

深度学习图像重建算法在超低剂量腹部CT平扫中的应用价值

唐 星,李云成,束宏敏,侯唯姝,汪 军,李小虎

(安徽医科大学第一附属医院医学影像科,合肥 230022)

摘要 目的 通过对比低辐射剂量的滤波反投影(FBP)图像与超低辐射剂量的深度学习重建(DLIR)图像,探讨不同等级的深度学习图像重建算法在超低辐射剂量中改善腹部CT平扫图像质量的可行性。**方法** 前瞻性收集85例行腹部CT平扫的患者,采用自身对照研究方法进行低剂量(LD)组和超低剂量(ULD)组扫描。LD组采用噪声指数10,运用FBP进行图像重建(LD-FBP组),ULD组采用噪声指数30,运用不同等级(低、中、高)的DLIR,将图像重建为(ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H)3个亚组。在每组图像上测量和计算肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌、皮下脂肪的CT值、标准差值(SD)、信噪比(SNR)和对比噪声比(CNR),并记录有效辐射剂量(ED)。由2名放射科医师采用5分法对图像质量进行主观评价。**结果** 相对于LD-FBP组图像,ULD-DLIR-L组图像在肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌上的SNR和CNR值更低($P<0.001$),ULD-DLIR-H组图像在肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌上的SNR和CNR值更高($P<0.001$),ULD-DLIR-M组SNR和CNR值差异无统计学意义;主观评价上,ULD-DLIR-L和ULD-DLIR-M组评分低于LD-FBP组,ULD-DLIR-H组与LD-FBP组评分差异无统计学意义。ULD组的ED值比LD组降低约88%。**结论** 与LD-FBP组图像相比,ULD-DLIR-H组图像能显著降低SD值,提高SNR和CNR值,有效改善了腹部CT平扫的图像质量。

关键词 深度学习;图像重建;超低剂量;体层摄影技术;X线计算机;图像质量

中图分类号 R445.3

文献标志码 A **文章编号** 1000-1492(2026)04-0758-06

doi:10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2026.04.022

腹部CT检查因检查范围广、复检率高、多期相增强等特点,辐射剂量较高,其潜在损伤备受临床和影像科医师关注^[1]。如何在保证图像诊断质量的同时有效地降低辐射剂量一直是CT技术的研究热点。图像重建算法的更新和迭代为降低剂量提供了新的途径^[2]。从滤波反投影法(filtered back projection, FBP)到迭代重建算法(iterative reconstruction, IR)再到深度学习重建算法(deep learning image reconstruction, DLIR),图像质量和辐射剂量经历了一次次的平衡调整^[3]。DLIR以其低剂量(low-dose, LD)、高质量和真实纹理等特点有望在临床实践中替代传统重建算法^[4]。目前国内和国外大部分研究^[5]都侧重于DLIR在LD腹部增强CT中的应用,研究已证实在适当降低剂量条件下,DLIR重建图像优于FBP和IR重建图像,但DLIR在超低剂量(ultra-low-dose, ULD)腹部CT平扫中的应用研究较少。该研究旨在探讨DLIR在ULD腹部CT平扫中改善

图像质量的可行性。

1 材料与方法

1.1 病例资料 前瞻性收集安徽医科大学第一附属医院2022年10月—2023年4月份因临床诊疗需要行腹部CT平扫的85例患者,其中男性43例,女性42例,年龄25~83(56.09±12.71)岁,体质指数(body mass index, BMI)为15.6~33.6(23.18±3.48) kg/m²。85例患者中包括脂肪肝5例、肝钙化灶7例、肝囊肿27例、胆结石13例、肾囊肿38例、肾结石31例及其他异常58例。纳入标准:①年龄≥18周岁;②因临床诊疗需要腹部CT平扫检查。排除标准:①腹部图像不完整;②图像质量不合格,影响参数测量或影响诊断。本研究通过该院伦理委员会批准(批号:PJ2011-08-09)。

1.2 仪器和方法 采用256排螺旋CT(revolution apex CT,美国GE医疗公司)进行腹部扫描。患者取仰卧位,身体置于检查床中间,双臂上举,扫描范围从膈顶至髂嵴水平。随机选择患者,并将患者分为LD和ULD进行扫描。LD CT的扫描方案:管电压120 kVp,管电流50~500 mA,噪声指数10,转速0.5 s/r,螺距0.992:1;ULD CT的扫描方案:管电压

2026-02-01 接收

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:82371959)

作者简介:唐 星,男,主管技师;

李小虎,男,博士,教授,主任医师,博士生导师,通信作者,

E-mail:lixiaohu@ahmu.edu.cn

120 kVp, 管电流 50~500 mA, 噪声指数 30, 转速 0.5 s/r, 螺距 0.992:1。对 LD 图像进行 FBP 重建 (LD-FBP), 对 ULD 图像采用深度学习重建算法 TrueFidelity™ (美国 GE 公司) 进行不同级别 (低、中、高) 的 DLIR 重建 (ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H), 重建层厚均为 0.625 mm。

1.3 图像质量评价

1.3.1 客观评价 所有重建后图像均导入 GE AW4.7 工作站进行后处理。由 2 名具有 10 年腹部影像诊断经验的放射科医师对数据进行测量。设置感兴趣区 (region of interest, ROI), 面积约为 $(100 \pm 10) \text{ mm}^2$, 并将其分别放置于肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌和皮下脂肪, 同时避开血管壁、病灶。收集 ROI 内平均 CT 值及标准差值 (standard deviation, SD) 值, 每个部位 ROI 分别测量 3 次取其平均值, 计算肝脏、脾脏、肾脏、主动脉和腰大肌的信噪比 (signal-to-noise ratio, SNR) 和对比噪声比 (contrast-to-noise ratio, CNR), $\text{SNR} = \text{感兴趣区域 CT 值} / \text{相同区域 SD 值}$, $\text{CNR} = | \text{感兴趣区域 CT 值} - \text{皮下脂肪 CT 值} | / \text{皮下脂肪 SD 值}$ [6]。

1.3.2 主观评价 采用李克特五分法 [7] 对腹部 4 组图像 (LD-FBP、ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H) 的图像质量、图像噪声及诊断信心进行主观评分。所有主观评分由 2 名具有 5、10 年以上腹部影像诊断经验的放射科医师完成。5 级评分标准: 1 分, 图像质量极差, 噪声非常明显, 细小解剖结构及边缘不能识别, 不能满足诊断; 2 分, 图像质量较差, 噪声明显且超过可接受范围, 细小解剖结构及边缘显示不清, 诊断困难; 3 分, 图像质量中等, 噪声较明显但可接受, 细小解剖及边界显示一般, 诊断信心不足; 4 分, 图像质量较好, 噪声较小, 细小解剖结构及边缘显示较清晰, 可以诊断; 5 分, 图像质量好, 无明显噪声, 细小结构及边缘显示清晰, 完全满足诊断。

1.4 辐射剂量 记录 CT 扫描的容积 CT 剂量指数 (volume CT dose index, CTDI_{vol}) 和剂量长度乘积 (dose length product, DLP), 并计算有效辐射剂量

(effective dose, ED), $\text{ED} = \text{DLP} \times \text{W}$, W 表示转换因子, 根据欧洲 CT 质量标准指南规定, 腹部的转换因子为 $0.015 \text{ mSv}/(\text{mGy} \cdot \text{cm})$ [8]。

1.5 统计学处理 采用 SPSS 27.0 软件进行统计学分析。采用 Kolmogorov-Smirnov 方法对计量资料进行正态性检验, 符合正态分布的计量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示, 不同重建图像间比较采用单因素重复测量方差检验, 组内两两比较采用 LSD 检验, 采用配对样本 *t* 检验比较 2 组患者的有效辐射剂量; 不符合正态分布的计量资料以 $[M(Q_1, Q_3)]$ 表示, 多组间比较采用 Friedman *M* 检验, 组内两两比较采用 Wilcoxon 检验。2 位医师主观评分一致性采用 Kappa 检验, Kappa 值 ≥ 0.75 为一致性很好, $0.40 < \text{Kappa 值} < 0.75$ 为一致性较好, Kappa 值 ≤ 0.40 为一致性差。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 有效辐射剂量和诊断结果 腹部 LD CT 的 CTDI_{vol} 为 $(14.25 \pm 2.76) \text{ mGy}$, DLP 为 $(463.82 \pm 105.30) \text{ mGy/cm}$, ED 为 $(6.95 \pm 1.57) \text{ mSv}$; ULD CT 的 CTDI_{vol} 为 $(1.75 \pm 0.11) \text{ mGy}$, DLP 为 $(56.83 \pm 6.68) \text{ mGy/cm}$, ED 为 $(0.84 \pm 0.10) \text{ mSv}$ 。ULD CT 有效辐射剂量较 LD CT 扫描降低了 88% ($t=37.142, P < 0.001$)。LD 组与 ULD 组相比, 诊断结果基本一致。见表 1。

2.2 图像质量评价

2.2.1 客观评价 LD-FBP、ULD-DLIR-L、ULD-DLIR-M、ULD-DLIR-H 四组图像所测肝脏、脾脏、肾脏、主动脉、腰大肌、皮下脂肪的 CT 值相似, 差异无统计学意义。四组图像的 SD 值差异有统计学意义 ($P < 0.001$); 3 种 DLIR 算法中, 随重建等级升高 SD 值逐渐降低, ULD-DLIR-L 组图像的 SD 值最高; 四组图像间 SNR 和 CNR 值差异具有统计学意义, 3 种 DLIR 算法间随重建等级升高, SNR 和 CNR 逐渐升高, ULD-DLIR-L 组图像的 SNR 和 CNR 值最低; 组间两两比较显示 ULD-DLIR-M 组与 LD-FBP 组 SNR 和 CNR 值差异无统计学意义, 其余组间两两比较差异均有统计学意义。见表 2。

表 1 LD 组和 ULD 组在腹部疾病的诊断结果

Tab. 1 Diagnostic results of abdominal diseases in the low-dose and ultra-low-dose groups

Group	Fatty liver	Hepatic calcification	Hepatic cyst	cyst Gallbladder stone	Renal cyst	Renal calculus	Other abnormalities
Low-dose ($n=179$)	5	7	27	13	38	31	58
Ultra-low-dose ($n=177$)	5	7	27	11	38	31	58

表2 不同辐射剂量及图像重建的图像客观图像质量评价 ($\bar{x}\pm s$)

Tab.2 Objective image quality among different dose levels and reconstruction methods ($\bar{x}\pm s$)

Parameter	LD-FBP group	ULD-DLIR-L group	ULD-DLIR-M group	ULD-DLIR-H group	F value	P value
CT value (HU)						
Liver	61.21±7.55	60.64±8.03	60.66±7.98	60.68±7.91	0.277	0.842
Spleen	51.14±4.50	51.09±4.66	51.09±4.52	51.12±4.40	0.879	0.456
Kidney	34.62±4.33	34.38±4.69	34.55±4.58	34.58±4.40	0.745	0.528
Aorta	40.32±8.09	39.45±9.06	40.20±7.76	40.26±7.91	0.458	0.713
Psoas muscle	51.34±6.59	50.48±6.00	50.45±5.87	50.42±5.79	0.708	0.550
Subcutaneous fat	-112.81±111.12	-100.53±13.96	-100.49±13.92	-100.42±13.90	1.357	0.262
SD value						
Liver	25.81±2.10	33.59±2.67	25.77±1.96	17.57±1.43	2 886.464	<0.001
Spleen	24.40±2.28	31.65±3.11	24.27±2.37	16.39±1.58	2 404.065	<0.001
Kidney	24.56±2.59	31.68±3.14	24.29±2.38	16.34±1.62	2 004.104	<0.001
Aorta	27.59±3.75	34.84±3.11	27.12±2.73	18.44±1.92	2 450.480	<0.001
Psoas muscle	24.46±2.72	31.66±3.37	24.24±2.65	16.29±2.00	2 267.948	<0.001
Subcutaneous fat	23.43±3.13	26.91±3.10	20.34±2.30	13.34±1.67	1 836.190	<0.001
SNR value						
Liver	2.38±0.33*	1.81±0.25	2.36±0.32*	3.46±0.46	1 496.429	<0.001
Spleen	2.11±0.26*	1.62±0.20	2.12±0.26*	3.14±0.38	1 644.765	<0.001
Kidney	1.42±0.24*	1.09±0.19	1.43±0.24*	2.14±0.36	798.820	<0.001
Aorta	1.49±0.41*	1.14±0.28	1.50±0.34*	2.21±0.53	360.257	<0.001
Psoas muscle	2.12±0.35*	1.61±0.24	2.10±0.32*	3.14±0.52	1 127.920	<0.001
CNR value						
Liver	7.50±4.16*	6.06±0.96	8.03±1.29*	12.29±2.19	1 069.047	<0.001
Spleen	7.05±4.13*	5.70±0.82	7.54±1.13*	11.56±1.97	1 230.725	<0.001
Kidney	6.34±4.14*	5.07±0.76	6.72±1.02*	10.29±1.77	1 099.029	<0.001
Aorta	6.58±4.24*	5.25±0.82	6.99±1.10*	10.73±1.93	497.574	<0.001
Psoas muscle	7.07±4.17*	5.68±0.85	7.51±1.16*	11.51±2.00	1 070.300	<0.001

*: in the intergroup comparisons of SNR and CNR values, there was no statistically significant difference between the ULD-DLIR-M and LD-FBP groups ($P>0.05$), while the differences in SNR and CNR values between any other two groups were statistically significant ($P<0.05$).

2.2.2 主观评价 2位放射科医师主观评分一致性很好, Kappa 值为 0.822~0.883。如表 3 所示: ULD-DLIR-H 组图像主观评分接近 LD-FBP 组图像, 差异无统计学意义。ULD-DLIR-L 和 ULD-DLIR-M 组图像主观评分低于 LD-FBP 组图像, 差异有统计学意义 ($P<0.001$)。图 1A-1D 为 1 例左肾高密度结石图像, 主观评价示图 1B 的图像噪声较图 1A 大, 各组织之间图像对比度低于图 1A; 图 1C 图像噪声和组织间对比度接近图 1A; 图 1D 图像噪声较图 1A 低, 各组织之间对比良好。四组图像在较小高密度结石 (≤ 2 mm) 上均能清晰显示。图 2 为 1 例低密度先天性胆管囊性扩张症图像, 主观评价示图 2B 图像噪声较图 2A 大, 各组织之间图像对比度低于图 2A, 病灶边缘较模糊; 图 2C 图像总体主观评分接近图 2A; 图 2D 图像噪声较图 2A 低, 各组织之间对比良好, 病灶及边缘显示清晰。四组图像均能显示低密度囊性病变。

3 讨论

近年来, 辐射防护安全问题备受医学界关注, 作为金标准的 FBP 图像重建算法已经无法在图像质量与辐射剂量之间达到完美平衡^[9]。随着人工智能在医学领域广泛的应用与发展, 基于深度卷积神经网络 (deep convolutional neural network, DCNN) 的 DLIR 重建算法应运而生, 在医学影像技术和诊断中快速应用和发展^[10]。DLIR 算法以高剂量的 FBP 图像进行建模, 对 LD 条件采样的图像不断校正和优化, 既有效减少图像中的噪声和伪影, 又真实的还原图像的纹理特征, 且不影响重建速度, 在保证图像诊断准确性的同时大大降低了辐射剂量, 为有效降低 CT 辐射剂量提供了新方法。本研究将腹部 CT 扫描的 FBP 和 DLIR 重建图像进行对比, 结合对图像质量的客观、主观评分等指标, 证实了 DLIR 在 ULD 腹部 CT 平扫中具有降低噪声, 改善图像质量和提高

表3 不同辐射剂量及图像重建的图像主观图像质量评价[$M(Q_1, Q_3)$]Tab. 3 Subjective image quality among different dose levels and reconstruction methods [$M(Q_1, Q_3)$]

Group	LD-FBP	ULD-DLIR-L	ULD-DLIR-M	ULD-DLIR-H	χ^2 value	P value
Radiologist 1						
Image quality	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	251.054	<0.001
Image noise	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	253.723	<0.001
Diagnostic confidence	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	252.714	<0.001
Radiologist 2						
Image quality	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	252.714	<0.001
Image noise	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	253.421	<0.001
Diagnostic confidence	5 (5, 5)*	3 (3, 3)	4 (4, 4)	5 (5, 5)*	251.728	<0.001

*: indicates that there is no statistically significant difference between the ULD-DLIR-H and LD-FBP groups ($P>0.05$), whereas other pairwise comparisons show statistically significant differences ($P<0.05$).

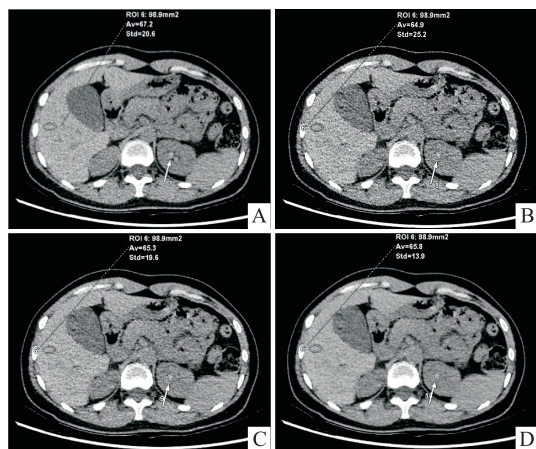


图1 左肾高密度结石在不同重建图像上的比较

Fig. 1 Comparison of different reconstruction algorithms for a high-density left renal calculus

A: The low-dose CT reconstructed by FBP; B: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-L; C: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-M; D: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-H. All four sets of images clearly visualized small calculi (≤ 2 mm), as indicated by white arrows.

诊断信心的优势。

本研究对比了不同辐射剂量条件下 FBP 与 DLIR 重建算法的图像质量, 研究结果显示, ULD-DLIR-M 和 ULD-DLIR-H 两组图像都能有效降低腹部 CT 平扫的 SD 值并提升 SNR 和 CNR 值, ULD-DLIR-H 在四组图像比较中获得了最低的 SD 值和最高的 SNR 和 CNR 值, 表明在 ULD 条件下, 中高权重的 DLIR 重建图像质量能够得到大幅度改善。Racine et al^[11] 研究表明, 与 FBP 相比, DLIR-H 的辐射剂量可以实现高达 67% 的显著降低, 图像质量满足诊断要求。本研究采用了更低的辐射剂量 (0.84 mSv vs 6.95 mSv), 在同样满足图像质量诊断需求的前提下, 辐射剂量降低了 88%, ULD 组除了在胆囊结石的检出率略低于 LD 组外, 其他诊断结果和 LD

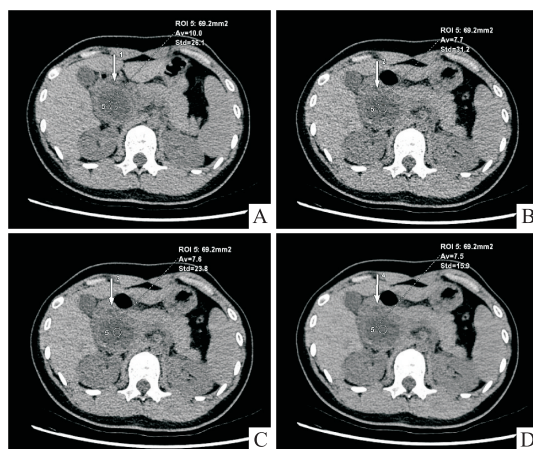


图2 先天性胆管囊性扩张症在不同重建图像上的比较

Fig. 2 Comparison of different reconstruction algorithms for congenital choledochal cysts

A: The low-dose CT reconstructed by FBP; B: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-L; C: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-M; D: The ultra-low-dose CT reconstructed by DLIR-H. Cystic lesions with low attenuation were well visualized in all four groups of images, as indicated by white arrows in the corresponding figures.

组一致, 可能与本研究中胆囊结石的样本量较小、胆囊结石的成分多样化有关。

在主观评分方面, ULD-DLIR-L 和 ULD-DLIR-M 组评分低于 LD-FBP 组, ULD-DLIR-H 组的图像质量评分与 LD-FBP 组图像质量评分相近, 但 ULD-DLIR-H 组的视觉效果更佳, 提示高权重的 DLIR 能够更有效的提高图像质量。Noda et al^[12] 研究发现, 在降低约 80% 的辐射剂量下, DLIR 能够保持与标准剂量同样的图像质量和诊断信心, 为 DLIR 在腹部 LD CT 的应用提供了可行性依据。在本次 85 例研究对象中, ULD 组的诊断结果与 LD 组诊断基本一致, 再次证明了 ULD 条件下 DLIR 能够重建出与 LD 条件下 FBP 同样的图像质量, 满足诊断要求。

本研究存在的不足: ① 该研究是单中心研究,

且样本量较小,可能存在结果偏倚;②研究只设定了在固定的Kv和智能mA范围内比较两组不同噪声指数下的高低辐射结果,在后续研究中,可将调整不同Kv、mA、NI等相关参数进行比较,以实现腹部ULD的最优成像结果。

综上所述,ULD-DLIR-H组图像大幅降低SD值、提高SNR和CNR值,有效改善图像质量,为DLIR在ULD腹部CT平扫中应用提供参考依据。

参考文献

- [1] Parakh A, Cao J, Pierce T T, et al. Sinogram-based deep learning image reconstruction technique in abdominal CT: image quality considerations[J]. Eur Radiol, 2021, 31(11): 8342-53. doi: 10.1007/s00330-021-07952-4.
- [2] Gohla G, Örgel A, Klose U, et al. Comparison of ADMIRE, SAFIRE, and filtered back projection in standard and low-dose non-enhanced head CT[J]. Diagnostics, 2025, 15(12): 1541. doi: 10.3390/diagnostics15121541.
- [3] Zhang G, Zhang X, Xu L, et al. Value of deep learning reconstruction at ultra-low-dose CT for evaluation of urolithiasis[J]. Eur Radiol, 2022, 32(9): 5954-63. doi: 10.1007/s00330-022-08739-x.
- [4] Koetzier L R, Mastrociccia D, Szczykutowicz T P, et al. Deep learning image reconstruction for CT: technical principles and clinical prospects[J]. Radiology, 2023, 306(3): e221257. doi: 10.1148/radiol.221257.
- [5] 李云成, 邓炜, 李小虎. 深度学习重建算法的原理及其在腹部CT临床应用进展[J]. 中国医学影像学杂志, 2025, 33(1): 102-6. doi: 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.019.
- [5] Li Y C, Deng W, Li X H. Principles of deep learning reconstruction algorithm and its clinical application progress in abdominal CT[J]. Chin J Med Imag, 2025, 33(1): 102-6. doi: 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.01.019.
- [6] 李云成, 李裕国, 杨君琳, 等. 应用深度学习图像重建算法提高低辐射剂量肝脏能谱CT图像质量和病灶诊断信心的临床

研究[J]. 中华放射学杂志, 2025, 59(1): 43-9. doi: 10.3760/cma.j.cn112149-20240327-00160.

- [6] Li Y C, Li Y G, Yang J L, et al. A clinical study of deep learning image reconstruction algorithms in liver dual-energy CT with reduced radiation dose to further improve image quality and lesion diagnostic confidence[J]. Chin J Radiol, 2025, 59(1): 43-9. doi: 10.3760/cma.j.cn112149-20240327-00160.
- [7] Sato M, Ichikawa Y, Domae K, et al. Deep learning image reconstruction for improving image quality of contrast-enhanced dual-energy CT in abdomen[J]. Eur Radiol, 2022, 32(8): 5499-507. doi: 10.1007/s00330-022-08647-0.
- [8] 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): 3951-9. doi: 10.1007/s00330-020-06724-w.
- [9] Zhang X, Zhang G, Xu L, et al. Application of deep learning reconstruction of ultra-low-dose abdominal CT in the diagnosis of renal calculi[J]. Insights Imaging, 2022, 13(1): 163. doi: 10.1186/s13244-022-01300-w.
- [10] 王传彬, 李翠平, 曹锋, 等. 基于CT临床放射组学列线图与深度学习鉴别非典型肺错构瘤和肺腺癌[J]. 安徽医科大学学报, 2024, 59(2): 344-50. doi: 10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2024.02.026.
- [10] Wang C B, Li C P, Cao F, et al. Clinical radiomics nomogram and deep learning based on CT in discriminating atypical pulmonary hamartoma from lung adenocarcinoma[J]. Acta Univ Med Anhui, 2024, 59(2): 344-50. doi: 10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2024.02.026.
- [11] Racine D, Becce F, Viry A, et al. Task-based characterization of a deep learning image reconstruction and comparison with filtered back-projection and a partial model-based iterative reconstruction in abdominal CT: a phantom study[J]. Phys Med, 2020, 76: 28-37. doi: 10.1016/j.ejmp.2020.06.004.
- [12] Noda Y, Kaga T, Kawai N, et al. Low-dose whole-body CT using deep learning image reconstruction: image quality and lesion detection[J]. Br J Radiol, 2021, 94(1121): 20201329. doi: 10.1259/bjr.20201329.

The application value of deep learning image reconstruction algorithm in ultra-low dose abdominal CT scanning

Tang Xing, Li Yuncheng, Shu Hongmin, Hou Weishu, Wang Jun, Li Xiaohu

(Dept of Medical Radiology, The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022)

Abstract Objective To evaluate the feasibility of various strength levels of deep learning image reconstruction (DLIR) algorithms for improving non-contrast abdominal CT image quality at ultra-low radiation doses, by comparing ultra-low-dose DLIR images with low-dose filtered back projection (FBP) images. **Methods** A prospective collection of 85 patients undergoing non-contrast abdominal CT scans was performed, and a self-controlled study method was employed to conduct low-dose (LD) group and ultra-low-dose (ULD) group scans. The LD group used a noise index of 10 and employed FBP for image reconstruction (LD-FBP group). The ULD group used a noise index of 30 and employed DLIR at different levels (low, medium, high), resulting in three subgroups of reconstructed images: ULD-DLIR-L, ULD-DLIR-M, and ULD-DLIR-H. For each group, CT values, standard devia-

网络出版时间:2026-03-10 09:13:33 网络出版地址:https://link.cnki.net/urlid/34.1065.R.20260506.1115.016

未成年特应性皮炎患者血清短链脂肪酸水平与疾病关联分析

王振祥^{1,2,3}, 陈乐乐^{1,2,3}, 董丽萍^{1,2,3}, 汪生⁴, 许滢蕾^{1,2,3}, 蔡新颖^{1,2,3}, 肖风丽^{1,2,3,4,5}

(¹安徽医科大学第一附属医院皮肤科, 合肥 230022; ²安徽医科大学²皮肤病研究所、³皮肤病学教育部重点实验室、⁴科研实验中心、⁵疑难重症皮肤病协同创新中心, 合肥 230032)

摘要 **目的** 通过靶向代谢组学分析未成年特应性皮炎(AD)患者血清短链脂肪酸(SCFAs)的代谢变化及其与不同临床表型的相关性。**方法** 纳入2~18岁的87例AD患者及67例健康对照(HC)。采用超高效液相色谱质谱联用技术定量测定血清中8种SCFAs含量,通过多种统计学分析方法评估SCFAs与AD的相关性。**结果** 与HC组相比,AD组乙酸(AA)、丙酸(PA)和己酸(CA)降低($P=0.002, P=0.002, P=0.043$)。Logistic回归显示,AA($OR=0.449, 95\% CI: 0.289\sim 0.698$)和PA($OR=0.487, 95\% CI: 0.324\sim 0.732$)为AD保护因素,二者联合预测曲线下面积(AUC)大于0.7。年龄分层分析显示儿童期以AA降低为主,青少年期以PA降低为主。通路富集分析结果显示,脂肪酸生物合成($FDR=0.341, P=0.003$)和维生素K代谢途径($FDR=1, P=0.039$)两条代谢通路被显著富集。此外,将AD患者分别按照疾病严重程度、有无个人/家族特应性史以及性别分组后分析显示,SCFAs在各组间均无统计学差异。**结论** 血清中的差异性SCFAs及其富集的代谢通路可能与AD发病相关。

关键词 特应性皮炎;短链脂肪酸;靶向;代谢组学;液相色谱质谱;血清

中图分类号 R758.1

文献标志码 A **文章编号** 1000-1492(2026)04-0763-07

doi:10.19405/j.cnki.issn1000-1492.2026.04.023

特应性皮炎(atopic dermatitis, AD)是一种常见的慢性炎症性皮肤病,通常伴发过敏性哮喘或过敏

性鼻炎等特应性疾病^[1]。在一项AD全球流行病学调查中发现,儿童AD的患病率约为成人AD患病率的1倍^[2]。AD发病受多种因素影响,肠道菌群及其代谢物的变化,如短链脂肪酸(short chain fatty acids, SCFAs)对黏膜及全身性免疫反应具有显著调节作用,且肠道内SCFAs含量偏低与炎症及过敏性疾病的易感性直接相关^[3-4]。尽管只有一小部分肠

2026-02-28 接收

基金项目:国家自然科学基金项目(编号:82373481、82203920)

作者简介:王振祥,男,硕士研究生;

肖风丽,女,博士,教授,主任医师,博士生导师,通信作者,

E-mail:xiaofengli@126.com

tion (SD), signal-to-noise ratio (SNR), and contrast-to-noise ratio (CNR) were measured and calculated for the liver, spleen, kidneys, aorta, psoas major, and subcutaneous fat. Effective dose (ED) was also recorded. Two radiologists independently performed subjective evaluations of image quality using a 5-point scale. **Results** Compared with the LD-FBP group, the ULD-DLIR-L group showed significantly lower SNR and CNR values in the liver, spleen, kidneys, aorta, and psoas major ($P<0.001$), while the ULD-DLIR-H group exhibited significantly higher values ($P<0.001$). The difference of SNR and CNR values for the ULD-DLIR-M group showed no statistically significant difference. For subjective evaluation, the scores of the ULD-DLIR-L and ULD-DLIR-M groups were lower than those of the LD-FBP group, while there was no statistically significant difference in scores between the ULD-DLIR-H group and the LD-FBP group. The ED value of the ULD group was approximately 88% lower than that of the LD group. **Conclusion** Compared with the LD-FBP group, the ULD-DLIR-H group significantly reduces SD values while increasing SNR and CNR values, effectively improving the image quality of non-contrast abdominal CT scans.

Key words deep learning; image reconstruction; ultra-low-dose; tomography; X-ray; image quality

Fund program National Natural Science Foundation of China (No. 82371959)

Corresponding author Li Xiaohu, E-mail: lixiaohu@ahmu.edu.cn