

深度学习算法在超高分辨率腹部 CT 中图像质量的研究

杨蔓蔓 陈奕宾 余晓意 王建平 周建伟 李彩霞*

广东省广州市南方医科大学南方医院影像诊断科 广东 510000

摘要: 目的 探讨深度学习算法 (ClearInfinity, DLIR-CI) 在非增强腹部 CT 扫描图像中, 当层厚减少 50% 时对图像质量的改善效果及可行性。方法 选取 19 例接受常规腹部 CT 检查的受试者, 使用超高分辨率 16 cm 宽体探测器 CT (NeuViz Epoch Elite, 46.5 lp/cm) 完成扫描 (120 kV、350 mA、准直 0.3125 mm)。图像层厚设定为 0.625 mm (A 组, 迭代重建 CV50%) 和 0.3125 mm (B 组), B 组进一步分为 B1 组 (CV50%) 与 B2 组 (DLIR-CI 重建, 分别为 CI20%、CI50%、CI80%)。测量各组图像中肝脏、脾脏、胰腺与肾脏的 CT 值、图像噪声 (标准差, SD) 及计算信噪比 (SNR)。结果 与 A 组相比, B1 组图像噪声显著升高, SNR 降低 ($p < 0.05$); B2 组中, 随 CI 重建强度增加, 图像噪声逐渐降低, SNR 显著提升。A 组平均 SD 为 22.16 ± 4.3 , B 组中 B1 (26.26 ± 5.4)、CI20% (28.03 ± 5.4)、CI50% (16.84 ± 3.3)、CI80% (8.93 ± 1.7) 之间差异具有统计学意义 ($p < 0.05$)。B2 组中 CI50% 与 CI80% 的 SNR 分别为 3.25 ± 0.7 与 6.17 ± 1.2 , 显著优于 A 组 (2.43 ± 0.5)。结论 在保持图像分辨率提升的同时, 深度学习重建算法 (CI50%、CI80%) 可显著降低层厚减半后带来的图像噪声, 提高非增强腹部 CT 图像质量。该技术有望优化临床扫描方案, 提升诊断准确性, 为高分辨率 CT 影像提供有效的重建支持。

关键词: 深度学习重建算法 DLIR-CI; 层厚优化; 图像质量; 腹部 CT 成像

引言

非增强腹部 CT (Non-contrast Abdominal CT) 作为临床诊断腹部疾病的重要工具之一, 随着医学影像设备的发展, 其对 CT 图像质量的要求越来越高^[1]。传统 CT 扫描受探测器宽度和重建算法的限制, 在薄层 (如 1mm 以下) 图像中会出现噪声增加、密度分辨率下降的问题, 影响影像医师诊断的准确性, 近年来, 超高分辨率宽体探测器 CT (Ultra-High-Resolution CT, UHR-CT) 的发展为不仅为提升图像质量提供了硬件支持^[2], 而且其中的深度学习重建算法 (ClearInfinity, DLIR-CI) 有强大的降噪和细节保留能力^[3]。目前深度学习算法已广泛并成功应用于低剂量 CT 优化, 不过针对超薄层厚非增强腹部 CT 的 DLIR 研究仍较^[4], 因此本研究旨在探讨深度学习重建算法在非增强腹部 CT 扫描中, 在层厚减少 50% 的情况下对图像质量的改善效果和可行性。

1 资料与方法

(1) 病例资料: 回顾性收集 2025 年 1-6 月南方医科大学南方医院影像诊断科进行的腹部 UHR-CT 检查的 19 例患者的 CT 图像, 研究这 19 例图像的图像质量。本研究获得了南方医科大学南方医院伦理委员会的批准, 患者数据经过脱敏处理 (DICOM 信息、患者 ID、检查日期加密), 所

有患者均签署了知情同意书。

(2) 仪器与方法: 使用超高分辨率 16cm 宽体探测器 CT (NeuViz Epoch Elite CT, 46.5LP/cm), 受检者取仰卧位。每名患者进行常规剂量腹部 CT 扫描, 扫描参数如下: 管电压为 120kV, 毫安秒为 200mAs, 球管电流 350 mA, 旋转速度 0.4s/周, 光束准直器 256*0.3125mm, 螺距 0.7, 层厚和层间距均为 1mm, 矩阵 1024*1024, CTDIvol 14.3mGy。

将采集的数据进行进一步重建: 设定图像层厚为 A 组 0.625mm 和 B 组 0.3125mm 两种, A 组图像采用迭代重建 (ClearViewer-50%, CV50%); B 组图像进一步分为 B1 组和 B2 组, B1 组采用 CV50%, B2 组采用 DLIR-CI 重建 (分别为 CI20%、CI50%、CI80%)。

(3) 图像分析: 所有图像导入 RadiantView 软件进行客观定量测量。

2 客观测量

(1) 由 3 名工作经验丰富的影像诊断医师对 CT 横断面图像进行感兴趣区域 (ROI) 勾画, 选取 3 个层面以增加数据量, 采用预定义 ROI 模板确保位置一致性, 最后取 3 名医生测量的平均值作为最终测量值:

①肝脏: 在肝门平面肝左叶和肝右叶分别放置 100mm²

圆形 ROI，测量 CT 值和噪声值 SD，取平均值作为肝脏实质的 CT 值和 SD 值。

②脾脏：在接近脾门层面组织均质处放置 80 mm² 圆形 ROI，勾画时避开血管、胆管、钙化及病变等其他组织。

③肾脏：在肾门层面肾脏均质处放置 50 mm² 圆形 ROI。

④胰腺：在胰头、胰体和胰尾较均质处分别放置 30 mm² 圆形 ROI，避开胰管位置，取平均值作为胰腺的 CT 值和 SD 值。为确保不同区域 ROI 大小一致，ROI 勾画采用复制粘贴方式。测量 CT 值和图像噪声 SD 值，图像噪声即选取 ROI 面积内图像像素 CT 值的标准差，该数值越小表明图像噪声越小，图像质量越好。

(2) 计算腹部各组织器官的信号噪声比 SNR， $SNR=CT_{\text{组织器官}}/SD_{\text{组织器官}}$ 。

3 统计学处理

所有统计分析均使用 spss 软件。采用方差齐性检验以及单因素方差分析 (ANOVA) 的方法，比较组间的客观图像质量 CT 值、SD 值和 SNR 值。假如组间满足方差齐性检验，则采用 Bonferroni 检验来比较两组之间图像的差异；假如组间不满足方差齐性检验，则采取 welch 校正单因素 ANOVA 法，同时采用 Games-Howell 检验来对比两组间的差异性。当 $P<0.05$ 时表示差异具有统计学意义。

4 结果

①同一重建强度下，A 组肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的平均 SD 值为 (22.16 ± 4.3) HU，平均 SNR 为 (2.43 ± 0.5)，而 B1 组肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的平均 SD 值为 (26.26 ± 5.4) HU，平均 SNR 为 (2.07 ± 0.5)，B1 组图像较 A 组图像 SD 提高了 18.5%，SNR 降低了 14.8%，表明层厚减半，图像噪声显著升高，SNR 降低 ($p<0.05$)，符合量子噪声理论。两组不同层厚图像的 CT 值没有统计学意义 ($P>0.05$)，表明 CT 值与层厚无关。见表 1

②同一重建层厚下，B2 组图像中肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的 CT 值没有统计学意义 ($P>0.05$)，其 SD 值和 SNR 的总体差异均具有统计学意义，表现为 SD ($F=284.3$ 205.9 109.5 222.9, $P<0.05$)，SNR ($F=450.9$ 415.8 216.6 301.5, $P<0.05$)，见表 2。随着 DLIR-CI 重建强度增加，肝脏的图像降噪率分别从 -7% 提高到 65.8%，脾脏的图像降噪率分别从 -7% 提高到 66%，肾脏的图像降噪率分别从 -7% 提高到 66.2%，胰腺的图像降噪率分别从 -5% 提高到 66%。B2_C180% 组的图像质量明显高于其他组，表明在层厚减半的情况下，通过深度学习重建仍能得到更清晰的图像。

③在 B2_C150% 较 A 组对比中，肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的 CT 值没有统计学意义 ($P>0.05$)，SD 值和 SNR 的总体差异均有统计学意义，其中 SD ($F=7.51$ 2.14 4.12 3.61, $P<0.05$)，SNR ($F=2.46$ 4.97 3.44 4.04, $P<0.05$)，见表 3。通过中强度 (CI50%) 深度学习迭代重建，B 组的肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的图像降噪率分别提高了 24.2%、23.3%、24.3% 和 24.1%。表明中强度 (CI50%) 的深度学习重建算法可以降低腹部 CT 图像的图像噪声，同时提高腹部图像质量。

④在 B2_C180% 较 A 组对比中，肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的 CT 值没有统计学意义 ($P>0.05$)，SD 值和 SNR 的总体差异均有统计学意义，其中 SD ($F=42.08$ 25.45 53.27 32.12, $P<0.05$)，SNR ($F=25.6$ 32.81 35.93 27.49, $P<0.05$)，见表 4。通过高强度 (CI80%) 深度学习迭代重建，B 组的肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的图像降噪率分别提高了 59.7%、59.5%、60.4% 和 59.2%。表明高强度 (CI80%) 深度学习算法在保持图像分辨率提升的同时，可以显著降低图像噪声，提高图像质量。

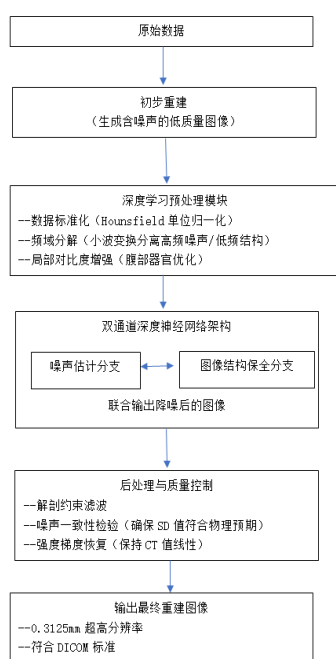


图 1 DLIR-CI 算法原理^[5]

表 1 不同层厚的肝脏、脾脏、肾脏和胰腺图像质量比较

参数	重建强度 CV50%		P-value
	A 组（层厚 0.625mm）	B1 组（层厚 0.3125mm）	
CT			
肝脏	65.49 ± 6.3	65.53 ± 6	P>0.05
脾脏	54.93 ± 2.7	55.18 ± 3	P>0.05
肾脏	35.77 ± 3.7	35.61 ± 3.1	P>0.05
胰腺	48.81 ± 4.2	49.56 ± 4.3	P>0.05
SD			
肝脏	20.65 ± 3.5	24.33 ± 4	P<0.05
脾脏	20.86 ± 3.5	24.83 ± 4.9	P<0.05
肾脏	21.97 ± 5.1	25.72 ± 7.2	P<0.05
胰腺	25.17 ± 4.9	30.17 ± 5.5	P<0.05
平均值	22.16 ± 4.3	26.26 ± 5.4	
SNR			
肝脏	3.26 ± 0.6	2.77 ± 0.5	P<0.05
脾脏	2.71 ± 0.5	2.3 ± 0.4	P<0.05
肾脏	1.73 ± 0.5	1.5 ± 0.5	P<0.05
胰腺	2.01 ± 0.4	1.7 ± 0.4	P<0.05
平均值	2.43 ± 0.5	2.07 ± 0.5	

表 2 不同重建强度的肝脏、脾脏、肾脏和胰腺图像质量比较

参数	B2 组（层厚 0.3125mm）				F	P
	CV50%	CI20%	CI50%	CI80%		
CT						
肝脏	65.53 ± 6	65.58 ± 6.1	65.67 ± 6.2	66.06 ± 6.2	0.08	>0.05
脾脏	55.18 ± 3	55.54 ± 2.8	55.9 ± 2.4	56.33 ± 2.3	2.43	>0.05
肾脏	35.61 ± 3.1	35.86 ± 2.9	36.76 ± 2.4	37.44 ± 2.3	4.2	>0.05
胰腺	49.56 ± 4.3	49.9 ± 4.1	50.6 ± 3.2	50.85 ± 2.7	2.7	>0.05
SD						
肝脏	24.33 ± 4	26.08 ± 4	15.65 ± 2.3	8.32 ± 1.2	284.3	<0.05
脾脏	24.83 ± 4.9	26.61 ± 4.9	15.99 ± 2.9	8.44 ± 1.6	205.9	<0.05
肾脏	25.72 ± 7.2	27.55 ± 7.1	16.63 ± 4.3	8.7 ± 2.1	109.5	<0.05
胰腺	30.17 ± 5.5	31.87 ± 5.5	19.1 ± 3.5	10.26 ± 1.7	222.9	<0.05
SNR						
肝脏	2.77 ± 0.5	2.58 ± 0.5	4.29 ± 0.8	8.1 ± 1.3	450.9	<0.05
脾脏	2.3 ± 0.4	2.15 ± 0.4	3.6 ± 0.6	6.89 ± 1.2	415.8	<0.05
肾脏	1.5 ± 0.5	1.39 ± 0.4	2.36 ± 0.6	4.55 ± 1.1	216.6	<0.05
胰腺	1.7 ± 0.4	1.62 ± 0.3	2.76 ± 0.6	5.12 ± 1.1	301.5	<0.05

* 平均值差值的显著性水平为 0.05。

表 3 A 组与 B2_CI50% 的各器官图像质量比较

参数	A 组	B2_CI50%	F	P-value
CT				
肝脏	65.49 ± 6.3	65.67 ± 6.2	0.054	P>0.05
脾脏	54.93 ± 2.7	55.9 ± 2.4	1.44	P>0.05
肾脏	35.77 ± 3.7	36.76 ± 2.4	8.22	P>0.05
胰腺	48.81 ± 4.2	50.6 ± 3.2	5.75	P>0.05
SD				
肝脏	20.65 ± 3.5	15.65 ± 2.3	7.51	P<0.05
脾脏	20.86 ± 3.5	15.99 ± 2.9	2.14	P<0.05

肾脏	21.97 ± 5.1	16.63 ± 4.3	4.12	P<0.05
胰腺	25.17 ± 4.9	19.1 ± 3.5	3.61	P<0.05
SNR				
肝脏	3.26 ± 0.6	4.29 ± 0.8	2.46	P<0.05
脾脏	2.71 ± 0.5	3.6 ± 0.6	4.97	P<0.05
肾脏	1.73 ± 0.5	2.36 ± 0.6	3.44	P<0.05
胰腺	2.01 ± 0.4	2.76 ± 0.6	4.04	P<0.05

* 平均值差值的显著性水平为 0.05。

表 4 A 组与 B2_CI80% 的各器官图像质量比较

参数	A 组	B2_CI50%	F	P-value
CT				
肝脏	65.49 ± 6.3	65.67 ± 6.2	0.054	P>0.05
脾脏	54.93 ± 2.7	55.9 ± 2.4	1.44	P>0.05
肾脏	35.77 ± 3.7	36.76 ± 2.4	8.22	P>0.05
胰腺	48.81 ± 4.2	50.6 ± 3.2	5.75	P>0.05
SD				
肝脏	20.65 ± 3.5	15.65 ± 2.3	7.51	P<0.05
脾脏	20.86 ± 3.5	15.99 ± 2.9	2.14	P<0.05
肾脏	21.97 ± 5.1	16.63 ± 4.3	4.12	P<0.05
胰腺	25.17 ± 4.9	19.1 ± 3.5	3.61	P<0.05
SNR				
肝脏	3.26 ± 0.6	4.29 ± 0.8	2.46	P<0.05
脾脏	2.71 ± 0.5	3.6 ± 0.6	4.97	P<0.05
肾脏	1.73 ± 0.5	2.36 ± 0.6	3.44	P<0.05
胰腺	2.01 ± 0.4	2.76 ± 0.6	4.04	P<0.05

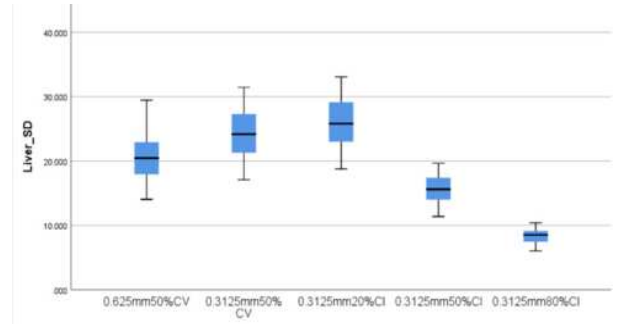


图 2 A 组和 B 组肝脏的图像噪声对比

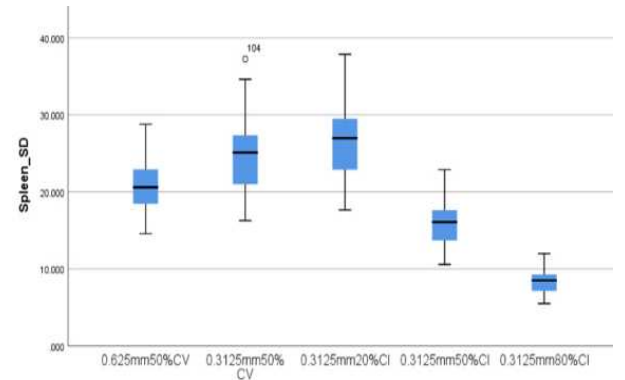


图 3 A 组和 B 组脾脏的图像噪声对比

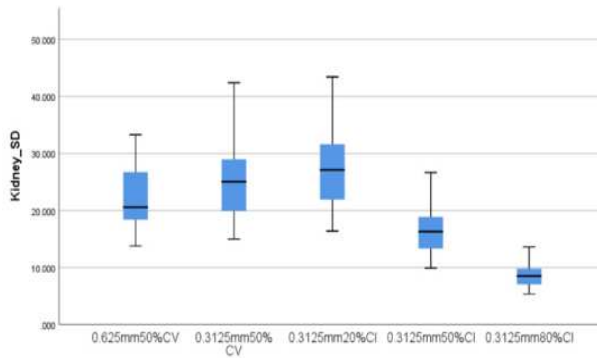


图 4 A 组和 B 组肾脏的图像噪声对比

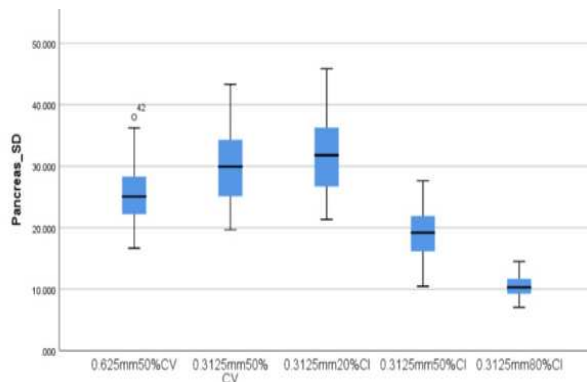


图 5 A 组和 B 组胰腺的图像噪声对比

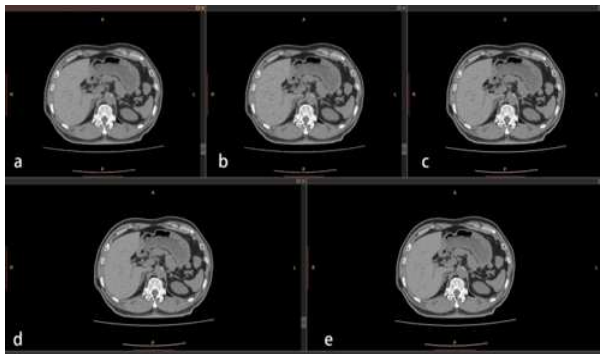


图 6 (a)0.625mm_CV50%, (b) 0.3125mm_CV50%, (c-e) 0.3125mm_CI20%/CI50%/CI80%

5 讨论

本研究在腹部 CT 扫描图像中采用了 0.625mm 和 0.3125mm 这两组不同层厚的图像,以及在 0.3125mm 层厚中应用深度学习 (DLIR-CI) 重建算法,通过客观评价比较不同组图像的图像质量。结果显示,与 0.625mm_CV50% 相比,DLIR-CI 算法能有效降低层厚减半带来的图像噪声,提高图像对比噪声比 (SNR)^[6]。并且随着 DLIR-CI 使用强度提高,对图像噪声的抑制能力逐渐增强,CI80% 的图像质量评价更优^[3]。噪声是评估非增强腹部 CT 图像质量的主要指

标,而图像质量对微小病灶的检出尤为重要,低噪声 (SD)、高 SNR 有利于病变检出。深度学习是近些年随人工智能兴起而产生的一项新技术,能兼顾实现超薄层重建和高质量图像。深度学习重建算法采用一定的训练方法,为训练网络提供成千上百万对匹配图像,分别是薄层低图像质量图像组和厚层高质量图像组。系统通过深度学习并不断进行迭代和调整,在监督下自动学习消除薄层图像带来的噪声的方法,将其转为高 SNR 图像,转换过程中智能降低图像噪声,使输出的图像与真实图像相匹配^[7]。本文初步研究显示,在层厚降低减半的条件下和保持图像分辨率提升的同时,DLIR-CI 算法 (CI50%、CI80%) 可显著降低图像噪声,提高非增强腹部 CT 图像质量。研究结果与 Kim 等的研究发现一致,即 DLIR-CI 算法能降低图像噪声,显著提高图像质量;但不同之处在于,Kim 等^[8] 研究比较了不同重建算法的图像质量,而本研究引入了层厚和不同重建算法,发现超薄层联合 DLIR 也可以提高腹部 CT 图像质量。本研究拓展了 DLIR 的临床适用范围,该技术有望优化临床扫描方案,提高诊断的准确性,为高分辨率 CT 影像提供有效的重建支持^[9]。

本研究的局限性:本研究为回顾性研究,样本量相对较少,需要进一步扩大研究样本量作更深入的研究和验证;本研究重点是评估深度学习算法对于层厚减半的非增强腹部 CT 图像质量的提升能力,暂未报告病灶的显示能力,对于微小病灶检出率的提升效果也有待作进一步的验证。综上所述,与 0.625mm_CV50% 图像相比,深度学习重建算法能有效降低层厚减半的 CT 图像带来的噪声,显著提高非增强腹部 CT 图像的对比噪声比,且随着 DLIR-CI 使用强度的提高,图像噪声的抑制能力逐渐增强。DLIR-CI 算法有利于提高对微小病灶的检出率,支持精准医学在腹部影像诊断中的临床应用^[10] 利益冲突:无;作者贡献声明 杨蔓蔓负责重建图像、处理数据、统计分析及论文撰写;陈奕宾负责重建图像及处理数据;余晓意负责处理数据;王建平 周建伟负责采集数据;李彩霞负责论文研究设计方案,提供课题支持

参考文献:

- [1]Catanzano, T. (2024). Abdominal Imaging Techniques. In: Catanzano, T. (eds) What Radiology Residents Need to Know: Abdominal Radiology. What Radiology Residents Need to Know. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-76624-4_1
- [2]Qin,L., Zhou, S., Dong, H.et al.Improvement of coronary

stent visualization using ultra-high-resolution photon-counting detector CT. *Eur Radiol* 34, 6568 – 6577 (2024).

[3] Choi, K. Self-supervised learning for CT image denoising and reconstruction: a review. *Biomed. Eng. Lett.* 14, 1207 – 1220 (2024).

[4] 吴巧玲, 王沅, 王希恒, 等. 深度学习算法在胰腺低剂量 CT 扫描中改善图像质量的应用价值 [J]. *中华放射学杂志*, 2022, 56(4):437–442.

[5] 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.

[6] Nakamoto, A., Onishi, H., Ota, T. et al. Contrast-enhanced thin-slice abdominal CT with super-resolution deep learning reconstruction technique: evaluation of image quality and visibility of anatomical structures. *Jpn J Radiol* 43, 445 – 454 (2025).

[7] Cao, L., Liu, X., Qu, T. et al. Improving spatial resolution and diagnostic confidence with thinner slice and deep learning image reconstruction in contrast-enhanced abdominal CT. *Eur*

Radiol 33, 1603 – 1611 (2023).

[8] Sun, J., Li, H., Wang, B. et al. Application of a deep learning image reconstruction (DLIR) algorithm in head CT imaging for children to improve image quality and lesion detection. *BMC Med Imaging* 21, 108 (2021).

[9] Seyyedi, N., Ghafari, A., Seyyedi, N. et al. Deep learning-based techniques for estimating high-quality full-dose positron emission tomography images from low-dose scans: a systematic review. *BMC Med Imaging* 24, 238 (2024).

[10] 相清玉, 王雅妹, 王国华, 等. 基于深度学习重建算法对上腹部 CT 图像质量的研究 [J]. *中国医学计算机成像杂志*, 2022, 28(02):203–207.

作者简介: 第一作者 杨蔓蔓 (1994.02), 女, 汉族, 广东省广州市人, 本科, 南方医科大学南方医院影像诊断科, 影像技师。

通讯作者 李彩霞 (1987.07), 女, 汉族, 广东省广州市人, 本科, 南方医科大学南方医院影像诊断科, 主管技师。