科大学第一附属医院放射科  
(安徽 合肥 230032)

**【摘要】目的** 与常规多模型迭代重建(adaptive statistical iterative reconstruction Veo, ASIR-V)相比,评估深度学习图像重建(deep learning image reconstruction, DLIR)提高能谱CT单能量图像的图像质量和病灶诊断检出率的可行性。**方法** 随机纳入65例完成腹部能谱CT扫描的患者,对病人的门脉期扫描数据分别增加在薄层(1.25mm)层厚下的ASIR-V40%、DLIR-M(中度)、DLIR-H(高度)三种重建方式进行重建。获取70keV条件下常规5mm的ASIR-V40%及薄层(1.25mm)的ASIR-V40%、DLIR-M、DLIR-H共4组的门脉期图像。对4组图像的肝脏、脾脏、竖脊肌及背部脂肪进行CT值、SD值的测量,并计算相应的SNR及CNR。此外,计算薄层(1.25mm)的3组数据中肝脏病灶在门脉期图像的检出率。图像质量主观评分及病灶的诊断信心由2名有着丰富阅片经验的放射科医师进行评分。**结果** 对于能谱扫描下70keV的薄层(1.25mm)图像,DLIR-M组和DLIR-H组较ASIR-V40%组的肝脏、脾脏、竖脊肌及背部脂肪的SD值更低,SNR、CNR更高( $P < 0.001$ ),且三组数据的病灶检出率一致,而DLIR-M组和DLIR-H组的诊断信心和图像质量主观评分均高于ASIR-V40%组,其中DLIR-H组分数最佳。此外,70keV的薄层(1.25mm)DLIR-H组图像的SD值、CNR较70keV的常规5mmASIR-V40%组比较无明显统计学差异( $P = 0.211, 0.358, 0.208, 0.052$ )。**结论** 和常规的多模型迭代重建算法(ASIR-V)相比,用深度学习重建算法(DLIR)获得的能谱单能量图像在保证理想的诊断性能的前提下,进一步降低腹部CT的图像噪声,获得更好的图像质量和更高的病灶诊断信心。同时,与70keV+ASIR-V40%相比,70keV+DLIR-H能够在相似图像噪声的情况下实现更薄层厚图像重建。

**【关键词】** 深度学习图像重建算法; 能谱成像; 门脉期; 图像质量; 病灶诊断

**【中图分类号】** R814.42; R572; R575; R543

**【文献标识码】** A

**DOI:**10.3969/j.issn.1672-5131.2024.06.049

## Feasibility Study of Deep Learning Reconstruction To Improve Dual-energy CT Image Quality and Lesion Diagnosis

CHU Bing-qian, SHEN Yi, SONG Jian, LIU Bin\*

Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022, Anhui Province, China

## ABSTRACT

**Objective** To evaluate the feasibility of deep learning image reconstruction (DLIR) on improving image quality and lesion diagnosis using virtual monochromatic spectral images in abdominal dual-energy CT (DECT), compared with adaptive statistical iterative reconstruction-V (ASIR-V). **Methods** Sixty-five patients who completed abdominal dual-energy CT scan were randomly included and reconstructed by ASIR-V40%, DLIR-M (moderate), and DLIR-H (height). The portal images of conventional 5mm ASIR-V40% at 70 keV and ASIR-V40%, DLIR-M and DLIR-H of thinner layer(1.25mm) at 70 keV. Measure CT attenuation, standard deviation (SD) value, signal-to-noise ratio (SNR), and noise to contrast (CNR) of liver, spleen, vertical spine, and intramuscular fat. The number of liver lesions in the portal stage images of thinner layer groups was counted. Image quality and diagnosis confidence were subjectively evaluated by two radiologists with extensive experience. **Results** For the 1.25mm images with 70keV, DLIR-M and DLIR-H had lower SD, higher SNR and CNR, and better subjective image quality than ASIR-V40% with consistent lesion detection rates and DLIR-H performed the best (all  $P < 0.001$ ). There was no significant difference in the SD value, CNR between 5mm ASIR-V40% group at 70 keV and 1.25mm DLIR-H group at 70 keV ( $P = 0.211, 0.358, 0.208, 0.052$ ). **Conclusion** Compared with the conventional ASIR-V, deep learning reconstruction algorithm (DLIR) with DECT can further reduce the image noise of abdominal CT, obtain better image quality and higher confidence in lesion diagnosis. Moreover, DLIR-H at 70 keV can achieve thinner thickness image reconstruction with similar image noise compared with ASIR-V40% at 70 keV.

**Keywords:** Deep Learning Image Reconstruction; Spectral Imaging; Portal Phase; Image Quality; Lesions Diagnosis

上腹部CT增强扫描是目前临床评价肝脏病灶的重要影像手段,对肝脏病灶诊断、肝脏肿瘤血供评估等都有重要的临床意义<sup>[1]</sup>。腹部病变的CT影像学诊断与图像质量密切相关,较低的图像噪声,良好的信噪比、对比噪声比有利于显示细微结构和小病灶的评估。以往优化上腹部CT门静脉期的图像质量主要通过增加对比剂用量或能谱CT扫描的方式进行。但增加对比剂用量会增加患者过敏风险,而使用能谱CT的低能级单能量会增加图像噪声,常影响门静脉血管的显示,因此需要结合相应的重建算法来达到降噪的目的。多模型迭代重建算法(ASIR-V)为目前临床常用的重建算法,但是比例过低的ASIR-V图像噪声高,图像颗粒感粗;比例过高的ASIR-V图像颗粒则过于细腻,图像失真,ASIR-V40%为目前临床常用的重建条件<sup>[2-5]</sup>。随着临床需求的增加,GE公司推出了深度学习图像重建算法(DLIR),它通过将深度卷积神经网络的模型用于模拟滤波反投影(FBP)图像纹理,可同时降低图像噪声,减少伪影,从而改善图像质量,提高诊断信心<sup>[6]</sup>。已有文献表明,DLIR在肺部肿瘤、冠状动脉CT血管造影等的应用中可在确保诊断准确率的前提下,明显提高图像质量<sup>[7-8]</sup>。但鲜有在DLIR-GSI(深度学习能谱技术)研究,本文旨在讨论DLIR在能谱CT的上腹部门脉期增强扫描图像中的应用。

## 1 资料与方法

**1.1 研究资料** 本研究前瞻性地收集了在我院行能谱CT扫描的腹部门脉期图像。采用70keV联合多模型迭代重建组(ASIR-V40%)、DLIR-M(中度)、DLIR-H(高度)对1.25mm层厚门脉期图像进行重组,将70keV条件下5mm层厚的多模型迭代重建组(ASIR-V40%)设为对照组,比较70keV条件下三种重组算法ASIR-V40%、DLIR-M、DLIR-H,对腹部不同层厚门脉期CT图像质量及病灶检出率的影响,并探讨深度学习重建算法在提高能谱CT上腹部门脉期图像质量及诊断性能的价值。

**1.2 参与患者** 将2022年2月至4月安徽医科大学第一附属医院因临床怀疑肝脏病变而行腹部能谱CT平扫的患者纳入观察。

排除标准:急症患者;有严重心肾功能不全的患者;年龄小于18岁或大于80岁的患者。最终有65例患者纳入研究,其中男32例、女33例,年龄29~80岁,平均:56±14岁,体质指数BMI为19.4~25.5kg/m<sup>2</sup>,平均:23.12±1.75kg/m<sup>2</sup>。这些患者的病灶诊断包括肝脏良性病灶(肝囊肿、肝血管瘤)、肝脏恶性病灶(肝转移灶),病灶统计流程如图1。本研究已通过本院伦理委员会批准(批准号: PJ2023-06-26),所有患者均签署知情同意书。

**1.3 仪器与方法** 所有患者使用GE公司256排宽体CT(Revolution CT, GE Healthcare)进行腹部多期增强扫描,能谱扫描模式。扫描参数:管电压GSI80/140kV瞬间切换,管电

【第一作者】褚冰倩,女,在读硕士,主要研究方向:CT诊断。E-mail: 1035811307@qq.com

【通讯作者】刘斌,男,教授,主要研究方向:医学影像诊断学、CT诊断。E-mail: lbhyz32@126.com

流为自动, 噪声指数(NI)9, 螺距 0.992: 1, 球管转速 0.8s/转, 层厚5mm, 层间5mm。使用双筒高压注射器通过18-20G静脉留置针经右侧肘前静脉注射造影剂碘海醇(320mgI/mL), 注射速度 2-3mL/s, 总量为0.8-1mL/kg。扫描过程采用了自动曝光控制技术。采用对比剂团注追踪技术确定延迟时间。

扫描结束后, 使用 GE AW4.5图像处理工作站进行对原始数据进行重建。再将每个患者的门脉期图像重建为4组70keV的单能量图像: 70keV 5mm ASIR-V40%组, 70keV 1.25mm ASIR-V40%组, 70keV 1.25mm DLIR-M组, 70keV 1.25mm DLIR-H组。我们对这四组图像进行了观察和分析。

## 1.4 评价方法

1.4.1 图像质量评价 评价客观: 将ROI置于感兴趣内, 如肝实质、脾脏、竖脊肌和背部脂肪, 保证ROI大小、形状基本保持一致(面积20-40mm<sup>2</sup>)并避开病变区域, 测量连续3个相邻层中的数据, 记录ROI内的CT值及SD值, 取3次测量的平均值, 并计算肝、脾、竖脊肌的SNR值及CNR值, 以背部脂肪的SD值作为该图像整体平均的噪声值进行计算, 公式如下:

$$CNR = \frac{(CT_{\text{脏器}} - CT_{\text{脂肪}})}{SD}, SNR = \frac{CT_{\text{脏器}}}{SD}$$

所有数据测量、计算均由同1名放射科医师完成。

主观评价: 由两位放射科医师(分别有17年及11年腹部影像诊断经验)采用随机、独立、无序的方式对门脉期的四组图像进行阅片分析。两位医师在阅片前均接受关于评分标准的统一规范化培训。图像质量主观评分借鉴李斯特五分量表法做出的五分量表对门脉期的四组数据总体质量进行评分(表1)。

表1 图像质量主观评价评分表

| 评分标准      | 得分  |    |     |    |     |
|-----------|-----|----|-----|----|-----|
|           | 1   | 2  | 3   | 4  | 5   |
| 脏器、血管轮廓显示 | 很差  | 较差 | 尚可  | 较好 | 好   |
| 图像噪声      | 很明显 | 明显 | 可接受 | 较小 | 不明显 |
| 整体图像评价    | 很差  | 较差 | 尚可  | 较好 | 好   |
| 影响诊断      | 极明显 | 明显 | 可接受 | 较小 | 不明显 |

1.4.2 诊断性能 包括病灶检测及诊断信心。两位放射科医师对薄层(1.25mm)的三组门脉期增强图像的病灶进行评估, 只有直径在0.2cm~1.5cm的病灶才会被标记。对于每个病灶, 借鉴李斯特五分量表法对病灶的诊断信心进行打分: 1分, 诊断信心很差, 没有把握; 2分, 诊断信心较差; 3分, 诊断信心中等; 4分, 诊断信心良好; 5分, 诊断信心优异, 有充分把握。对同一受试者的ASIR-V40%组和DLIR-H组评估间隔2周, 以减少回忆。复查没有时间限制, 但放射科医师被要求用临床实践的方式来阅读。

随后, 由一位非盲审的未参与上述评估的放射科医师利用所有可用的临床数据和不同期相的增强图像, 与所有可用的横断面、冠状面和矢状面检查(CT、MRI)比较, 确定病灶检出的最终结果作为参考标准: 65例患者中共有156个肝脏良性病灶(包括肝囊肿、肝血管瘤), 57个肝脏恶性病灶(包括肝转移灶)纳入参考标准, 将213个病灶按照直径分类: >1cm, 0.5~1cm, <0.5cm(图1)。

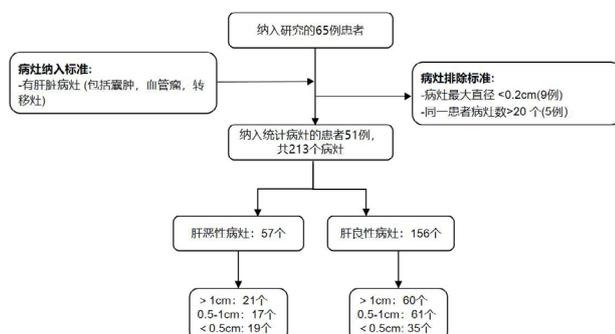


图1 病灶统计流程

1.5 统计学方法 采用SPSS 26.0统计分析软件, 对该实验样本图像质量和病灶主观评分得分、70keV 5mmASIR-V40%组、70keV 1.25mmASIR-V40%组、70keV 1.25mmDLIR-M组、70keV 1.25mmDLIR-H组原始数据的CT、SD值及SNR、CNR值均采取正态性检验, 样本数据符合偏态分布。计量资料采用( $\bar{x} \pm s$ )表示, 以上四组数据间符合配伍组设计的资料分析, 因此采用Friedman检验分别比较四组数据的图像质量主观评分、SD、SNR、CNR值以及薄层三组数据的病灶的诊断信心之间整体差异性, 采用Wilcoxon检验分别比较肝、脾、竖脊肌CNR值、背部脂肪SD值在每组两两之间的差异性,  $P < 0.05$ 差异有统计学意义。两位医师主观评分的一致性采用加权Kappa检验。

## 2 结果

2.1 图像质量 本研究结果显示, 70keV单能量背景下薄层(1.25mm)的3组(ASIR-V40%组、DLIR-M组、DLIR-H组)重建门脉期图像所计算出的肝、脾、竖脊肌、背部皮下脂肪的SD值均逐渐降低, SNR及CNR值递增, 其中, DLIR-H组重建门脉期图像下的SD值最低, SNR及CNR值最高(表2)。将薄层的3组及70keV 5mmASIR-V40%组的CNR值及SD值进行两两之间比较。结果显示: 70keV 1.25mmDLIR-H组的CNR值及SD值较70keV 5mmASIR-V40%组无明显统计学差异( $P > 0.05$ , 表3)。

两位高年资放射科医师对4组图像的图像质量主观各项评分如图2所示, 两位医师对4组图像的评价具有较强的一致性(加权Kappa值均 $> 0.6$ ,  $P < 0.05$ )。脏器、血管轮廓方面, 医师1和医师2对70keV 5mm ASIR-V40%组的评分分别为 $2.35 \pm 0.54$ 、 $2.40 \pm 0.49$ 分; 对70keV 1.25mm ASIR-V40%组的评分分别为 $2.68 \pm 0.50$ 、 $2.92 \pm 0.27$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-M的评分分别为 $3.62 \pm 0.49$ 、 $3.95 \pm 0.42$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-H组的评分分别为 $4.63 \pm 0.49$ 、 $4.69 \pm 0.47$ 分, 高于其他三组。图像噪声方面, 医师1和医师2对70keV 5mm ASIR-V40%组的评分分别为 $4.43 \pm 0.61$ 、 $4.40 \pm 0.55$ 分; 对70keV 1.25mm ASIR-V40%组的评分分别为 $2.23 \pm 0.61$ 、 $2.38 \pm 0.49$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-M的评分分别为 $3.91 \pm 0.52$ 、 $3.98 \pm 0.33$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-H组的评分分别为 $4.83 \pm 0.38$ 、 $4.88 \pm 0.33$ 分, 高于其他三组。整体图像评价方面, 医师1和医师2对70keV 5mm ASIR-V40%组的评分分别为 $2.60 \pm 0.55$ 、 $2.46 \pm 0.50$ 分; 对70keV 1.25mm ASIR-V40%组的评分分别为 $3.31 \pm 0.56$ 、 $3.32 \pm 0.47$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-M的评分分别为 $4.08 \pm 0.59$ 、 $4.06 \pm 0.30$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-H组的评分分别为 $4.46 \pm 0.59$ 、 $4.69 \pm 0.47$ 分, 高于其他三组。影响诊断方面, 医师1和医师2对70keV 5mm ASIR-V40%组的评分分别为 $3.07 \pm 0.48$ 、 $2.72 \pm 0.48$ 分; 对70keV 1.25mm ASIR-V40%组的评分分别为 $3.55 \pm 0.50$ 、 $3.28 \pm 0.45$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-M的评分分别为 $3.57 \pm 0.56$ 、 $3.78 \pm 0.45$ 分; 对70keV 1.25mm DLIR-H组的评分分别为 $4.23 \pm 0.58$ 、 $4.35 \pm 0.51$ 分, 也高于其他三组。同一评分者对四组图像的各项主观评分两两之间比较差异具有统计学意义( $P < 0.001$ )。

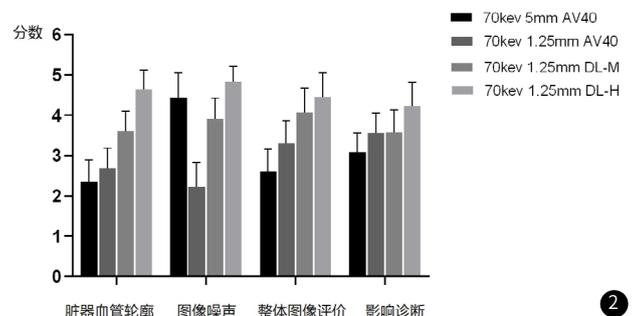


图2 图像质量的四项主观评分; AV40, 多模型迭代重建40%; DLIR-H, 高强度深度学习算法; DLIR-M, 中度强度深度学习算法。两位医师的评分一致性检验良好, 图2为其中一位医师对图像质量的四项评分, 两位医师一致认为70keV1.25mm DLIR-H组图像脏器血管轮廓显示更清楚, 拥有更低的图像噪声, 更好的整体图像质量。

表2 四组图像的SD、SNR及CNR的比较(例, n=65)

|      |     | 5mm        |            | 1.25mm       |              | $\chi^2$ | P      |
|------|-----|------------|------------|--------------|--------------|----------|--------|
|      |     | 70keV AV40 | 70keV AV40 | 70keV DLIR-M | 70keV DLIR-H |          |        |
| SD值  | 肝   | 9.74±4.04  | 18.32±2.24 | 13.38±2.34   | 9.66±1.23    | 169.262  | <0.001 |
|      | 脾   | 9.55±1.25  | 18.58±4.07 | 13.34±2.34   | 10.25±4.09   | 166.67   | <0.001 |
|      | 竖脊肌 | 9.48±1.44  | 18.81±2.90 | 13.98±2.89   | 10.34±2.19   | 174.157  | <0.001 |
|      | 脂肪  | 11.97±.54  | 19.33±3.67 | 15.53±3.71   | 12.97±3.76   | 147.246  | <0.001 |
| SNR值 | 肝   | 8.88±2.45  | 5.44±1.43  | 6.81±2.03    | 8.39±2.91    | 145.068  | <0.001 |
|      | 脾   | 10.01±3.11 | 6.26±1.56  | 7.90±2.39    | 9.69±3.36    | 139.468  | <0.001 |
|      | 竖脊肌 | 5.20±1.44  | 3.15±0.78  | 4.01±1.13    | 4.87±1.56    | 139.090  | <0.001 |
| CNR值 | 肝   | 16.57±4.57 | 10.05±2.33 | 12.78±3.47   | 15.70±5.05   | 137.991  | <0.001 |
|      | 脾   | 17.70±5.25 | 10.88±2.43 | 13.86±3.88   | 17.00±5.51   | 139.375  | <0.001 |
|      | 竖脊肌 | 12.90±3.76 | 7.77±1.76  | 9.97±2.75    | 12.18±3.85   | 140.242  | <0.001 |

注: 数据为  $\bar{x} \pm s$ , 统计学意义被定为  $P < 0.05$ 。SD, 噪声; SNR, 对比噪声比; CNR, 信噪比;

AV40, 多模型迭代重建40%; DLIR-H, 高强度深度学习算法; DLIR-M, 中度强度深度学习算法。

表3 四组图像两两间CNR和背部皮下脂肪SD的相互比较(例, n=65)

| 组别                                     | Z/P           |              |              |              |
|--|---------------|--------------|--------------|--------------|
|  | 肝CNR          | 脾CNR         | 竖脊肌CNR       | 背部脂肪SD       |
| 70keV1.25mm DLIR-M--70keV1.25mm AV40   | -6.577/<0.001 | -6.43/<0.001 | -6.56/<0.001 | -6.39/<0.001 |
| 70keV1.25mm DLIR-M--70keV5mm AV40      | -5.617/<0.001 | -6.77/<0.001 | -6.80/<0.001 | -6.82/<0.001 |
| 70keV1.25mm DLIR-H--70keV1.25mm DLIR-M | -6.695/<0.001 | -6.45/<0.001 | -6.38/<0.001 | -6.40/<0.001 |
| 70keV1.25mm DLIR-H--70keV1.25mm AV40   | -6.911/<0.001 | -5.33/<0.001 | -5.38/<0.001 | -5.89/<0.001 |
| 70keV1.25mm DLIR-H--70keV5mm AV40      | -1.251/0.211  | -0.92/0.358  | -1.26/0.208  | -1.95/0.052  |

注: 数据为  $\bar{x} \pm s$ , 统计学意义被定为  $P < 0.05$ 。SD, 噪声; SNR, 对比噪声比; CNR, 信噪比;

AV40, 多模型迭代重建40%; DLIR-H, 高强度深度学习算法; DLIR-M, 中度强度深度学习算法。

**2.2 诊断性能** 病灶检出率方面, 薄层的3组图像(70keV1.25mm ASIR-V40%组、70keV 1.25mm DLIR-M组、70keV 1.25mm DLIR-H组)检出率均一致, 都仅在小直径(直径<0.5cm)的肝脏良性病灶及肝脏恶性病灶检测中未全部测出, 检出率分别为97.14%(34/35)、89.47%(17/19)(表4)。

对于肝脏病灶的诊断信心, 两位医师一致认为DLIR重建的两组高于同一条件下的ASIR-V40%重建, 其中, DLIR-H重建方式的诊断信心最高(表5)。同种重建方式两名评分者间主观评分差异不大( $P=0.141$ 、 $0.083$ 、 $0.096$ 、 $0.157$ )。



图3 同一病灶三组图像之间的比较

表4 四组图像的病灶检出率(个, n=213)

|             | 1.25mm     |              |              |       |
|-------------|------------|--------------|--------------|-------|
|             | 70keV AV40 | 70keV DLIR-M | 70keV DLIR-H |       |
| 检测到的病灶(个)   | 肝良性病灶 >1cm | 60           | 60           | 60    |
|             | 0.5-1cm    | 61           | 61           | 61    |
|             | <0.5cm     | 34           | 34           | 34    |
| 肝恶性病灶       | >1cm       | 21           | 21           | 21    |
|             | 0.5-1cm    | 17           | 17           | 17    |
|             | <0.5cm     | 17           | 17           | 17    |
| 检出率(%)肝良性病灶 | >1cm       | 100          | 100          | 100   |
|             | 0.5-1cm    | 100          | 100          | 100   |
|             | <0.5cm     | 97.14        | 97.14        | 97.14 |
| 肝恶性病灶       | >1cm       | 100          | 100          | 100   |
|             | 0.5-1cm    | 100          | 100          | 100   |
|             | <0.5cm     | 89.47        | 89.47        | 89.47 |

注: AV40, 多模型迭代重建40%; DLIR-H, 高强度深度学习算法;

DLIR-M, 中度强度深度学习算法。

表5 两位医师对患者病灶的诊断信心(分, n=51)

|     | 1.25mm     |              |              | $\chi^2$ | P      |
|-----|------------|--------------|--------------|----------|--------|
|     | 70keV AV40 | 70keV DLIR-M | 70keV DLIR-H |          |        |
| 医师1 | 4.00±0.29  | 4.56±0.50    | 4.66±0.48    | 95.820   | <0.001 |
| 医师2 | 3.94±0.31  | 4.46±0.50    | 4.58±0.50    | 87.704   | <0.001 |

注: 数据为  $\bar{x} \pm s$ , 统计学意义被定为  $P < 0.05$ 。AV40, 多模型迭代重建40%;

DLIR-H, 高强度深度学习算法; DLIR-M, 中度强度深度学习算法。

该表显示, 两位医师对病灶的诊断信心中70keV 1.25mm DLIR-H组得分最高。

### 3 讨论

肝脏肿瘤的诊断与CT图像质量密切相关, 以往为保证CT图像质量, 会通过增加X线剂量或增加造影剂浓度、流速、剂量及调节间距来实现。然而增加造影剂剂量可增加患者造影剂过敏和对比剂肾病的风险, 增加X线剂量则会增加对患者的辐射伤害。如何在不影响诊断的情况下, 保持图像质量和辐射剂量的平衡, 一直是CT研究的重难点。随着能谱技术和图像重建算法的不断更新, 已有研究显示DLIR应用于能谱CT可提高颈动脉血管成像图像质量, 同时保证了诊断性能<sup>[9]</sup>。其他的研究<sup>[10-12]</sup>已将DLIR应用于上腹部CT扫描, 其在提高图像质量和降低辐射剂量方面都有很大的优势<sup>[13-14]</sup>。但DLIR与能谱CT相结合的应用却少有研究。因此将单能量与深度学习重建算法结合的DLIR-GSI(深度学习能谱技术)应用于上腹部门脉期CT, 为我们此次研究的主要思路。

与传统CT相比, 70keV的单能量图像具较好的对比度, 有利于一些病灶如肝脏小肿瘤的诊断<sup>[15]</sup>。因此我们的研究采用ASIR-V40%作为参考标准<sup>[2]</sup>, 比较能谱CT的70keV单能量图像分别联合DLIR与多模型迭代重建算法ASIR-V40%两种不同重建算法在门静脉期图像质量提升及病灶检出方面的价值。肝脏为双重血供器官, 但以门静脉供血为主, 因此我们选取了门静脉期的图像作为研究背景。我们的研究结果显示, 70keV联合1.25mm的DLIR重建算法较同一条条件下1.25mm的ASIR-V40%算法, 降低了图像的SD值, 提高了图像的SNR、CNR值, 其客观图像质量、主观图像评分以及病灶的诊断信心均优于后者, 且保证了与ASIR-V40%组一致的肝脏病灶检出率。其中, DLIR-H组的SD值最低, SNR、CNR最高, 与70keV条件下5mm的ASIR-V40%的各项CNR及SD值比较显示无明显统计学差异( $P=0.211, 0.358, 0.208, 0.052$ )。这同时也体现了DLIR降低辐射剂量的潜力, 即弥补低剂量条件下图像噪声增大、信噪比降低导致图像对比度下降的能力。为接下来对DLIR降低能谱CT辐射剂量的研究提供了思路。此外, 我们的研究结果显示, DLIR-H在保证与ASIR-V40%相似的CNR及SD值的条件下(表3)实现更薄层的重建, 从而获得更多的空间图像信息, 这大大提高了影像医师对肝脏病灶的诊断信心(表4、5)。

本组研究也存在不足之处: (1)本组研究病灶种类、数目较少, 需进一步扩大样本量, 使本研究更具说服力。(2)本研究仅使用能谱CT的70keV单能量, 未与其他能级的单能量做对比。(3)本研究仅使用了常规辐射剂量, 未能与低辐射剂量扫描条件下的图像做对照。

综上所述, 和常规的70keV条件下多模型迭代重建算法40%(ASIR-V40%)相比, 用深度学习重建算法(DLIR)重建所得的能谱CT70keV单能量图像可在病灶检出率一致的前提下, 进一步降低腹部能谱CT的图像噪声, 获得更好的图像质量和更高的病灶诊断信心, 其中, DLIR-H组降噪及提高图像质量的效果最为显著。同时, 70keV条件下的DLIR-H能够在与70keV条件下的

ASIR-V40%相似图像噪声、图像质量的情况下, 实现更薄层厚图像重建以提高图像空间分辨率, 从而获得更多结构信息。

### 参考文献

- [1] 高德军, 罗鹰, 陈首名, 等. 双源CT门静脉成像在肝硬化门静脉侧支循环的临床应用[J]. 中国CT和MRI杂志, 2019, 17(8): 100-102, 106.
- [2] 柴亚如, 邢静静, 高剑波, 等. 多模型迭代重建算法对腹部体模CT扫描图像质量和辐射剂量的影响[J]. 中国医学影像技术, 2018(1): 118-122.
- [3] 陈秀华, 谢尚煌, 胡卫东, 等. 多参数设置对低剂量腹部CT扫描图像质量及辐射剂量的影响[J]. 中国实用医药, 2020(17): 106-108.
- [4] 袁灼彬, 郑晓林, 邹玉坚, 等. 迭代重建技术在CT腹部低剂量扫描应用的可行性研究[J]. 临床放射学杂志, 2016(2): 288-293.
- [5] Fukutomi A, Sofue K, Ueshima E, et al. Deep learning image reconstruction to improve accuracy of iodine quantification and image quality in dual-energy CT of the abdomen: a phantom and clinical study[J]. Eur Radiol, 2023, 33(2): 1388-1399.
- [6] 刘娜娜, 吕培杰, 刘星, 等. 深度学习图像重建算法对低辐射剂量下乏血供肝转移瘤CT图像质量及检出效能的影响[J]. 中华放射学杂志, 2022(11): 1175-1181.
- [7] Zhao K, Jiang B, Zhang S, et al. Measurement accuracy and repeatability of RECIST-defined pulmonary lesions and lymph nodes in ultra-low-dose CT based on deep learning image reconstruction[J]. Cancers (Basel), 2022, 14(20).
- [8] Wang Y, Zhan H, Hou J, et al. Influence of deep learning image reconstruction and adaptive statistical iterative reconstruction-V on coronary artery calcium quantification[J]. Ann Transl Med, 2021, 9(23): 1726.
- [9] Jiang C, Jin D, Liu Z, et al. Deep learning image reconstruction algorithm for carotid dual-energy computed tomography angiography: evaluation of image quality and diagnostic performance[J]. Insights Imaging, 2022, 13(1): 182.
- [10] 孙记航, 杨利新, 唐晓璐, 等. 应用深度学习图像重建算法提升多发性大动脉炎患儿增强CT血管壁测量精度的研究[J]. 中华放射学杂志, 2021(12): 1308-1312.
- [11] 曾令明, 徐旭, 曾文, 等. 基于深度学习的重建算法在健康志愿者肝脏低剂量薄层CT检查中的应用研究[J]. 四川大学学报(医学版), 2021(5): 807-812.
- [12] 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]. AJR Am J Roentgenol, 2020, 215(1): 50-57.
- [13] Nam J G, Hong J H, Kim D S, et al. Deep learning reconstruction for contrast-enhanced CT of the upper abdomen: similar image quality with lower radiation dose in direct comparison with iterative reconstruction[J]. Eur Radiol, 2021, 31(8): 5533-5543.
- [14] Wang X, Zheng F, Xiao R, et al. Comparison of image quality and lesion diagnosis in abdominopelvic unenhanced CT between reduced-dose CT using deep learning post-processing and standard-dose CT using iterative reconstruction: A prospective study[J]. Eur J Radiol, 2021, 139: 109735.
- [15] 王金凤, 乔英, 田冰, 等. 双源CT对肝脏转移瘤与血管瘤的鉴别诊断价值[J]. 中国CT和MRI杂志, 2021(1): 110-112.

(收稿日期: 2023-05-24)

(校对编辑: 韩敏求)