

深度学习重建算法对胸部低剂量 CT 肺结节测量及显示影响的模体研究

刘海法, 杨丽, 王琦, 杜煜, 赵茜茜, 杨帆, 时高峰

【摘要】 目的:基于胸部模体探讨不同强度深度学习重建算法(DLIR)对低剂量 CT 图像上肺结节显示及测量的影响。**方法:**采用包括纵隔、支气管血管束、软组织及骨骼的成年男性胸部仿真模型, 内置直径(体积)为 5 mm(66 mm^3)、8 mm(268 mm^3)和 10 mm(523 mm^3)的实性结节(SN)及磨玻璃结节(GGN), 对其进行低剂量 CT 扫描(100 kVp, 40 mA, $\text{CTDI}_{\text{vol}} = 0.84 \text{ mGy}$), 采用标准卷积核的自适应统计迭代重建算法(ASIR-V)及中档(DLIR-M)和高档(DLIR-H)深度学习重建算法分别进行图像重建。在肺组织内放置 ROI(面积 100 mm^2)测量肺组织 CT 值的标准差(SD)作为肺组织噪声($N_{\text{肺组织}}$)。选用肺结节 CT 影像辅助检测系统自动计算得到 10 mm SN 及 10 mm GGN CT 值的 SD(即 $N_{\text{结节}}$)。计算 3 组图像上肺组织以及直径 10 mm 的 SN 和 GGN 的信噪比(SNR)及对比噪声比(CNR), 以及所有结节的 CT 值和体积及其偏差度。对各组图像上肺组织及所有结节的噪声、支气管血管束的锐利度、SN 和 GGN 的显示情况进行主观评价。**结果:**①在 3 组图像上, DLIR-H 的肺组织、SN 和 GGN 的噪声均为最低, 肺组织的 SNR、SN 和 GGN 的 SNR 和 CNR 均为最高(P 均 < 0.05), 肺组织、SN 和 GGN 显示情况的主观评分为最高(P 均 < 0.001)。②三组图像上, 三种直径 SN 的平均 CT 值偏差度的总体差异均无统计学意义(P 均 > 0.05), 三种直径 GGN 的平均 CT 值偏差度的总体差异均有统计学意义(P 均 < 0.001); 对于直径 10 mm 及 5 mm 的 GGN, DLIR-M 和 DLIR-H 图像上测得的平均 CT 值偏差度均小于 ASIR-V(P 均 < 0.001), DLIR-M 和 DLIR-H 图像上测得的平均 CT 值偏差度的差异无统计学意义($P > 0.05$); 对于直径 8 mm 的 GGN, ASIR-V 图像测得的平均 CT 值偏差度均小于 DLIR-M、DLIR-H 图像(P 均 < 0.001), 而 DLIR-M 与 DLIR-H 图像上测得的此指标值的差异无统计学意义($P = 0.535$)。③三组重建图像上测得 10 mm、8 mm 直径的 SN 及 GGN 体积偏差度的总体差异均无统计学意义(P 均 > 0.05); 对于直径 5 mm 的 SN, ASIR-V 与 DLIR-M 组间、DLIR-M 与 DLIR-H 组间均无统计学差异(P 均 > 0.05), ASIR-V 图像测得偏差度小于 DLIR-H($P = 0.020$); 对于直径 5 mm GGN, 在 DLIR-M、DLIR-H 图像上测得的体积偏差度均较 ASIR-V 图像更小(P 均 < 0.05), 而 DLIR-M、DLIR-H 图像间偏差度的总体差异无统计学意义($P = 0.476$)。④主观评价结果: 三组重建图像上肺组织噪声评分的总体差异具有统计学意义($H = 15.58, P < 0.001$), 在 DLIR-H 图像上该指标评分高于 ASIR-V 和 DLIR-M 图像($P < 0.05$), 而 ASIR-V 与 DLIR-M 图像之间该指标评分的总体差异无统计学意义($P = 0.849$); 三组重建图像的支气管血管束锐利度以及 SN 和 GGN 可见度主观评分的总体差异均无统计学意义(P 均 > 0.05)。**结论:**低剂量下 DLIR 图像对结节 CT 值和体积的测量及显示情况与 ASIR-V 算法相当, 而且在 DLIR-M 和 DLIR-H 图像上测得的 5 mm GGN 的平均 CT 值及体积更准确。对于肺结节的低剂量 CT 筛查及随访, 采用深度学习重建算法是值得推荐的。

【关键词】 肺结节; 深度学习; 图像重建; 体层摄影术, X 线计算机; 图像质量; 模体研究

【中图分类号】 R814.42; R734.2 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1000-0313(2023)08-0977-08

DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.08.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



The effect of chest low-dose CT combined with deep learning reconstruction algorithm on the display and measurement of pulmonary nodules: a phantom research LIU Hai-fa, YANG Li, WANG Qi, et al. Department of CT and MRI, the Fourth Affiliated Hospital of Hebei Medical University, Shijiazhuang 050011, Hebei, China

作者单位: 050011 河北石家庄, 河北医科大学第四医院 CT/磁共振科

作者简介: 刘海法(1996-), 男, 河北邢台人, 硕士, 技师, 主要从事 CT 核磁共振新技术及其临床应用工作。

通讯作者: 时高峰, E-mail: gaofengs62@sina.com

【Abstract】 Objective: To evaluate the effect of chest low-dose CT combined with different strengths of TrueFidelity™ deep-learning image reconstruction (DLIR) for the display and measurement of pulmonary nodules in the chest phantom. **Methods:** The adult male chest phantom (including mediastinum, bronchial vascular bundles, soft tissue and skeleton) implanted with solid and ground-glass nodules (SN and GGN) of 5mm (66mm^3), 8mm (268mm^3) and 10mm (523mm^3) in diameter (volume) was scanned by CT with low dose (100kVp , 40mA , $\text{CTDI}_{\text{vol}}=0.84\text{mGy}$), and the raw data was reconstructed with Adaptive Statistical Iterative Reconstruction-Veo (ASIR-V) and the M-strength and H-strength of DLIR (DLIR-M and DLIR-H) at standard kernel for image reconstruction. A ROI (area of 100mm^2) was placed in lung tissue to measure the standard deviation of lung tissue's CT value, which was recorded as lung tissue noise (N_{Lung}). The CT values' standard deviation (SD) of 10mm SN and 10mm GGN was automatically calculated by pulmonary nodules CT image auxiliary detection system, which was recorded as nodule noise (N_{Nod}). The signal-to-noise ratio (SNR) and contrast-to-noise ratio (CNR) of lung tissue, 10mm SN and GGN, as well as the mean CT values and volumes of all nodules and their deviations were calculated. The noise of lung tissue and all nodules, the sharpness of bronchial vascular bundles, and the display of solid nodules and ground glass nodules in each group of images were subjectively assessed. **Results:** ① The noise of lung tissue, SN and GGN in the DLIR-H images were all the lowest, and the SNR of lung tissue, the SNR and CNR of SN and GGN were all the highest among the three groups (all $P<0.05$), and the noise scores of lung tissue, SN and GGN were all the highest (all $P<0.001$). ② There was no significant overall difference in the mean CT value's deviation of all SN measured in the three groups of reconstructed images (all $P>0.05$); and the mean CT value's deviation of all GGN in the three groups of images was statistically significant (all $P<0.001$): the mean CT value's deviation of 10mm and 5mm GGN was less in DLIR-M, DLIR-H than ASIR-V images (all $P<0.001$), and the difference between DLIR-M and DLIR-H images was not statistically significant ($P>0.05$). The mean CT value's deviation of 8mm GGN is smaller in ASIR-V than DLIR-M and DLIR-H images (all $P<0.001$), and there is no significant overall difference between DLIR-M and DLIR-H images ($P=0.535$). ③ There was not significantly difference in the volume's deviation of SN and GGN with a diameter of 10mm and 8mm among various reconstructed images (all $P>0.05$). There was no statistical overall difference between DLIR-M, and ASIR-V, DLIR-H of 5mm SN (all $P>0.05$), and the deviation of ASIR-V image was less than DLIR-H ($P=0.020$). The volume's deviation of 5mm GGN was smaller on DLIR-M and DLIR-H than ASIR-V images (all $P<0.05$), but there was no statistical difference between DLIR-M and DLIR-H images ($P=0.476$). ④ The overall difference of lung tissue noise subjective score among the three groups of reconstructed images was statistically significant ($H=15.58$, $P<0.001$), and the subjective score of DLIR-H images was higher than ASIR-V and DLIR-M ($P<0.05$), but there was no statistical overall difference between ASIR-V and DLIR-M ($P=0.849$). There was all no significant overall difference in the sharpness of bronchial vascular bundle and the subjective score of visibility of SN and GGN among the three groups (all $P>0.05$). **Conclusion:** The measurement and display of the nodules' CT value and volume in DLIR-M and DLIR-H images are comparable to those of ASIR-V images at low dose, and the measurement of the mean CT value and volume for 5mm GGN is more accurate especially. It is recommended for pulmonary nodules' low-dose screening and follow-up to combine with deep learning reconstruction algorithms.

【Key words】 Pulmonary nodule; Deep learning; Image reconstruction; Tomography, X-ray computed; Image quality; Phantom research

随着 CT 的推广及人们健康意识的逐步提高,对于尚不能定性的肺结节复查的需求不断增加,受检者

的受照剂量是不容忽视的问题。因而操作人员应根据受检者身体状况,在尽可能降低剂量(as low as rea-

sonably achievable, ALARA) 的原则下, 制定出个性化的扫描方案^[1]。目前低剂量 CT 主要通过管电流的自动调制以及使用迭代重建算法来实现^[2]。尽管许多研究证实迭代重建算法可以有效降低图像剂量^[1,3-7], 但是迭代重建算法可改变图像的纹理特征, 让阅片者感觉不同于传统的 FBP 图像, 当迭代权重过大时, 重建图像会变得“塑料样”^[8-10]。曹源等^[11]学者研究发现低剂量(100 kVp) CT 扫描时采用 FBP 算法重建的 CT 图像对肺结节的检测结果优于常规迭代重建算法, 显示出 FBP 算法在新型重建算法构建中处于不可或缺的重要地位。深度学习重建(deep-learning image reconstruction, DLIR)算法, 是新一代重建算法, 基于复杂卷积神经网络, 利用足量优质 FBP 重建图像进行训练, 能在保证噪声纹理和影像特征高保真的同时, 有效降低图像噪声^[12]。目前, DLIR 算法已在模体以及人体的腹部、儿科和心血管等领域的临床科研探索中取得丰硕成果^[13-15], 但在胸部领域探究其对结节检测效能的研究还较少^[16-19]。本研究通过胸部模体实验, 比较低剂量条件下不同重建算法之间图像的各项客观和主观指标的差异, 旨在探讨 DLIR 算法在低剂量扫描条件下对肺结节显示及测量的影响。

材料与方法

1. 研究对象

采用模拟 70 公斤体重成年男性的胸部模型(Lung man, Kyoto Kangaku, Tokyo, 日本), 模型尺寸为 43 cm×40 cm×48 cm。该模型具有人造纵隔和支气管血管束, 人体软组织及骨骼的仿真替代材料(聚氨酯及环氧树脂)与人体组织的 X 线吸收率相当。本研究在模型内放置了不同成分和大小的模拟结节共 6 个, 包括直径分别(体积)为 5(66 mm³)、8(268 mm³)和 10 mm(523 mm³)的磨玻璃密度结节(ground glass nodule, GGN)和实性密度结节(solid opacity nodule, SN)各 3 个。磨玻璃结节采用聚氨酯泡沫树脂制成, 管电压 120 kVp 下其 CT 值为-630 HU, 将其作为本研究中该类结节的 CT 参考值, 记作 GGN 的标称值; 实性密度结节由聚氨酯树脂制成, 120 kVp 下测得其 CT 值为+100 HU, 将其作为本研究中该类结节的 CT 参考值, 记作 SN 的标称值。把模体内的左、右两肺按上、中、下和内、中、外均分为 18 个区, 将 6 个结节分别用双面胶固定于支气管血管束上, 并依次变换结节的位置(不同分区内)后进行扫描, 共计扫描 18 次。

2. 扫描方法及图像重建

使用 GE Revolution 256 排螺旋 CT 机, 扫描范围自肺尖至肋膈角层面。扫描参数: 100 kVp 和 40 mA (为低剂量扫描条件, 相应的 CT 容积剂量加权指数值

为 0.84 mGy); 层厚 5 mm, 层间距 5 mm, 螺距 0.992, 转速 0.5 s/r, 矩阵 512×512。对扫描的原始数据分别采用 50% 迭代权重的自适应统计迭代重建算法(adaptive statistical iterative reconstruction-veo, ASIR-V)和中档(medium level, M)、高档(high level, H)深度学习重建算法(DLIR-M 和 DLIR-H)进行图像重建, 采用标准卷积核, 重建层厚和层间距均为 0.625 mm, 图像的窗宽和窗位分别设置为 1200 HU 和-600 HU。保证每次扫描、重建范围尽量一致。将所有重建图像导入肺结节筛查工作站(联影智能肺结节 CT 影像辅助检测系统, 上海联影智能医疗科技有限公司), 对结节进行自动检出和分析。

3. 图像质量分析

图像质量客观评价: 采用 GE AW4.7 后处理工作站对所有图像进行分析。测量并计算 3 组重建图像上肺组织的噪声(noise, NI)和信噪比(signal to noise ratio, SNR)、10 mm 结节的噪声、信噪比和对比噪声比(contrast to noise ratio, CNR), 具体方法如下。①在肺组织内放置 ROI(面积 100 mm²), 测量得到肺组织 CT 值的均值及标准差(SD), 分别作为肺组织的 CT 值(CT_肺)和噪声(NI_肺)。勾画 ROI 时注意避开周围的支气管血管束, 测量 3 次取平均值。②在肺结节筛查工作站, 可自动测量得到 10 mm 实性结节及 10 mm 磨玻璃结节的 CT 值和标准差, 分别记作 CT_{结节}和 NI_{结节}。肺组织和结节的 SNR 及结节的 CNR 计算公式:

$$\text{肺组织 SNR} = \frac{\text{CT}_{\text{肺}}}{\text{NI}_{\text{肺}}} \quad (1)$$

$$\text{结节 SNR} = \frac{\text{CT}_{\text{结节}}}{\text{NI}_{\text{结节}}} \quad (2)$$

$$\text{结节 CNR} = \frac{\text{CT}_{\text{结节}} - \text{CT}_{\text{肺}}}{\text{NI}_{\text{肺}}} \quad (3)$$

图像质量主观评价: 由两位高年资放射科医师在不知道图像重建方式的情况下共同对 3 组图像质量进行主观评分, 当两者商讨后意见不一致时, 由第三位高年资医师进行最终评分。

基于 Likert 量表法制定肺组织噪声和支气管血管束锐利度(sharpness of bronchial vascular bundle, BVBS)的评分标准^[20-21]。肺组织噪声的评分标准: 1 分, 图像颗粒感重; 2 分, 图像颗粒感中度; 3 分, 图像颗粒感轻度; 4 分, 图像颗粒感轻微或无颗粒感。支气管血管束锐利度的评分标准: 1 分, 支气管血管束与肺组织分界模糊; 2 分, 支气管血管束与肺组织分界欠清晰; 3 分, 支气管血管束与肺组织分界较清晰; 4 分, 支气管血管束与肺组织分界清晰。

4. 结节的显示及测量

客观分析内容: 采用肺结节筛查工作站自动分析

得到 5、8 和 10 mm SN 及 GGN 的 CT 值和体积,并按公式(4)计算结节体积和 CT 值的偏差度^[22]:

偏差度=[(测量值-标称值)/标称值]×100% (4)

结节显示情况的主观评价:由两位高年资放射科医师在不知道图像重建方式的情况下进行阅片分析,共同对 3 组图像上结节的显示情况进行主观评分,当意见不一致时,由第三位高年资医师进行最终评分。

基于 Liket 量表法制定实性结节和磨玻璃结节可见度的评分标准^[20-23]。磨玻璃结节显示情况的评分标准:1 分,结节内密度不均匀,结节与周围的与支气管血管束分界不清;2 分,结节内密度欠均匀,结节与周围的支气管血管束分界欠清楚;3 分,结节内密度较均匀,结节与周围的支气管血管束分界较清楚;4 分,结节内密度均匀,结节与周围的与支气管血管束分界清楚。实性结节显示情况的评分标准:1 分,结节轮廓模糊,与支气管血管束分界不清;2 分,结节轮廓欠光滑,与支气管血管束分界欠清;3 分,结节轮廓光滑,与支气管血管束分界清楚。

5. 统计方法

使用 SPSS 26.0 统计学软件进行统计分析。计量资料采用均值±标准差表示。对图像质量及结节的所有客观及主观评价指标的组间比较均采用 Kruskal-Wallis 秩和检验,组间多重比较的 P 值均采用 Bonferroni 法进行校正,以 P<0.05 为差异具有统计学意义。

结 果

1. 图像质量分析

图像质量客观评价:ASIR-V、DLIR-M 和 DLIR-H 三组图像上肺组织和结节的图像质量参数的比较详见表 1。肺组织和结节的各项图像质量客观评价指标在 3 组之间的差异均具有统计学意义(H=11.41~30.12,P 均<0.05)。DLIR-H 图像上 NI_肺 和 NI_{GGN} 均在 3 组中最小,SNR_肺、SNR_{GGN}、CNR_{SN} 和 CNR_{GGN} 均在 3 组中最大,且与其它 2 组之间的差异均有统计学意义(P 均<0.05),而在 ASIR-V 与 DLIR-M 图像之间上述指标的差异均无统计学意义(P 均>0.05)。DLIR-M 和 DLIR-H 图像上实性结节的噪声均低于 ASIR-V,实性结节的 SNR 均高于 ASIR-V,且差异均有统计学意义(P<0.001),这 2 个指标在 DLIR-M 与 DLIR-H 图像之间的差异均无统计学意义(P 均>0.05)。

图像质量主观评价:3 组重建图像之间肺组织噪声评分的差异具有统计学意义(P<0.001),DLIR-H 图像上肺组织噪声评分高于 ASIR-V 和 DLIR-M(P 均<0.01),ASIR-V 与 DLIR-M 图像之间肺组织噪声评分的差异无统计学意义(P=0.849)。三组重建图像上支气管血管束锐利度评分的差异无统计学意义(P=0.365)。

2. 结节测量

表 1 胸部低剂量联合不同重建算法的图像质量客观评价指标的比较

指标	ASIR-V(A)	DLIR-M(B)	DLIR-H(C)	H 值	P 值	P1 值 [#]	P2 值 [#]	P3 值 [#]
NI _肺	16.25±2.13	15.66±2.13	12.33±1.73	22.29	<0.001*	1.000	<0.001*	0.001*
NI _{SN}	20.02±4.73	12.40±2.82	10.75±2.87	30.12	<0.001*	<0.001*	<0.001*	0.622
NI _{GGN}	28.96±4.40	27.86±2.87	23.99±3.80	13.07	0.001*	1.000	0.002*	0.018*
SNR _肺	62.57±8.11	65.04±8.76	82.71±11.58	22.27	<0.001*	1.000	<0.001*	0.001*
SNR _{SN}	4.12±1.15	6.74±1.78	7.73±2.01	27.96	<0.001*	<0.001*	<0.001*	0.556
SNR _{GGN}	23.12±4.04	23.11±2.40	27.03±4.22	11.41	0.003*	1.000	0.006*	0.019*
CNR _{SN}	67.47±9.10	70.24±9.81	89.21±12.84	21.32	<0.001*	1.000	<0.001*	0.001*
CNR _{GGN}	21.76±3.01	23.67±3.52	30.45±4.76	25.34	<0.001*	0.578	<0.001*	0.001*

注:*表示 P<0.05,表明差异具有统计学意义。NA[#]表示样本数据显示差异无统计学意义,未进行多重比较。P1 值为 A 组与 B 组比较;P2 值为 A 组与 C 组比较;P3 值为 B 组与 C 组比较。[#]两两比较的结果,采用 Bonferroni 法进行校正。

表 2 胸部低剂量扫描不同重建算法图像质量及结节可见度的主观评分

评价指标	ASIR-V(A)	DLIR-M(B)	DLIR-H(C)	H 值	P 值	P1 值 [#]	P2 值 [#]	P3 值 [#]
图像质量评分								
NI 肺	2.89±0.32	3.06±0.24	3.44±0.51	15.58	<0.001*	0.849	<0.001*	0.018*
BVBS	2.78±0.43	2.83±0.38	2.94±0.24	2.02	0.365	NA	NA	NA
结节可见度评分								
10mm-SN	2.56±0.51	2.61±0.50	2.67±0.49	0.46	0.795	NA	NA	NA
8mm-SN	2.50±0.51	2.56±0.51	2.61±0.50	0.44	0.802	NA	NA	NA
5mm-SN	2.44±0.51	2.50±0.51	2.56±0.51	0.44	0.804	NA	NA	NA
10mm-GGN	2.89±0.32	2.78±0.43	2.72±0.46	1.57	0.456	NA	NA	NA
8mm-GGN	2.78±0.43	2.67±0.49	2.56±0.51	1.96	0.375	NA	NA	NA
5mm-GGN	2.17±0.38	2.11±0.32	2.06±0.24	1.10	0.576	NA	NA	NA

注:P1 值为 A 组与 B 组比较;P2 值为 A 组与 C 组比较;P3 值为 B 组与 C 组比较。[#]两两比较的 P 值采用 Bonferroni 法进行校正。*表示 P<0.05,认为差异具有统计学意义。NA 表示无相应数据,因秩和检验结果显示该指标在 3 组之间的总体差异无统计学意义,故未进行组间两两比较。

表 3 胸部低剂量不同算法重建图像上结节平均 CT 值偏差度的比较

结节类型	ASIR-V(A)	DLIR-M(B)	DLIR-H(C)	H 值	P 值	P1 值 [#]	P2 值 [#]	P3 值 [#]
10mm-SN	-22.38%±7.42%	-20.36%±6.98%	-22.35%±6.76%	0.74	0.689	NA	NA	NA
8mm-SN	-21.19%±4.80%	-22.79%±4.66%	-24.62%±5.12%	4.20	0.122	NA	NA	NA
5mm-SN	-41.74%±15.25%	-39.64%±10.05%	-42.36%±13.28%	0.25	0.883	NA	NA	NA
10mm-GGN	3.64%±0.51%	1.26%±0.78%	0.56%±1.01%	37.46	<0.001*	<0.001*	<0.001*	0.440
8mm-GGN	0.44%±1.01%	-3.66%±0.85%	-4.36%±1.12%	37.16	<0.001*	<0.001*	<0.001*	0.535
5mm-GGN	3.14%±1.26%	-1.91%±1.52%	-3.24%±1.61%	37.87	<0.001*	<0.001*	<0.001*	0.336

注: P1 值为 A 组与 B 组比较; P2 值为 A 组与 C 组比较; P3 值为 B 组与 C 组比较。[#] 对两两比较结果采用 Bonferroni 校正法进行调整; * 表示 $P<0.05$, 认为差异具有统计学意义; “NA” 表示样本数据差异不具有统计学意义, 未进行多重比较, 故无相应数据。

表 4 胸部低剂量不同算法重建图像上结节体积偏差度的比较

结节类型	ASIR-V(A)	DLIR-M(B)	DLIR-H(C)	H 值	P 值	P1 值 [#]	P2 值 [#]	P3 值 [#]
10mm-SN	36.43%±2.05%	36.11%±3.06%	37.13%±3.06%	1.74	0.418	NA	NA	NA
8mm-SN	37.50%±3.49%	37.58%±3.71%	39.72%±5.07%	1.98	0.372	NA	NA	NA
5mm-SN	56.79%±5.44%	58.23%±5.51%	61.96%±5.25%	7.81	0.020*	1.000	0.020*	0.154
10mm-GGN	20.45%±4.44%	19.44%±3.60%	17.51%±2.14%	3.69	0.158	NA	NA	NA
8mm-GGN	19.48%±4.11%	16.80%±4.15%	16.00%±5.69%	5.68	0.059	NA	NA	NA
5mm-GGN	27.19%±4.08%	22.70%±3.25%	20.89%±3.10%	19.51	<0.001*	0.011*	<0.001*	0.476

注: P1 值为 A 组与 B 组比较; P2 值为 A 组与 C 组比较; P3 值为 B 组与 C 组比较。[#] 对两两比较结果采用 Bonferroni 校正法进行调整; * 表示 $P<0.05$, 认为差异具有统计学意义; “NA” 表示样本数据差异不具有统计学意义, 未进行多重比较, 故无相应数据。

不同算法重建图像上结节平均 CT 值和体积的偏差度的比较结果详见表 3~4。

三组图像上不同直径 SN 的平均 CT 值偏差度的差异均无统计学意义 ($P>0.05$)。

三组图像上测得的不同直径 GGN 的平均 CT 值偏差度的差异均有统计学意义 ($P<0.001$)。对于直径 10 及 5 mm 的 GGN, DLIR-M 和 DLIR-H 图像上测得的偏差度均小于 ASIR-V ($P<0.001$), 而 DLIR-M 与 DLIR-H 图像之间偏差度的差异无统计学意义 ($P=0.336$); 对于直径 8 mm 的 GGN, ASIR-V 图像测得的偏差度小于 DLIR-M 和 DLIR-H 图像 (P 均 <0.001), 而 DLIR-M 与 DLIR-H 图像之间偏差度的差异无统计学意义 ($P=0.535$)。

直径 8 及 10 mm 结节的体积偏差度, 在三组图像之间的差异均无统计学意义 ($P>0.05$); 而直径 5 mm 的结节, 不论是 SN 还是 GGN, 其体积偏差度在三组图像之间的差异具有统计学意义 ($P<0.05$)。对直径 5 mm 结节的组间多重比较结果: ① 实性结节的体积偏差度, 在 ASIR-V 组与 DLIR-M 组之间、以及 DLIR-M 组与 DLIR-H 组之间, 差异均无统计学意义 ($P>0.05$), 而在 ASIR-V 图像上的测量值小于 DLIR-H 图像且差异有统计学意义 ($P=0.020$); ② 磨玻璃结节的体积偏差度, 在 DLIR-M、DLIR-H 图像上的测量值均小于 ASIR-V 图像且差异有统计学意义 ($P<0.05$), 而在 DLIR-M 与 DLIR-H 图像之间差异无统计学意义 ($P=0.476$)。

3. 结节的显示情况

实性结节和毛玻璃结节可见度的主观评价结果见表 2 及图 1~2。不同直径 (5、8、10 mm) 的实性结节和

磨玻璃结节的可见度评分在三组图像之间的差异均无统计学意义 ($P>0.05$)。

讨 论

既往的多项模体研究结果均显示相比于传统的迭代重建算法, 深度学习重建算法在降低扫描剂量的同时保留了图像上原有的噪声纹理等特性^[15,24-26]。在此基础上, 学者们充分挖掘深度学习重建算法降低辐射剂量的潜能, 在腹部、心血管、头颅和儿童等成像领域已取得显著成果^[14,27-32]。亦有学者将该算法应用于胸部领域, 发现可以显著降低图像噪声, 提高肺组织、肌肉组织及纵隔的 CNR, 从而可改善图像质量^[16-19,21,33]。而且有研究者认为随着深度学习重建算法的推广, 有望在非肥胖人群中实现 0.14 mSv 超低剂量的胸部筛查^[16]。但现有的研究大多仅停留在图像质量评估层面, 很少更深入地对肺内结节的检测及诊断效能进行探究。本研究利用 DLIR 和 ASIR-V 算法对胸部仿真模体低剂量扫描数据进行重建, 并采用各种主观及客观指标对重建图像的质量及结节检测情况进行全面深入地分析和比较。

本研究中对肺组织的噪声和 SNR、实性和磨玻璃结节的噪声、SNR 和 CNR 等客观指标及肺组织噪声等主观评价指标进行综合分析, 结果显示 DLIR 图像质量优于 ASIR-V, 且以 DLIR-H 图像质量为最佳。本组研究结果与曾文等^[19]学者的结果一致, 他们通过对肺组织、纵隔和骨骼肌等部位的噪声和信噪比进行比较, 认为 DLIR-H 算法降噪效果最佳, 展示出标准卷积核的深度学习重建算法对胸部低剂量图像具有优良的降噪能力。但是在该研究中通过观察肺组织的显

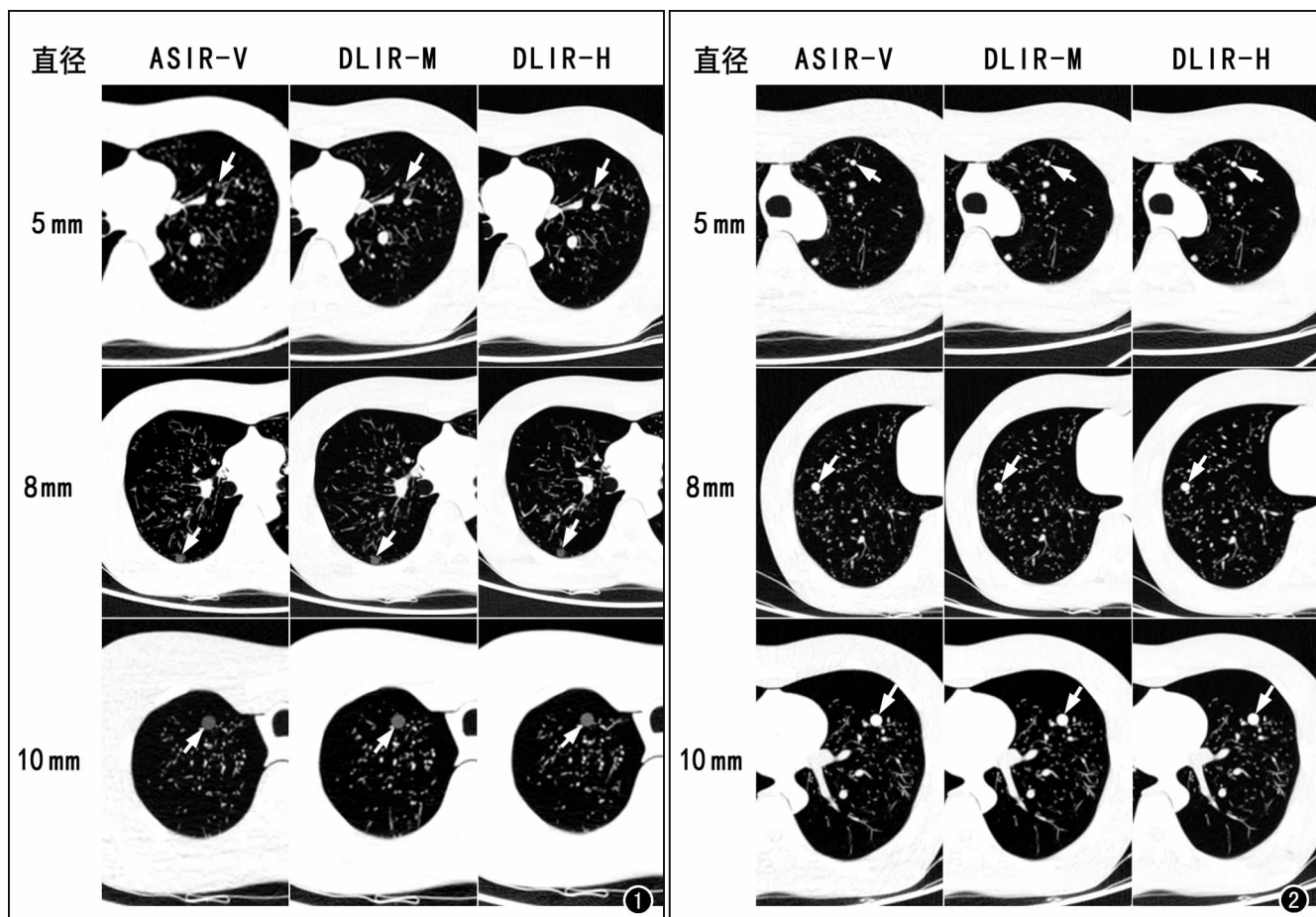


图 1 三组重建图像上不同直径实性结节的显示情况。不同直径的毛玻璃结节(箭)在 ASiR-V、DLIR-M 和 DLIR-H 图像上均清晰显示,结节边缘与空气模拟的肺组织分界清楚。图 2 三组重建图像上不同直径实性结节的显示情况。不同直径的实性结节(箭)在 ASiR-V、DLIR-M 和 DLIR-H 图像上均清晰显示,病灶内密度均匀,边缘与空气模拟的肺组织分界清楚。

示情况,认为采用标准卷积核的 DLIR 算法对不会使肺内支气管血管束显示得更加锐利^[19]。而本研究中 3 组图像上支气管血管束锐利度的差异均无统计学意义,证实了标准卷积核的 DLIR 算法并未改善支气管血管束锐利度。

对结节 CT 值进行测量,结果显示不同重建算法对实性结节平均 CT 值偏差度无显著影响(详见表 3),表明 DLIR 算法能保证实性结节平均 CT 值测量的稳定性;但是本研究结果同时显示目前的标准卷积核深度学习重建算法对磨玻璃结节 CT 值的测量还不够稳定。对结节体积测量值进行客观分析发现,不同重建算法下直径 8 及 10mm 结节的体积测量值无显著差异,但实性结节比纯磨玻璃结节的体积偏差度更大(详见表 4)。这是由于实性结节的对比度高,在对 X 线高衰减的结节与低衰减的肺组织的交接界面处具有较大的 CT 值过渡带,即具有更重的部分容积效应,导致实性结节的体积被高估;而磨玻璃结节对 X 线的衰减较低,但高于肺组织的衰减度,在真实的肺组织中磨

玻璃结节的边界通常欠清晰,往往导致磨玻璃结节的体积被低估^[16],本研究却发现磨玻璃结节的体积被高估,这可能是由于本研究中采用空气来代替肺组织,使得磨玻璃结节与周围模拟肺组织的对比度增大,所测得的体积值也随之偏高。对于直径 5mm 的实性结节,因为结节对比度高,更容易受到部分容积效应的影响,在三组重建图像上测得的结节体积的偏差度均较大,DLIR 图像上测得的体积偏差度较 ASIR-V 图像并无明显改善;而对于直径 5 mm 的磨玻璃结节,三组图像上测得的体积偏差度均明显低于 5 mm 实性结节,即部分容积效应对直径 5 mm 的磨玻璃结节的影响低于实性结节,DLIR 图像测得的 5 mm 磨玻璃结节的体积更准确。

此外,许多国外学者对任务传递函数和信道化霍特林观测器等方法结合深度学习算法在检出模体内的模拟病灶的能力进行了探究,发现 DLIR 算法在低剂量下仍能保持对低对比度病灶的检出能力^[13,15,25,26],也可以保持对高对比度病灶的空间分辨力^[26]。而本

研究中对三组重建图像上结节可见度进行了主观评价,结果显示,结节在 ASIR-V、DLIR-M 和 DLIR-H 图像上均得到清晰显示(图 1、2),这主要是由于模体内实性结节和磨玻璃结节均由空气包绕,对比度已经较高,不同重建算法对结节可见度的提升空间小,因此 DLIR 与 ASIR-V 图像间结节可见度评分的差异并无统计学意义。

本研究具有一定的局限性:首先,仿真模体内放置的结节仅为直径 5~10 mm 的球形结节,而临床上常见的肺结节多为类圆形或不规则形,且结节内有小血管、细微支气管等穿行,可能存在空泡征和空气支气管征等,使得其 CT 值变化范围较大,而不像体模中结节的 CT 值相对恒定、变化范围小;第二,模体内部为空气填充,与正常的肺组织结构存在差异,增大了肺结节与周围背景组织的密度差,使得模体研究的结果可能与临床病例的研究结果之间存在一定的差异;第三,本研究中仅对比了 DLIR-M、DLIR-H 和 50% 权重的 ASIR-V 三种重建算法,有待在今后的研究中对更多重建算法进行对比分析,以探寻对肺结节诊断准确性最高的扫描条件和重建算法。

综上所述,低剂量扫描条件下 DLIR 图像对结节 CT 值和体积的测量及显示情况与 ASIR-V 算法相当,而且 5 mm 磨玻璃结节在 DLIR-M 和 DLIR-H 图像上测得的 CT 值及体积更准确。对于肺结节的低剂量筛查及随访,采用深度学习重建算法是值得推荐的。

参考文献:

- [1] Newman B, Callahan MJ. ALARA (as low as reasonably achievable) CT 2011—executive summary[J]. *Pediatr Radiol*, 2011, 41 (Suppl 2): S453-S455.
- [2] Greffier J, Pereira F, Macri F, et al. CT dose reduction using automatic exposure control and iterative reconstruction: a chest paediatric phantoms study[J]. *Physica Medica*, 2016, 32(4): 582-589.
- [3] Silva AC, Lawder HJ, Hara A, et al. Innovations in CT dose reduction strategy: application of the adaptive statistical iterative reconstruction algorithm[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2010, 194(1): 191-199.
- [4] Greffier J, Frandon J, Pereira F, et al. Optimization of radiation dose for CT detection of lytic and sclerotic bone lesions: a phantom study[J]. *Eur Radiol*, 2020, 30(2): 1075-1078.
- [5] Dodge CT, Tamm EP, Cody DD, et al. Performance evaluation of iterative reconstruction algorithms for achieving CT radiation dose reduction—a phantom study[J]. *J Appl Clin Med Phys*, 2016, 17(2): 511-531.
- [6] Khawaja RDA, Singh S, Otrakji A, et al. Dose reduction in pediatric abdominal CT: use of iterative reconstruction techniques across different CT platforms[J]. *Pediatr Radiol*, 2014, 45(7): 1046-1055.
- [7] 王杰, 曾勇明, 彭刚, 等. 胸部低剂量 CT 扫描中迭代重建算法与滤波反投影算法肺结节检出率和准确性比较[J]. *吉林大学学报(医*

- 学版), 2014, 40(5): 1098-1103, 1132.
- [8] Tang H, Yu N, Jia Y, et al. Assessment of noise reduction potential and image quality improvement of a new generation adaptive statistical iterative reconstruction (ASIR-V) in chest CT[J/OL]. *Br J Radiol*, 2018, 91(1081): e20170521. DOI: 10.1259/bjr.20170521.
- [9] Tang H, Liu Z, Hu Z, et al. Clinical value of a new generation adaptive statistical iterative reconstruction (ASIR-V) in the diagnosis of pulmonary nodule in low-dose chest CT[J/OL]. *Br J Radiol*, 2019, 92(1103): e20180909. DOI: 10.1259/bjr.20180909.
- [10] Geyer LL, Schoepf UJ, Meinel FG, et al. State of the art: iterative CT reconstruction techniques[J]. *Radiology*, 2015, 276(2): 339-357.
- [11] 曹源, 李丹阳, 张扬, 等. 100kVp 管电压不同重建算法对 AI 辅助检测肺结节效能影响[J]. *放射学实践*, 2020, 35(10): 1324-1328.
- [12] Hsieh J, Liu E, Nett B, et al. A new era of image reconstruction: TrueFidelity™[B/OL]. White Paper (JB68676XX), GE Healthcare, 2019. <https://www.gehealthcare.com/-/jssmedia/files/truefidelity/truefidelity-white-paper-jb68676xx-doc2287426.pdf?rev=-1>.
- [13] Racine D, Brat HG, Dufour B, et al. Image texture, low contrast liver lesion detectability and impact on dose: deep learning algorithm compared to partial model-based iterative reconstruction[J/OL]. *Eur Radiol*, 2021, 141: e109808. DOI: 10.1016/j.ejrad.2021.109808.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Jiang B, Li N, Shi X, et al. Deep learning reconstruction shows better lung nodule detection for ultra-low-dose chest CT[J/OL]. *Radiology*, 2022, 303(1): 202-212.
- [17] 王金华, 宋兰, 隋昕, 等. 深度学习重建改善胸部低剂量 CT 图像质量的价值[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(1): 74-80.
- [18] Kim JH, Yoon HJ, Lee E, et al. Validation of deep-learning image reconstruction for low-dose chest computed tomography scan: emphasis on image quality and noise[J]. *Korean J Radiol*, 2021, 22(1): 131-138.
- [19] 曾文, 曾令明, 徐旭, 等. 基于深度学习的图像重建算法在胸部薄层 CT 中的降噪效果评估[J]. *四川大学学报(医学版)*, 2021, 52(2): 286-292.
- [20] Hata A, Yanagawa M, Yoshida Y, et al. Combination of deep learning-based de-noising and iterative reconstruction for ultra-low-dose CT of the chest: image quality and lung-RADS evaluation[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2020, 215(6): 1321-1328.
- [21] Kaniy Y, Ichikawa Y, Nakayama R, et al. Usefulness of dictionary learning-based processing for improving image quality of sub-millisievert low-dose chest CT: initial experience[J]. *Jpn J Radiol*, 2020, 38(3): 215-221.
- [22] 刘强, 娄豪, 陈德一, 等. 肺肿瘤性磨玻璃结节平均 CT 值测量相关技术的影响因素研究[J]. *重庆医学*, 2021, 50(20): 3482-3486.

- [23] Ye K, Zhu Q, Li M, et al. A feasibility study of pulmonary nodule detection by ultralow-dose CT with adaptive statistical iterative reconstruction-V technique [J/OL]. Eur Radiol, 2019, 119; e108652. DOI:10.1016/j.ejrad.2019.108652.
- [24] 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.
- [25] Kawashima H, Ichikawa K, Takata T, et al. Performance of clinically available deep learning image reconstruction in computed tomography: a phantom study[J/OL]. J Med Imaging (Bellingham), 2020, 7(6): e63503. DOI:10.1117/1.JMI.7.6.063503.
- [26] Franck C, Zhang G, Deak P, et al. Preserving image texture while reducing radiation dose with a deep learning image reconstruction algorithm in chest CT: a phantom study[J/OL]. Physica Medica, 2021, 81: e86-e93. DOI:10.1016/j.ejmp.2020.12.005.
- [27] 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. DOI: 10.1007/s00234-020-02574-x.
- [28] 陈钰, 王彦玲, 苏童, 等. 深度学习重建算法对头 CT 灌注重建参数及图像质量影响探讨[J]. 放射学实践, 2023, 38(2): 210-215.
- [29] 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 Am J Roentgenol, 2020, 215(1): 50-57.
- [30] Park C, Choo KS, Jung Y, et al. CT iterative vs deep learning reconstruction: comparison of noise and sharpness[J]. Eur Radiol, 2021, 31(5): 3156-3164.
- [31] 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(1): 444-451.
- [32] Lenfant M, Chevallier O, Comby P, et al. Deep learning versus iterative reconstruction for CT pulmonary angiography in the emergency setting: improved image quality and reduced radiation dose[J/OL]. Diagnostics (Basel), 2020, 10(8): e558. DOI: 10.3390/diagnostics10080558.
- [33] Hata A, Yanagawa M, Yoshida Y, et al. The image quality of deep-learning image reconstruction of chest CT images on a mediastinal window setting[J]. Clin Radiol, 2021, 76(2): 115-155.

(收稿日期: 2022-10-29 修回日期: 2023-04-02)

《请您诊断》栏目征文启事

《请您诊断》是本刊 2007 年新开辟的栏目, 该栏目以临床上少见或容易误诊的病例为素材, 杂志在刊载答案的同时配发专家点评, 以帮助影像医生更好地理解相关影像知识, 提高诊断水平。栏目开办 13 年来受到广大读者欢迎。《请您诊断》栏目荣获第八届湖北精品医学期刊“特色栏目奖”。

本栏目欢迎广大读者踊跃投稿, 并积极参与《请您诊断》有奖活动, 稿件一经采用稿酬从优。

《请您诊断》来稿格式要求: ①来稿分两部分刊出, 第一部分为病例资料和图片; 第二部分为全文, 即病例完整资料(包括病例资料、影像学表现、图片及详细图片说明、讨论等); ②来稿应提供详细的病例资料, 包括病史、体检资料、影像学检查及实验室检查资料; ③来稿应提供具有典型性、代表性的图片, 包括横向图片(X 线、CT 或 MRI 等不同检查方法得到的影像资料, 或某一检查方法的详细图片, 如 CT 平扫和增强扫描图片)和纵向图片(同一患者在治疗前后的动态影像资料, 最好附上病理图片), 每帧图片均需详细的图片说明, 包括扫描参数、序列、征象等, 病变部位请用箭头标明。

具体格式要求请参见本刊(一个完整病例的第一部分请参见本刊正文首页, 第二部分请参见 2 个月后的杂志最后一页, 如第一部分问题在 1 期杂志正文首页, 第二部分答案则在 3 期杂志正文末页)

栏目主持: 石鹤 联系电话: 027-69378385 15926283035