

# 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  $22.16 \pm 4.3$ , B 组中 B1 ( $26.26 \pm 5.4$ )、CI20% ( $28.03 \pm 5.4$ )、CI50% ( $16.84 \pm 3.3$ )、CI80% ( $8.93 \pm 1.7$ ) 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  $3.25 \pm 0.7$  与  $6.17 \pm 1.2$ , 显著优于 A 组 ( $2.43 \pm 0.5$ )。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<sup>[1]</sup>。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<sup>[2]</sup>, 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<sup>[3]</sup>。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<sup>[4]</sup>, 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, 46.5 LP/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, CTDIvol14.3mGy。

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 100mm<sup>2</sup> 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 mm<sup>2</sup> 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 mm<sup>2</sup> 圆形 ROI。

④胰腺: 在胰头、胰体和胰尾较均质处分别放置 30 mm<sup>2</sup> 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,  $SNR = CT$  组织器官 /  $SD$  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。

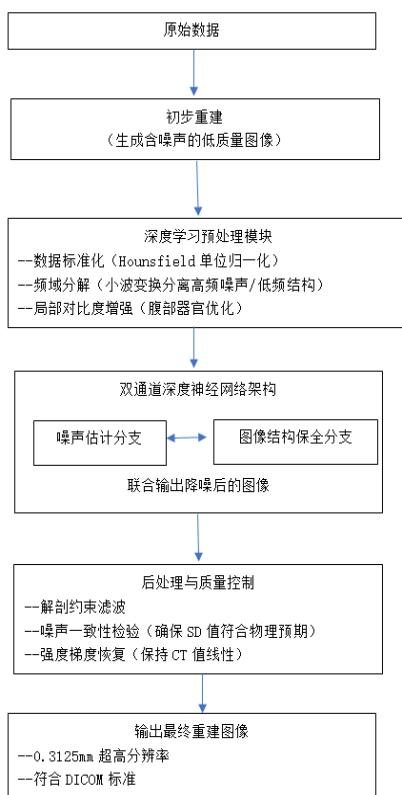


图 1 DILR-CI 算法原理<sup>[5]</sup>

## 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  $(22.16 \pm 4.3)$  HU, 平均 SNR 为  $(2.43 \pm 0.5)$ , 而 B1 组肝脏、脾脏、肾脏和胰腺的平均 SD 值为  $(26.26 \pm 5.4)$  HU, 平均 SNR 为  $(2.07 \pm 0.5)$ , 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\_CI80% 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\_CI50% 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\_CI80% 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。

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	$65.49 \pm 6.3$	$65.53 \pm 6$	$P > 0.05$
脾脏	$54.93 \pm 2.7$	$55.18 \pm 3$	$P > 0.05$
肾脏	$35.77 \pm 3.7$	$35.61 \pm 3.1$	$P > 0.05$
胰腺	$48.81 \pm 4.2$	$49.56 \pm 4.3$	$P > 0.05$
SD			
肝脏	$20.65 \pm 3.5$	$24.33 \pm 4$	$P < 0.05$
脾脏	$20.86 \pm 3.5$	$24.83 \pm 4.9$	$P < 0.05$
肾脏	$21.97 \pm 5.1$	$25.72 \pm 7.2$	$P < 0.05$
胰腺	$25.17 \pm 4.9$	$30.17 \pm 5.5$	$P < 0.05$
平均值	$22.16 \pm 4.3$	$26.26 \pm 5.4$	
SNR			
肝脏	$3.26 \pm 0.6$	$2.77 \pm 0.5$	$P < 0.05$
脾脏	$2.71 \pm 0.5$	$2.3 \pm 0.4$	$P < 0.05$
肾脏	$1.73 \pm 0.5$	$1.5 \pm 0.5$	$P < 0.05$
胰腺	$2.01 \pm 0.4$	$1.7 \pm 0.4$	$P < 0.05$
平均值	$2.43 \pm 0.5$	$2.07 \pm 0.5$	

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

表4 A 组与 B2\_CI80% 的各器官图像质量比较

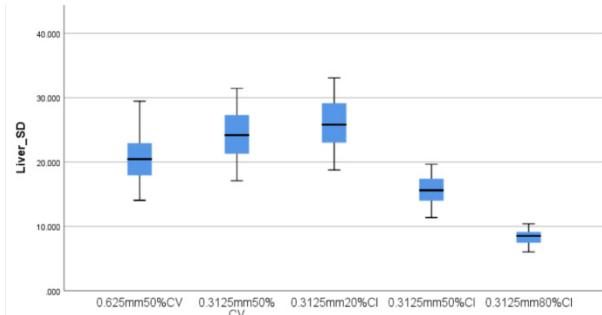


图2 A 组和 B 组肝脏的图像噪声对比

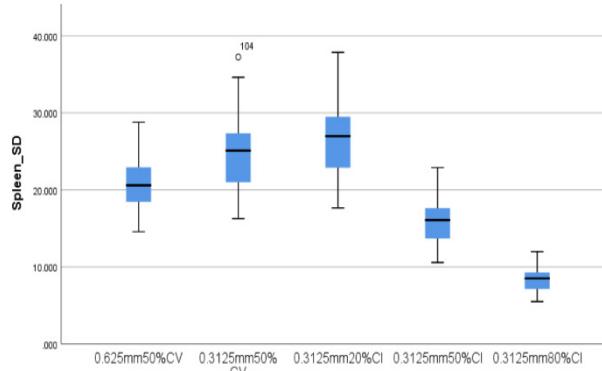


图3 A 组和 B 组脾脏的图像噪声对比

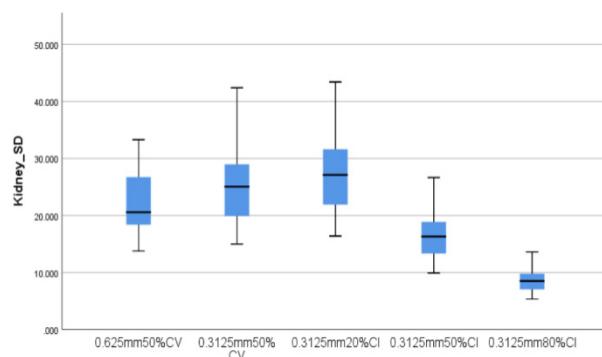


图4 A 组和 B 组肾脏的图像噪声对比

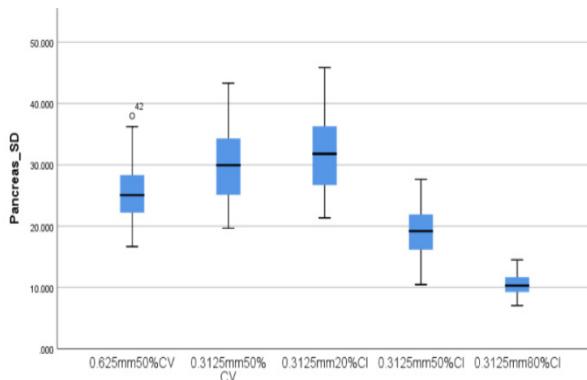


图 5 A 组和 B 组胰腺的图像噪声对比

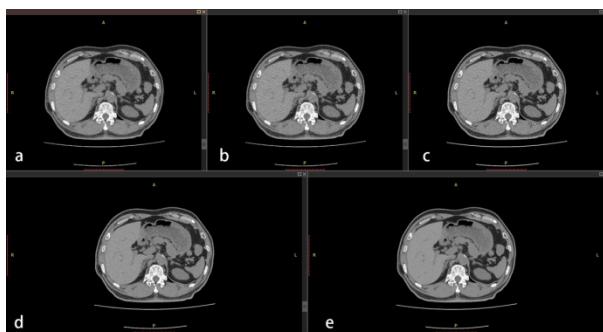


图 6 (a)0.625mm\_CV50%, (b)0.3125mm\_CV50%, (c-e)0.3125mm\_CI20%/CI50%/CI80%

## 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，能兼顾实现超薄层厚重建和高质量图像。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](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, 王云, 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。