XXXX DOI:

深度学习重建算法和自适应统计迭代重建对上腹部增强CT图像噪声和纹理的比较研究

曹 乐[1],刘 翔[2],樊钢练[1],黎 星[1],张雪艳[1],春家豪[1],陈功婷[1],郭建新[1]
(1.西安交通大学第一附属医院医学影像科,西安 710061;2.西安交通大学第一附属医院PET-CT室,西安 710061)

【摘 要】目的:比较深度学习重建算法(deep learning reconstruction algorithm,DLIR)与自适应统计迭代重建(adaptive statistical iterative reconstruction-V,ASIR-V)对上腹部增强计算机断层扫描(computed tomography,CT)图像噪声和纹理的影响。**方法:**回顾性分析40例上腹部增强CT图像,分别采用ASIR-V的10%、30%、50%、70%和90% 5个等级,深度学习重建的低、中、高(DLIR-L、DLIR-M、DLIR-H)3个等级重建1.25 mm图像。客观评价肝实质、脾脏、椎旁肌肉的CT值及噪声,计算肝实质、脾脏和椎旁肌肉的CT值偏度系数以反映图像纹理;主观评价使用图像噪声、图像对比度、失真伪影和使用5点离散视觉量表评估图像噪声纹理。**结果:**2种重建算法中,肝实质、脾脏和椎旁肌肉的图像噪声均随重建强度的增加而降低;ASIR-V图像的CT值偏度随重建百分比增加而增大,而DLIR图像的CT值偏度随重建强度增加而保持不变或减小,且低于ASIR-V图像,70%和90%的ASIR-V图像出现"太光滑"和"斑点"现象。而DLIR主观评分在失真伪影和噪声纹理方面明显高于ASIR-V。**结论:**DLIR能在不改变图像噪声纹理的情况下有效降低图像噪声。

【关键词】深度学习重建算法;自适应统计迭代重建;增强计算机断层扫描;图像噪声
【中图分类号】R445 **【文献标志码】**A **【收稿日期】**2025-04-17

Effect of deep learning reconstruction algorithm versus adaptive statistical iterative reconstruction-V on image noise and texture in upper abdominal contrast-enhanced CT

Cao Le[1],Liu Xiang[2],Fan Ganglian[1],Li Xing[1],Zhang Xueyan[1],Chun Jiahao[1],Chen Gongting[1],Guo Jianxin[1]
(*1.Department of Medical Radiology,The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University;*
2.PET-CT Room,The First Affiliated Hospital of Xi'an Jiaotong University)

【Abstract】*Objective*: To investigate the effect of deep learning image reconstruction (DLIR) versus adaptive statistical iterative reconstruction-V (ASIR-V) on image noise and texture in upper abdominal contrast-enhanced CT. ***Methods*:** A retrospective analysis was performed for the upper abdominal contrast-enhanced CT images of 40 patients, and images were reconstructed at 1.25 mm slice thickness using 10, 30%, 50%, 70%, and 90% ASIR-V and DLIR at low (DLIR-L), medium (DLIR-M), and high (DLIR-H) settings. For objective evaluation, the CT values and noise of liver parenchyma, spleen, and paravertebral muscle were measured, and the skewness coefficients of the CT values for these structures were calculated to reflect image texture; for subjective evaluation, image noise, image contrast, distortion artifacts, and a 5-point discrete visual scale were used to assess image noise and texture. ***Results*:** For both reconstruction algorithms, image noise in liver parenchyma, spleen, and paravertebral muscle decreased with the increase in reconstruction strength. The skewness of CT values on ASIR-V increased with the increase in reconstruction percentage, while the skewness of CT values on DLIR remained unchanged or decreased with the increase in reconstruction strength and was lower than that on ASIR-V images. The 70% and 90% ASIR-V images appeared to be "too smooth" and "speckled". However, the subjective score of DLIR was significantly higher than that of ASIR-V in terms of distortion artifacts and noise texture. ***Conclusion*:** DLIR can effectively reduce image noise without changing image noise texture.

【Key words】deep learning reconstruction algorithm; adaptive statistical iterative reconstruction; contrast-enhanced CT; image noise

作者介绍:曹 乐,Email:13072985707@163.com,研究方向:CT新技术及图像质量优化。
通信作者:郭建新,Email:gjx1665@xjtufh.edu.cn。
基金项目:陕西省重点研发计划项目一般资助项目(编号:2025SF-YBXM-374)。

计算机断层扫描(computed tomography,CT)具有扫描速度快、轴向覆盖范围大、图像质量好、时间分辨率高等优点,临床上广泛用于疾病的诊断、鉴别和预后评估等。CT低剂量扫描一直是CT发展的重点,随着患者对辐射安全的重视程度增加,CT低剂量扫描的要求也越来越高[1],尤其腹部脏器密度差异小,组织对比不明显,低剂量扫描较其他部位难度更高[2-3]。对于实质脏器致密的部位,CT低剂量扫描给图像带来的主要影响就是噪声,当噪声过大时,会影响图像细节的对比度分辨率,病灶容易误诊与漏诊[4]。噪声是均匀物质影像中给定区域CT值对其平均值的变异,同一张图像的噪声水平值即使一样,其肉眼可见的图像细节也可能是不一样的,噪声水平既有CT值偏差的表现,又有图像纹理的改变,而纹理对于主观图像质量的变化非常敏感,直接影响病灶诊断的准确率[5]。解决低剂量CT扫描所产生的噪声问题,目前主要依靠CT重建技术,其不仅要降低图像噪声,更要保证噪声纹理变化不会影响主观肉眼观察到的图像[6]。深度学习重建算法(deep Learning reconstruction algorithm,DLIR)解决了迭代重建(iterative reconstruction,IR)的"不自然感"与"蜡像感",在降低噪声的同时,又不影响图像的噪声纹理,开启了CT图像重建的新纪元[7-11]。本研究主要比较DLIR与最新迭代重建模型自适应统计迭代重建(adaptive statistical iterative reconstruction,ASIR-V)对上腹部增强CT图像噪声和纹理的影响,探索DLIR重建对图像真实噪声纹理的价值。

1 资料与方法

1.1 研究对象

回顾性分析西安交通大学第一附属医院因上腹部疾病行上腹部增强CT检查的患者图像。纳入标准如下:①年龄>18岁;②临床资料及CT原始数据齐全。排除标准:图像质量欠佳、无法进行精确数据测量的图像。根据纳入排除标准,最终共纳入40例上腹部增强图像,其中男24例,女16例;平均年龄(57±12)岁;纳入图像病例包括肝转移瘤5例,肝囊肿4例,肝癌17例,肝硬化5例,肝血管瘤2例,其他7例。本研究经过本院伦理委员会批准,所有被试者在检查前均签写知情同意书(编号:XJTU1AF2019LSK-278)。

1.2 扫描参数

所有患者均采用256排宽体探测器CT(Revolution CT,GE Healthcare)进行扫描。扫描参数包括:管电压120 kV,自动管电流调制噪声指数(noise index,NI)=11,调制范围200-500 mA),机架旋转时间0.5 s/r,螺距0.992:1,探测器覆盖范围80 mm。

1.3 图像重建及评价

原始数据使用ASIR-V的10%、30%、50%、70%和90%进行重建,同时使用DLIR(TrueFidelity™,GE)技术对原始数据进行低等级(DLIR-L)、中等级(DLIR-M)和高等级(DLIR-H)重建。所有图像均送至GE Advantage工作站(AW4.7,GE Healthcare,Waukesha,Wisconsin)进行主观和客观评估。由2名放射科医师对门静脉横断面图像进行定量分析,分别在8种重建图像上绘制感兴趣区(region of interest,ROI),ROI放置区域避开病灶及血管。测量肝脏、脾脏及左侧椎旁肌肉的CT值和噪声。使用Image J软件(http://rsb.info.nih.gov/ij)在相对均匀的肝、脾和肌肉组织区域上使用CT值直方图的偏度来评价图像纹理[12-13],绝对偏度值越小,说明分布越接近正态分布,则间接反应图像的纹理变化。

主观评价由2名放射科医师(具有5年工作经验)采用盲法和随机的方式独立评估全部图像,评价图像噪声、图像对比度、图像伪影和使用5点离散视觉量表[14]评估图像纹理(表1)。

表1 主观评分标准

图像质量参数	得分	评分细则
图像噪声	1~5	①噪声很大,无法诊断;②噪声大,凑合诊断;③噪声一般,不影响诊断;④少许噪声;⑤图像细腻,基本无噪声。
图像对比度	1~5	①图像对比非常差;②图像对比较差;③图像对比一般;④图像对比较好;⑤图像对比非常好。
失真伪影	1~5	①伪影很大,无法诊断;②伪影较大,部分影响诊断;③有伪影,但不影响诊断;④伪影很小;⑤没有伪影。
噪声纹理	1~5	1分:主要为像素状或斑点状,图像无法诊断;2分:像素升高或斑点样严重影响诊断信心;3分:中度像素或斑点样表现,轻度限制诊断信心;4分:轻微像素或斑点状外观但不影响诊断;5分:无像素或斑点外观。

1.4 统计学方法

应用SPSS统计软件22.0进行统计学分析。测量值以均数±标准差($\bar{x}\pm s$)表示。采用单因素方差分析比较定量图像质量(噪声、噪声偏度),方差分析前进行齐性检验。方差齐性的多重比较采用Bonferroni校正方法,方差不齐的多重比较采用Tamhane校正。主观评分采用Friedman检验。采用Cohen's kappa检验评价2名放射科医师对图像质量评分的一致性:①K值为0~0.20,一致性较低;②K值为0.21~0.40,一致性一般;③K值为0.41~0.60,一致性中等;④K值为

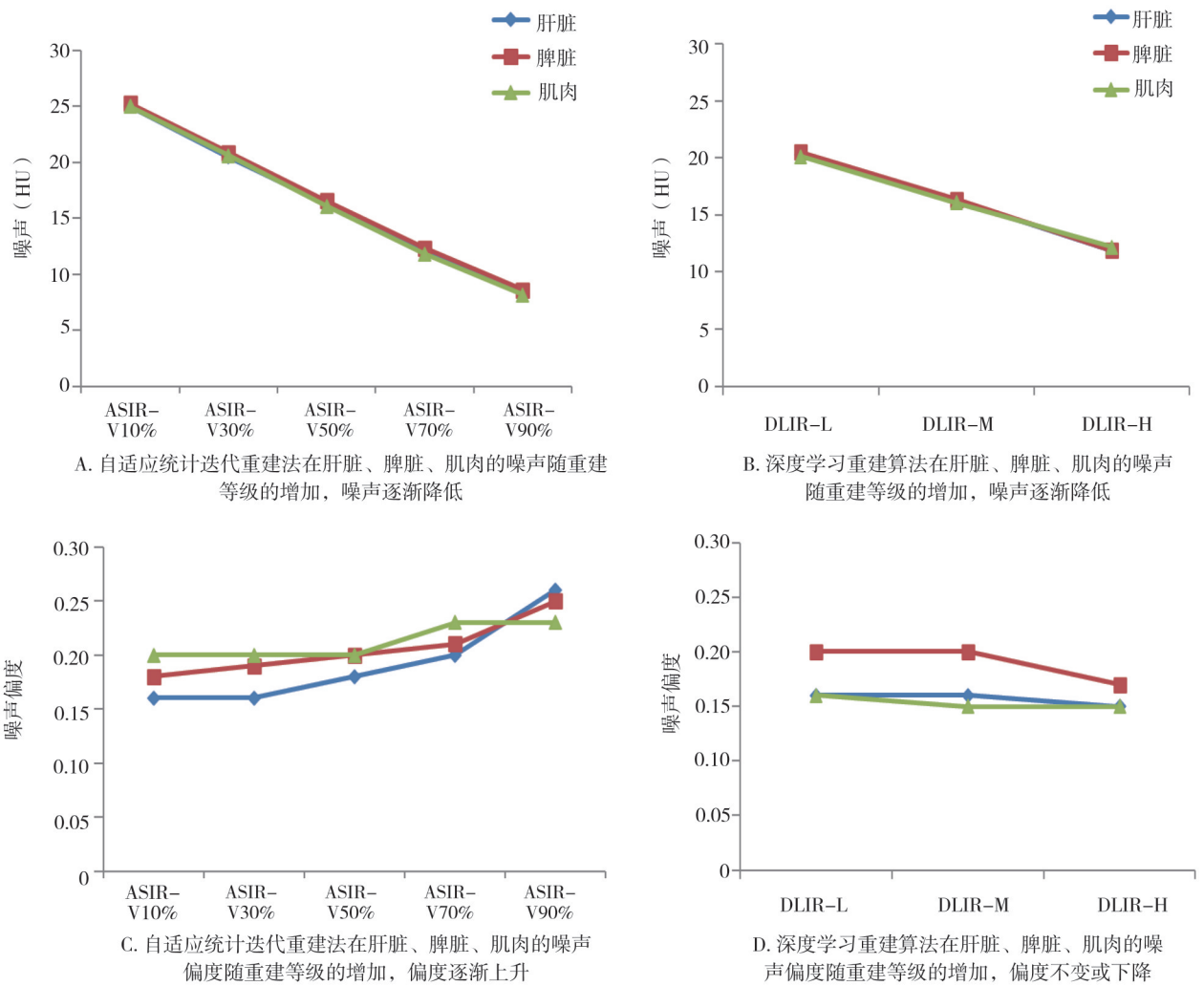
0.61~0.80，一致性高；⑤K 值为 0.81~1.00，一致性非常高。检验水准 α=0.05。

2 结 果

2.1 客观评分

在 ASIR-V 迭代重建算法下，肝脏、脾脏及左侧椎旁肌肉的图像噪声值随迭代等级提升呈梯度下降趋势（图 1A），分别为：ASIR-V10%[(25.01 ± 4.27) HU、(25.27 ± 3.72) HU、(25.03 ± 4.06) HU]，ASIR-V30%[(20.51 ± 3.55) HU、(20.87 ± 3.11) HU、(20.63 ± 3.46) HU]，ASIR-V50%[(16.32 ± 2.83) HU、(16.57 ± 2.57) HU、(16.08 ± 2.72) HU]，ASIR-V70%[(12.09 ± 2.17) HU、(12.35 ± 2.06) HU、(11.83 ± 2.19) HU]，ASIR-V90%[(8.31 ± 1.63) HU、(8.62 ± 1.81) HU、(8.17±1.75) HU]；差异有统计学意义（F=89.220，P<0.001；F=226.780，P<0.001；F=86.850，P<0.001）。相比于 ASIR-V10%，ASIR-V50% 在肝脏、脾脏和肌肉的降噪率分别为 34.75%、34.43% 和 35.76%；ASIR-V90% 在肝脏、脾脏和肌肉的降噪率分别为 66.77%、65.89% 和 67.36%。但 ASIR-V 重建下的噪声纹理偏度却与噪声变化趋势相反，随着迭代深度的增加，偏度随之增加（图 1C），ASIR-V10%~90% 5 种迭代深度的条件下，噪声偏度分别为：肝脏（0.16、0.16、0.18、0.20、0.26）、脾脏（0.18、0.19、0.20、0.21、0.25）和肌肉（0.20、0.21、0.20、0.23、0.23），见表 2。

在 DLIR 重建等级中，肝脏、脾脏和左侧椎旁肌肉的图像噪声随重建等级提升呈梯度下降趋势（图 1B），分别为：DLIR-L[(20.25 ± 3.91) HU、(20.50 ± 3.64) HU、(20.14 ± 4.08) HU]，DLIR-M[(16.28 ± 3.28) HU、(16.37 ± 2.89) HU、(16.08 ± 3.46) HU]，DLIR-H[(11.87 ± 2.98) HU、(11.89 ± 2.43) HU、(12.21 ± 2.73) HU]；差异有统计学意义（F=59.910，P<0.001；F=78.150，P<0.001；F=64.960，P<0.001）。相比于 ASIR-V50%，DLIR-H 在肝脏、脾脏和肌肉的的降噪率分别为：27.27%、28.24% 和 24.07%。而在噪声偏度方面，与 ASIR-V 的结果不同，随着重建等级的增加，噪声偏度变化不大或略微下降（图 1D）；3 种等级重建条件下，噪声偏度分别为：肝脏（0.16、0.16、0.15）、脾脏（0.20、0.20、0.17）和肌肉（0.16、0.15、0.15），见表 2。



A. 自适应统计迭代重建法在肝脏、脾脏、肌肉的噪声随重建等级的增加，噪声逐渐降低

B. 深度学习重建算法在肝脏、脾脏、肌肉的噪声随重建等级的增加，噪声逐渐降低

C. 自适应统计迭代重建法在肝脏、脾脏、肌肉的噪声偏度随重建等级的增加，偏度逐渐上升

D. 深度学习重建算法在肝脏、脾脏、肌肉的噪声偏度随重建等级的增加，偏度不变或下降

图 1 自适应统计迭代重建和深度学习重建算法在肝脏、脾脏、肌肉的噪声和噪声偏度随重建等级的变化趋势图

2.2 主观评分

几种重建算法图像的主观评价详见表3。自适应统计迭代算法随迭代等级的增加，图像噪声得分逐渐升高（图2A），得分分别为：ASIR-V10%（2.43±0.50）、ASIR-V30%（2.80±0.41）、ASIR-V50%（3.55±0.50）、ASIR-V70%（4.13±0.33）、ASIR-V90%（4.88±0.46）；差异有统计学意义（χ^2=140.420，P<0.001）。图像对比度得分与失真伪影得分从ASIR-V10%到ASIR-V50%逐渐增加，但迭代等级增加到50%以上时得分逐渐降低，ASIR-V 90%的失真伪影得分最低，3分以下比例高达87.5%（图2B、2C）；在噪声纹理方面，尽管随迭代等级的增加，噪声纹理得分逐渐增加，但ASIR-V90%在噪声纹理得分3分以下为30%（图2D），与ASIR-V50%相差不大。

深度学习重建算法中，随着重建等级的增加，图像噪声得分逐渐增加，得分分别为：DLIR-L（3.15±0.36）、DLIR-M（4.00±0.23）和DLIR-H（4.80±0.41）（图2A）；差异有统计学意义（χ^2=73.040，P<0.001）。深度学习重建算法中的最高等级DLIR-H与ASIR-V90%图像噪声得分相差不大（χ^2=26.000，P=0.510），但在图像对比度、失真伪影和噪声纹理方面，DLIR-H的得分明显高于ASIR-V90%（图2B、2C、2D）。尽管2种算法随着重建等级的增加，图像的降噪能力都逐渐增加，但当ASIR-V的迭代等级越来越高时，其他方面的图像质量也随之降低，尤其ASIR-V90%在图像失真方面表现更为明显。但深度学习算法随重建等级的增加，除保证了图像良好的降噪能力外，图像的对比度、失真以及噪声纹理不会随重建等级的增加而降低（图3）。与ASIR-V70%、90%低得分占比不同，DLIR 3个等级在图像的对比度、失真以及噪声纹理得分均无3分以下得分。

表2 几种重建算法图像肝脏、脾脏、肌肉的噪声和偏度比较（$\bar{x}\pm s$，分）

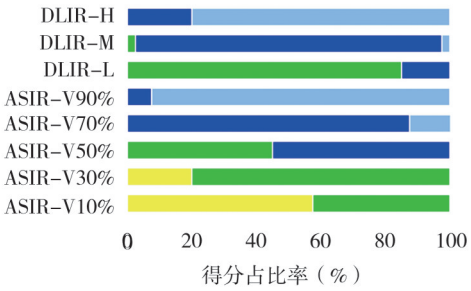
重建算法	噪声（SD）			偏度（Skewness）		
	肝脏	脾脏	肌肉	肝脏	脾脏	肌肉
ASIR-V10%	25.01±4.27	25.27±3.72	25.03±4.06	0.16±0.11	0.18±0.12	0.20±0.16
ASIR-V30%	20.51±3.55	20.87±3.11	20.63±3.46	0.16±0.11	0.19±0.12	0.21±0.19
ASIR-V50%	16.32±2.83	16.57±2.57	16.08±2.72	0.18±0.11	0.20±0.13	0.20±0.17
ASIR-V70%	12.09±2.17	12.35±2.06	11.83±2.19	0.20±0.15	0.21±0.15	0.23±0.23
ASIR-V90%	8.31±1.63	8.62±1.81	8.17±1.75	0.26±0.25	0.25±0.21	0.23±0.16
DLIR-L	20.25±3.91	20.50±3.64	20.14±4.08	0.16±0.12	0.20±0.14	0.16±0.10
DLIR-M	16.28±3.28	16.37±2.89	16.08±3.46	0.16±0.13	0.20±0.15	0.15±0.10
DLIR-H	11.87±2.98	11.89±2.43	12.21±2.73	0.15±0.11	0.17±0.13	0.15±0.11
$F1$	189.220	226.780	86.850	2.430	1.340	2.490
$P1$	<0.001	<0.001	<0.001	0.040	0.260	0.040
$F2$	59.910	78.150	64.960	0.760	0.830	0.390
$P2$	<0.001	<0.001	<0.001	0.930	0.440	0.680

注：$F1$、$P1$为ASIR-V5组图像的噪声值及偏度值的统计量和概率值；$F2$、$P2$为DLIR4组图像的噪声值及偏度值的统计量和概率值

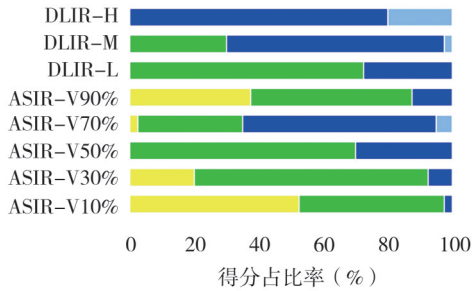
表3 几种重建算法图像的主观评分比较（$\bar{x}\pm s$，分）

重建算法	图像噪声	图像对比度	失真伪影	噪声纹理
ASIR-V10%	2.43±0.50	2.50±0.55	2.80±0.41	2.50±0.64
ASIR-V30%	2.80±0.41	2.88±0.52	2.90±0.30	2.83±0.38
ASIR-V50%	3.55±0.50	3.30±0.46	3.55±0.50	3.65±0.48
ASIR-V70%	4.13±0.33	3.68±0.62	3.03±0.66	3.93±0.35
ASIR-V90%	4.88±0.46	2.75±0.67	2.18±0.50	3.78±0.58
DLIR-L	3.15±0.36	3.28±0.45	3.38±0.49	3.28±0.45
DLIR-M	4.00±0.23	3.73±0.51	3.98±0.42	3.98±0.28
DLIR-H	4.80±0.41	4.20±0.41	4.30±0.46	4.55±0.50
$\chi^2 1$	140.420	72.500	88.170	120.020
$P1$	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
$\chi^2 2$	73.040	49.52	51.33	62.80
$P2$	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
$\chi^2 3$	26.00	703.00	820.00	325.00
$P3$	0.51	<0.001	<0.001	<0.001

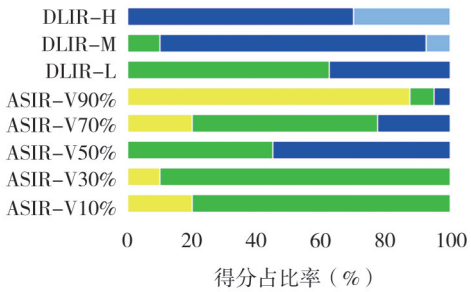
注：$\chi^2 1$、P1为ASIR-V中5组图像的噪声值及偏度值的统计量和概率值；$\chi^2 2$、P2为DLIR4组图像的噪声值及偏度值的统计量和概率值；$\chi^2 3$、P3为ASIR-V90%与DLIR-H两组图像的噪声值及偏度值的统计量和概率值。



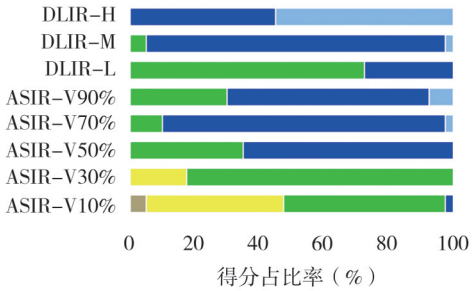
A. 几种重建算法在图像噪声方面的得分占比率



B. 几种重建算法在图像对比度方面的得分占比率

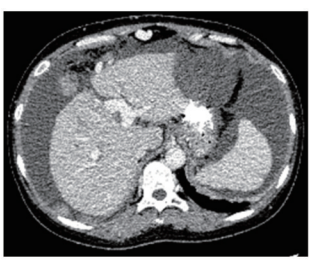


C. 几种重建算法在图像失真伪影方面的得分占比率



D. 几种重建算法在图像噪声纹理方面的得分占比率

图2　几种重建算法主观评分叠堆柱状图



A. 上腹部增强CT使用ASIR–V10%重建的门脉期轴位图像



B. 上腹部增强CT使用ASIR–V30%重建的门脉期轴位图像



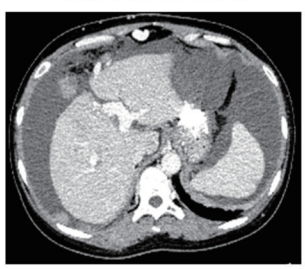
C. 上腹部增强CT使用ASIR–V50%重建的门脉期轴位图像



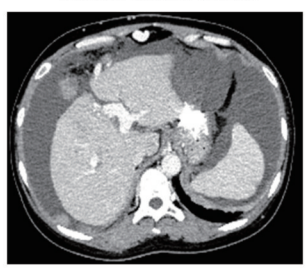
D. 上腹部增强CT使用ASIR–V70%重建的门脉期轴位图像



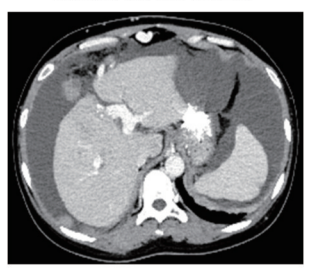
E. 上腹部增强CT使用ASIR–V90%重建的门脉期轴位图像



F. 上腹部增强CT使用DLIR–L重建的门脉期轴位图像



G. 上腹部增强CT使用DLIR–M重建的门脉期轴位图像



H. 上腹部增强CT使用DLIR–H重建的门脉期轴位图像

注：由图可见，从ASIR–V10%到ASIR–V90%，图像的噪声逐渐降低；但ASIR–V70%、ASIR–V90%虽噪声明显下降，但图像“过于光滑”，失真伪影明显，表现为肝脏组织图像细微结构和纹理过于平滑，组织边界较DLIR算法模糊，组织之间的对比度降低；而DLIR–L到DLIR–H，噪声明显降低，但图像对比度增强，未出现迭代等级高的“不自然感”，图像质量最佳

图3　同一患者4种重建算法图像

3　讨　论

本文比较了新一代深度学习重建算法与自适应统计迭代重建对上腹部增强CT图像噪声及纹理的影响；结果表明，2种重建算法在肝脏、脾脏和肌肉的噪声都随重建等级的增加呈阶梯状下降。而ASIR–V重建下的噪声纹理偏度却与噪声变化趋势相反，随着迭代深度的增加，噪声偏度呈上升趋势。与ASIR–V结果不同，DLIR随着重建等级的增加，噪声偏度变化不大或略微下降，证明虽然2种重建算法都可降低噪声，但DLIR在降低噪声的同时，保

证了图像真实的纹理。主观评价更证实了这一点，主观结果显示自适应统计迭代算法随迭代等级的增加，图像噪声得分逐渐增加，但图像对比度在迭代等级增加到50%以上时则得分逐渐降低，ASIR-V90%的失真伪影和噪声纹理得分最低，而深度学习算法随重建等级的增加，除保证了降噪能力外，图像的对比度、失真以及噪声纹理不会随重建等级的增加而降低。

在CT扫描过程中，X射线光子与物质相互作用后到达探测器的数量遵循泊松分布，CT图像噪声一般是指X线的量子噪声，是由重建算法或电子元件引起的，而量子噪声主要受管电压、管电流、层厚、像素大小等的影响，因为探测器接收到的射线不可能均匀分布，而是随机波动的，这种随机波动的不均匀性分布会引起图像低密度结构的可检测性改变[15-16]。因此，X射线光子数量的统计波动会引入噪声，这种噪声通常在低剂量扫描中更为明显。噪声会降低图像的对比度，使得细微结构难以分辨，特别是在低对比度区域，噪声可能导致病变的漏诊或误诊。在定量分析中，如CT值测量和病变体积计算，噪声会引入不确定性，影响结果的准确性。图像重建算法的选择和参数设置会对最终的图像噪声产生影响，不同的重建算法在噪声抑制和细节保留之间存在权衡[17]。滤波反投影（filtered Back projection，FBP）重建作为第一代CT重建算法，具有运算效率高、精准度高等优点，FBP对噪声的敏感性较高，特别是在低剂量扫描条件下，噪声会被明显放大。迭代重建算法通过多次迭代优化来重建图像，通常能够更好地抑制噪声，但该算法的收敛性和参数选择对噪声抑制效果有明显影响，有研究[18-19]发现迭代的噪声纹理看起来有“斑片状”、“蜡像感”或“不自然”，从而丧失图像的真正纹理，尤其迭代等级越高图像越失真。如何既能保证低剂量扫描条件下的图像质量，又能保持图像真实的纹理，是目前CT重建发展的重点[20-21]。

DLIR重建利用卷积神经网络实现图像配准训练，利用数百万个训练参数对低噪声、高分辨率的高剂量FBP图像纹理的金标准数据进行反复训练，以得到更接近真实纹理的图像。近几年，包括本课题组前期的研究[11,22-23]已经将DLIR应用于人体多个部位进行成像（如胸部、腹部、头部、冠状动脉等），证明DLIR在提高图像质量和降低辐射剂量方面都有很大的优势[24-30]。但没有比较各重建等级对于腹部图像噪声纹理的影响，本研究使用CT值的偏度间接的反映噪声的幅度变化，偏度也称偏态系数，是判断某定量数据分布规律性的指标，在图像上可以间接反应图像的均匀度。当其绝对值较大，表明数据离群的程度很高（很大或很小），反映在图像上就是团簇状的高信号或者低信号。在本研究中，DLIR随着重建等级的增加，噪声偏度变化不大或略微下降，ASIR-V则随迭代等级的增加偏度增加，主观图像上ASIR-V90%的图像相比于DLIR-H的图像，则因过度平滑出现明显的“不自然感”，这也证实了DLIR重建不会因等级的变化改变图像真实的纹理。图像重建算法在噪声抑制和细节保留之间存在权衡，选择合适的算法和参数对于提高CT图像质量至关重要。随着技术的发展，深度学习重建算法在噪声抑制方面展现出巨大的潜力，既能明显降低图像噪声，又避免了图像的“不自然感”。

本文也存在许多不足，首先，本研究未针对单一病种进行分析，因临床腹部增强患者多为平扫提示异常，需要进一步检查者，故本部分病例未纳入正常患者，但本研究测量分析的部位均避开病变位置，不同疾病之间对结果没有差异；其次，本文采用的噪声偏度值只能间接地反映图像的噪声纹理变化，没有测量代表噪声波动不均匀性的噪声功率谱，但偏度值测量简单方便，易于操作；最后，本研究未纳入其他设备扫描的图像，因本研究着重比较的重建算法与扫描设备为同一厂家，其他扫描设备及重建算法有待后续研究进一步补充。

综上所述，DLIR可降低图像噪声，相比于迭代重建，保留了图像真实的纹理，为更低剂量下的高质量图像提供了可能。

参 考 文 献

[1] Brenner DJ, Hall EJ. Computed tomography: an increasing source of radiation exposure[J]. N Engl J Med, 2007, 357(22): 2277-2284.

[2] Patlas MN. Ultra low dose CT for non-traumatic abdominal emergencies: Current challenges and opportunities[J]. Diagn Interv Imaging, 2021, 102(6): 335-336.

[3] Larsen NE, Mikkelsen E, Knudsen AR, et al. Low-dose CT for diagnosing intestinal obstruction and pneumoperitoneum; need for retakes and diagnostic accuracy[J]. Acta Radiol Open, 2021, 10(3): 20584601219893 13.

[4] 李 婧，张 莹. 多层螺旋CT低剂量与图像质量相关性的研究[J]. 医疗装备，2009，22(5)：11-15.

Li J, Zhang Y. The relativity study between low radiation dose and im-

age quality in multi-detector spiral CT[J]. Chin J Med Device, 2009, 22(5): 11-15.

[5] Einstein SA, Rong XJ, Jensen CT, et al. Quantification and homogenization of image noise between two CT scanner models[J]. J Appl Clin Med Phys, 2020, 21(1): 174-178.

[6] Noël PB, Fingerle AA, Renger B, et al. Initial performance characterization of a clinical noise-suppressing reconstruction algorithm for MDCT[J]. AJR Am J Roentgenol, 2011, 197(6): 1404-1409.

[7] 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, 55(12): 1308-1312.

Sun JH, Yang LX, Tang XL, et al. Application of a deep learning image reconstruction algorithm to improve the measurement accuracy of vessel wall thickening in pediatric patients with Takayasu arteritis[J]. Chinese Journal of Radiology, 2021, 55(12): 1308-1312.

[8] 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.

Zhang C, Dong D, Wang MJ, et al. Clinical application value of deep learning image reconstruction algorithm in improving CCTA image quality[J]. J Clin Radiol, 2021, 40(6): 1126-1130.

[9] Brady SL, Trout AT, Somasundaram E, et al. Improving image quality and reducing radiation dose for pediatric CT by using deep learning reconstruction[J]. Radiology, 2021, 298(1): 180-188.

[10] Nam JG, Hong JH, Kim DS, 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.

[11] Cao L, Liu X, Li JY, 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]. Br J Radiol, 2021, 94(1118): 20201086.

[12] Nam JG, 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]. Eur Radiol, 2021, 31(7): 5139-5147.

[13] Abadi E, Sanders J, Samei E. Patient-specific quantification of image quality: an automated technique for measuring the distribution of organ Hounsfield units in clinical chest CT images[J]. Med Phys, 2017, 44(9): 4736-4746.

[14] Mergen V, Racine D, Jungblut L, et al. Virtual noncontrast abdominal imaging with photon-counting detector CT[J]. Radiology, 2022, 305(1): 107-115.

[15] 余晓锷,高海英,蔡凡伟,等. 基于噪声功率谱的CT图像噪声评价[J]. 中国医学影像技术, 2014, 30(8): 1243-1246.

YU XE, Gao HY, Cai FW, et al. Noise power spectrum-based evaluation of CT image noise[J]. Chin J Med Imag Technol, 2014, 30(8): 1243-1246.

[16] Riederer SJ, Pelc NJ, Chesler DA. The noise power spectrum in computed X-ray tomography[J]. Phys Med Biol, 1978, 23(3): 446-454.

[17] Pan T, Hasegawa A, Luo D, et al. Technical Note: Impact on central frequency and noise magnitude ratios by advanced CT image reconstruction techniques[J]. Med Phys, 2020, 47(2): 480-487.

[18] Mileto A, Guimaraes LS, McCollough CH, et al. State of the art in abdominal CT: the limits of iterative reconstruction algorithms[J]. Radiology, 2019, 293(3): 491-503.

[19] Willemink MJ, Noël PB. The evolution of image reconstruction for CT-from filtered back projection to artificial intelligence[J]. Eur Radiol, 2019, 29(5): 2185-2195.

[20] Lell MM, Kachelrieß M. Recent and upcoming technological developments in computed tomography: high speed, low dose, deep learning, multienergy[J]. Invest Radiol, 2020, 55(1): 8-19.

[21] Singh R, Wu WW, Wang G, et al. Artificial intelligence in image reconstruction: the change is here[J]. Phys Med, 2020, 79: 113-125.

[22] 曹 乐,刘 翔,程燕南,等. 深度学习重建算法在提高门静脉CT图像质量中的应用研究[J]. 西安交通大学学报(医学版), 2022, 43(6): 912-917.

Cao L, Liu X, Cheng YN, et al. Deep learning reconstruction algorithm in improving portal vein CT image quality[J]. J Xi'an Jiaotong Univ Med Sci, 2022, 43(6): 912-917.

[23] Cao L, Liu X, Qu TT, et al. Improving spatial resolution and diagnostic confidence with thinner slice and deep learning image reconstruction in contrast-enhanced abdominal CT[J]. Eur Radiol, 2023, 33(3): 1603-1611.

[24] 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): 3951-3959.

[25] Higaki T, Nakamura Y, Zhou J, et al. Deep learning reconstruction at CT: phantom study of the image characteristics[J]. Acad Radiol, 2020, 27(1): 82-87.

[26] Singh R, Digumarthy SR, Muse VV, et al. Image quality and lesion detection on deep learning reconstruction and iterative reconstruction of submillisievert chest and abdominal CT[J]. AJR Am J Roentgenol, 2020, 214(3): 566-573.

[27] Tamura A, Mukaida E, Ota Y, et al. Superior objective and subjective image quality of deep learning reconstruction for low-dose abdominal CT imaging in comparison with model-based iterative reconstruction and filtered back projection[J]. Br J Radiol, 2021, 94(1123): 20201357.

[28] Jensen CT, Gupta S, Saleh MM, et al. Reduced-dose deep learning reconstruction for abdominal CT of liver metastases[J]. Radiology, 2022, 303(1): 90-98.

[29] Cao JJ, Mroueh N, Mercaldo N, et al. Detectability of hypoattenuating liver lesions with deep learning CT reconstruction: a phantom and patient study[J]. Radiology, 2024, 313(1): e232749.

[30] 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]. Eur Radiol, 2024, 34(4): 2384-239

(责任编辑:周一青)