腹部影像学。

直肠癌 MRI:人工智能辅助压缩感知技术与并行成像技术的对照 研究

许桂晓,刘海彬,吴尚远,黄颖怡,谢传森,何浩强

【摘要】 目的:通过与传统并行成像(PI)技术对比,探讨人工智能辅助压缩感知(ACS)技术在直肠 癌 MRI 中的应用价值。方法:回顾性将 2021 年1月1日-2022 年3月1日在本院经病理检查首诊为 直肠癌的74例患者纳入研究。所有患者在确诊前行直肠3.0T MRI 扫描,扫描序列主要包括横轴面、 矢状面和冠状面 FSE-T, WI和 FSE-T, WI,其中矢状面 FSE-T, WI 分别采用 ACS 技术和传统 PI 技术。 比较采用 ACS 和 PI 技术的扫描时间及两组图像上病灶和正常肠壁的信噪比(SNR)和对比噪声比 (CNR)。由两位医师采用李克特量表分别对两组图像上病灶显示情况、病灶边缘清晰度、图像伪影和 整体图像质量 4 项指标进行评分,并对两位医师评分的一致性进行评估。两位医师分别基于 ACS 和 PI技术的矢状面 FSE-T。WI(结合横轴面和冠状面高分辨率 T。WI)进行直肠癌 T 分期,比较两种技术 的诊断准确性。结果:采用 ACS 技术的检查时间明显短于 PI 技术「(92.03±1.16) vs. (144.36± (0.97)s, P < 0.001。两组图像上 SNR 病灶和 SNR 正常肠壁的差异均无统计学意义(P > 0.05), ACS 组病灶和正常肠壁的 CNR 值较 PI 组高(P < 0.05);图像质量主观评价结果显示,在病灶显示情况、病 灶边缘清晰度、图像伪影和图像整体质量方面, ACS 组的评分均高于 PI 组(P < 0.001);两位观察者对 图像质量 4 项评估指标的评分结果的一致性为良好或极好(Kappa 值: $0.603 \sim 0.929$, P 均 ≤ 0.001)。两 位医师基于 ACS 和 PI 技术诊断直肠癌 T 分期准确率分别为 85.14%(63/74)和 81.08%(60/74),诊断 符合率无统计学差异(P>0.05)。结论:与传统并行采集技术相比,人工智能结合压缩感知(ACS)技术 不仅可以缩短扫描时间,还可以改善图像质量,且不影响对直肠癌术前 T 分期的诊断准确性,具有较好 的临床应用价值。

【关键词】 直肠肿瘤;人工智能;压缩感知;并行成像;磁共振成像

【中图分类号】R445.2; R735.3 【文献标志码】A 【文章编号】1000-0313(2023)04-0446-06 DOI:10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.04.013 开放科学(资源服务)标识码(OSID):



[Abstract] Objective: By comparing with traditional parallel imaging (PI) technique, to explore the application values of artificial intelligence (AI) assisted compressed sensing (ACS) technique in rectal cancer MRI examination. Methods: Retrospectively, a total of 74 patients who were first diagnosed as rectal cancer by pathological examination from January 1 2021 to March 1 2022 in our hospital were included in this study. All patients underwent 3.0T MR scan before surgery, and the main sequences included transverse, sagittal and coronal FSE-T2 WI, of which sagittal FSE-T2 WI was scanned with ACS and conventional PI techniques, respectively. The signal-to-noise ratio (SNR) and contrastto-noise ratio (CNR) of the lesions (Les) and normal intestinal walls (NIW), and scan time of both sets of images obtained by ACS and PI techniques were compared. Four indexes, including lesion display, margin sharpness of lesions, artifacts, and overall image quality on two sets of images, were scored by two radiologists with the Likert scale respectively, and the consistency between the two ra-

通讯作者:何浩强,E-mail:hehq@sysucc.org.cn

diologists was assessed. Preoperative T-staging of rectal cancer based on sagittal FSE-T₂ WI with ACS and PI techniques (combined with high resolution transverse and coronal T₂ WI) was performed by 2 radiologists, and its accuracy was analyzed. **Results**: The scan time of FSE-T₂ WI with ACS technique was significantly shorter than that with PI technique [(92.03 ± 1.16) vs. (144.36 ± 0.97) s, P<0.001]. Quantitative image analysis showed that there was no statistical difference between SNRLes and SNRNIW (P>0.05). The CNRLes to CNRNIW measured by ACS technique was significantly higher than that by PI technique (P<0.05). In the image quality subjective evaluation, the scores of lesion display, margin sharpness of lesions, artifacts, and overall image quality obtained by ACS technique were higher than those obtained by PI technique (all P<0.05). The consistency of the scoring results of the four evaluation indexes of image quality between the two radiologists was good-to-excellent (P<0.001). The T-staging diagnostic accuracy of rectal cancer based on ACS and PI was 85.14% (63/ 74) and 81.08% (60/74), respectively, with no statistically significant difference in diagnostic accuracy (P>0.05). **Conclusion**: Compared with the PI technique, the ACS technique can not only reduce scan time, but also improve image quality, and does not affect the diagnostic accuracy of T-stage for rectal cancer, which has clinical application feasibility.

(Key words) Rectal neoplasm; Artificial intelligence; Compressed sensing; Parallel imaging; Magnetic resonance imaging

结直肠癌是全球第 3 大常见癌症,威胁人类健康, 其发病率和死亡率都位居全球前列,2020年,全球共 诊断结直肠癌 1931590例,935173例死于结直肠 癌^[1]。MRI是直肠癌首诊治疗前分期的首选检查方 法^[2-3],可以准确判断直肠癌环周筋膜切缘(circumferential resectionmargin,CRM)和壁外血管侵犯(extramural venous invasion,EMVI)状态^[4],但是,MRI 检查时间长,易产生伪影,对患者耐受度要求高,因此 在保证图像质量的前提下尽量缩短检查时间显得尤为 重要。

K 空间欠采样采集是目前 MRI 快速采集的主要 手段,主要方法有半傅立叶(half fourier,HF)采集、并 行成像(parallel imaging, PI)和压缩感知(compressed sensing,CS)技术 3 大类[5-8],其中 PI 技术是临床应用 中最常用的加速工具[9]。近年来,随着人工智能技术 的发展,一种新的加速技术——人工智能辅助压缩感 知技术(AI-assisted compressed sensing, ACS)诞生。 ACS 技术将深度学习神经网络作为 AI 智能模块引入 到压缩感知框架的迭代重建过程中,AI智能模块使用 数百万个全采样数据进行训练,以抑制传统加速方法 在高加速因子下形成的各种重建伪影,可在不牺牲图 像质量的前提下显著缩短扫描时间,能够更好地提高 效率,降低运动伪影。本研究将 ACS 这一新技术应用 于直肠癌扫描,并通过与传统的并行成像技术进行比 较,探讨 ACS 技术在改善直肠癌 MRI 检查时间和图 像质量等方面的价值。

材料与方法

1. 一般资料

连续将 2021 年 1 月 1 日-2022 年 3 月 1 日在中 山大学肿瘤防治中心行直肠 MRI 检查的首诊患者纳 入本研究的样本库。纳入标准:①首诊直肠癌(经病理 证实)患者;②年龄≥18 岁。排除标准:①患者依从性 差,或 MRI 图像上有严重的生理运动伪影;②因病灶 较小等原因无法准确勾画 ROI 者;③有 MRI 检查禁 忌证者。最终共纳入 74 例直肠癌患者,其中男 54 例, 女 20 例,年龄 24~83 岁,平均(57.74±12.74)岁。

2. 图像采集

使用联影 UIH uMR7903.0T 磁共振扫描仪和 12 通道体部相控阵线圈进行直肠 MRI 扫描。扫描体位 采取仰卧位,检查前使用沙袋或腹带加压腹部,尽量减 少呼吸运动导致的运动伪影。扫描序列包括矢状面 FSE-T₂WI、大视野横轴面 FSE-T₂WI和 FSE-T₁WI、 小视野高分辨冠状面和横轴面 FSE-T₂WI和 FSE-T₁WI、 小视野高分辨冠状面和横轴面 FSE-T₂WI和 FSE-T₁WI 轴面、矢状面和冠状面对比增强 T₁WI 序列。其中,矢 状面 FSE-T₂WI 序列均采用 ACS 和 PI 两种采集技 术,扫描参数见表 1,分别获得 ACS-FSE-T₂WI 和 PI-FSE-T₂WI 两组图像。

3. 图像分析和评价

图像后处理均在工作站 uWS-MrR005 上进行。 在矢状面 ACS-FSE-T₂WI 和 PI-FSE-T₂WI 两组图像 上,通过勾画 ROI 进行信号强度(signal intensity,SI) 及其标准差(standard deviation,SD)的测量。具体方 法:测量直肠肿瘤病灶的信号强度(SI_{额t})和及其标准

表1 ACS 和 PI 技术矢状面 FSE-T₂ WI 扫描参数

参数	ACS-FSE-T2 WI	PI-FSE-T2 WI
视野/mm ²	220×200	220×200
TR/ms	2500	2500
TE/ms	110	113
矩阵	320×280	320×280
回波链长度	21	27
带 宽 / Hz	230	200
激励次数	2	2
层厚/mm	3.0	3.0
层间距/mm	0.6	0.6
加速因子	2.0	2.0

差(SD_{病灶});测量病灶邻近正常肠壁处的 SI_{正常肠壁}和 SD_{正常肠壁};测量背景组织的噪声(SD_{背景}),方法为在图 像视野内左上、左下、右上和右下角的4个背景区域分 别勾画 ROI,取4个 ROI 的信号强度标准差的平均 值。勾画 ROI 时要选择无伪影和形变的区域,注意避 开水肿、坏死和出血区域。计算两组图像上病灶和正 常肠壁的信噪比(SNR_{病灶}、SNR_{正常肠壁})以及病灶与正 常肠壁的对比噪声比(CNR_{病灶-正常肠壁})。

由两位诊断医师采用双盲法阅片,分析 ACS-FSE-T₂WI和PI-FSE-T₂WI两组图像的图像质量,采 用李克特量表5级评分法,评估指标包括病灶显示情 况、病灶边缘清晰度、图像伪影以及图像整体质量,各 指标的评分标准如下。①病灶显示:1分,未见病灶;2 分,病灶模糊可见;3分,病灶显示模糊,但可以辨认;4 分,病灶显示较清晰;5分,病灶显示清晰。②病灶边 缘清晰度:1分,不能辨认:2分,病灶边缘极端模糊:3 分,结构显示模糊,但可以辨认;4分,结构显示尚可;5 分,结构显示清晰。③伪影:1分,严重,无法诊断:2 分,严重,影响局部诊断;3分,中度伪影,对诊断影响 较小:4分,少许伪影,不影响诊断:5分,清晰无伪影。 ④图像整体质量:1分,质量差,无法进行诊断;2分,质 量差,诊断困难;3分,质量中等,病变尚可诊断;4分, 质量好,病变可以诊断;5分,质量优秀,病变可以清晰 诊断。

两位诊断医师基于 ACS-FSE-T₂WI 或 PI-FSE-T₂WI,分别结合其它高分辨率 T₂WI 序列,来判断直 肠癌的 T 分期,当诊断结果不一致时经讨论达成一 致。参照美国癌症联合委员会第八版 TNM 分期系统 中直肠癌 T 分期标准:T1 期为肿瘤组织侵犯直肠黏 膜下层;T2 期为肿瘤组织侵犯固有肌层;T3 期为肿瘤 组织穿透固有肌层;T4 期为肿瘤累及腹膜脏层,或侵 犯/粘连于邻近器官或结构。

4. 统计学方法

使用 SPSS 26.0 统计软件进行统计学分析。比较 ACS-FSE-T₂ WI 和 PI-FSE-T₂ WI 的采集时间及两组 图像 SNR 和 CNR。对计量资料先进行正态分布检 验,如果数据符合正态分布则采用配对样本 t 检验进 行组间比较,不符合正态分布则采用 Wilcoxon 符号秩 检验;图像质量主观评分的组间比较采用 Wilcoxon 符 号秩检验。以 P<0.05 为差异有统计学意义。

采用 Kappa 检验评估每项定性指标的观察者间 一致性以及两组图像(分别结合其它高分辨率序列)对 直肠癌的 T 分期与病理结果的一致性。Kappa 值为 0~0.20 为不一致,0.21~0.40 为一致性差,0.41~0.60 为一致性中等,0.61~0.80 为一致性良好,0.81~1.00 为一致性极好。

结 果

1. 两组图像客观评价指标的比较

ACS-FSE-T₂WI和 PI-FSE-T₂WI两组图像各项 定量指标的比较结果见表 2。两组之间扫描时间的差 异有统计学意义(P < 0.001)。与常规 PI-FSE-T₂WI 序列相比,ACS-FSE-T₂WI 序列能节省约 36%的扫描 时间。

两组图像的 SNR_{病灶}和 SNR_{正常肠壁}的差异无统计 学意义(P > 0.05), ACS 组病灶和正常肠壁的 CNR 值 较 PI 组高, 两组间具有统计学差异(P < 0.05), 详见 表 2。

表 2 ACS、PI两组图像 SNR、CNR 以及图像采集时间的比较

指标	$PI\text{-}FSE\text{-}T_2WI$	ACS-FSE- T_2 WI	Z 值	P 值
SNR _{病灶}	66.46 ± 50.44	72.43 ± 57.05	-1.522	0.128
SNR _{正常肠壁}	48.87 ± 39.00	49.17 ± 36.70	-1.371	0.891
CNR病灶-正常肠壁	2.24 ± 1.36	2.72 ± 1.89	-2.729	0.006
采集时间/s	144.36 ± 8.34	92.03 ± 10.02	-7.556	<0.001

2. 两组图像质量的主观评分及一致性分析

两组图像质量的主观评分及观察者间评分的一致 性分析结果见表 3 和图 1~2。在病灶显示、病灶边缘 清晰度、图像伪影和图像整体质量 4 个主观评价指标 中,ACS-FSE-T₂WI 的评分均高于 PI-FSE-T₂WI,差 异均有统计学意义(P < 0.05)。

表 3 两组图像质量的评分及观察者间评分的一致性

指标	图像质量评分			Kappa 值	
	PI-FSE-T2 WI	ACS-FSE- T_2 WI	P 值	PI-FSE-T ₂ WI	ACS-FSE-T2 WI
病灶显示	4.83 ± 0.36	4.90 ± 0.30	0.025	0.603	0.629
病灶边缘清晰度	4.03 ± 0.36	4.83 ± 0.38	<0.001	0.644	0.664
伪影	4.18 ± 0.60	4.74 ± 0.47	<0.001	0.735	0.699
整体质量	4.06 ± 0.50	4.76 ± 0.46	<0.001	0.793	0.929



图 1 男,36岁,直肠中段病变,镜检为中至低分化腺癌。a) 矢状面 ACS-FSE-T₂WI,直肠病灶边缘清晰 (箭),图像清晰无伪影,总体质量优,此序列的扫描时间为 1min25s;b) 矢状面 PI-FSE-T₂WI,直肠病灶边缘 尚清晰(箭),伪影较 ACS 图像(图 1a)多;整体质量好但稍差于图 1a,此序列的扫描时间为 2min40s。

图 2 男,72岁,直肠上段病变,直肠系膜内可见肿大淋巴结,镜检为中分化腺癌。a) 矢状面 ACS-FSE-T₂WI,直肠病灶及淋巴结边缘显示清晰(箭),图像清晰无伪影,总体质量优,此序列的扫描时间为 1min27s; b) 矢状面 PI-FSE-T₂WI,直肠病灶边缘尚清晰(箭),整体质量好但稍差于图 2a,此序列的扫描时间为 2min22s。

一致性分析结果显示两位观察者对两组图像 4 个 主观评价指标的评分结果均具有良好或极好的一致性 (*P*<0.05)。

3. 两组图像对直肠癌 T 分期与病理结果的一致 性

两组图像(分别结合其它高分辨率序列)对直肠癌 的 T 分期与病理结果的对比及一致性分析结果见表 4。基于 ACS 和 PI 技术诊断直肠癌 T 分期与病理结 果的 一致性分别为极好和良好 Kappa = 0.810、 0.764), ACS 组 T 分期诊断符合率为 85.14%(63/ 74), PI 组为 81.08%(60/74), 两组之间的差异无统计 学意义(*P*=0.25)。

表4 基于 ACS 和 PI 技术诊断直肠癌 T 分期与病理结果的一致性 /例

影像 T 分期	病理T分期			Konno di	DK	
	T1	Τ2	Т3	T4	– Kappa 🕮	ΓŒ
ACS技术					0.810	<0.001
T1	0	0	0	0		
T2	4	11	0	0		
Т3	0	4	30	0		
T4	0	1	2	22		
PI技术					0.764	< 0.001
T1	0	0	0	0		
T2	4	11	2	0		
Т3	0	4	28	1		
T4	0	1	2	21		

讨 论

本研究在直肠的矢状位 FSE-T₂WI 序列上分别 采用 PI 和 ACS 两种加速技术,通过对两组图像的比 较分析,发现在图像分辨率相同情况下应用 ACS 技术 能有效缩短序列扫描时间,而 ACS 组 CNR_{题址正常随度}值 高于 PI 组图像。ACS-FSE-T₂WI 图像病灶显示、病 灶边缘清晰度、伪影和整体图像质量方面的得分均高 于 PI-FSE-T₂WI 序列,观察者间一致性评估结果显示 Kappa 值范围为 0.603~0.929,观察者间一致性良好 至极好。ACS 技术一定程度上解决了磁共振成像在 保证成像质量甚至提高图像质量的前提下缩短扫描时 间问题。

ACS创新地将最先进的深度学习神经网络作为 AI 智能模块引入重构过程中。AI 智能模块以全采样 数据、学习目标和欠采样数据为输入对网络进行训练, 使网络产生一个全样本等效的高质量图像,网络的欠 采样带来的伪影抑制效果优于并行成像和半傅里叶方 法。AI 模块的输出被添加到迭代重建过程中,再输出 最终图像。AI模块是基于残差神经网络(residual neural network, ResNET)进行训练的, 可以解决梯度 混乱的问题,同时提高性能,确保网络的收敛性,它在 主流卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)中应用广泛,如 SRResNet 和 Pix2pix^[10-12]。由 干 AI 模块的输出被添加到迭代重建框架中,因此可 以接受来自并行成像、半傅里叶和压缩感知方法的数 学约束,同时也受原始欠采样 k 空间的数据一致性约 束。AI模块与半傅里叶、并行成像和压缩感知等技术 结合,可以抑制噪声、减少伪影和恢复信息,还可以有 效地纠正这些单独方法的任何显著错误,从而为 MRI 提供更高的加速度水平。

本研究中采用的 ACS-FSE-T₂WI 较采用传统加 速方法的 PI-FSE-T₂WI 的扫描时间减少了 52 s,节省 了约 36%的时间,同时图像的信噪比无明显下降,甚 至 CNR 更高,说明 ACS 技术具有在高的加速度系数 下仍能保证图像质量的能力。

矢状面 FSE-T₂WI 序列是直肠成像最重要的序 列之一,主要用于明确肿瘤位置及范围,判断肿瘤是低 位/中位还是高位直肠癌,但是在扫描过程中呼吸、肠 道蠕动和膀胱搏动等生理运动都会对直肠造成影像, 尤其是在高分辨率扫描的情况下对运动伪影更为敏 感,在临床工作中通常采用增加激励次数来减轻该类 运动伪影,但是增加激励次数会增加扫描时间。而应 用了 ACS 技术后,由于 ACS 技术具有超快的成像速 度,具有运动冻结能力,可以有效抑制患者运动引起的 伪影或生理运动模糊。同时,采用 ACS 技术后时间缩 短,能显著提高患者的舒适度,有利于直肠癌患者顺利 完成 MRI 检查,提高扫描效率。

从图像质量的评估结果看出,在病灶显示、病灶边 缘清晰度、伪影和整体图像质量上 ACS 图像的评分均 高于传统 PI 方法。ACS 图像上病灶清楚、边缘清晰 度高, 伪影少, 整体质量高, 这可能与 ACS 抑制噪声和 减少伪影的能力有关,相比 PI 方法,ACS-FSE-T,WI 序列能获得更高的图像清晰度和更好的整体质量。在 高加速因子下,PI可能会产生残留混叠和噪声增多的 伪影[13-16]。残余混叠和噪声伪影产生机制是太多的像 素彼此之间需要展开,而线圈范围通道数有限而无法 承载太多信号。残余混叠和噪声增多常表现为 ROI 内或外部的重影和图像上解剖结构不均匀的颗粒感。 然而 ACS 技术完美地解决了这个问题, ACS 技术中 AI模块学习了没有重建伪影的全采样高质量图像的 特性,将获取的全 k 空间数据转换为图像域并作为目 标输出,然后将收敛的 AI 智能模块集成到压缩感知 框架的迭代重建过程中,输出最终图像。ACS 技术的 使用能够通过学习和修正,对加速因子进行更加精确 的调整,提升图像信噪比,减少图像伪影,同时保持了 并行采集技术扫描图像能够提高图像对比度的优点。 本研究中矢状面 ACS-FSE-T₂WI(结合其它高分辨序 列)对直肠癌 T 分期的诊断符合率稍高于传统 PI-FSE-T₂WI 序列,这也提示 ACS 序列不会因为缩短检 查时间而降低其诊断准确性。

目前基于深度学习的 MRI 方案用于解决减少伪 影、运动校正和去除噪声等问题时,通常可分为两类: 基于深度学习的图像重建和基于深度学习的图像后处 理^[17-18]。基于深度学习的图像后处理方法是使用集成 到 MR 中的深度学习重建工具,通过深度学习算法将 MR 信号与噪声分离,在抑制噪声的同时增强信号。 该类研究在以往的文献中已有报道,如 Ueda 等^[19]将 基于深度学习的人工智能引擎(advanced intelligent clear IQ Engine, AiCE)应用于女性盆腔 MRI 的研究, 结果表明该智能引擎在提高图像质量的同时还缩短了 扫描时间。Naganawa 等^[20]在内耳膜迷路积水 MRI 检查中采用 AiCE,发现其图像上的 CNR 值是未采用 AiCE 的4倍。然而,ACS 技术与基于深度学习的图 像后处理技术不同之处在于它是将深度学习置于图像 重建过程中,将 AI 智能模块集成到压缩感知框架的 迭代重建过程中。目前一些研究人员认为,这种深度 学习方法有助于压缩感知的重建,并在增加获取时确 保高保真度^[21-23]。目前,关于基于深度学习的图像重 建技术及其应用于临床研究的文献报道较少,本研究 中是将 ACS 技术运用于直肠癌的研究。在未来的研 究中,我们计划将 ACS 技术与集成到 MR 的基于深度 学习的图像后处理方法进行比较,以研究哪种方式具 有更好的性能。

本研究的局限性:样本量偏小;研究序列仅为矢状面 FSE 序列。故需在今后增加样本量,且进行多个方位(如横轴面、冠状面)及其成像序列(T₁WI等)的研究。

综上所述,与传统采用并行采集的方法相比,采用 ACS技术可以减少检查时间,提高图像质量(不论是 主观还是客观评价指标),而不会降低对直肠癌 T 分 期的诊断准确性。

参考文献:

- [1] Sung H, Ferlay J, Siegel RL, et al. Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries[J].CA, 2021, 71(3):209-249.
- [2] 吕晗,张晓燕,刘文娟,等.结直肠癌病人影像学检查临床适用性评价指南(2021版)[J].中国实用外科杂志,2021,41(10):1104-1110.
- [3] 张天奇,王芊婷,李明洋,等.基于 IVIM 多参数 MRI 影像组学术 前预测直肠癌 T 分期[J].放射学实践,2022,37(9):1085-1091.
- [4] Benson AB, Venook AP, Al-Hawary MM, et al.Rectal cancer, version 2.2018 NCCN clinical practice guidelines in oncology[J].J Natl Compr Canc Netw, 2018, 16(7);874-901.
- [5] Lv J, Wang C, Yang G.PIC-GAN: a parallel imaging coupled generative adversarial network for accelerated multi-channel MRI reconstruction[J/OL]. Diagnostics (Basel), 2021, 11 (1): e61. DOI:10.3390/diagnostics11010061.
- [6] Li Y, Dumoulin C. Correlation imaging for multiscan MRI with parallel data acquisition[J]. Magn Reson Med, 2012, 68(6); 2005-2017.
- [7] Feng L, Benkert T, Block KT, et al. Compressed sensing for body MRI[J].J MagnReson Imaging, 2017, 45(4):966-987.
- [8] Huang F, Lin W, Li Y.Partial fourier reconstruction through data fitting and convolution in k-space[J]. Magn Reson Med, 2009, 62 (5):1261-1269.
- [9] Hamilton J, Franson D, Seiberlich N. Recent advances in parallel imaging for MRI[J/OL].Prog Nucl Magn Reson Spectrosc, 2017, 101:e71-e95.DOI:10.1016/j.pnmrs.2017.04.002. Epub 2017 May 2.

- [10] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al.Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network:2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017: 105-114. DOI: 10.1109/ CVPR.2017.19.
- Gu J, Wang Z, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, 77(5): 354-377. DOI:10.1016/j.patcog.2017.10.013.
- [12] Isola P, Zhu JY, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks:2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2[C]. Honolulu, HI,USA,2017;5967-5976.DOI:10.1109/CVPR.2017.632.
- [13] Deshmane A, Gulani V, Griswold MA, et al. Parallel MR imaging[J].J Magn Reson Imaging, 2012, 36(1):55-72.
- [14] Bustin A, Lima DCG, Jaubert O, et al. High-dimensionality undersampled patch-based reconstruction (HD-PROST) for accelerated multi-contrast MRI[J]. Magn Reson Med, 2019, 81(6): 3705-3719.
- [15] Hoge WS. Brooks DH. Using GRAPPA to improve autocalibrated coil sensitivity estimation for the SENSE family of parallel imaging reconstruction algorithms[J]. Magn Reson Med, 2008, 60(2):462-467.
- Lv J, Wang P, Tong X, et al. Parallel imaging with a combination of sensitivity encoding and generative adversarial networks[J].
 Quant Imaging Med Surg, 2020, 10(12):2260-2273.
- [17] Lin DJ, Johnson PM, Knoll F, et al. Artificial intelligence for MR

image reconstruction: an overview for clinicians[J]. J Magn Reson Imaging, 2021, 53(4): 1015-1028.

- [18] Chandra SS, Bran LM, Liu X, et al. Deep learning in magnetic resonance image reconstruction [J]. J Med Imaging Radiat Oncol, 2021,65(5):564-577.
- 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/OL]. Eur J Radiol, 2021, 134; e109430. DOI:10.1016/j.ejrad.2020.109430.Epub 2020 Nov 21.
- [20] Naganawa S, Nakamichi R, Ichikawa K, et al. MR imaging of endolymphatic hydrops: utility of iHYDROPS-Mi2 combined with deep learning reconstruction denoising[J]. Magn Reson Med Sci, 2021,20(3):272-279.
- [21] Yang G, Yu S, Dong H, et al.DAGAN: deep de-aliasing generative adversarial networks for fast compressed sensing MRI reconstruction[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37 (6): 1310-1321.
- [22] Sun L, Fan Z, Fu X, et al. A deep information sharing network for multi-contrast compressed sensing MRI reconstruction[J].IEEE Trans Image Process, 2019, 28(12):6141-6153.
- [23] 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.

(收稿日期:2022-11-21 修回日期:2023-01-05)