

• 临床研究 • doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.10.020

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250528.1751.003\(2025-05-29\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20250528.1751.003(2025-05-29))

深度学习重建技术在子宫高分辨 T2WI 中的应用价值^{*}

潘 婧,金 瑞,褚志刚,郁仁强[△]

(重庆医科大学附属第一医院放射科,重庆 400016)

[摘要] 目的 评估深度学习重建(DLR)技术在子宫高分辨 T2WI 中的应用价值,并与传统重建技术进行对比分析。方法 前瞻性选择 2024 年 5—8 月在该院临床诊断为宫颈癌且行盆腔 MRI 检查的 45 例患者为研究对象,采用 DLR 技术对高分辨 T2WI 图像进行重建,与传统重建技术的高分辨 T2WI 图像进行对比。采用 Likert-type 量表对高分辨 T2WI 图像的伪影和组织对比进行主观质量评价,采用病变区域和子宫肌层的相对对比度(RC)对高分辨 T2WI 图像进行客观质量评价。结果 DLR 技术获得的高分辨 T2WI 图像的运动伪影评分与传统重建技术比较(4.22 ± 0.42 vs. 4.16 ± 0.37),差异无统计学意义($P = 0.18$),组织对比评分明显高于传统重建方法(4.38 ± 0.49 vs. 3.98 ± 0.26 , $P < 0.001$);DLR 技术获得的高分辨 T2WI 图像的 RC 优于传统重建方法(0.74 ± 0.06 vs. 0.71 ± 0.05 , $P < 0.001$)。结论 DLR 技术在子宫高分辨 T2WI 图像伪影抑制方面与传统重建方法比较无明显差异,但可提高图像的组织对比度,增强病变的可视化效果,具有明显的优势。

[关键词] 深度学习;宫颈癌;高分辨成像;重建技术;图像质量;MRI

[中图法分类号] R445.2

[文献标识码] A

[文章编号] 1671-8348(2025)10-2357-04

Value of deep learning reconstruction in high-resolution T2-weighted imaging of the uterus^{*}

PAN Jing, JIN Rui, CHU Zhigang, YU Renqiang[△]

(Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing 400016, China)

[Abstract] **Objective** To evaluate the application of deep learning reconstruction (DLR) in high-resolution T2WI of the uterus and compare it with traditional reconstruction method. **Methods** A total of 45 patients diagnosed with cervical cancer and undergoing pelvic MRI scans at the hospital from May to August 2024 were prospectively included in the study. DLR technology was used to reconstruct high-resolution T2WI images, which were then compared with high-resolution T2WI images obtained using traditional reconstruction techniques. Likert-type scale was employed for subjective quality evaluation of artifacts and tissue contrast in high-resolution T2WI images, while relative contrast (RC) between the lesion area and uterine myometrium was used for objective quality assessment of the images. **Results** The artifact score of high-resolution T2WI images obtained using DLR technology showed no significant difference compared to traditional reconstruction method (4.22 ± 0.42 vs. 4.16 ± 0.37 , $P = 0.18$). However, the tissue contrast score was significantly higher than that of traditional reconstruction methods (4.38 ± 0.49 vs. 3.98 ± 0.26 , $P < 0.001$). The RC of high-resolution T2WI images obtained using DLR technology was superior to that of traditional reconstruction methods (0.74 ± 0.06 vs. 0.71 ± 0.05 , $P < 0.001$). **Conclusion** DLR demonstrates significant advantages in high-resolution uterine T2WI. Although it shows no significant difference in artifact suppression compared to traditional methods, it improves tissue contrast and enhances lesion visualization.

[Key words] deep learning; cervical cancer; high-resolution imaging; reconstruction technology; image quality; MRI

^{*} 基金项目:重庆市高等学校“十四五”市级重点学科项目(渝教研发〔2021〕8号);重庆市转化医学中心“医+X”试点项目(Y+X202409)。

[△] 通信作者, E-mail: yurenqiang@hospital.cqmu.edu.cn。

宫颈癌是女性最常见的恶性肿瘤之一^[1]，其发病率和死亡率在全球范围内均较高，尤其是在低收入和中等收入国家，对女性的健康构成了严重威胁。MRI 作为一种无创成像技术，在宫颈癌的诊断和分期中发挥着至关重要的作用^[2-4]。传统 MRI 成像技术在空间分辨率和组织对比度上面临一定挑战^[5]，尤其是高分辨率成像过程中，噪声和伪影的干扰影响对病变的精准判断。近年来，深度学习重建(deep learning reconstruction, DLR)技术迅速发展，通过对图像的后处理降噪及优化，明显提高了图像质量。DLR 技术通过卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)对原始图像进行训练和优化，实现了对图像中噪声的有效抑制和细节的保留，使图像在清晰度和对比度方面得到了明显提升^[6]。相比传统的滤波降噪方法，DLR 技术在保证高分辨率的同时避免了图像细节的丢失，从而增强了对病变的可视化能力。DLR 技术已经在神经系统^[7]、腹部^[8]、乳腺^[9]、关节^[10-11]等多个部位的 MRI 中表现良好，尤其是在增强病变可视化和提高诊断准确性方面。在妇科肿瘤影像中，DLR 也有望改善宫颈癌的诊断和分期，为临床提供更为精确的影像依据。本研究旨在探讨 DLR 技术在子宫高分辨 T2WI 中的应用效果，并与传统重建技术图像进行对比，以期为宫颈癌的早期诊断和治疗提供更为优质的影像支持。

1 资料与方法

1.1 一般资料

前瞻性选择 2024 年 5—8 月在本院行盆腔 MRI 检查的患者作为研究对象。纳入标准：(1) 年龄 18~70 岁；(2) 意识清醒，能够配合完成 MRI 检查；(3) 临床确诊为宫颈癌；(4) 无 MRI 检查禁忌证。排除标准：(1) 盆腔内有金属异物产生明显磁性伪影，如节育环等；(2) 接受过相关手术或治疗，导致组织结构发生明显改变；(3) 肿瘤病变在高分辨 T2WI 图像上不可分辨。最终纳入 45 例宫颈癌患者，年龄 33~70 岁，平均(48.78±9.58)岁。I 期患者 11 例，II 期患者 23 例，III 期患者 9 例，IV 期 2 例。本研究已通过本院伦理委员会批准(审批号：2024-265-01)，患者均知情同意。

1.2 影像检查设备与扫描、重建参数

患者均在 GE Discovery MR750w 3.0T MRI 设备上完成检查，使用 16 通道的体部线圈进行图像采集。扫描前移除患者所有金属物品，采取仰卧位，双手上举。高分辨 T2WI 图像采用快速自旋回波序列成像，扫描参数如下：重复时间(time of repeat, TR)为 5 614 ms，回波时间(time of echo, TE)85.2 ms，层

厚 3 mm，层间距 0.3 mm，视野(field of view, FOV)180 mm×180 mm，矩阵 300×300，激励次数 1，体素大小为 0.6 mm×0.6 mm×3.0 mm。扫描后的数据默认采用传统重建技术重建，同时开启 IQ Engine 软件进行 DLR 技术重建图像，增强水平选择“Moderate”，最终得到解剖位置完全一致的两种不同重建技术高分辨 T2WI 图像。

1.3 图像质量评价

选择宫颈病变层面的图像进行图像质量评价。由 2 位具有 10 年以上影像诊断经验的放射科医师分别从图像运动伪影和组织对比方面进行独立评价，采用 Likert-type 量表，评分范围 1~5 分^[12]。图像运动伪影是指由于患者在扫描过程中移动或生理性运动(如呼吸运动、心跳、血流或肠道蠕动)引起的图像异常表现，通常表现为模糊、条纹或重复的结构，并明显降低图像的诊断质量。图像运动伪影评分 1 分为图像质量极差，运动伪影严重，无法用于临床诊断；2 分为图像质量一般，明显运动伪影，影响局部诊断；3 分为图像质量较好，中度运动伪影，可能影响诊断；4 分为图像质量良好，轻度运动伪影，不影响诊断；5 分为图像质量极好，无肉眼可见运动伪影。图像组织对比指图像中不同组织或病灶之间信号强度的差异，是诊断病理变化的基础，在鉴别肿瘤、炎症、出血等病变中起关键作用。组织对比评分 1 分为无法识别子宫的组织结构；2 分为尚可识别子宫的组织结构，边缘模糊；3 分为子宫的组织与周围组织区分，但边缘稍模糊；4 分为子宫的组织结构显示良好，边缘清晰；5 分为子宫的组织结构显示清晰，边缘非常清晰。

由 1 位具有 10 年以上影像诊断经验的放射科医师在 AW4.7 工作站上对病变区域和子宫正常肌层进行定量测量。通过绘制感兴趣区(region of interest, ROI)及工作站的复制功能，测量区域信号强度(signal intensity, SI)，并计算相对对比度(relative contrast, RC)。RC 是用来定量描述两个组织或结构之间信号强度差异的一种指标，是衡量影像学表现敏感性的主要参数，高 RC 值通常提示更好的病灶可视化，从而有助于早期诊断和治疗。其意义在于提供一种标准化的指标，以便在不同成像条件下进行图像质量的对比。 $RC = |SI_{\text{病变}} - SI_{\text{肌层}}| / SI_{\text{病变}}$ 。每个 ROI 测量 3 次取平均值。

1.4 统计学处理

采用 SPSS20.0 软件进行统计学分析。计量资料以 $\bar{x} \pm s$ 表示，比较采用 *t* 检验。通过 Kappa 检验评价评分上的一致性，其中 Kappa 值 ≥ 0.80 表示一致性非常好， $0.60 \sim < 0.80$ 表示一致性较好， $0.40 \sim <$

0.60 表示一致性一般, <0.40 则表示一致性较差^[13]。

以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结 果

2.1 图像运动伪影和组织对比评价

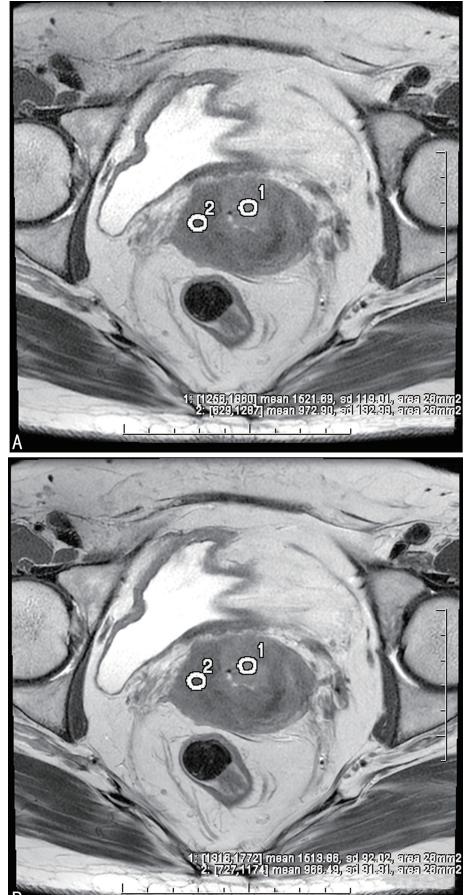
对图像运动伪影和组织对比评分一致性检验的 Kappa 值分别为 0.71 和 0.75, 一致性较好。两种重建技术的图像伪影评分比较, 差异无统计学意义 ($P > 0.05$), 组织对比评分比较, 差异有统计学意义 ($P < 0.05$), 见表 1。

表 1 图像质量主观评价得分比较 ($\bar{x} \pm s$, 分)

项目	传统重建技术	DLR 技术	P
运动伪影评分	4.16 ± 0.37	4.22 ± 0.42	0.180
组织对比评分	3.98 ± 0.26	4.38 ± 0.49	<0.001

2.2 图像 RC 评价

传统重建技术的 RC 值为 0.71 ± 0.05 , DLR 技术为 0.74 ± 0.06 , 差异有统计学意义 ($t = -9.28$, $P < 0.001$), 典型病例见图 1。



A: 传统重建技术图像; B: DLR 技术图像; 1: 宫颈癌病变的信号强度; 2: 病变旁边正常子宫肌层的信号强度。

图 1 宫颈癌病变区域和子宫正常肌层 SI 测量

3 讨 论

显提高了整体图像的清晰度和组织对比度。相比传统重建方法, DLR 技术能够有效保留图像细节并减少噪声干扰, 这得益于深度卷积神经网络在图像降噪和细节增强中的优秀表现^[13]。本研究结果显示, DLR 技术的组织对比主观评分明显高于传统重建技术, 与以往 DLR 技术在其他部位成像的研究^[8-11]结果一致, 这些改进为宫颈癌影像精准诊断的临床应用提供了高质量的影像数据。

DLR 技术未显示出可以有效抑制伪影, 这可能是由于其核心优化策略集中在随机噪声和图像细节的提取上, 而对周期性或非随机的生理性运动伪影(如肠蠕动、膀胱搏动等)控制能力有限。已有研究指出, DLR 技术对静态结构清晰度提升明显, 但在受心跳、呼吸或肠道活动干扰明显区域, 其降伪影效果仍存在局限^[14-15]。此外, 本研究中所采用序列未进行运动导航或触发优化, 可能进一步限制伪影抑制效果。未来可尝试将 DLR 技术与螺旋桨(Propeller)等基于非笛卡尔采样的技术结合使用, 以更有效控制运动伪影干扰。

RC 是衡量病变区域与正常组织区分度的重要客观指标^[16]。在本研究中, DLR 技术明显提高了高分辨 T2WI 图像的 RC 值, 表明 DLR 技术能够更清晰地呈现宫颈癌病灶的边界和细节。高对比度的图像有助于更准确地评估病变的范围、形态及其对周围组织的影响, 这对宫颈癌的分期、疗效评估及术前规划具有重要的指导作用。

IQ Engine 智能引擎软件作为最早商业化应用于临床的 DLR 技术, 在提高子宫高分辨 T2WI 图像质量、增强病变可视化方面具有明显优势, 能够为宫颈癌的影像学评估提供重要的技术支持。但 DLR 技术的广泛应用仍面临一些挑战, 尤其是该商用 DLR 技术还没有覆盖全部检查序列, 包括 DISCO 超快速动态增强成像序列、Propeller 成像序列、多期相的肝脏三维容积超快速(liver acquisition with volume acceleration, LAVA)成像序列等。此外, DLR 技术的降伪影效果需结合其他技术手段进一步改善, 以应对更多复杂的临床场景。值得关注的是, DLR 技术通过提高图像的组织对比度和细节识别能力, 有望辅助评估肿瘤浸润范围及与周围组织关系, 从而在宫颈癌 MRI 分期中发挥更大作用, 比如在判断是否突破宫颈间质界面或侵及周围组织时, DLR 技术重建图像的边界显示更清晰, 可能减少过度或不足分期的风险, 为肿瘤分期提供更可靠的图像依据。未来研究可结合病理分期进一步验证 DLR 技术在宫颈癌分期准确性方面的提升潜力。

DLR 技术在子宫高分辨 T2WI 图像中的应用, 明

本研究也存在一些局限性:首先,样本量相对较小,可能影响研究结果的普遍性;其次,未评估 DLR 技术在其他 MRI 序列中的应用效果,未来研究应进一步拓展 DLR 技术的应用范围;此外,虽然 DLR 在组织对比度方面表现出明显优势,但其对病灶的诊断准确性尚需结合临床实际进一步验证。未来研究应进一步扩大样本量,探索 DLR 技术在不同类型宫颈病变中的应用效果,并评估其在不同场强、不同 MRI 设备中的适用性;还应探索 DLR 技术对其他 MRI 序列(如扩散加权成像、动态增强成像等)图像质量的提升效果,以全面评估其在宫颈癌成像中的应用潜力。

综上所述,本研究通过对比 DLR 技术与传统重建技术在子宫高分辨 T2WI 中的应用效果,发现 DLR 技术在提高图像质量、增强组织对比度和改善病灶可视化方面表现出明显优势,为宫颈癌的 MRI 影像学评估提供了新的技术途径。

参考文献

- [1] 龚咪,宋禹辰,秦珊珊,等. LINC00342 在宫颈癌中的作用研究[J]. 重庆医学, 2024, 53(21): 3233-3239.
- [2] 钟俊远,钟俭平,王肇平,等. DCE-MRI 参数及纹理特征在宫颈癌新辅助化疗疗效中的预测价值[J]. 放射学实践, 2022, 37(11): 1410-1415.
- [3] 白志强,张翔,邓刊,等. 表观扩散系数和动态对比增强 MRI 的定量参数在宫颈癌病理分级中的价值[J]. 临床放射学杂志, 2024, 43(7): 1159-1163.
- [4] DEVINE C, VISWANATHAN C, FARIA S, et al. Imaging and staging of cervical cancer[J]. Semin Ultrasound CT & MR, 2019, 40(4): 280-286.
- [5] 姜鳌. 膝半月板和关节软骨损伤应用 CT 与 MRI 诊断临床价值对比分析[J]. 中国医药指南, 2023, 21(32): 67-69.
- [6] KANIEWSKA M, DEININGER-CZERMAK E, LO-HEZIC M, et al. Deep learning convolutional neural network reconstruction and radial k-space acquisition MR technique for enhanced detection of retropatellar cartilage lesions of the knee joint [J]. Diagnostics (Basel), 2023, 13(14): 2438.
- [7] SUN J, XU S, GUO Y, et al. Assessment of multi-modal magnetic resonance imaging for glioma based on a deep learning reconstruction approach with the denoising method[J]. Acta Radiol, 2024, 65(10): 1257-1264.
- [8] UEDA T, OHNO Y, YAMAMOTO K, et al. Deep learning reconstruction of diffusion-weighted MRI improves image quality for prostatic imaging[J]. Radiology, 2022, 303(2): 373-381.
- [9] ALLEN T J, HENZE BANCROFT L C, UNAL O, et al. Evaluation of a deep learning reconstruction for high-quality T2-weighted breast magnetic resonance imaging[J]. Tomography, 2023, 9(5): 1949-1964.
- [10] AKAI H, YASAKA K, SUGAWARA H, et al. Acceleration of knee magnetic resonance imaging using a combination of compressed sensing and commercially available deep learning reconstruction: a preliminary study [J]. BMC Med Imaging, 2023, 23(1): 5.
- [11] 王璇,王皓,万云天,等. 肩关节加速 MRI 应用深度学习重建算法的可行性与临床价值[J]. 中国临床研究, 2024, 37(8): 1238-1243.
- [12] HACKENBROCH C, WAFA M, KLINGER S, et al. Magnetic resonance imaging in the presence of projectiles and projectile fragments: artefacts, image quality, rotation and movement [J]. Magn Reson Imaging, 2019, 57: 143-150.
- [13] 郁仁强,吕发金,周旸,等. 80 kVp 联合像素闪烁算法在直接法下肢静脉 CT 血管成像中的应用[J]. 重庆医科大学学报, 2019, 44(10): 1355-1358.
- [14] KIRYU S, AKAI H, YASAKA K, et al. Clinical impact of deep learning reconstruction in MRI[J]. Radiographics, 2023, 43(6): e220133.
- [15] 严福华. 深度学习 MRI 重建算法的临床应用和发展前景[J]. 磁共振成像, 2023, 14(5): 8-10.
- [16] 刘锴,孙海涛,陈财忠,等. 基于深度学习压缩感知技术在子宫 T2WI 中的对比研究[J]. 中国医学计算机成像杂志, 2023, 29(1): 58-61.