

基于生成对抗网络改善儿童低剂量 PET 图像质量的研究

冯莉娟¹ 马欢¹ 鲁霞¹ 司宇坤¹ 周子昂¹ 阚英¹ 王巍¹ 李楠² 张辉³ 杨吉刚¹

¹首都医科大学附属北京友谊医院核医学科, 北京 100050; ²赛诺联合医疗科技(北京)有限公司, 北京 100192; ³清华大学医学院生物医学工程系, 北京 100084

通信作者: 杨吉刚, Email: yangjigang@ccmu.edu.cn

【摘要】 **目的** 探讨基于生成对抗网络重建 PET 图像在改善儿童低剂量¹⁸F-FDG PET 图像质量及病灶检出中的价值。**方法** 回顾性分析 2021 年 8 月至 2021 年 12 月于首都医科大学附属北京友谊医院行¹⁸F-FDG 全身 PET/CT 显像的 61 例患儿[男 38 例、女 23 例, 年龄(4.0±3.5)岁]的 PET 图像, 将所有患儿通过列表模式提取的低剂量扫描(30 s、20 s、10 s)图像输入生成对抗网络进行深度学习(DL)重建, 获取相应模拟标准全剂量(DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s)图像。测量标准全剂量 120 s、30 s、20 s、10 s、DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 图像的肝血池及原发病灶半定量参数, 计算靶本比(TBR)、对比噪声比(CNR)及 CV。采用 5 分 Likert 量表对图像质量进行主观评分, 对比各组图像阳性病灶检出情况, 计算阳性病灶检出的灵敏度及阳性预测值。采用 Mann-Whitney U 检验、Kruskal-Wallis 秩和检验及 χ^2 检验分析数据。**结果** 30 s、20 s、10 s 组图像 CNR 分别低于 DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组(z 值: -3.58、-3.20、-3.65, 均 $P < 0.05$)。DL-10 s 组评分低于 120 s、DL-30 s 及 DL-20 s 组[4(3, 4)、5(4, 5)、4(4, 5)、4(4, 5)分; $H = 97.70, P < 0.001$]; 120 s、DL-30 s、DL-20 s 及 DL-10 s 组图像的 TBR、CNR、CV、病灶及肝血池 SUV_{max} 和 SUV_{mean} 差异均无统计学意义(H 值: 0.00~6.76, 均 $P > 0.05$)。DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像阳性病灶检出的灵敏度分别为 97.83% (225/230)、96.96% (223/230) 和 95.65% (220/230), 阳性预测值分别为 96.57% (225/233)、93.70% (223/238)、84.94% (220/259); DL-10 s 组阳性预测值较低($\chi^2 = 23.51, P < 0.001$)。DL-10 s 组对不同部位阳性病灶检出的假阳性及假阴性病灶较多。**结论** 基于生成对抗网络的 DL-20 s 组图像质量较高, 能达到临床诊断要求。

【关键词】 神经网络(计算机); 图像处理, 计算机辅助; 时间因素; 儿童; 正电子发射断层显像术; 氟脱氧葡萄糖 F18

基金项目: 国家自然科学基金(81971642)

DOI: 10.3760/ema.j.cn321828-20220705-00212

Study on improving the quality of low-dose PET images of children based on generative adversarial networks

Feng Lijuan¹, Ma Huan¹, Lu Xia¹, Si Yukun¹, Zhou Ziang¹, Kan Ying¹, Wang Wei¹, Li Nan², Zhang Hui³, Yang Jigang¹

¹Department of Nuclear Medicine, Beijing Friendship Hospital, Capital Medical University, Beijing 100050, China; ²SinoUnion Healthcare Inc., Beijing 100192, China; ³Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Corresponding author: Yang Jigang, Email: yangjigang@ccmu.edu.cn

【Abstract】 **Objective** To investigate the value of generative adversarial networks-based PET image reconstruction in improving the quality of low-dose ¹⁸F-FDG PET images and lesion detection in pediatric patients. **Methods** Retrospective analysis of 61 PET images of children (38 males, 23 females, age (4.0±3.5) years) who underwent ¹⁸F-FDG total-body PET/CT imaging in Beijing Friendship Hospital, Capital Medical University from August 2021 to December 2021 was performed. The low-dose images (30 s, 20 s, 10 s) of all children extracted by list mode were input into the generative adversarial networks for deep learning (DL) reconstruction to obtain the corresponding simulated standard full-dose images (DL-30 s, DL-20 s, DL-10 s). The semi-quantitative parameters of the liver blood pool and primary lesion of standard full-dose 120 s, 30 s, 20 s, 10 s, DL-30 s, DL-20 s, and DL-10 s images were measured. The target-to-background ratio (TBR), contrast-to-noise ratio (CNR), and CV were calculated. The 5-point Likert scale was used for subjective scoring of image quality, and the detective abilities for positive lesions of each groups were compared. The sensitivities and positive predictive values of positive lesions detection were calculated. Mann-Whitney U test and Kruskal-Wallis rank sum test and χ^2 test were used for data analyses. **Re-**

sults CNR of the 30 s, 20 s, and 10 s groups were lower than those of DL-30 s, DL-20 s, and DL-10 s groups, respectively (z values: -3.58 , -3.20 , -3.65 , all $P < 0.05$). Score of DL-10 s group was significantly lower than those of 120 s, DL-30 s and DL-20 s groups ($4(3,4)$, $5(4,5)$, $4(4,5)$, $4(4,5)$; $H = 97.70$, $P < 0.001$). There were no significant differences in TBR, CNR, CV, SUV_{max} and SUV_{mean} of lesions and liver blood pool in 120 s, DL-30 s, DL-20 s, and DL-10 s groups (H values: $0.00-6.76$, all $P > 0.05$). The sensitivities of positive lesion detection in DL-30 s, DL-20 s, and DL-10 s groups were 97.83% (225/230), 96.96% (223/230), 95.65% (220/230), respectively, and the positive predictive values were 96.57% (225/233), 93.70% (223/238), 84.94% (220/259), respectively. The positive predictive value in DL-10 s group was lower than those in DL-30 s and DL-20 s groups ($\chi^2 = 23.51$, $P < 0.001$). There were more false-positive and false-negative lesions detected by DL-10 s group than those of DL-30 s and DL-20 s groups in different sites. **Conclusion** Based on the generative adversarial networks, the image quality of DL-20 s group is high and can meet the clinical diagnostic requirements.

【Key words】 Neural networks (computer); Image processing, computer-assisted; Time factors; Child; Positron-emission tomography; Fluorodeoxyglucose F18

Fund program: National Natural Science Foundation of China (81971642)

DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20220705-00212

^{18}F -FDG PET/CT 显像可为多数肿瘤患者提供精确的诊断并监测治疗反应^[1]。但全身 PET 扫描时间较长,易引起患者不适、焦虑,还可能产生运动伪影^[2]。此外,儿童因辐射诱发恶性肿瘤的风险比成人更高^[3]。目前研究聚焦于如何减少显像剂给药剂量及缩短扫描时间,但 2 种方式均会降低对 PET 湮灭事件的探测效率,影响图像质量和 PET 代谢参数值的准确性^[1,4-5]。在确保图像质量及 PET 代谢参数准确性的情况下,使用更低剂量显像剂及缩短扫描时间具有重要意义。有研究表明,深度学习 (deep learning, DL) 可在使用低剂量显像剂或在较短时间内获得的输入图像中重建出高质量的 PET 图像,且可满足临床诊断需求^[5-7],但鲜有其在儿童低剂量 PET 图像中的相关研究。因此,本研究探讨了基于生成对抗网络的 DL 在改善儿童低剂量 PET 图像质量及病灶检出中的价值。

资料与方法

1. 临床资料。回顾性收集 2021 年 8 月至 2021 年 12 月于首都医科大学附属北京友谊医院核医学科行 ^{18}F -FDG 全身 PET/CT 显像的患儿 61 例,其中男 38 例、女 23 例,年龄 (4.0 ± 3.5) 岁,范围 2 月龄 ~ 14.0 岁。经病理检查证实,神经母细胞瘤 25 例,淋巴瘤 9 例,横纹肌肉瘤 5 例,肝母细胞瘤、肾母细胞瘤、尤因肉瘤各 4 例,炎性肌纤维母细胞瘤 2 例,其他 8 例。本研究由首都医科大学附属北京友谊医院生命伦理委员会批准 (批件号 2021-P1-械-001-01),患儿家属均签署知情同意书,研究符合《赫尔辛基宣言》的原则。

2. 显像及重建方法。所有患儿接受全身 PET/CT 显像,显像仪器为德国 Siemens 公司 Biograph mCT PET/CT 仪。扫描前患儿需 24 h 内减少剧烈运

动,禁食 6 h 以上。据患儿体质量经其静脉注射 ^{18}F -FDG (由北京原子高科股份有限公司提供) 3.70 ~ 5.55 MBq/kg。先行低剂量 CT 扫描 (管电压 120 kV、矩阵 512×512 、层厚 2 mm),后立即行全身 PET 显像,扫描速度每个床位 120 s。应用有序子集最大期望值迭代法 (1 次迭代,21 个子集,半高宽 5 mm,像素 $4.07 \text{ mm} \times 4.07 \text{ mm}$,层厚 3 mm,矩阵 200×200) 行 PET 图像重建作为标准全剂量图像 (120 s),然后使用列表模式重建每个床位 30 s、20 s、10 s 的 PET 图像,将其作为低剂量扫描图像。

3. 图像处理及评价。将所有低剂量扫描图像传输至生成对抗网络进行后处理^[8],模拟标准全剂量图像。处理后得到每例患儿的 120 s 图像、低剂量扫描 (30 s、20 s、10 s) 图像和通过 DL 后的模拟标准全剂量 (DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s) 图像,对上述图像进行评价。(1) 客观评价。由 1 位核医学科副主任医师勾画各组图像的肝血池及病灶感兴趣体积。在 CT 上于肝右叶勾画最大径为 3 cm 的感兴趣体积,自动测量肝及原发病灶 SUV_{max} 、 SUV_{mean} 、标准差 (standard deviation, SD),并计算病灶的靶本比 (target-to-background ratio, TBR)、对比噪声比 (contrast-to-noise ratio, CNR) 及 CV。其中, $TBR = SUV_{max\text{病灶}} / SUV_{mean\text{肝}}$, $CNR = (SUV_{mean\text{病灶}} - SUV_{mean\text{肝}}) / SD_{\text{肝}}$, $CV = SD_{\text{病灶}} / SUV_{mean\text{病灶}}$ 。

(2) 主观评价。由 2 位副主任及以上级别的核医学科医师共同完成,二者对患儿图像显像方式不知情。采用 5 分 Likert 量表对图像质量进行评分^[7]: 1 分: 图像噪声严重,对比度差,组织边缘模糊不清,非诊断性图像; 2 分: 噪声大,对比度较差,组织边缘较模糊,图像质量差; 3 分: 噪声及对比度可接受,组织边缘可分辨,图像质量一般; 4: 噪声轻微,对比度好,组织边缘易辨别,图像质量良好; 5: 无明

显噪声,对比度好,组织边缘光滑清晰,图像质量高。评分出现分歧时协商得出最终评分。图像质量评分 3 分及以上为合格,表示图像可以满足临床诊断的需要,1~2 分则不满足临床诊断的需要。

分别比较各组图像的图像质量评分、TBR、CNR、CV、肝血池及病灶的 SUV_{max} 和 SUV_{mean} 。

4.阳性病灶的判别与比较。由 2 名医师同时对除原发病灶外的可疑病灶进行测量,将 $SUV_{max} > 2.5$ 定义为阳性病灶^[9]。以 120 s 图像结果为参考,计算 DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像对病灶检出的灵敏度和阳性预测值。此外,分析 3 组图像的假阳性和假阴性病灶情况。

5.统计学处理。使用 IBM SPSS 26.0 软件及 GraphPad Prism 9 进行统计学分析。符合正态分布的定量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示,不符合正态分布的定量资料以 $M(Q_1, Q_3)$ 表示,定性资料以频数(百分数)表示。采用 Mann-Whitney *U* 检验和 Kruskal-Wallis 秩和检验比较不同组间的图像质量评分、TBR、CNR、CV、肝血池及病灶 SUV_{max} 和 SUV_{mean} 的差异(组间两两比较采用经 Bonferroni 法校正的 Dunn's 检验)。不同组间图像的阳性病灶检出效能(灵敏度和阳性预测值)比较采用 χ^2 检验。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

结 果

处理后得到 61 例患儿各自的低剂量扫描(10 s、20 s、30 s)图像、通过 DL 后的模拟标准全剂量(DL-

10 s、DL-20 s、DL-30 s)图像和 120 s 图像(图 1)。

1.图像质量评价。30 s、20 s、10 s 组图像的 CNR 分别为 4.00(0.74, 10.56)、3.92(0.63, 9.17)、2.33(0.46, 6.89),DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组分别为 13.30(2.80, 41.49)、12.78(2.27, 34.17)、8.00(2.83, 24.36)。低剂量扫描图像 CNR 明显低于通过 DL 后的模拟标准全剂量图像(z 值:-3.58、-3.20、-3.65,均 $P < 0.05$),因此不再将低剂量扫描图像与 120 s 图像进行比较。

在图像质量评分方面,120 s、DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组评分分别为 5(4, 5)、4(4, 5)、4(4, 5)、4(3, 4)分,图像质量均可接受,但 DL-10 s 组评分低于其余 3 组($H = 97.70, z$ 值:80.21 ~ 106.53,均 $P < 0.001$),余组间差异均无统计学意义(均 $P > 0.05$)。在客观评价方面,120 s、DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像的 TBR 分别为 3.67(2.38, 7.30)、4.31(2.23, 7.13)、4.00(2.32, 6.86)、4.52(2.21, 7.34),差异无统计学意义($H = 0.02, P = 0.999$);120 s、DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像的 CNR 分别为 23.00(5.59, 55.33)、13.30(2.80, 41.49)、12.78(2.27, 34.17)、8.00(2.83, 24.36),差异无统计学意义($H = 6.76, P = 0.080$)。

2.相关定量指标的比较。120 s、DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像的肝血池 SUV_{max} 分别为 1.20(1.01, 1.35)、1.19(1.00, 1.32)、1.25(1.05, 1.41)、1.29(1.09, 1.48),肝血池 SUV_{mean} 分别为 1.09(0.89, 1.23)、1.02(0.88, 1.18)、1.05(0.88, 1.18)、1.06

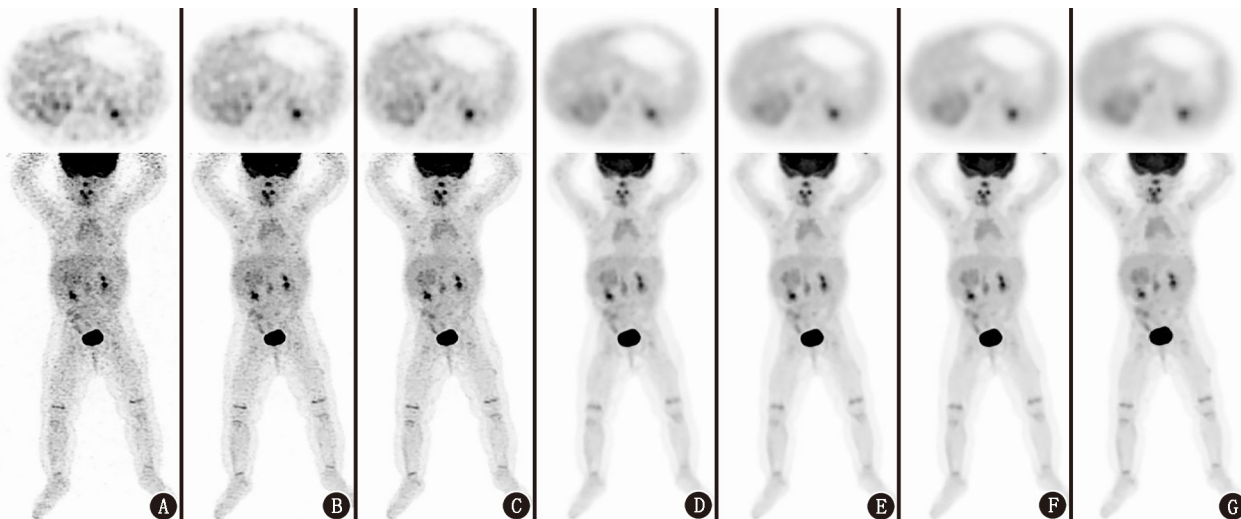


图 1 右侧腹膜后神经母细胞瘤患儿(女,8 月龄)¹⁸F-FDG PET/CT 显像图。从左至右依次为低剂量(10 s、20 s、30 s;A~C)、通过深度学习(DL)后的模拟标准全剂量(DL-10 s、DL-20 s、DL-30 s;D~F)和全剂量(120 s;G)图像。A~C.低剂量扫描 10 s、20 s、30 s 图像质量评分分别为 1、2、2 分,无法满足临床诊断的需要;D~G. DL-10 s、DL-20 s、DL-30 s、120 s 图像质量评分分别为 3、4、4 和 5 分,120 s 图像质量最佳,DL-30 s 与 DL-20 s 次之,DL-10 s 最差

(0.86, 1.22), 病灶 SUV_{max} 分别为 4.03(2.77, 7.25)、4.31(2.65, 7.31)、4.51(2.67, 7.23)、4.78(2.63, 7.53), 病灶 SUV_{mean} 分别为 2.16(1.43, 3.11)、2.16(1.40, 3.54)、2.16(1.35, 3.47)、2.24(1.44, 3.57), CV 分别为 0.25(0.21, 0.28)、0.25(0.21, 0.28)、0.25(0.21, 0.29)、0.25(0.22, 0.29), 上述指标在不同图像组间的差异均无统计学意义(H 值: 5.70、1.43、0.02、0.00、0.22, 均 $P>0.05$)。

3. 各组图像的阳性病灶检出与分析。120 s 组图像检出病灶 230 个, 以其为参考标准, DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像阳性病灶检出的灵敏度分别为 97.83%(225/230)、96.96%(223/230)、95.65%(220/230), 差异无统计学意义($\chi^2 = 1.78, P = 0.410$); 三者阳性预测值分别为 96.57%(225/233)、93.70%(223/238)、84.94%(220/259), DL-10 s 组阳性预测值低于 DL-30 s 及 DL-20 s 组($\chi^2 = 23.51, P < 0.001$)。

3 组图像均存在假阳性与假阴性病灶。(1) 分析假阳性病灶: DL-30 s 组 8 处, 其中骨骼 5 处、淋巴结 2 处、纵隔+腹膜后 1 处; DL-20 s 组 15 处, 其中骨骼 9 处、淋巴结 2 处、肝、肌肉、脾、纵隔+腹膜后各 1 处; DL-10 s 组 39 处, 其中骨骼 21 处、肝 8 处、肌肉 4 处、淋巴结、脾、腹腔+盆腔各 2 处。(2) 分析假阴性病灶: DL-30 s 组 5 处, 均为淋巴结; DL-20 s 组 7 处, 其中淋巴结 6 处、骨骼 1 处; DL-10 s 组 10 处, 其中淋巴结 9 处、骨骼 1 处。DL-10 s 组对不同部位阳性病灶检出的假阳性及假阴性数量多于 DL-30 s 和 DL-20 s 组。

讨 论

本研究基于生成对抗网络建立 DL 模型, 评价比较了 120 s、DL-30 s、DL-20 s 及 DL-10 s 4 组图像的图像质量, 并进一步比较了各组图像肝血池和病灶 SUV 及 CV , 以及各组图像对不同部位阳性病灶的检出情况。结果显示, 结合生成对抗网络可在扫描时间缩短至每个床位 20 s 的情况下, 得到图像质量及 SUV 定量的准确性均较高的模拟全剂量图像, 满足临床诊断要求, 表明该 DL 模型在缩短扫描时间和降低 PET 辐射剂量方面具有相当的潜力。

近年来, DL 被广泛用于医学图像分析, 并显示出较好的应用前景^[10]。Chaudhari 等^[7]利用卷积神经网络模型对 1/4 标准剂量的低剂量图像进行优化, 优化后的低剂量图像与标准扫描图像的图像质量及 SUV 差异均无统计学意义, 对病变检出的灵敏度和特异性均较高(分别为 0.94 和 0.98)。Nai

等^[11]在利用 DL 验证肺癌低剂量 PET 扫描方案和图像质量改善的研究中发现, 使用 DL 可改善图像质量, 并在确保 PET 临床诊断价值的同时减少显像剂剂量, 但 SUV 定量可能会存在一定的偏差。生成对抗神经网络是 1 种 DL 的图像合成模型, 包含生成器和判别器 2 个部分, 利用两者不断博弈, 可得到更高的图像细节还原度, 从而实现了图像降噪及图像分辨率的提高。Wang 等^[12]的研究表明, 基于三维生成对抗网络模型可输入低剂量颅脑图像, 输出图像质量较好的模拟全剂量图像。Sanaat 等^[5]的研究同样表明, 生成对抗网络能够从 1/8 标准剂量的低剂量 PET 图像中合成全剂量图像, 且与标准扫描图像在病灶检出、图像质量评分及 SUV 定量准确性方面具有高度一致性, 表明生成对抗网络在 PET 图像去噪方面性能较好, 可提高图像质量及低剂量图像的病灶检出率。

但上述研究均为成人 PET 显像, 部分研究仅为局部 PET 显像。儿童对辐射的敏感性更高, 且局部图像重建本质上与全身图像重建不同, 解剖细节更加多变, 重建难度更高^[13]。本研究分析了 61 例患儿的¹⁸F-FDG PET 图像, 提取低剂量扫描图像(30 s、20 s、10 s), 并通过生成对抗网络重建获取相应模拟标准全剂量图像(DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s), 评价各组图像的图像质量。结果表明, DL-10 s 组图像质量主观评分低于 120 s、DL-30 s 及 DL-20 s 组, 考虑可能与图像噪声及整体图像质量随剂量减少而下降有关^[14]。Tan 等^[15]的研究也表明, 随着采集时间的缩短, PET 湮灭事件的检测数量会明显减少。尽管本研究 4 组图像的 CNR 差异无统计学意义, 但随着剂量的减少, 图像 CNR 仍呈下降趋势。本研究中, 各组低剂量重建图像相关定量指标与全剂量图像相比差异均无统计学意义, 提示扫描时间缩短至每床位 10 s 并不会影响 SUV 定量的准确性。本研究以全剂量 120 s 为参考, 比较了各组低剂量重建图像阳性病灶的检出结果, DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组图像阳性病灶检出的灵敏度均较高, 而 DL-10 s 的阳性预测值则较低。分析发现, DL-10 s 对各部位阳性病灶检出的假阳性及假阴性病灶数量多于 DL-30 s 和 DL-20 s 组。DL-30 s、DL-20 s、DL-10 s 组均出现 2 处假阳性淋巴结病灶, 考虑与患者术后炎性病变及治疗后改变有关^[16]。在 DL-10 s 图像中肝和骨骼假阳性病灶数较多, 主要是因为图像质量较差, 难以区分病变与背景噪声^[17]; 肝在患者体内的衰减不均匀也是导致假阳性病灶数较多的原因之一^[18]。假阴性

病灶位于淋巴结中较多,考虑与因部分容积效应导致低估较小淋巴结的显像剂摄取有关;此外部分原发肿瘤周围的转移淋巴结通常较小,且低剂量图像质量较差,导致难以观察到相邻淋巴结独立的结构^[15]。

总体而言,与全剂量图像相比,DL-30 s、DL-20 s 在图像质量评价、SUV 定量准确性、阳性病灶检出灵敏度和阳性预测值方面与其没有明显差异,若能进一步缩短采集时间,可明显减少患者辐射剂量,因此本研究结果提示每个床位 20 s 为最优低剂量扫描。

本研究存在局限性:(1)病例数相对较少,且未行多中心研究,未来需扩大样本量行多中心研究,进一步证实 DL 模型的泛化性;(2)患者疾病类型不同,异质性高,未来可对不同病种行亚组分析;(3)仅选择了¹⁸F-FDG 进行研究,可进一步探索生成对抗网络对其他显像剂的低剂量图像是否同样具有优化能力。

综上,基于生成对抗网络的 DL 能在一定程度上改善儿童低剂量¹⁸F-FDG PET/CT 图像质量,并达临床诊断的需要。基于生成对抗网络的 DL 条件下,每个床位 20 s 的超低辐射剂量扫描可得到达诊断要求的图像,这为进一步降低儿童辐射剂量提供了新的途径。

利益冲突 所有作者声明无利益冲突

作者贡献声明 冯莉娟:研究实施、论文撰写;马欢:图像采集、数据收集;鲁霞、司宇坤、周子昂:数据整理、统计分析;阚英、王巍:论文修改;李楠、张辉:技术支持;杨吉刚:研究指导、经费支持

参 考 文 献

- [1] Xing Y, Qiao W, Wang T, et al. Deep learning-assisted PET imaging achieves fast scan/low-dose examination[J]. EJNMMI Phys, 2022, 9(1): 7. DOI:10.1186/s40658-022-00431-9.
- [2] Callahan J, Binns D, Dunn L, et al. Motion effects on SUV and lesion volume in 3D and 4D PET scanning[J]. Australas Phys Eng Sci Med, 2011, 34(4): 489-495. DOI: 10.1007/s13246-011-0109-x.
- [3] Fahey FH, Goodkind AB, Plyku D, et al. Dose estimation in pediatric nuclear medicine[J]. Semin Nucl Med, 2017, 47(2): 118-125. DOI:10.1053/j.semnuclmed.2016.10.006.
- [4] Kaplan S, Zhu YM. Full-dose PET image estimation from low-dose PET image using deep learning; a pilot study[J]. J Digit Imaging, 2019, 32(5): 773-778. DOI:10.1007/s10278-018-0150-3.
- [5] Sanaat A, Shiri I, Arabi H, et al. Deep learning-assisted ultra-fast/low-dose whole-body PET/CT imaging[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(8): 2405-2415. DOI:10.1007/s00259-020-05167-1.
- [6] 胡琳君,胡奕奕,郭彬威,等.深度学习重建方法改善快速采集 PET 图像质量的临床研究[J].中华核医学与分子影像杂志,

2021, 41(10): 602-606. DOI: 10.3760/cma.j.cn321828-20210514-00164.

Hu LJ, Hu YY, Guo BW, et al. Clinical study of deep learning reconstruction to improve the quality of rapidly acquired PET images [J]. Chin J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 41(10): 602-606. DOI:10.3760/cma.j.cn321828-20210514-00164.

- [7] Chaudhari AS, Mitra E, Davidzon GA, et al. Low-count whole-body PET with deep learning in a multicenter and externally validated study[J]. NPJ Digit Med, 2021, 4(1): 127. DOI:10.1038/s41746-021-00497-2.
- [8] Zhou Y, Yang Z, Zhang H, et al. 3D segmentation guided style-based generative adversarial networks for PET synthesis[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2022, 41(8): 2092-2104. DOI:10.1109/TMI.2022.3156614.
- [9] Nestle U, Kremp S, Schaefer-Schuler A, et al. Comparison of different methods for delineation of ¹⁸F-FDG PET-positive tissue for target volume definition in radiotherapy of patients with non-small cell lung cancer[J]. J Nucl Med, 2005, 46(8): 1342-1348.
- [10] Zaidi H, El Naqa I. Quantitative molecular positron emission tomography imaging using advanced deep learning techniques[J]. Annu Rev Biomed Eng, 2021, 23: 249-276. DOI:10.1146/annurev-bioeng-082420-020343.
- [11] Nai YH, Schaefferkoetter J, Fakhry-Darian D, et al. Validation of low-dose lung cancer PET-CT protocol and PET image improvement using machine learning[J]. Phys Med, 2021, 81: 285-294. DOI: 10.1016/j.ejmp.2020.11.027.
- [12] Wang Y, Yu B, Wang L, et al. 3D conditional generative adversarial networks for high-quality PET image estimation at low dose [J]. Neuroimage, 2018, 174: 550-562. DOI:10.1016/j.neuroimage.2018.03.045.
- [13] Wang YJ, Baratto L, Hawk KE, et al. Artificial intelligence enables whole-body positron emission tomography scans with minimal radiation exposure[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(9): 2771-2781. DOI:10.1007/s00259-021-05197-3.
- [14] Zhao YM, Li YH, Chen T, et al. Image quality and lesion detectability in low-dose pediatric ¹⁸F-FDG scans using total-body PET/CT[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2021, 48(11): 3378-3385. DOI:10.1007/s00259-021-05304-4.
- [15] Tan H, Cai D, Sui X, et al. Investigating ultra-low-dose total-body [¹⁸F]-FDG PET/CT in colorectal cancer: initial experience [J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2022, 49(3): 1002-1011. DOI:10.1007/s00259-021-05537-3.
- [16] Marashdeh WM, Al-Mugbel KM, Alebbini MM, et al. Pitfalls and value of organ specific approach in evaluating indeterminate lesions detected on CT in colorectal cancer by [¹⁸F] FDG PET/CT[J]. Eur J Radiol Open, 2020, 7: 100264. DOI:10.1016/j.ejro.2020.100264.
- [17] Zhang YQ, Hu PC, Wu RZ, et al. The image quality, lesion detectability, and acquisition time of ¹⁸F-FDG total-body PET/CT in oncological patients[J]. Eur J Nucl Med Mol Imaging, 2020, 47(11): 2507-2515. DOI:10.1007/s00259-020-04823-w.
- [18] Schmall JP, Surti S, Otero HJ, et al. Investigating low-dose image quality in whole-body pediatric ¹⁸F-FDG scans using time-of-flight PET/MRI[J]. J Nucl Med, 2021, 62(1): 123-130. DOI: 10.2967/jnumed.119.240127.

(收稿日期:2022-07-05)