



深度学习图像重建和能谱成像在低对比剂流速胸主动脉CTA中的价值

叶雄鑫, 刘元芬, 汤博荣, 陈依林, 郑莞怡, 薛莉薇, 张孝勇

Energy Spectral Single-energy Technique Based on Deep Learning Image Reconstruction: Study on Image Quality of Thoracic Aorta under Low Contrast Agent Flow Rate

YE Xiongxin, LIU Yuanfen, TANG Borong, CHEN Yilin, ZHENG Wanyi, XUE Liwei, and ZHANG Xiaoyong

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2024.118>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

深度学习重建算法的图像质量体模研究

Image Quality Assessment for Deep Learning Image Reconstruction Algorithm: A Phantom Study

CT理论与应用研究. 2022, 31(3): 351–356

基于深度学习的医用锥形束CT图像散射伪影校正的研究进展

Research Progress of Scattering Artifact Correction in Medical Cone-beam Computed Tomography Imaging Based on Deep Learning

CT理论与应用研究. 2023, 32(2): 285–296

深度学习重建算法在上腹部CT成像中的应用

Application of Deep Learning Reconstruction Algorithm in Upper Abdomen CT

CT理论与应用研究. 2022, 31(3): 329–336

对比剂注射方案优化联合低管电压在主动脉CTA中的探讨

Research on the Contrast Medium's Best Injection Combined with Low Tube Voltage in Aortic CTA

CT理论与应用研究. 2019, 28(4): 447–454

基于深度学习的低剂量CT成像算法研究进展

Advances in Research on Low-dose CT Imaging Algorithm Based on Deep Learning

CT理论与应用研究. 2022, 31(1): 117–134

基于深度能量模型的低剂量CT重建

Low-dose CT Reconstruction Based on Deep Energy Models

CT理论与应用研究. 2022, 31(6): 709–720



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

叶雄鑫, 刘元芬, 汤博荣, 等. 深度学习图像重建和能谱成像在低对比剂流速胸主动脉 CTA 中的价值[J]. CT 理论与应用研究 (中英文), 2024, 33(6): 683-691. DOI:10.15953/j.ctta.2024.118.

YE X X, LIU Y F, TANG B R, et al. Energy Spectral Single-energy Technique Based on Deep Learning Image Reconstruction: Study on Image Quality of Thoracic Aorta under Low Contrast Agent Flow Rate[J]. CT Theory and Applications, 2024, 33(6): 683-691. DOI:10.15953/j.ctta.2024.118. (in Chinese).

深度学习图像重建和能谱成像在低对比剂 流速胸主动脉 CTA 中的价值

叶雄鑫, 刘元芬[✉], 汤博荣, 陈依林, 郑莞怡, 薛莉薇, 张孝勇

福建医科大学附属协和医院, 福州 350000

摘要: 目的: 探究结合深度学习图像重建算法和能谱单能量技术对提高低对比剂流速下胸主动脉图像质量的价值。资料与方法: 回顾性分析福建医科大学附属协和医院 2016 年 1 月至 2023 年 12 月间以不大于 1.5 mL/s 对比剂流速接受胸主动脉能谱 CTA 扫描, 且 120 kVp-like 图像上胸主动脉强化欠佳 (胸主动脉 CT 值 < 250 HU) 的 50 例患者图像资料。对 120 kVp-like 图像, 40、50 和 60 keV 单能量图像分别进行迭代重建 (ASIR-V) 和两种深度学习图像重建 (DLIR-M、DLIR-H)。对比包括客观图像质量参数 (胸主动脉 CT 值、噪声、信噪比、对比噪声比和硬化伪影指数) 和主观图像质量评分。将胸主动脉 CT 值 ≥ 250 HU 且主观评分 ≥ 3 分的图像定义为满足诊断要求的图像。结果: CT 值: $40\text{keV} > 50\text{keV} > 60\text{keV} > 120\text{kVp-like}$ 图像。而对于同一类型/能级, 不同重建算法图像的胸主动脉 CT 值之间差异无统计学意义。SD、SNR、CNR 和 BHA 值: $40\text{keV} > 50\text{keV} > 60\text{keV} > 120\text{kVp-like}$ 图像, 其中 SD 和 BHA 值: $\text{ASIR-V} 40\% > \text{DLIR-M} > \text{DLIR-H}$ 。同一能级下, DLIR-M/H 图像的 SNR 和 CNR 均高于 ASIR-V 图像; 对于主观评分, 同一能级下: $\text{DLIR-H} > \text{DLIR-M} > \text{ASIR-V}$; 同一重建算法下: $40\text{keV} > 50\text{keV} > 60\text{keV} > 120\text{kVp-like}$, 差异均有统计学意义; 所有病例均能通过 40keV-DLIR-H 获得补救成功的可诊断图像。结论: 能谱单能量图像结合深度学习重建算法能够为低对比剂流速下强化效果欠佳的胸主动脉 CT 造影图像提供满足诊断需求的客观参数, 同时显著提升整体图像质量。

关键词: 深度学习重建算法; 单能量; 胸主动脉; 硬化伪影; 图像质量

DOI:10.15953/j.ctta.2024.118

中图分类号: R814; 0242

文献标识码: A

胸主动脉瘤、胸主动脉夹层等, 作为急诊诊疗中频繁出现的临床症状, 其急性发作尤为常见。在胸主动脉疾病诊断过程中, 主动脉 CT 血管成像 (CT angiography, CTA) 技术因其高效、准确的特性, 现已成为明确诊断的首选方式^[1]。然而, 对于急危重症患者, 因抢救时效性, 胸主动脉 CTA 受限于患者的低配合度及自身不良血管条件 (如接受长期放化疗后) 等因素, 使用小型号留置针 (黄色 24G) 与 PICC 管 (非抗高压型) 造成较低对比剂注射速率 ($\leq 1.5\text{mL/s}$), 因此血管强化常显不足, 对图像质量造成负面影响, 不利于精准诊断。

以往针对血管强化不佳的问题, 受限于技术条件, 只能选择重复扫描, 这不仅在紧急情况下延误了患者的救治时机, 还增加了患者接受的辐射剂量和对比剂的用量。能谱扫描后重建的低能级图像能提高碘对比剂衰减, 从而提高 CTA 容错率, 但随着图像能级的降低, 噪声水平也呈现出显著上升的趋势^[2]。

鉴于此, 深度学习重建算法 (deep learning image reconstruction, DLIR) 作为一种新兴的重建算法, 在常规扫描和能谱扫描 (单能量图像, 物质定量图像) 的图像噪声抑制方面均展现出显著的改善效果^[3-4]。因此, 本研究旨在探索 DLIR 结合能谱单能量图像在改善胸主动脉造影图像强化不足方面的潜在能力, 并评估其对图像质量的整体优化效果。

收稿日期: 2024-06-28。

基金项目: 医学影像科省级临床重点专科建设项目 (2128200741)。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本文回顾性分析 2016 年 1 月至 2023 年 12 月福建医科大学附属协和医院急危重症且胸主动脉强化欠佳患者。

纳入标准。对比剂注射速率 $\leq 1.5 \text{ mL/s}$ ^[5] 且 120 kVp-like 图像上胸主动脉 CT 值 $\leq 250 \text{ HU}$ ^[1]。使用低流速进行注射主要是为规避由于血管条件差 (弹性降低、血管脆性增大) 而引起的对比剂外渗风险, 主要包括: ① 护士反馈生理盐水预冲时阻力较大只能使用 24 G 密闭式静脉留置针或 PICC 管 (非抗高压型); ② 年龄 > 65 岁且血管出现生理性退化; ③ 接受放化疗超过 1 年; ④ 已知患有血管狭窄或闭塞。排除标准: ① 心血管畸形; ② 运动伪影较重。

最终纳入 50 例, 男 21 例, 女 29 例; 年龄 27~76 岁, 平均 (54.42 ± 11.16) 岁; 体重 60~79 kg, 平均 (67.75 ± 4.95) kg; 身高 153~179 cm, 平均 (164.90 ± 0.06) cm。生理盐水预冲阻力较大患者 24 (48%) 例, 年龄 > 65 岁且血管出现生理性退化 4 (8%) 例, 接受放化疗超过 1 年 16 (32%) 例, 患有血管狭窄或闭塞 6 (12%) 例。

就诊原因: 不明原因胸痛怀疑主动脉瘤或主动脉夹层。疾病诊断: 主动脉瘤 6 (12%) 例, 主动脉夹层 13 (26%) 例, 主动脉炎 11 (22%) 例, 心功能不全 4 (8%) 例, 其他除血管外疾病 16 (32%) 例。

1.2 扫描方案

采用 GE HealthCare 256 排 Revolution CT 行 GSI 模式扫描。患者头先进, 仰卧位, 双上肢上举置于头顶, 深吸气后屏气。

管电压为 80/140 kV 瞬时切换, 管电流采用 GSI Assist 模式, 200~445 mA, 噪声指数 (noise index, NI) 12。采用螺旋扫描, 螺距 0.992:1, 机架转速 0.5 s/r, 前置自适应迭代重建 (adaptive statistical iterative reconstruction-V, ASIR-V) 40%, 扫描层厚 5 mm, 间距 5 mm。

采用团注追踪法, 当注射对比剂后, 时间-密度曲线已达峰值且已呈现下降趋势但仍未达到触发阈值 (200 HU), 则立即手动触发扫描 (纳入的所有患者均未达到触发阈值)。

1.3 造影剂注射方案

使用碘佛醇 (350 mg/mL, 非离子型碘对比剂), 加热至 37℃ (降低对比剂的黏滞度, 减小液体流动阻力)。使用高压注射系统经肘正中静脉注射, 对比剂剂量为 60 mL, 注射速率 $\leq 1.5 \text{ mL/s}$, 再以相同流速注射 30 mL 生理盐水。

1.4 重建参数

所有患者的影像数据均生成 120 kVp-like 图像, 40、50 和 60 keV 单能量图像。所有图像均分别进行 ASIR-V 40%、DLIR-M 与 DLIR-H 重建。所有重建层厚与层间距均为 0.625 mm。

1.5 图像传输和分析

1.5.1 图像传输

将重建图像传至 Advanced Workstation 4.7 (GE HealthCare) 工作站进行审阅。

1.5.2 客观数据分析

由一位具有 5 年以上诊断经验的放射科医师在对患者信息和重建信息均未知的情况下进行感兴趣区 (region of interest, ROI) 勾画和数据测量。

在降主动脉肺动脉分叉处血管中心区域选择 ROI, 面积大于测量血管面积的 2/3, 避开狭窄、斑块和血管壁; 在同层面冈下肌肌肉均匀区域, 勾画面积大于 20 mm^2 的 ROI, 避开血管、脂肪和肩胛骨

射线硬化伪影。测量并记录 ROI 的 CT 值和标准差 (standard deviation, SD)。同时,挑选有硬化射束伪影的升主动脉血管,设置感兴趣区,面积大于测量血管面积的 2/3;在相同层面,选取对侧无硬化射束伪影腋窝皮下脂肪组织设置感兴趣区,测量并记录两个 ROI 的 SD 值。

最后,计算图像噪声、信噪比 (signal noise ratio, SNR)、对比噪声比 (contrast noise ratio, CNR),硬化伪影指数值 (beam hardening artefact, BHA),计算公式^[6-7]:

$$\begin{cases} \text{图像噪声} = \text{冈下肌SD值} \\ \text{SNR} = \text{胸主动脉CT值} / \text{冈下肌SD值} \\ \text{CNR} = (\text{胸主动脉CT值} - \text{冈下肌CT值}) / \text{冈下肌SD值} \\ \text{BHA} = (\text{硬化射束伪影的升主动脉SD值}^2 - \text{脂肪SD值}^2)^{1/2} \end{cases} \quad (1)$$

1.5.3 主观图像质量分析

由两名从事放射诊断相关工作 5 年以上的放射科医生随机获取不同重建算法的患者图像进行诊断和图像质量评价。图像评价标准^[8]:血管强化效果极差或极大噪声,血管边界及结构显示不清,图像质量极差,不能诊断,1 分;血管强化效果较差或大量噪声,血管边界及结构显示较差,图像质量较差,影响诊断,2 分;血管强化效果中等,有明显噪声,血管边界及结构显示中等,图像质量一般,可以诊断,3 分;血管强化效果良好,有少许噪声,血管边界及结构显示良好,图像质量良好,便于诊断,4 分;血管强化效果优秀,无明显噪声,血管边界及结构显示优秀,图像质量优秀,利于诊断,5 分。

主观评分过程两位医师协商完成。患者所有重建图像默认窗宽 350 HU,窗位 30 HU,诊断医师在诊断过程中可自主调节窗口设置。

根据《主动脉夹层 CT 血管成像标注专家共识》^[1],当胸主动脉 CT 值 ≥ 250 HU 且主观评分 ≥ 3 分的图像认为符合诊断要求,补救成功。

1.6 统计学分析

采用 Graphpad Prism 8.0 和 SPSS 22.0 进行。计量资料以 $(\bar{x} \pm s)$ 表示;分类资料采用例数 (百分比) 表示;组间分析采用 Friedman 检验并进行多重比较。 $P < 0.05$ 认为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 客观图像质量

在同一重建算法下,CT 值变化趋势:40 keV > 50 keV > 60 keV > 120 kVp-like 图像。对于同一类型/能级,不同重建算法图像的胸主动脉 CT 值之间无统计学差异。SD 值和 BHA 值:40 keV > 50 keV > 60 keV > 120 kVp-like 图像,ASIR-V 40% > DLIR-M > DLIR-H。SNR 和 CNR 值:40 keV > 50 keV > 60 keV > 120 kVp-like 图像。

不同能级的所有 DLIR 图像 (DLIR-M/H) 的 SNR 和 CNR 均高于 ASIR-V 图像 (表 1)。

2.2 主观评分

在不同重建算法下,同一能级图像主观评分:DLIR-H > DLIR-M > ASIR-V,差异有统计学意义。对于相同重建算法,不同能级主观评分:40 keV > 50 keV > 60 keV > 120 kVp-like (表 2 和图 1)。ASIR-V 120 kVp-like 图像质量一般以上 (≥ 3 分) 的图像占 8%,DLIR-H 图像中占 18%;ASIR-V 40 keV 图像质量一般以上占 42%,DLIR-H 40 keV 图像质量一般以上占 100%。

2.3 补救分析

50 例患者的 120 kVp-like 图像 (ASIR-V、DLIR-M、DLIR-H) 均不满足诊断要求。通过生成更低

能量图像和使用 DLIR, 均可获得补救成功的可诊断图像 ($CT \geq 250 \text{ HU}$ 且主观评分 ≥ 3 分), 其中通过 40 keV-DLIR-H 补救的病例 50 例, 通过 50 keV-DLIR-H/DLIR-M 补救的病例 22 例, 通过 60 keV 补救的病例 3 例 (表 3)。

表 1 不同重建算法 120 kVp-like 与单能级图像客观指标比较 ($\bar{x} \pm s$)
Table 1 The comparison of objective indicators ($\bar{x} \pm s$) between 120 kVp-like and monoenergetic images reconstructed with different algorithms

重建参数		重建算法			统计检验	
		ASIR-V	DLIR-M	DLIR-H	<i>F</i>	<i>P</i>
CT 值	40 keV	375.2 $\pm$ 87.08	367.9 $\pm$ 84.63	367.6 $\pm$ 84.31	4.84	0.089
	50 keV	258.1 $\pm$ 57.49	253.3 $\pm$ 55.94	253.1 $\pm$ 55.73	5.76	0.056
	60 keV	186.2 $\pm$ 39.58	182.9 $\pm$ 38.57	182.8 $\pm$ 38.45	4.00	0.135
	120 kVp-like	141.6 $\pm$ 28.82	139.2 $\pm$ 28.13	139.1 $\pm$ 28.04	2.56	0.278
统计检验	<i>F</i>	150.00	150.00	150.00		
	<i>P</i>	< 0.001	< 0.001	< 0.001		
SD	40 keV	52.89 $\pm$ 10.72	35.12 $\pm$ 7.536	27.21 $\pm$ 6.265	100.00	< 0.001
	50 keV	38.36 $\pm$ 7.676	25.04 $\pm$ 5.273	19.51 $\pm$ 4.317	100.00	< 0.001
	60 keV	29.37 $\pm$ 5.860	18.86 $\pm$ 3.948	14.78 $\pm$ 3.204	100.00	< 0.001
	120 kVp-like	23.84 $\pm$ 4.704	15.12 $\pm$ 3.127	11.93 $\pm$ 2.518	100.00	< 0.001
统计检验	<i>F</i>	150.00	150.00	150.00		
	<i>P</i>	< 0.001	< 0.001	< 0.001		
SNR	40 keV	7.482 $\pm$ 2.666	11.10 $\pm$ 4.034	14.45 $\pm$ 5.485	94.12	< 0.001
	50 keV	7.098 $\pm$ 2.487	10.71 $\pm$ 3.772	13.83 $\pm$ 5.090	94.12	< 0.001
	60 keV	6.696 $\pm$ 2.327	10.26 $\pm$ 3.525	13.16 $\pm$ 4.742	94.12	< 0.001
	120 kVp-like	6.273 $\pm$ 2.156	9.727 $\pm$ 3.270	12.39 $\pm$ 4.365	98.04	< 0.001
统计检验	<i>F</i>	150.00	114.20	127.00		
	<i>P</i>	< 0.001	< 0.001	< 0.001		
CNR	40 keV	5.906 $\pm$ 2.475	8.746 $\pm$ 3.773	11.39 $\pm$ 5.079	94.12	< 0.001
	50 keV	5.269 $\pm$ 2.224	7.913 $\pm$ 3.393	10.23 $\pm$ 4.524	94.12	< 0.001
	60 keV	4.585 $\pm$ 1.974	6.977 $\pm$ 3.007	8.952 $\pm$ 3.985	94.12	< 0.001
	120 kVp-like	3.884 $\pm$ 1.711	5.962 $\pm$ 2.609	7.593 $\pm$ 3.422	94.12	< 0.001
统计检验	<i>F</i>	150.00	150.00	150.00		
	<i>P</i>	< 0.001	< 0.001	< 0.001		
BHA	40 keV	59.95 $\pm$ 28.50	50.00 $\pm$ 26.62	45.77 $\pm$ 26.15	68.60	< 0.001
	50 keV	42.19 $\pm$ 19.18	34.71 $\pm$ 17.93	31.76 $\pm$ 17.43	73.32	< 0.001
	60 keV	31.26 $\pm$ 13.54	25.32 $\pm$ 12.66	23.15 $\pm$ 12.14	66.43	< 0.001
	120 kVp-like	24.56 $\pm$ 10.07	19.56 $\pm$ 9.465	17.89 $\pm$ 8.866	66.43	< 0.001
统计检验	<i>F</i>	141.00	141.00	141.00		
	<i>P</i>	< 0.001	< 0.001	< 0.001		

3 讨论

在 CTA 中, 受限患者自身血管情况, 低对比剂流速场景并不少见。许多肿瘤患者因长期接受放化疗, 血管内皮细胞受到损伤, 血管弹性也随着减弱; 或因高血压、高血脂、系统性红斑狼疮、感染性血管炎等原因, 也可导致血管内皮损伤, 常表现为血管狭窄或闭塞^[9]。这类患者血管无法使用大型号封闭式静脉留置针 (20G 以上), 黄色 24G 封闭式静脉留置针无法承受常规 CTA 所需高对比剂注射速率的压力 (过高的注射速率可能导致留置针损坏造成对比剂外渗或血管破裂), 根据指南^[5], 注射速率不高于 2 mL/s。因而为了患者安全, 对于此类患者常常采用低对比剂注射速率。然而, 低对比剂注射速率引起血管强化效果不佳从而影响诊断的问题也不容忽视。

表 2 不同重建算法 120 kVp-like 与单能级图像主观评分比较
Table 2 The comparison of subjective scores between 120 kVp-like and monoenergetic images reconstructed with different algorithms

重建参数		主观评分				
		1	2	3	4	5
40 keV	ASIR-V	7 (14.0%)	22 (44.0%)	20 (40.0%)	1 (2.0%)	0
	DLIR-M	0	1 (2.0%)	22 (44.0%)	20 (40.0%)	7 (14.0%)
	DLIR-H	0	0	6 (12.0%)	19 (38.0%)	25 (50.0%)
统计检验	<i>F</i>			93.87		
	<i>P</i>			<0.001		
50 keV	ASIR-V	2 (4.0%)	20 (40.0%)	19 (38.0%)	9 (18.0%)	0
	DLIR-M	0	4 (8.0%)	19 (38.0%)	15 (30.0%)	12 (24.0%)
	DLIR-H	0	3 (6.0%)	12 (24.0%)	12 (24.0%)	23 (46.0%)
统计检验	<i>F</i>			82.62		
	<i>P</i>			<0.001		
60 keV	ASIR-V	7 (14.0%)	30 (60.0%)	10 (20.0%)	3 (6.0%)	0
	DLIR-M	4 (8.0%)	24 (48.0%)	10 (20.0%)	8 (16.0%)	4 (8.0%)
	DLIR-H	4 (8.0%)	19 (38.0%)	14 (28.0%)	7 (14.0%)	6 (12.0%)
统计检验	<i>F</i>			47.38		
	<i>P</i>			<0.001		
120 kVp-like	ASIR-V	29 (58.0%)	17 (34.0%)	3 (6.0%)	1 (2.0%)	0
	DLIR-M	26 (52.0%)	15 (30.0%)	5 (10.0%)	4 (8.0%)	0
	DLIR-H	23 (46.0%)	18 (36.0%)	5 (10.0%)	4 (8.0%)	0
统计检验	<i>F</i>			23.29		
	<i>P</i>			<0.001		

表 3 补救成功的病例情况
Table 3 The successful cases of remediation

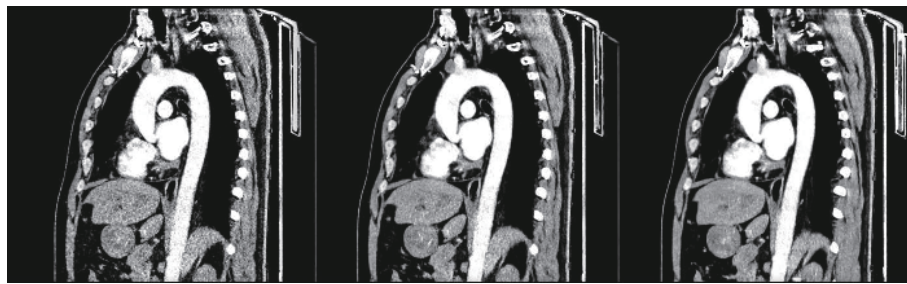
重建参数	ASIR-V	DLIR-M	DLIR-H
40 keV	21	49	50
50 keV	21	22	22
60 keV	3	3	3
120 kVp-like	0	0	0

此外，心功能不全或血液循环较差的患者，心输出量少，更加剧了这一现象，故本研究旨在探索 DLIR 结合能谱单能量图像在改善胸主动脉造影图像强化不足方面的潜在能力。结果表明：50 例患者全部能通过 40 keV DLIR-H 获得补救图像（CT ≥ 250 HU 且主观评分 ≥ 3 分），通过 50 keV DLIR 补救的病例数为 22 例，通过 60 keV 补救的病例 3 例。且 DLIR 比 ASIR-V 具有更高的补救潜力。

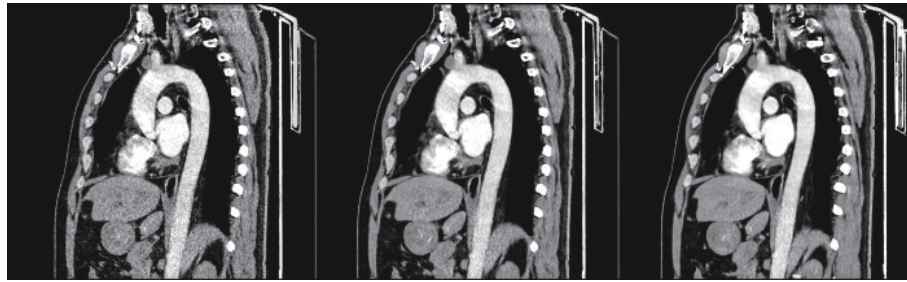
本文通过降低能级以达到提高组织间的对比度，优化强化欠佳的胸主动脉，提高了胸主动脉的 CT 值。但随着能级的降低图像噪声随之增加，导致图像质量下降，不能满足临床诊断要求。有研究^[10]表明，自适应迭代重建技术（ASIR-V）能提高单能量重建血管造影的图像质量。

本研究的最佳能级为 40 keV，与现有的主动脉最佳重建能量 65 keV^[11]有所差异，可能是因为本研究纳入的患者均采用低对比剂注射速率，造成胸主动脉内 CT 值较常规对比剂注射速率低，因此需要更低能级较高的碘衰减进行补救。又因补救能级的进一步降低，ASIR-V 图像已无法满足诊断需要的图像质量，本文从而利用深度学习重建算法，对低能级图像增加胸主动脉强化程度的同时降低图像噪声，进一步提高整体图像质量。

近年来，基于人工神经网络的深度学习重建算法在图像降噪方面已被广泛应用于 CT 图像重建，



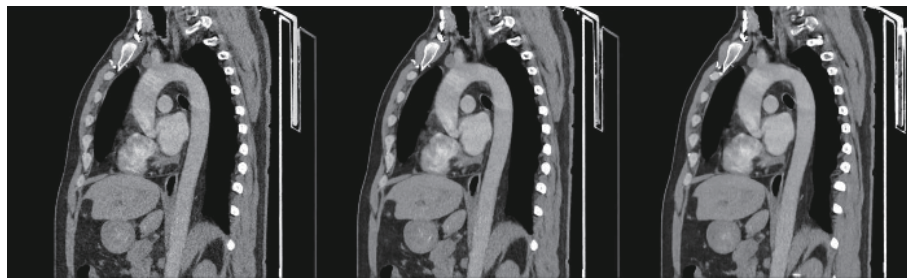
(a) ASIR-V (左)、DLIR-M (中)、DLIR-H (右) 重建的 40 keV 单能量图像



(b) ASIR-V (左)、DLIR-M (中)、DLIR-H (右) 重建的 50 keV 单能量图像



(c) ASIR-V (左)、DLIR-M (中)、DLIR-H (右) 重建的 60 keV 单能量图像



(d) ASIR-V (左)、DLIR-M (中)、DLIR-H (右) 重建的 120 kVp-like 图像

图 1 不同重建算法的 120 kVp-like 与单能级图像

Fig.1 The 120 kVp-like and monoenergetic images reconstructed with different algorithms

弥补了自适应迭代重建算法不足的同时提高了图像质量^[12]。对比自适应迭代重建算法 (ASIR-V) 的重建图像, 结果表明, 在相同能级情况下, 不同程度的深度学习算法的图像均较同层厚自适应迭代重建算法的图像噪声低、硬化伪影小、图像质量更高。目前, 已有大量研究表明深度学习重建算法可提高传统 CT 成像的图像质量^[13-14]。

此外, DLIR 在维持图像空间分辨率和准确 CT 值的同时能降低图像噪声^[15]。而在低 kV 研究上, DLIR 明显降低了低 kV 下肢动脉 CTA 的噪声并且提高了图像质量^[16]。有证据表明^[17], DLIR 在 40 keV 图像较 IR 可明显提高胰腺癌的显示能力和图像质量。本文中, 对于 40 keV 单能量重建图像, 虽然 CT 值明显提高, 但 ASIR-V 无法改善低能级带来的图像噪声, DLIR 则可以重建出满足诊断要求的图像质量。

过高权重的ASIR-V可能造成图像失真^[18]。本研究通过低能级(40 keV)结合DLIR,较高艳山等^[6]的研究,补救强化欠佳的胸主动脉成功率更高,得益于低能级的高对比度与DLIR强降噪相结合。

CT硬化伪影通常是因为混合能量的X线束通过人体组织后,低能量X线被吸收,高能量X线穿透组织后,整体X线束变硬,在密度差异较大的组织临界区形成放射状或条带状的伪影^[19]。在CT血管造影中,因对比剂的持续团注,高浓度碘对比剂在上腔静脉处因与临近组织形成巨大密度差异造成射线束硬化伪影(beam-hardening artifacts, BHA)^[20],严重影响临近主动脉根部和主动脉弓的观察,降低了图像质量。

有研究^[7]显示,80 keV结合ASIR-V 50%的图像能有效解决射线硬化伪影。但因本研究的重建能级和ASIR-V权重均较其低下,故硬化伪影的优化差强人意。因此本研究利用单能量DLIR对高浓度对比剂在上腔静脉聚集引起的射线硬化伪影的优化进行探索,结果表明,DLIR较ASIR-V对射线硬化伪影的优化作用进一步提升。

本研究的局限性。首先,因此类患者数量较少,样本群体不够大,应进一步进行多中心、大样本研究;其次,对不同BMI患者的优化效果值得进一步研究;再次,因未与标准CTA进行比较,诊断效能有待考究;最后,单能量的重建间隔可以继续优化(10 keV可减小至5 keV)。

综上所述,因低对比剂注射速率造成强化效果欠佳的胸主动脉CT造影图像可通过能谱低能量图像结合深度学习重建算法进行补救。

参考文献

- [1] 中华医学会放射学分会心胸学组. 主动脉夹层CT血管成像标注专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2024, 58(3): 250-257. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20230719-00010.
Cardiothoracic Group of the Chinese Society of Radiology of the Chinese Medical Association. Expert consensus on the CT angiography annotation of aortic dissection[J]. Chinese Journal of Radiology, 2024, 58(3): 250-257. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20230719-00010. (in Chinese).
- [2] 陈琳钰, 方姝, 陈勇, 等. 虚拟单能图像与常规CT图像的图像质量对比[J]. CT理论与应用研究, 2022, 31(2): 219-226. DOI:10.15953/j.ctta.2021.041.
CHEN L Y, FANG S, CHEN Y, et al. Comparison of image quality between virtual monochromatic and conventional CT images[J]. CT Theory and Applications, 2022, 31(2): 219-226. DOI:10.15953/j.ctta.2021.041. (in Chinese).
- [3] KIM J H, YOON H J, LEE E, et al. Validation of deep-learning image reconstruction for low-dose chest computed tomography: Emphasis on image quality and noise[J]. Korean Society of Radiology, 2021, (1). DOI:10.3348/KJR.2020.0116.
- [4] LIU P, WANG M, WANG Y, et al. Impact of a deep-learning-based optimization algorithm on image quality of low-dose coronary CT angiography with noise reduction: A prospective study[J]. Academic Radiology, 2020, 27(9). DOI:10.1016/j.acra.2019.11.010.
- [5] 中华医学会放射学分会. CT检查技术专家共识[J]. 中华放射学杂志, 2016, 50(12): 916-928. DOI:10.3760/cma.j.issn.1005-1201.2016.12.004.
Chinese Medical Association and Chinese Society of Radiology. Expert consensus on CT technology[J]. Chinese Journal of Radiology, 2016, 50(12): 916-928. DOI:10.3760/cma.j.issn.1005-1201.2016.12.004. (in Chinese).
- [6] 高艳山, 刘辉佳, 张雪宁. 光谱CT单能级重建技术优化强化欠佳肺动脉CT成像图像质量[J]. 中国医学影像学杂志, 2023, 31(10): 1054-1058. DOI:10.3969/j.issn.1005-5185.2023.10.010.
GAO Y S, LIU H J, ZHANG X. Image quality of sub-optimally enhanced pulmonary improved by angiography virtual monoenergetic imaging based on a novel spectral CT[J]. Chinese Journal of Medical Imaging, 2023, 31(10): 1054-1058. DOI:10.3969/j.issn.1005-5185.2023.10.010. (in Chinese).
- [7] WANG J J, CHI X T, WANG W W, et al. Analysis of contrast-enhanced spectral chest CT optimal monochromatic imaging combined with ASIR and ASIR-V[J]. European Review for Medical and Pharmacological Sciences, 2022, 26(6): 1930-1938.
- [8] 陈坤源, 徐新申, 章思竹. 256层螺旋CT idose4迭代重建结合“三低”主动脉增强成像的可行性[J]. 现代医用影像学, 2023, 32(12): 2366-2369. DOI:10.3969/j.issn.1006-7035.2023.12.051.

- [9] 刘建民, 杨鹏飞, 李嵩. 全面认识血管损伤, 推动学科融合发展[J]. *第二军医大学学报*, 2021, 42(2): 122-126. DOI:10.16781/j.0258-879x.2021.02.0122.
LIU J M, YANG P F, LI H. To fully understand vascular impairment from the perspective of discipline integration[J]. *Academic Journal of Second Military Medical University*, 2021, 42(2): 122-126. DOI:10.16781/j.0258-879x.2021.02.0122. (in Chinese).
- [10] 辛彦杰, 姜慧杰, 刘冬敏, 等. 能谱 CT 单能量联合 ASIR-V 优化下腔静脉成像的最佳方案探索[J]. *中华全科医师杂志*, 2023, 22(4): 404-410. DOI:10.3760/cma.j.cn114798-20220823-00868.
XIN Y J, JIANG H J, LIU D M, et al. Optimizing imaging of inferior vena cava by application of spectral CT single energy combined with ASIR-V[J]. *Chinese Journal of General Practitioners*, 2023, 22(4): 404-410. DOI:10.3760/cma.j.cn114798-20220823-00868. (in Chinese).
- [11] 余梦琦, 成焕伟, 吴文泽. Revolution CT 单能量成像在胸部增强中优化大血管显示[J]. *中国 CT 和 MRI 杂志*, 2024, 22(5): 97-99. DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.05.031.
SHE M Q, CHENG H W, WU W Z. Revolution CT monoenergetic imaging in chest angiography optimize the display of large blood vessels[J]. *Chinese Journal of CT and MRI*, 2024, 22(5): 97-99. DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.05.031. (in Chinese).
- [12] PARK C, CHOO K S, JUNG Y, et al. CT iterative vs deep learning reconstruction: Comparison of noise and sharpness[J]. *European Radiology*, 2021, 31(5): 3156-3164. DOI:10.1007/s00330-020-07358-8.
- [13] 田杜雪, 宋兰, 隋昕, 等. 深度学习重建在低辐射剂量 CT 肺动脉成像中的临床应用价值[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(5): 563-568. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20210511-00467.
TIAN D X, SONG L, SUI X, et al. The clinical value of deep learning reconstruction in low-dose CT pulmonary angiography[J]. *Chinese Journal of Radiology*, 2022, 56(5): 563-568. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20210511-00467. (in Chinese).
- [14] KIM I, KANG H, YOON H J, et al. Deep learning-based image reconstruction for brain CT: Improved image quality compared with adaptive statistical iterative reconstruction-Veo (ASIR-V)[J]. *Neuroradiology*, 2020, 63(6): 905-912. DOI:10.1007/s00238-020-01738-5.
- [15] 刘方韬, 刘崔是, 陈勇, 等. 深度学习重建算法的图像质量体模研究[J]. *CT 理论与应用研究*, 2022, 31(3): 351-356. DOI:10.15953/j.ctta.2021.061.
LIU F T, LIU C S, CHEN Y, et al. Image quality assessment for deep learning image reconstruction algorithm: A phantom study[J]. *CT Theory and Applications*, 2022, 31(3): 351-356. DOI:10.15953/j.ctta.2021.061. (in Chinese).
- [16] 陈依林, 刘元芬, 王莉莉, 等. 深度学习重建算法对低 kV 逆血流扫描下肢动脉 CT 血管成像图像质量的影响[J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(11): 1188-1194. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20220225-00159.
CHEN Y L, LIU Y F, WANG L L, et al. The effects of deep-learning image reconstruction algorithm on image quality of lower extremity CT angiography with low kV and reverse flow direction scanning[J]. *Chinese Journal of Radiology*, 2022, 56(11): 1188-1194. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20220225-00159. (in Chinese).
- [17] 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): 1261-1266. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20220810-00665.
LV P J, GENG Q, LIU N N, et al. Preliminary clinical application of deep learning-based image reconstruction for CT[J]. *Chinese Journal of Radiology*, 2022, 56(11): 1261-1266. DOI:10.3760/cma.j.cn112149-20220810-00665. (in Chinese).
- [18] 王宁, 聂佩, 杨光杰, 等. 自适应迭代技术 (ASIR-V) 不同级别重建对于低剂量 CT 图像质量影响的研究[J]. *医学影像学杂志*, 2022, 32(2): 264-268. DOI:10.3969/j.issn.1006-9011.2022.2.yxyxzz202202023.
WANG N, NIE P, YANG G J, et al. Research on ASIR-V reconstruction levels to improve the quality of low-dose CT images[J]. *Journal of Medical Imaging*, 2022, 32(2): 264-268. DOI:10.3969/j.issn.1006-9011.2022.2.yxyxzz202202023. (in Chinese).
- [19] PONTANA F, PAGNIEZ J, FLOHR T, et al. Chest computed tomography using iterative reconstruction vs filtered back projection (Part 1): Evaluation of image noise reduction in 32 patients[J]. *European Radiology*, 2011, 21(3): 627-635. DOI:10.1007/s00330-010-1990-5.
- [20] 曹磊, 朱小倩, 邹超, 等. 优化对比剂注射时间在减少颈部 CTA 对比剂硬化伪影中的应用[J]. *影像研究与医学应用*, 2023, 7(2): 54-57. DOI:10.3969/j.issn.2096-3807.2023.02.018.
CAO L, ZHU X Q, ZOU C, et al. Application of optimizing injection time of contrast agent in reducing contrast hardening artifacts in CTA of neck[J]. *Journal of Imaging Research and Medical Application*, 2023, 7(2): 54-57. DOI:10.3969/j.issn.2096-3807.2023.02.018. (in Chinese).

Energy Spectral Single-energy Technique Based on Deep Learning Image Reconstruction: Study on Image Quality of Thoracic Aorta under Low Contrast Agent Flow Rate

YE Xiongxin, LIU Yuanfen[✉], TANG Borong, CHEN Yilin,
ZHENG Wanyi, XUE Liwei, ZHANG Xiaoyong

Fujian Medical University Union Hospital, Fuzhou 350000, China

Abstract: Objective: To investigate the value of combining a deep learning image reconstruction algorithm and an energy spectral single-energy technique to improve the image quality of the thoracic aorta with a low contrast agent flow rate. Materials and Methods: The imaging data of 50 patients with thoracic aorta energy spectral CTA scans with contrast agent flow rate ≤ 1.5 mL/s from January 2016 to December 2023 at Fujian Medical University Union Hospital were retrospectively analyzed and whose thoracic aorta enhancement was insufficient (thoracic aorta CT value < 250 HU) on 120 kVp-like images. ASIR-V and two deep-learning image reconstructions (DLIR-M and DLIR-H) were performed on kVp-like images, 40 keV, 50 keV, and 60 keV single-energy images. The objective image quality parameters (thoracic aorta CT value, noise, SNR, CNR, and BHA) were compared with the subjective image quality scores. Images with thoracic aorta CT value ≥ 250 HU and subjective score ≥ 3 were defined as meeting the diagnostic requirements. Results: CT values were $40 \text{ keV} > 50 \text{ keV} > 60 \text{ keV} > 120 \text{ kVp-like images}$. There was no statistically significant difference in the thoracic aortic CT values between the different reconstruction algorithms for the same type/energy level. SD, SNR, CNR, and BHA values were $40 \text{ keV} > 50 \text{ keV} > 60 \text{ keV} > 120 \text{ kVp-like images}$, respectively, and SD and BHA values were $\text{ASIR-V40\%} > \text{DLIR-M} > \text{DLIR-H}$. The SNR and CNR of all the DLIR images (DLIR-M/H) at different energy levels were higher than those of the ASIR-V images. For subjective scoring, at the same energy level, $\text{DLIR-H} > \text{DLIR-M} > \text{ASIR-V}$, and under the same reconstruction algorithm: $40 \text{ keV} > 50 \text{ keV} > 60 \text{ keV} > 120 \text{ kVp-like}$. All differences were statistically significant. All cases could obtain successful diagnostic images through 40 keV-DLIR-H. Conclusion: Spectral single-energy images combined with deep learning reconstruction algorithms can provide objective parameters that meet the diagnostic needs of thoracic aorta CT images with a poor enhancement effect under a low contrast agent flow rate while significantly improving the overall image quality.

Keywords: deep learning image reconstruction; single-energy; thoracic aorta; beam hardening artefact; image quality



作者简介: 叶雄鑫, 男, 福建医科大学附属协和医院影像科初级技师, 主要从事医学影像技术研究, E-mail: 438837326@qq.com; 刘元芬[✉], 女, 福建医科大学附属协和医院影像科副主任技师, 福建医科大学影像学院硕士生导师, 主要从事医学影像技术研究, E-mail: 15692054@qq.com。