

• 临床研究 •

## 基于深度学习技术的TSE-T2WI在纵隔MRI中的应用价值

武鹏飞, 徐海, 李泓渊, 沈杰, 王建伟\*

南京医科大学第一附属医院放射科, 江苏 南京 210029

**[摘要]** 目的: 探讨基于深度学习重建(deep learning reconstruction, DLR)技术的快速自旋回波(turbo spin echo, TSE)/T2加权成像(T2 weighted imaging, T2WI)序列提高纵隔T2WI图像质量和减少扫描时间的应用价值。方法: 前瞻性收集35例纵隔病变的患者进行纵隔常规T2WI序列和基于DLR的T2WI(T2WI<sub>DLR</sub>)序列扫描。由2位放射科医师各自独立对两组图像的伪影、图像清晰度、病灶的细节显示和整体图像质量进行定性评分, 并测量和比较两组图像的病灶信噪比(SNR<sub>病灶</sub>)和病灶与竖直肌的对比噪声比(CNR<sub>病灶/肌肉</sub>)。结果: T2WI<sub>DLR</sub>在伪影、图像清晰度、病灶细节显示和整体图像质量的评分均优于常规T2WI( $P < 0.001$ )。T2WIDLRL序列图像的SNR和CNR均优于常规T2WI序列( $P < 0.001$ )。结论: 与常规T2WI序列相比, T2WI<sub>DLR</sub>序列的运动伪影更少, 图像清晰度、病灶细节显示和整体图像质量更优, 图像SNR和CNR更高, 在纵隔疾病的临床应用中有较大潜力。

**[关键词]** 纵隔; 深度学习; 磁共振成像; 快速自旋回波

**[中图分类号]** R445.2

**[文献标志码]** A

**[文章编号]** 1007-4368(2024)06-797-05

**doi:** 10.7655/NYDXBNSN240075

## Application value of TSE-T2WI based on deep learning technique in mediastinum MRI scanning

WU Pengfei, XU Hai, LI Hongyuan, SHEN Jie, WANG Jianwei\*

Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210029, China

**[Abstract]** **Objective:** To explore the application value of the turbo spin echo (TSE) T2-weighted imaging based on deep learning reconstruction (DLR) technology in improving mediastinum image quality and reducing scanning time. **Methods:** 35 patients with mediastinal lesions were prospectively collected for mediastinal conventional T2WI and DLR-based T2WI scanning. The artifacts, image clarity, display of the detail of the lesion and overall image quality of the two groups were qualitatively scored by two radiologists independently. The signal-to-noise ratio of the lesion (SNR<sub>lesion</sub>) and the contrast to noise ratio of the lesion to vertical muscle (CNR<sub>lesion/muscle</sub>) of the two groups of images were measured and compared. **Results:** Qualitative analysis: T2WI<sub>DLR</sub> was superior to conventional T2WI in the scores of artifact, image sharpness, display of the detail of the lesion, and overall image quality ( $P < 0.001$ ). Quantitative analysis: The SNR and CNR of the image of T2WI<sub>DLR</sub> sequence were better than those of conventional T2WI ( $P < 0.001$ ). **Conclusion:** Compared with conventional T2WI sequences, T2WI<sub>DLR</sub> sequence has fewer motion artifacts, better image clarity, lesion detail display and overall image quality, and higher SNR and CNR, which has great potential in clinical application of mediastinal diseases.

**[Key words]** mediastinum; deep learning; magnetic resonance imaging; fast spin echo

[J Nanjing Med Univ, 2024, 44(06): 797-801]

随着低剂量胸部CT在体检筛查中的广泛应用,

**[基金项目]** 江苏省卫生健康委科研项目(K2023057)

\*通信作者(Corresponding author), E-mail: wangjianwei@jshp.org.cn

纵隔肿瘤的检出率显著提升, 但是, 低剂量CT软组织分辨率较低, 不能对纵隔肿瘤进行更明确的定性诊断, 因此, 需要进一步的影像学检查明确肿瘤性质<sup>[1]</sup>。磁共振是目前软组织分辨率较高的影像学检查技术, 其中T2加权成像(T2 weighted imaging,

T2WI)序列对于病灶的显示敏感,在纵隔肿瘤的定位诊断中有着重要的临床应用价值<sup>[2]</sup>。联合脂肪抑制技术的快速自旋回波(turbo spin echo, TSE)-T2WI序列是应用在体部较为成熟的T2WI序列,但是, TSE-T2WI序列对于运动伪影敏感,临床实践中常应用呼吸门控技术减少运动伪影,这样又大大增加了扫描时间<sup>[3]</sup>。本研究采用基于深度学习重建(deep learning reconstruction, DLR)的TSE-T2WI(TSE-T2WI<sub>DLR</sub>)序列,通过离散、随机的数据欠采样加快扫描速度,并结合基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的DLR算法来弥补采样数据不足导致的图像质量下降,有学者将该DLR技术应用到肝脏、盆腔和肌骨等部位,均取得了较好的效果<sup>[4-7]</sup>,但是,在纵隔这类运动伪影较多、组织成分较复杂部位的应用研究还较少。因此,本研究对35例纵隔肿瘤患者行常规TSE-T2WI序列和TSE-T2WI<sub>DLR</sub>序列扫描,分析和比较两个序列的图像质量,探讨TSE-T2WI<sub>DLR</sub>序列在纵隔MRI扫描中的应用价值。

## 1 对象和方法

### 1.1 对象

于2023年5—11月在南京医科大学第一附属医院征集志愿者35例,其中,男19例,女16例;年龄21~74(52±16)岁。纳入标准:①临床医生根据病史、临床症状及相关检查初步诊断为纵隔肿瘤;②图像质量好,无明显运动伪影;③无MRI检查禁忌证。排除标准:①患者无法耐受磁共振检查或存在磁共振检查禁忌证;②图像质量无法评估或诊断。本研究经本院伦理委员会审核批准(批件编号:2023-YKL02-002),所有受试者在检查前均已签署知情同意书。

### 1.2 方法

#### 1.2.1 检查方法

采用德国西门子Skyra 3.0T MRI扫描系统。扫描前要求患者禁食不少于4 h,扫描体位采用仰卧位,头先进,深呼气后绑紧腹带并对患者进行呼吸训练,线圈中心置于剑突下3 cm处,并设该位置为磁场定位中心。常规T2WI扫描参数:视野(field of view, FOV)为300 mm×300 mm,重复时间(repetition time, TR)为3 100 ms,回波时间(echo time, TE)为99 ms,扫描层数18,层间距为0.8,层厚为4 mm,翻转角为120°,相位编码方向为左右方向,脂肪抑制技术为SPAIR,呼吸导航触发,扫描时间依据患者呼吸频率由序列自动生成。T2WI<sub>DLR</sub>扫描参数:TR、

TE、翻转角、FOV、扫描层数、层间距、层厚与常规T2WI序列相应参数相同,扫描时间约为64 s,分3次屏气完成。

#### 1.2.2 图像分析

由2位工作经验10年以上的放射科医师各自独立,从图像清晰度(图像整体的颗粒感和组织之间边缘的清晰程度)、病灶细节显示能力、伪影(主要指相位编码伪影、运动伪影等)和整体图像质量对T2WI<sub>DLR</sub>和常规T2WI两组图像质量进行定性评分,意见不一致时通过讨论共同决定最终结果。采用李克特量表对上述指标进行评估<sup>[4]</sup>,李克特量表评分范围为1~5分,其中5分为最佳。具体评分标准为:①伪影(伪影非常严重,无法诊断,1分;伪影严重,图像失真,2分;伪影适中,不干扰诊断,3分;伪影少,图像质量好,4分;无伪影,图像质量非常好,5分);②图像清晰度(边缘严重模糊,无法诊断,1分;边缘模糊,缺乏诊断信心,2分;中度模糊,诊断置信度低,3分;边缘稍模糊,4分;图像清晰,5分);③病灶细节显示能力(细节完全无法显示,1分;细节显示不清,2分;有一定的细节显示能力,3分;细节显示较好,4分;细节显示优秀,5分);④整体图像质量(无法诊断,1分;图像质量差,2分;图像质量中等,3分;图像质量较好,4分;图像质量优秀,5分)。

定量评估:使用美国电气制造商协会(NEMA)推荐的方法计算图像信噪比(signal to noise ratio, SNR)和对比噪声比(contrast to noise ratio, CNR)<sup>[7]</sup>。采用感兴趣区法(region of interest, ROI)测量和比较两组图像病灶SNR(SNR<sub>病灶</sub>)和病灶与竖直肌的CNR(CNR<sub>病灶/肌肉</sub>)<sup>[8]</sup>,具体操作如下:在病灶显示最大层面选取病灶和同层面竖直肌为ROI,手动沿病灶边缘勾勒ROI,竖直肌和空气的ROI为圆形,大小15~20 mm<sup>2</sup>。记录各ROI的MR信号值(signal intensity, SI)及标准差(standard deviation, SD),记录同层面空气的SD值为噪声,并依据公式计算各ROI的SNR(SNR<sub>ROI</sub>)和同层面不同解剖组织之间的CNR,SNR和CNR计算公式如下:SNR<sub>病灶</sub>=SI<sub>病灶</sub>/SD<sub>空气</sub>, CNR<sub>病灶/肌肉</sub>=|SI<sub>病灶</sub>-SI<sub>肌肉</sub>|/SD<sub>空气</sub>。

#### 1.3 统计学方法

本次实验的数据利用SPSS27.0软件包来进行分析处理,等级资料采用中位数(四分位数)[ $M(P_{25}, P_{75})$ ]描述,组间比较采用Mann-Whitney检验。定量资料首先采用Kolmogorov-Smirnov法进行正态性检验,符合正态分布的定量资料采用均数±标准差( $\bar{x} \pm s$ )描述,组间比较采用配对 $t$ 检验,不符合正

态分布的定量资料采用中位数(四分位数)[ $M(P_{25}, P_{75})$ ]表示, 组间比较采用 Wilcoxon 秩和检验。2位医师定性和定量结果的一致性分析分别采用 Kappa 分析和组内相关系数 (intra-class correlation coefficient, ICC) 评价, Kappa 值和 ICC 值  $< 0.4$  为一致性差,  $0.4 \sim 0.6$  为一致性中等,  $0.6 \sim 0.8$  为一致性好,  $> 0.8$  为一致性优。如果2位医师评估结果一致性好, 采用医师1的评估结果为后续统计学分析, 否则以2位医师评估的平均值作为最终结果纳入后续统计学分析。  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

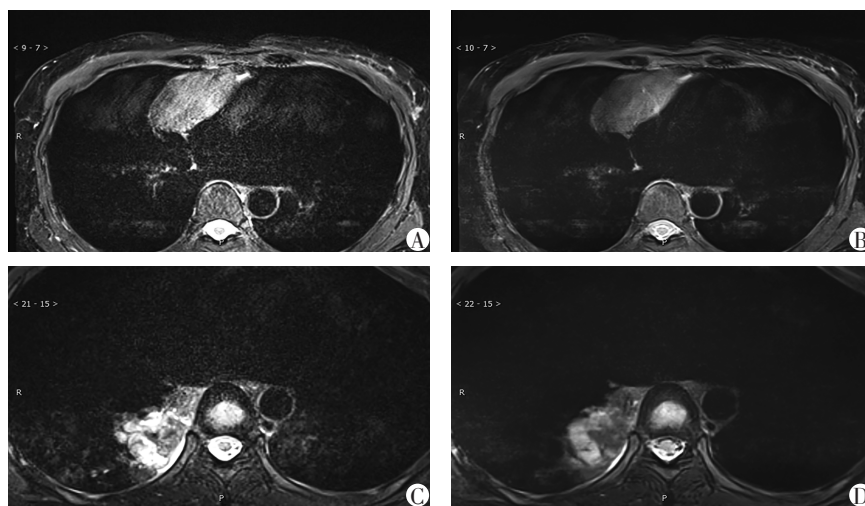
### 2.1 扫描时间

本研究中,  $T2WI_{DLR}$  扫描时间为 64 s, 常规 T2WI 的扫描时间为 81 s。  $T2WI_{DLR}$  扫描时间较常规 T2WI

扫描时间缩短了约 21%。

### 2.2 图像定性分析结果

$T2WI_{DLR}$  与常规 T2WI 图像质量的比较见图 1。2位医师定性分析的结果一致性较好 (Kappa:  $0.72 \sim 0.88$ ,  $P$  均  $< 0.05$ ), 定性评估结果显示, 基于 DLR 的  $T2WI_{DLR}$  图像的伪影较常规 T2WI 序列减少,  $T2WI_{DLR}$  序列在图像清晰度、病灶细节显示能力、整体图像质量获得 5 分评级的病例分别为 25 例 (71.4%)、26 例 (74.3%)、19 例 (54.3%), 明显优于常规 T2WI 序列 [图像清晰度、病灶细节显示能力、整体图像质量获得 5 分评级的病例分别为 12 例 (34.3%)、8 例 (22.9%)、6 例 (17.1%)]。经 Mann-Whitney 检验表明,  $T2WI_{DLR}$  图像的伪影、图像清晰度、病灶细节显示能力、整体图像质量的评分均优于常规 T2WI, 各指标之间差异均有统计学意义 ( $P$  均  $< 0.001$ , 表 1)。



A, B: Comparison of image quality of the two sequences of case 1. There were fewer artifact and noise on the image of the  $T2WI_{DLR}$  sequence (B) than those of conventional T2WI (A). The image clarity and overall image quality of  $T2WI_{DLR}$  (B) were better than those of T2WI sequence (A). C, D: Comparison of image quality of the two sequences of case 2. The ability of  $T2WI_{DLR}$  (D) to display lesion details was better than that of conventional T2WI (C).

图 1 T2WI 和  $T2WI_{DLR}$  两组图像质量比较

Figure 1 Comparison of image quality between T2WI and  $T2WI_{DLR}$

表 1 T2WI 和  $T2WI_{DLR}$  两序列图像李克特量表评分比较

Table 1 Comparison of T2WI and  $T2WI_{DLR}$  images by Likert scale

[ $M(P_{25}, P_{75})$ ]

Subjective evaluation index	T2WI ( $n=35$ )	$T2WI_{DLR}$ ( $n=35$ )	$P$
Artifact	3(3, 4)	4(3, 4)	$< 0.001$
Image clarity	4(4, 5)	5(4, 5)	$< 0.001$
Display of the detail of the lesion	4(4, 4)	5(4, 5)	$< 0.001$
Overall image quality	4(4, 4)	5(4, 5)	$< 0.001$

### 2.3 图像定量分析结果

$T2WI_{DLR}$  与常规 T2WI 图像质量的定量分析比较结果见表 2。2位医师定量评估结果的一致性良好

( $ICC \geq 0.676$ )。Wilcoxon 秩和检验表明,  $T2WI_{DLR}$  图像的  $SNR_{病灶}$  和  $CNR_{病灶/肌肉}$  均优于常规 T2WI ( $SNR_{病灶}$ :  $Z=5.045$ ,  $P < 0.001$ ;  $CNR_{病灶/肌肉}$ :  $Z=3.571$ ,  $P < 0.001$ )。

表2 T2WI和T2WI<sub>DLR</sub>两序列图像定量比较结果Table 2 Quantitative comparison between T2WI and T2WI<sub>DLR</sub> images [M(P<sub>25</sub>, P<sub>75</sub>)]

Quantitative evaluation index	T2WI(n=35)	T2WI <sub>DLR</sub> (n=35)	P
SNR <sub>lesion</sub>	114.50(58.18, 152.14)	148.33(90.53, 282.00)	< 0.001
CNR <sub>lesion/muscle</sub>	81.00(30.00, 108.26)	86.67(48.89, 200.00)	< 0.001

### 3 讨论

T2WI在纵隔肿瘤的定性诊断中有重要价值,DLR是新兴的MRI重建算法,本研究是首次探讨基于DLR的T2WI序列在提升纵隔MRI图像方面的临床应用价值,结果显示,T2WI<sub>DLR</sub>序列较常规T2WI序列降低了图像伪影,提高了图像SNR和CNR;在病灶显示方面,T2WI<sub>DLR</sub>图像清晰度和病灶细节显示能力的得分均优于常规T2WI,并且,T2WI<sub>DLR</sub>序列缩短了扫描时间。由此可见,T2WI<sub>DLR</sub>序列能够补充和替代常规T2WI应用于纵隔MRI扫描。

DLR技术作为一种基于人工智能和机器学习的新颖算法,可以广泛应用于医学影像学图像的处理和分析<sup>[9-10]</sup>。本研究采用的DLR是目前在MRI图像重建中应用较为广泛的,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的DLR<sup>[10]</sup>。该技术主要采用了数据驱动重建算法,首先,采用大量MR图像训练算法,构建出具有图像关键信息特征参数的数据模型,即CNN;然后,在图像采集时,通过K空间非规则的数据欠采样减少序列扫描时间;最后,在图像重建时,将图像数据与CNN的数据模型拟合,依据其中先验的图像特征参数,最大限度恢复欠采样的数据,弥补采样数据不足带来的图像质量下降,从而重建出较高质量的MR图像<sup>[9-11]</sup>。

DLR由Wang等<sup>[5]</sup>于2016年首先用于MRI图像重建,但是在随后的应用中,学者们发现该算法会由于过度拟合而不太稳定,具体表现为过度的去噪声、过度的对比度增强和图像细节的丢失等问题<sup>[9-10]</sup>。此后,学者们陆续提出了诸如数据一致性和图像协调化操作、U型网络结构以及混合空间双域重建等一系列措施优化算法,其中数据一致性和图像协调化操作提高了算法的鲁棒性和稳定性,U型结构网络优化了原有的CNN结构,可以防止数据与模型的过度拟合,混合双域重建不仅利用K空间域的数据,还利用图像域的数据对图像进行重建,这样可以利用两域的数据相互修正,最大限度减少重建数据与实际采集数据之间的误差,减少图像细节的丢失<sup>[9-13]</sup>。Herrmann等<sup>[10,13]</sup>将改进后的DLR与自旋回波序列

的T2WI相结合,应用在腹部和肌骨扫描,Ueda等<sup>[4]</sup>和可赞等<sup>[14]</sup>将DLR应用在盆腔的MRI扫描,均认为优化后的DLR可以缩短扫描时间,降低图像噪声,提高图像的SNR和清晰度。

本研究结果表明,TSE-T2WI<sub>DLR</sub>序列图像的定性和定量评估结果均优于TSE-T2WI,这符合我们的理论预期。本文采用的DLR算法引入了注意力模块优化U型网络结构,注意力模块设计算法会对K空间决定图像质量的关键区域投入更多的算力资源进行重建,K空间高频部分是决定图像质量的关键部位,该区域的数据决定了图像SNR和CNR<sup>[3]</sup>。国内外学者的研究表明,DLR通过对K空间高频部分的数据进行插值重建,来弥补数据欠采样导致的该区域数据不足,因此能够提高图像的SNR和CNR<sup>[10,13,15]</sup>。本文研究定量评估结果与文献报道一致,TSE-T2WI<sub>DLR</sub>序列的SNR和CNR均高于常规T2WI。

DLR算法通过多次迭代的步骤,可以过滤图像中的噪声,具有强大的降噪效果,并且多次迭代将采集的实际数据与CNN中图像特征参数拟合,也能修复各种来源导致的相位编码错位引起的伪影,这类伪影在纵隔MRI图像中主要表现为相位编码方向上心血管的搏动伪影。本文的定性评估结果表明,T2WI<sub>DLR</sub>序列在减少这类伪影上尤其具有优势。DLR通过提高图像的SNR、CNR,减少伪影和噪声提高了T2WI<sub>DLR</sub>序列图像的清晰度和整体质量。因此,本研究对T2WI<sub>DLR</sub>序列图像清晰度和整体图像质量的定性评分高于常规T2WI。

据文献报道,在对解剖结构和病灶细节显示能力方面,DLR可能会过度拟合,导致过度降噪,丢失正常组织解剖结构和病灶的细节<sup>[12,14]</sup>。针对这一问题,学者们通过引入递归残差模块和注意力模块等优化算法的U型网络结构,同时引入双域重建措施,这些措施均充分有效地利用了实际采集的图像数据,最大限度修正重建数据与实际采集数据之间的误差,从而避免了最终输出的重建数据与CNN模型的过度拟合,最大限度地重建组织结构的细节<sup>[9-10]</sup>。王绎忱等<sup>[15]</sup>和张馨心等<sup>[16]</sup>的研究证明,优

化后的DLR算法能够较好地显示解剖结构和病灶细节,本研究定性评估结果也显示,T2WI<sub>DLR</sub>序列在纵隔病灶细节显示方面优于常规T2WI序列。

在提高图像质量的同时,T2WI<sub>DLR</sub>序列较常规T2WI序列节约了21%扫描时间,这主要得益于DLR算法在图像采集阶段对时间的节约,包括K空间离散数据欠采样和激励次数的减少等。但是相较于文献报道的DLR算法可以减少50%左右的扫描时间<sup>[10-13]</sup>,本文在节省时间方面的优势似乎并不明显,这主要是由于笔者并没有依照文献的经验调低T2WI<sub>DLR</sub>序列一些重要的图像参数,诸如相位编码过采集、激励次数和相位编码分辨率等,调低这些参数能够进一步减少扫描时间,但是会导致图像质量的明显下降,如何合理设置DLR扫描参数,也是值得今后深入研究的方向。

本研究的局限性:首先,由于样本量较少,并未对不同性质病灶的信号特征作深入分析,在今后的研究中可扩大样本量对不同性质的病灶作更为细化的研究;其次,由于T2WI<sub>DLR</sub>序列和常规T2WI均未采用呼吸导航技术,这带来两序列对比层面出现错层的情况,本研究中通过在扫描前对患者进行严格的呼吸训练,同时采用呼气末屏气采集的方式,尽量保持呼吸幅度一致来减少层面误差,并剔除错层较为严重的病例。

综上所述,纵隔T2WI<sub>DLR</sub>序列提高了图像SNR、CNR,减少了图像伪影,在图像清晰度、对病灶细节的显示和整体图像质量评分方面均优于常规T2WI,并且缩短了扫描时间,可以作为常规T2WI用于纵隔扫描的补充和替代。

#### [参考文献]

[1] MALIK R, MULLASSERY D, KLEINE-BRUEGGENEY M, et al. Anterior mediastinal masses-a multidisciplinary pathway for safe diagnostic procedures [J]. *J Pediatr Surg*, 2019, 54(2): 251-254

[2] 段世军,胡玉川,李刚锋,等. MRI在胸腺上皮性肿瘤与胸腺淋巴瘤鉴别诊断中的价值[J]. *放射学实践*, 2020, 35(5): 608-613

[3] 汤光宇,李懋. 磁共振成像技术与应用[M]. 上海:上海科学技术出版社,2023: 47, 133

[4] UEDA T, OHNO Y, YAMAMOTO K, et al. Compressed sensing and deep learning reconstruction for women's pelvic MRI denoising: utility for improving image quality

and examination time in routine clinical practice[J]. *Eur J Radiol*, 2021, 134: 109430

[5] WANG S, SU Z, YING L, et al. Accelerating magnetic resonance imaging via deep learning [J]. *Proc IEEE Int Symp Biomed Imaging*, 2016, 2016: 514-517

[6] KIDOH M, SHINODA K, KITAJIMA M, et al. Deep learning based noise reduction for brain MR imaging: tests on phantoms and healthy volunteers [J]. *Magn Reson Med Sci*, 2020, 19(3): 195-206

[7] 纪执琳,时寅,邹月芬. 基于UTE成像技术评估软骨终板损伤的可行性研究[J]. *南京医科大学学报(自然科学版)*, 2022, 42(3): 370-375

[8] 高松,陈露,胡昊,等. Dixon技术在甲状腺相关性眼病早期视神经改变评估中的价值[J]. *南京医科大学学报(自然科学版)*, 2022, 42(4): 556-559, 577

[9] OUCHI S, ITO S. Reconstruction of compressed-sensing MR imaging using deep residual learning in the image domain[J]. *Magn Reson Med Sci*, 2021, 20(2): 190-203

[10] HERRMANN J, NICKEL D, MUGLER J P, et al. Development and evaluation of deep learning-accelerated single-breath-hold abdominal HASTE at 3 T using variable refocusing flip angles[J]. *Invest Radiol*, 2021, 56(10): 645-652

[11] 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

[12] KANIEWSKA M, DEININGER-CZERMAK E, GETZMANN J M, et al. Application of deep learning-based image quality and reduce scan time [J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(3): 1513-1525

[13] HERRMANN J, GASSENMAIER S, NICKEL D, et al. Diagnostic confidence and feasibility of a deep learning accelerated HASTE sequence of the abdomen in a single breath-hold[J]. *Invest Radiol*, 2021, 56(5): 313-319

[14] 可赞,李亮,查云飞,等. 基于深度学习重建技术改善前列腺T2WI图像质量的研究[J]. *磁共振成像*, 2023, 14(5): 41-47

[15] 王绎忱,张馨心,胡满仓,等. 深度学习重建技术在优化前列腺磁共振T2加权成像扫描时间和图像质量中的应用价值[J]. *磁共振成像*, 2023, 14(5): 48-52, 59

[16] 张馨心,王思聪,赵心明,等. 深度学习重建技术在膀胱癌MRI临床应用中的可行性研究[J]. *磁共振成像*, 2023, 14(5): 36-40

[收稿日期] 2024-01-29

(本文编辑:蒋莉)