

论 著

基于深度学习算法的腰椎MRI临床应用研究

胡英慧¹ 赵文静² 王文娟²
王 玺² 隋心彤¹ 王 琦^{2,*}

1.山东第二医科大学医学影像学院

(山东 潍坊 261053)

2.潍坊市人民医院放射科 (山东 潍坊 261041)

【摘要】目的 比较采用深度学习重建算法的腰椎快速自旋回波(FSE)序列图像和原始图像的图像质量。方法 回顾性分析130名具有腰痛症状的患者，采用3.0T MRI进行腰椎2D FSE序列检查，包括矢状位T₁WI、T₂WI、T₂WI-FS序列和横断位T₂WI序列。一次扫描完成后，DLR算法引擎根据加速协议，生成原始图像(FSE₀)和使用DLR处理后的图像(FSE_{DL})。两名放射科诊断医师对所有序列图像的整体图像质量、清晰度、解剖结构显示进行主观评分，并进行一致性检验。客观定量图像质量分析通过分别计算腰椎体和椎间盘的信噪比和对比噪声比来评价。结果 总扫描时间为3分41秒。所有序列的FSE_{DL}图像的腰椎椎体、椎间盘的SNR、CNR均高于FSE₀图像(P均<0.05)。且FSE_{DL}图像具有较高的整体图像质量和清晰度，解剖结构显示更加清晰(P均<0.05)；两名评分者间的一致性为0.754-0.923之间。结论 在腰椎常规2D FSE序列成像中，使用深度学习重建技术，能在4分钟内完成扫描的同时，提高总体图像质量。

【关键词】腰椎；深度学习重建法；磁共振成像；信噪比；对比噪声比

【中图分类号】R445.2

【文献标识码】A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.12.050

Clinical Application of Lumbar Spine MRI Based on Deep Learning Algorithm

HU Ying-hui¹, ZHAO Wen-jing², WANG Wen-juan², WANG Xi², SUI Xin-tong¹, WANG Qi^{2,*}.

1.School of Medical Imaging, Shandong Second Medical University, Weifang 261053, Shandong Province, China

2.Department of Radiology, Weifang People's Hospital, Weifang 261041, Shandong Province, China

ABSTRACT

Objective To compare the image quality of lumbar fast spin echo sequence images and original images by deep learning reconstruction algorithm. **Methods** 130 patients with low back pain were analyzed retrospectively. Lumbar two dimensional (2D) fast spin echo (FSE) sequences was performed with 3.0T MRI, including T₁-Weighted Image(T₁WI), T₂-Weighted Image(T₂WI), T₂-Weighted Fat Suppressed Image (T₂WI-FS) sequence and transverse T₂WI sequence. Once a scan is completed, the DL reconstruction algorithm engine will generate the original image (FSE₀) and the image processed with DLR (FSE_{DL}) according to the acceleration protocol. The overall image quality, clarity and anatomical structure of all sequence images were subjectively scored by two radiologists. And the consistency of the scores between the two physicians was tested. Objective quantitative image quality analysis was evaluated by calculating SNR and CNR of lumbar vertebrae and intervertebral discs respectively. **Results** The total scanning time was 3 minutes and 41 seconds. The SNR and CNR of lumbar vertebrae and intervertebral disc in all FSE_{DL} images were higher than those in FSE₀ images. And FSE_{DL} images had higher overall image quality and sharpness, and the anatomical structure was more clearly displayed (P<0.05). The excellent consistency between the two raters was between 0.754 and 0.923. **Conclusion** In conventional lumbar 2D FSE sequence imaging, using the deep learning reconstruction technique can improve the overall image quality while scanning within 4 minutes.

Keywords: Lumbar Spine; Deep Learning Reconstruction; Magnetic Resonance Imaging; Signal to Noise Ratio; Contrast Noise Ratio

腰痛是世界范围内常见的健康问题之一，发病率高，可存在于所有年龄和社会阶层中^[1]，严重影响人类的日常工作和生活质量，加重医疗和社会的经济负担^[2]。腰椎疾病是腰痛的最常见原因，如腰椎退行性变、椎体滑脱、椎间盘突出、椎管狭窄、外伤等。磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)在软组织分辨率和无电离辐射方面具有优势，能够清晰显示骨髓、椎管、脊髓、椎间盘以及周围软组织等结构，对腰椎疾病的诊断具有较高准确度和灵敏度，已成为腰椎检查的常用技术。

目前，缩短扫描时间仍是MRI发展的核心目标之一，腰痛患者常因难以耐受长时间的仰卧体位检查导致运动伪影，掩盖图像的解剖细节。MRI信号采集过程无法避免的会产生随机噪声，导致图像信噪比降低，影响诊断准确率。现有的MRI快速成像重建技术包括并行采集(parallel imaging, PI)和压缩感知(compressed sensing, CS)技术，能通过减少编码节省扫描时间，已在临床中得到广泛应用。但PI技术使用过高的加速因子将牺牲图像信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)或空间分辨率^[3]，导致图像模糊，难以满足图像诊断方面的要求。CS技术因依赖于选择适当的正则化参数来平衡数据一致性和稀疏性，易丢失小的图像特征或导致截断伪影残留^[4]，有时无法为临床腰椎成像提供足够的成像质量。快速自旋回波序列(fast spin echo, FSE)是目前临床骨肌系统MRI最常用的检查序列之一，通过增加每次激励K空间的覆盖率节省成像时间，但由于受到扫描参数和图像质量的限制，单个序列扫描时间仍较长，即使联合CS或PI技术加速后的总扫描时间仍需要8-10分钟。且3T磁共振较1.5T场强更高，对运动伪影更敏感^[5]，图像采集时间问题仍是一个挑战。

近年来，深度学习技术在医学影像领域的应用逐步走向成熟，在图像分割^[6]、降噪^[7]、超分辨率^[8]、肿瘤组织学预测^[9-10]等磁共振成像领域取得了诸多进展，已成为提高MRI重建质量和疾病诊断的有力工具。深度学习重建(deep learning-based reconstruction, DLR)技术已应用于海马^[11]、肝脏^[12]、骨关节^[13-14]、前列腺^[15]等部位的MRI图像采集中，初步实现了在缩短扫描时间的同时不降低图像信噪比及清晰度。本研究采用的新兴DLR算法基于深度卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)，使用原始K空间数据输出更高信噪比及空间分辨率的高保真图像，并减少截断伪影产生。在DLR模型搭建过程中，投入了数百万个多元化、高分辨率的图像数据进行训练，能够有效识别图像噪声及有效信号，避免像常规降噪方法丢失图像有效的诊断信息。既往关于DLR应用于腰椎MRI的研究多基于国外患者的数据，样本数量较少^[16]。

本研究首次采用通用电气(General Electric, GE)医疗开发的基于DLR算法的IQ Engine“智引擎”优化平台，将使用DLR算法处理前、后的图像进行对比研究，探讨DLR算法在较短成像时间的条件下，对腰椎MRI 2D FSE序列图像质量的影响，评估DLR算法的临床应用价值。

【第一作者】胡英慧，女，硕士在读，主要研究方向：骨肌系统影像诊断。E-mail: h_19981124@163.com

【通讯作者】王 琦，男，主任医师，主要研究方向：中枢与骨肌系统影像诊断。E-mail: W_196196@163.com

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性纳入潍坊市人民医院2024年3月到2024年5月接受腰椎磁共振检查的患者130例。其中男性57名，女性73名，年龄18-91岁，平均60.10±13.69岁。

纳入标准：年龄大于18岁；经临床医生诊断有腰椎磁共振检查适应症。排除标准：有腰椎手术史；有任何磁共振检查禁忌证，如心脏起搏器植入、幽闭恐惧症的患者；图像质量不佳，无法进行图像质量评价的患者。

1.2 检查序列和方法 所有研究对象采用3.0T磁共振扫描仪(SIGNA pioneer; GE Healthcare, USA)进行检查，32通道脊柱线圈，采用仰卧位、头先进。扫描序列包括矢状位T₁WI、T₂WI、T₂WI-FS序列和横断位T₂WI序列，具体扫描参数见表1。一次扫描结束后，系统将自动保存未使用深度学习重建算法的原始图像(FSE₀)，以及由GE医疗安装在MRI设备上的IQ Engine平台重建之后的图像(FSE_{DL})。

表1 腰椎序列扫描及参数

参数	矢状位T ₁ WI	矢状位T ₂ WI	矢状位T ₂ WI-FS	横断位T ₂ WI
重复时间/ms	570	2000	2831	3035
回波时间/ms	8	102	85	85
视野/mm	300	300	300	200
矩阵	352×300	384×300	352×256	352×256
激励次数	1	1	1	1
带宽/(Hz/Pixel)	62.50	62.50	35.71	50
层厚/mm	4	4	4	4
层间距	1	1	1	0.5
扫描时间/s	48	44	74	55

1.3 MRI图像质量评价

1.3.1 主观评价 由两名分别具有10年和20年脊柱磁共振诊断经验的中级职称和高级职称医生对受试者图像进行主观评价，阅片全程由两位医师独立地进行，评价过程符合盲法，受试者的临床信息、采集参数、重建技术、诊断报告均被隐藏。评价内容包括对矢状位T₁WI、T₂WI、T₂WI-FS序列和横断位T₂WI共四个序列的总体图像质量、清晰度，以及对椎体、椎间盘、小关节和马尾神经等解剖结构的显示能力进行评价。每位医师采用李克特(Likert)5

分量表评价图像质量(1分：差；2分：较差；3分：一般；4分：良好；5分：优秀)。

1.3.2 客观评价 将所有图像导入GE AW4.7后处理工作站，测量信噪比(SNR)和对比度噪声比(CNR)对图像质量进行定量评估。分别在每位受试者腰椎图像的第一腰椎(L1)和椎间盘(L1/2)上分别绘制10mm²的感兴趣区(region of interest, ROI)，并复制到其他序列图像中，尽量保证同一受试者各个序列测量位置相同。同一个位置连续测量三次并取平均值，最终获得腰椎和椎间盘的信号强度值(signal intensity, SI)，并以相应层面背景实质信号强度的标准差(standard deviation, SD)代表噪声，分别计算椎体、椎间盘的SNR和对比噪声比(contrast-to-noise ratio, CNR)，具体公式如下：

$$SNR=SI /SD_{背景}$$

$$CNR=|(SI_{L1/2椎间盘}-SI_{L1椎体})| /SD_{背景}$$

1.4 统计学方法 采用统计学软件SPSS 27.0版本进行数据分析。使用柯尔莫戈洛夫-斯米诺夫(Kolmogorov-Smirnov)法检验客观定量数据的正态性。符合正态分布的数据采用均值±标准差($\bar{x} \pm s$)表示，采用配对样本t检验进行比较分析；不符合正态分布的数据用中位数及四分位数间距表示[M(P₂₅,P₇₅)]，采用配对Wilcoxon符号秩检验进行比较分析。采用组内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)比较两名主观评价医师判读结果进行一致性检验，ICC大于0.75表明一致性较好。当P<0.05时表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 主观评价 两名医师对总体图像质量、清晰度、解剖结构显示能力三个方面进行视觉主观评分结果显示(图1)，四个序列FSE_{DL}的主观评分均高于FSE₀(表2、表3、表4)，差异具有统计学意义(P<0.05)。组内相关性分析结果显示，两名医师对图像质量的一致性评价ICC值在0.754-0.923之间(表5)，一致性较好。

2.2 客观评价 在腰椎磁共振矢状位T₁WI、T₂WI、T₂WI-FS序列和横断位T₂WI四个序列中，FSE_{DL}图像中椎体、椎间盘的SNR及CNR均高于FSE₀图像(表6、表7)。两者之间的差异均具有统计学意义(P<0.05)。

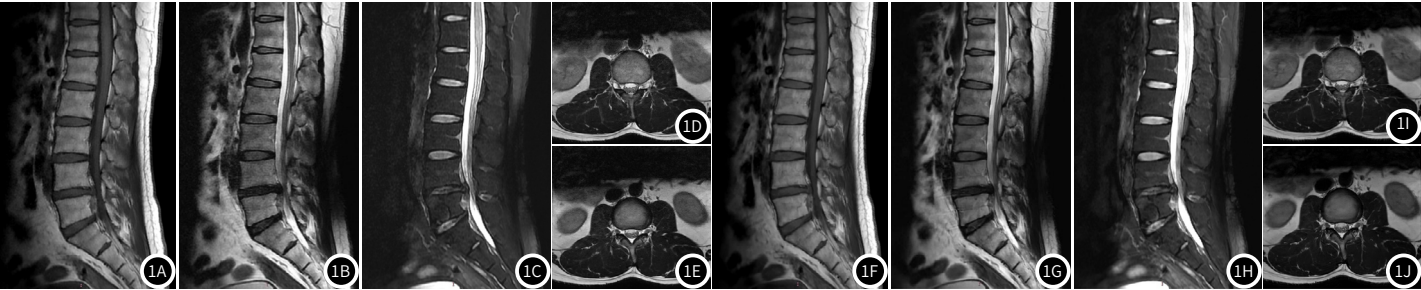


图1A-图1J 40岁男性腰痛患者的腰椎磁共振扫描图像。图1A-1E为腰椎磁共振FSE原始图像(FSE₀)，包括矢状位T₁WI(1A)、T₂WI(1B)、T₂WI-FS(1C)序列，横断位T₂WI序列的椎体层面(1D)及椎间盘层面(1E)图像；图1F-1J为同一层面腰椎磁共振深度学习重建算法处理后的FSE图像(FSE_{DL})，包括矢状位T₁WI(1F)、T₂WI(1G)、T₂WI-FS(1H)序列，横断位T₂WI序列的椎体层面(1I)及椎间盘层面(1J)图像；FSE：快速自旋回波。

表2 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})的主观总体图像质量

	矢状位T ₁ WI		矢状位T ₂ WI		矢状位T ₂ WI-FS		横断位T ₂ WI	
	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二
FSE ₀	3.44[3(3,4)]	3.47[3(3,4)]	3.55[4(3,4)]	3.58[4(3,4)]	3.47[3(3,4)]	3.43[3(3,4)]	3.41[3(3,4)]	3.46[3(3,4)]
FSE _{DL}	4.26[4(4,5)]	4.20[4(4,5)]	4.29[4(4,5)]	4.36[4(4,5)]	4.38[4(4,5)]	4.37[4(4,5)]	4.32[4(4,5)]	4.34[4(4,5)]
Z值	-8.744	-8.396	-7.857	-7.954	-9.026	-8.800	-8.706	-8.463
P值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

注：结果表示为平均值[M(P₂₅,P₇₅)]；FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

表3 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})的主观清晰度

	矢状位T ₁ WI		矢状位T ₂ WI		矢状位T ₂ WI-FS		横断位T ₂ WI	
	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二
FSE ₀	3.57[4(3,4)]	3.64[4(4,5)]	3.52[4(3,4)]	3.57[4(3,4)]	3.35[3(3,4)]	3.41[3(3,4)]	3.52[4(3,4)]	3.48[3(3,4)]
FSE _{DL}	4.25[4(4,5)]	4.30[4(4,5)]	4.38[(4(4,5)]	4.37[(4(4,5)]	4.20[(4,4.25)]	4.25[4(4,5)]	4.33[4(4,5)]	4.36[4(4,5)]
Z值	-7.638	-8.062	-9.690	-7.954	-8.774	-8.408	-8.739	-8.835
P值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

注：结果表示为平均值[M(P₂₅,P₇₅)]；FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

表4 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})的主观解剖结构显示

	矢状位T ₁ WI		矢状位T ₂ WI		矢状位T ₂ WI-FS		横断位T ₂ WI	
	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二	医师一	医师二
FSE ₀	3.54[4(3,4)]	3.56[4(3,4)]	3.55[4(3,4)]	3.56[4(3,4)]	3.41[3(3,4)]	3.45[3(3,4)]	3.67[4(3,4)]	3.65[4(3,4)]
FSE _{DL}	4.27[4(4,5)]	4.28[4(4,5)]	4.28[4(4,5)]	4.28[4(4,5)]	4.21[4(4,4)]	4.26[4(4,5)]	4.36[4(4,5)]	4.38[4(4,5)]
Z值	-8.129	-8.729	-7.656	-7.509	-8.604	-8.241	-7.459	-7.709
P值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

注：结果表示为平均值[M(P₂₅,P₇₅)]；FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

表5 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})阅读者间一致性结果

	矢状位T ₁ WI		矢状位T ₂ WI		矢状位T ₂ WI-FS		横断位T ₂ WI	
	FSE0	FSEDL	FSE0	FSEDL	FSE0	FSEDL	FSE0	FSEDL
总体图像质量	0.758	0.753	0.825	0.786	0.828	0.828	0.848	0.813
清晰度	0.823	0.773	0.754	0.832	0.813	0.771	0.851	0.832
解剖结构显示	0.758	0.840	0.841	0.923	0.809	0.789	0.758	0.787

注：结果为组内相关系数(ICC)；FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

表6 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})的SNRs比较

	矢状位T ₁ WI		矢状位T ₂ WI		矢状位T ₂ WI-FS		横断位T ₂ WI	
	椎体	椎间盘	椎体	椎间盘	椎体	椎间盘	椎体	椎间盘
FSE ₀	188.9±74.5	114.6±38.5	153.4(108.6, 214.3)	73.3(54.9,114.7)	64.6(53.2,86.1)	157.3±63.3	78.3±31.5	63.2(47.3,82.3)
FSE _{DL}	255.2±103.7	156.1±56.3	302.2(203.3,272.3)	147.7(106.5,202.1)	183.5(121.8,242.8)	418.2±202.2	105.6±44.7	83.2(62.5,114.8)
Z/t值	-14.434	-13.954	-9.893	-9.493	-9.893	-17.158	-12.657	-9.486
P值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

注：SNR为信噪比。FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

表7 原始图像(FSE₀)和DLR图像(FSE_{DL})的CNRs比较

	矢状位T ₁ WI	矢状位T ₂ WI	矢状位T ₂ WI-FS	横断位T ₂ WI
FSE ₀	67.8(32.9,113.7)	74.7(33.1,116.5)	89.8(47.8,127.8)	16.8(9.3,33.8)
FSE _{DL}	89.7(45.2,142.9)	135.4(59.6,235.8)	206.3(124.8,390.7))	22.3(10.7,44.7)
Z值	-9.373	-9.807	-9.888	-8.926
P值	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001

注：CNR为对比噪声比。FSE为快速自旋回波；FSE₀为原始图像，FSE_{DL}为使用深度学习算法处理后的图像。

3 讨论

目前,国内基于DLR算法在腰椎MRI的方面的应用研究较少,且均采用1.5T磁共振扫描仪^[17]。本研究基于3.0T磁共振,对比分析了原始图像与使用DLR算法重建后的矢状位T₁WI、T₂WI、T₂WI-FS序列和横断位T₂WI四种常规序列的图像质量。结果显示,在较短总采集时间的前提下,使用DLR算法重建后图像质量的主观和客观评分更高。进一步证实DLR算法能够有效提升腰椎MRI 2D FSE扫描序列的图像质量和扫描速度,有助于显示解剖结构和识别病灶,为腰椎疾病的诊断提供更多可能。

传统的MRI图像降噪方式主要包括基于滤波、变换域,以及基于各种统计方法^[18]等,能够达到较好的降噪效果。但存在计算复杂、降噪效果不稳定、图像过平滑等问题。而PI和CS技术虽节省的扫描时间,但会损失图像信噪比^[19]。本研究使用新兴DLR技术(IQ Engine磁共振智能图像优化引擎),基于深度学习卷积神经网络,经过不断的拟合迭代计算,从原始K空间的上游数据层面对截断伪影和噪声进行去除,最终输出相对“纯净”的MR图像。能在提高图像的SNR和清晰度的同时,不丢失图像重要纹理信息;并且成像时间更短,提高患者MRI检查过程的整体舒适度和耐受性,在一定程度上降低运动伪影的发生率。此外,既往DLR算法多需要随磁共振装机时一同配置,无法直接安装在已装机完成的磁共振设备上;IQ Engine作为外置引擎,能够灵活安装在现有的磁共振设备,提供增量价值,延长磁共振机器的折旧周期。

目前,深度学习重建算法已经应用于不同解剖区域的MRI图像处理,且取得了较好的优化效果。van der Velde等^[20]探讨了深度学习重建算法对心脏病患者MRI晚期增强扫描图像质量的影响,并验证其对瘢痕量化的影响,研究发现DLR重建后的图像质量明显高于标准图像,且心肌瘢痕大小随着可调降噪比率的增加而增加。Wesslin等^[21]研究发现采用深度学习的重建算法能显著降低乳腺DWI的采集时间,同时减少图像噪点和伪影,提高诊断置信度。在骨骼肌肉系统领域,Vashistha等^[22]研究显示,基于DLR算法的膝关节2D TSE成像方案,能在5分钟内完成扫描的同时,不损失空间分辨率和图像对比度,且增加了小病灶的显示情况。Estler等^[23]对60例患者腰椎MRI图像进行了主观评价,结果发现DLR处理后的总体图像质量、清晰度、诊断置信度均有显著提高,噪声和伪影明显减少,且检查时间较常规成像时间缩短了61%。这与我们的研究结果类似,展现了的DLR算法在MRI成像应用方面的优势。我们的研究从主观和客观评价两个方面出发,同时测量了椎体及椎间盘的定量数据,并进行了多序列对比,进一步展现出DLR算法在优化腰椎MRI扫描方案中的价值。在目前DLR算法的临床应用中,不同的扫描设备、序列选择及扫描参数获得的图像降噪效果不同,未来有望在更广泛的研究和临床实践中探索其更多潜在临床价值与适应症。本研究存在一定局限性。(1)我们的研究为回顾性、单中心研究,论证强度低于前瞻性、多中心的研究。(2)本研究没有探讨DLR算法对脊柱疾病诊断方面的影响,如脊柱炎症、腰椎间盘突出、脊髓病变或外伤等。上述不足之处后续我们将进一步完善和探究。

4 结论

综上所述,使用DLR算法能够提高腰椎MRI标准序列的主观视觉和客观定量图像质量,展现更多有效解剖细节,并且能在更短时间内完成图像采集,提高检查效率及放射科医师的诊断信心,具有一定临床应用价值。

参考文献

- [1]徐永立,赵小华,郝金华,等.腰椎终板形态与椎间盘退变相关性的MRI观察[J].罕少疾病杂志,2018,25(2):47-49.
- [2]Dionne C E,Dunn K M,Croft P R.Does back pain prevalence really decrease with increasing age? A systematic review[J].Age Ageing,2006,35(3):229-234.
- [3]Peng X,Ying L,Liu Q,et al.Incorporating reference in parallel imaging and compressed sensing[J].Magn Reson Med,2015,73(4):1490-1504.
- [4]Feng L,Benkert T,Block K T,et al.Compressed sensing for body MRI[J].J Magn Reson Imaging,2017,45(4):966-987.
- [5]倪萍,陈自谦,张鲁闽,等.3T磁共振的特点及其质量控制策略[J].中国医疗设备,2009,24(12):121-124.
- [6]Li H,Liu D,Zeng Y,et al.Single-image-based deep learning for segmentation of early esophageal cancer lesions[J].IEEE Trans Image Process,2024,33:2676-2688.
- [7]Koch K M,Sherafati M,Arpinar V E,et al.Analysis and evaluation of a deep learning reconstruction approach with denoising for orthopedic MRI[J].Radiol Artif Intell,2021,3(6):e200278.
- [8]Bischoff L M,Peeters J M,Weinhold L,et al.Deep learning super-resolution reconstruction for fast and motion-robust T₂-weighted prostate MRI[J].Radiology,2023,308(3):e230427.
- [9]张慈慈,程相宜,熊玉超,等.基于MR图像的深度学习预测乳腺癌脉管浸润状态[J].中国CT和MRI杂志,2024,22(3):86-88.
- [10]杨甄,邓李秋,张桐,等.基于MRI的深度学习对胶质瘤分类的可行性研究[J].中国CT和MRI杂志,2023,21(10):11-13.
- [11]杨晶,李琼阁,吴涛,等.深度学习重建法提高磁共振高分辨海马冠状位图像质量的比较研究[J].磁共振成像,2023,14(5):21-24,30.
- [12]Bae S H,Hwang J,Hong S S,et al.Clinical feasibility of accelerated diffusion weighted imaging of the abdomen with deep learning reconstruction:comparison with conventional diffusion weighted imaging[J].Eur J Radiol,2022,154:110428.
- [13]Foreman S C,Neumann J,Han J,et al.Deep learning-based acceleration of compressed sense MR imaging of the ankle[J].Eur Radiol,2022,32(12):8376-8385.
- [14]Herrmann J,Keller G,Gassenmaier S,et al.Feasibility of an accelerated 2D-multi-contrast knee MRI protocol using deep-learning image reconstruction:a prospective intraindividual comparison with a standard MRI protocol[J].Eur Radiol,2022,32(9):6215-6229.
- [15]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.
- [16]Zerunian M,Pucciarelli F,Caruso D,et al.Fast high-quality MRI protocol of the lumbar spine with deep learning-based algorithm:an image quality and scanning time comparison with standard protocol[J].Skeletal Radiol,2024,53(1):151-159.
- [17]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.
- [18]Orea-Flores I Y,Gallegos-Funes F J,Arellano-Reynoso A. Local complexity estimation based filtering method in wavelet domain for magnetic resonance imaging denoising[J].Entropy (Basel),2019,21(4):401.
- [19]Wang Q,Zhao W,Xing X,et al.Feasibility of AI-assisted compressed sensing protocols in knee MR imaging:a prospective multi-reader study[J].Eur Radiol,2023,33(12):8585-8596.
- [20]Van der Velde N,Hassing H C,Bakker B J,et al.Improvement of late gadolinium enhancement image quality using a deep learning-based reconstruction algorithm and its influence on myocardial scar quantification[J].Eur Radiol,2021,31(6):3846-3855.
- [21]Wessling D,Gassenmaier S,Olthof S C,et al.Novel deep-learning-based diffusion weighted imaging sequence in 1.5 T breast MRI[J].Eur J Radiol,2023,166:110948.
- [22]Vashistha R,Almuqbel M M,Palmer N J,et al.Evaluation of deep-learning TSE images in clinical musculoskeletal imaging[J].J Med Imaging Radiat Oncol,2024,68(5):556-563.
- [23]Estler A,Hausner T K,Brunn e e M,et al.Deep learning-accelerated image reconstruction in back pain-MRI imaging: reduction of acquisition time and improvement of image quality[J].Radiol Med,2024,129(3):478-487.

(收稿日期:2024-06-26)

(校对编辑:翁佳鸿)