## 腹部影像学・

# 基于生成对抗网络改善前列腺 DWI 图像质量的初步研究

左斌,朱灵梅,王海燕,杨香琴,黄艳,李亮

【摘要】 目的:本研究旨在构建并评估一种能够有效缩短前列腺扩散加权成像(DWI)扫描时间,提 升图像质量的深度学习模型。方法:本研究共纳入 150 名于本院进行多参数磁共振前列腺检查,包括  $T_1$ WI,  $T_2$ WI,  $DWI(b=50 \text{ s/mm}^2, NEX=2)$ , a-DWI(b=1000 s/mm^2, NEX=2), b-DWI (b=1000 s/mm^2, NEX=2) NEX=8)的临床患者。所有患者 DWI 图像按照 2:1 被随机分为训练集和验证集。训练集用于构建了 一种基于生成对抗网络(GANs)的,能够利用低激励次数 DWI 生成高激励次数的深度学习模型。验证 集数据用于测试模型效能。DWI质量评分比较采用 Wilcoxon signed-rank 检验。表观扩散系数 (ADC)值的可重复性检验采用组内相关系数(ICC)。以 P < 0.05 为差异有统计学意义。结果:模型生 成的 s-DWI 在噪声分布、结构以及纹理特征与 b-DWI 高度相似。 b-DWI 和 s-DWI 的图像质量差异无 统计学意义(P>0.05),二者图像质量优于 a-DWI,差异具有统计学意义(P<0.01)。s-ADC 和 b-ADC 存在方法间高度一致性(测量者 1:ICC=0.96;测量者 2:ICC=0.95)。s-ADC 和 b-ADC 的不同受试者 间一致性均高于 a-ADC(ICC 分别为:a-ADC 0.52~0.66;b-ADC 0.87~0.96;s-ADC 0.88~0.95)。s-ADC 和 b-ADC 的 ADC 值在相同受试者内一致性亦均高于 a-ADC。阅片者 1 的 ICC 分别为 a-ADC 0.61~0.65、b-ADC 0.86~0.88、s-ADC 0.85~0.96。阅片者 2 的 ICC 分别为 a-ADC 0.67~0.78、b-ADC 0.87~0.88、s-ADC 0.81~0.92。结论:基于 GAN 的深度学习算法可以有效地缩短前列腺 DWI 扫描时间,提升图像质量。

【关键词】 前列腺肿瘤;人工智能;扩散加权成像;生成对抗网络;磁共振成像

【中图分类号】R445.2; R737.25 【文献标志码】A 【文章编号】1000-0313(2022)03-0331-07 DOI:10.13609/j. cnki. 1000-0313. 2022. 03. 009

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Preliminary study on improving the quality of prostate DWI image based on generative adversarial network ZUO Bin, ZHU Ling-mei, WANG Hai-yan, et al. Department of Radiology, People's Hospital of Yubei District, Chongqing 401120, China

[Abstract] Objective: To build and evaluate a deep learning model that can effectively shorten the scanning time and improve the image quality of prostate diffusion weighted imaging (DWI). Methods: This study included 150 patients who underwent multiparameter magnetic resonance imaging (MRI) prostate examination  $T_1$  weighted image ( $T_1WI$ ),  $T_2$  weighted image ( $T_2WI$ ), DWI (b =  $50 \text{s/mm}^2$ , NEX=2), a-DWI (b=1000 \text{s/mm}^2, NEX=2), b-DWI (b=1000 \text{s/mm}^2, NEX=8) in our hospital. DWI images of all patients were randomly divided into training set and verification set with the ratio of 2:1. The training set was used to build a deep learning model based on generative adversarial networks (GANs), which can use DWI with low averages to generate that with high averages. Validation set was used to test model performance. Image quality of each DWI set was scored and compared using Wilcoxon signed-rank test. The reproducibility of apparent diffusion coefficient (ADC) value was tested by intraclass correlation coefficient (ICC). P < 0.05 was statistically significant. Results: The s-DWI generated by our model was highly similar with b-DWI in noise distribution, structure features and texture features with no significant difference (All P > 0.05). The image quality of b-DWI and s-DWI was better than that of a-DWI (All P < 0.01). There was high consistency between s-ADC

作者单位:401120 重庆,重庆市渝北区人民医院放射科(左斌、朱灵梅、王海燕、杨香琴、黄艳);430060 武汉,武汉大学人民 医院放射科(李亮) 作者简介:左斌(1974-),男,四川南充人,副主任医师,主要从事磁共振功能成像研究。

通讯作者:李亮, E-mail: 824254236@gq. com

基金项目:国家自然科学基金青年基金(81601461)

and b-ADC (Reviewer 1:ICC=0.96; Reviewer 2:ICC=0.95). The inter-reader-consistency of s-ADC and b-ADC was higher than that of a-ADC (a-ADC:ICC ( $0.52\sim0.66$ ); b-ADC:ICC ( $0.87\sim0.96$ ); s-ADC:ICC ( $0.88\sim0.95$ )). The intro-reader-consistency of s-ADC and b-ADC was higher than that of a-ADC ADC (Reviewer 1 a-ADC:ICC ( $0.61\sim0.65$ ); b-ADC:ICC ( $0.86\sim0.88$ ); s-ADC:ICC ( $0.85\sim0.96$ ); Reviewer 2 a-ADC:ICC ( $0.67\sim0.78$ ); b-ADC:ICC ( $0.87\sim0.88$ ); s-ADC:ICC ( $0.81\sim0.92$ )). Conclusion:GAN based deep learning algorithm can effectively shorten the prostate DWI scanning time and improve the image quality.

**[Key words]** Prostate neoplasms; Artificial intelligence; Diffusion weighted imaging; Generative adversarial networks; Magnetic resonance imaging

多参数磁共振成像(multiparametric magnetic resonance imaging, mp-MRI)是目前临床进行前列腺 癌诊断和分期以及评估预后的重要影像学方法[1]。扩 散加权成像(diffusion weighted imaging,DWI)是前 列腺 mp-MRI 检查的重要组成部分。为了降低对运 动的敏感性,临床采集前列腺 DWI 通常采用单次激发 平面回波成像方法(single-shot echo-planar imaging approach, ss-EPI)<sup>[2]</sup>。但是,这项技术会导致 DWI 图 像信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)降低,前列腺形 变加重,伪影增加,而且随着 b 值的增加,上述现象愈 发明显。低图像质量 DWI 不仅会导致组织成像结构 的偏差,而且会影响 ADC 值的计算的准确度以及可 重复性[3-4]。虽然通过重复多次图像采集,前列腺 DWI 图像质量可以得到有效地提升,但是,激励次数 过多会延长扫描时间,不仅降低了患者的舒适性,而且 增加了患者不自主运动导致图像质量差的可能性⁵ጏ。 如何在缩短扫描时间的同时获得高质量的 DWI 图像 一直是一个技术难题。

近年来,人工智能算法的兴起给解决传统医学图 像难题提供了新的解决思路。特别是生成对抗网络 (generative adversarial networks, GANs)在医学图像 的分割、识别、合成方面表现出了巨大的潜力<sup>[6]</sup>。 GANs 是一类包含了生成器和鉴别器的生成模型。生 成器可以通过分析输入图像与参考图像之间的映射, 进行学习模仿,生成类似于目标图像的合成图像,而鉴 别器则可以区分生成器生成图像和真实图像[7]。通过 生成器与鉴别器的不断博弈,生成器最终可以生成令 鉴别器和肉眼都无法鉴别真伪的合成图像[8]。既往研 究利用 GANs 探索低质量图像与高质量图像之间的 特征关联,并构建映射,成功实现了不同质量图像的转 换。该技术在去除伪影<sup>[9]</sup>、降噪<sup>[10-12]</sup>、提高分辨率<sup>[13]</sup> 等方面获得了成功。受此启发,笔者设想利用 GANs 在扫描时间短、图像质量差 DWI 图像和扫描时间长、 图像质量好的 DWI 图像之间构建映射,通过前者生成 后者,最终获得扫描时间短但图像质量好的前列腺 DWI图像。

本研究旨在构建一种基于 GANs 的能够有效缩 短前列腺 DWI 扫描时间,提升前列腺 DWI 图像质量 的无监督生成模型网络框架,并评估生成的 DWI 和 ADC 图像质量。

### 材料与方法

#### 1. 研究对象

本研究获得了重庆市渝北区人民医院伦理审查委员会的批准(2020A2)。所有受试者均已签署知情同意书。本研究共招募178名2019年1月-2020年10月因临床怀疑前列腺癌于本院进行多参数MRI前列腺检查和超声介入穿刺活检的患者。其纳入标准包括:①具有完整的临床信息和病理结果。②DWI和ADC图像上包含至少一个直径大于0.5 cm的,具有明确病理结果的结节。受试者排除标准包括:①未完成所有MRI检查。②在行前列腺MRI检查之前进行了激素疗法、手术、放化疗等相关治。③MRI检查与病理穿刺间隔时间大于2周以上。

28 人因不符合纳入与排除标准被剔除研究队列 (8 人未完成全部检查,12 人未进行病例穿刺,4 人在 MRI 检查前进行了手术治疗,4 人检查与病理穿刺间 隔时间大于 2 周以上),本研究最终纳入受试者 150 名,并被按照 2 比 1 随机分为训练集(100 人)和验证 集(50 人)。

#### 2. 检查方法

所有患者图像采集均采用 GE Signa Architect Discovery MR750w 3T MR 扫描仪及 8 通道体部相控 阵接收线圈。采集序列包括矢状面 T<sub>1</sub>WI,横轴面 T<sub>1</sub>WI、T<sub>2</sub>WI,以及一组横轴面 SS-EPI 低 b 值 DWI, 两组标准 b 值 DWI。具体扫描序列参数设置见表 1。

#### 3. 模型建立与算法

本研究采用生成对抗网络进行模型训练<sup>[14]</sup>(图 1),其中生成器(G)采用 UNet 结构,鉴别器(D)采用 多层下采样卷积结构。在训练模型前先对已获取的数 据进行预处理,对原始 a-DWI 和 b-DWI 数据从图像 中心裁剪出相关前列腺区域并缩放到统一大小,之后

 $T_2 WI$  $T_1 WI$ a-DWI 参数 b-DWI  $200 \times 200$  $200 \times 200$  $200 \times 200$  $200 \times 200$ 视野(mm<sup>2</sup>)  $320 \times 320$  $132 \times 178$ 斩阵  $320 \times 320$  $132 \times 178$ 层厚(mm) 3.5 3.5 3 3 层间距 0 10% 10% 10% b值(s/mm<sup>2</sup>) 50 50 1000 1000 激励次数 2 2 2 8 73 73 回波时间(ms) 101 13 重复时间(ms) 6000 700 4200 4200 带宽(Hz/pixel) 200 200 1872 1872 扫描时间(min) 2:08 1:40 40s 2:10s

表1 MRI扫描序列参数

进行对齐,考虑到硬件的限制,只使用分辨率为 224× 224 的二维横轴面图像进行训练和测试。

训练模型时,输入训练集中的 a-DWI,以 b-DWI 为参考图像,生成器输出合成 s-DWI。使用 s-DWI 和 真实的 b-DWI 对鉴别器进行训练,使鉴别器能够区分 两者,即将 s-DWI 认定为假,将真实的 b-DWI 认定为 真。相对地,生成器逐渐优化的目的是使其合成的 s-DWI 无法被鉴别器区分出来。通过生成器与鉴别器 的对抗训练,二者效果相互逐渐提高,生成器最终能够 利用 a-DWI 生成类似于 DWI(b=1000 s/mm<sup>2</sup>,NEX =8)的高质量标准 b 值 DWI。该模型的鉴别器损失 函数为:

 $L_{D} = E_{Y \sim P_{Y}} [(D(Y) - 1)^{2}] + E_{S \sim P_{S}} [(D(S))^{2}]$ 

其中S表示生成器合成的s-DWI,Y表示真实的 b-DWI。该模型的生成器损失函数为:

 $L_G = E_{S \sim P_S} \left[ (D(S) - 1)^2 \right]$ 

其中S表示生成器合成的 s-DWI。

为验证模型效能,笔者将验证集中 50 人的 a-DWI 输入模型,生成 s-DWI,并采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)、结构相似性(structural similarity, SSIM)、特征相似度(feature similarity, FSIM)以及均方误差(mean square error, MSE)定量评估 s-DWI 的图像质量。PSNR 可以评估生成图像的信噪比。SSIM 和 FSIM 分别评价生成图像 s-DWI

与参考图像 b-DWI 的结构和特征的相似度。MSE 则 反应 s-DWI 与 b-DWI 的总体差异。

两位分别具有 4 年和 8 年腹部影像诊断经验的放 射科医师生在三个时间点(每次时间间隔两周)以随机 顺序评估三组 DWI(a-DWI、b-DWI、s-DWI)的图像质 量。两位医师并不知晓本实验具体实验设计及各位患 者的相关临床资料。每个时间点,每位阅片者独立阅 读一个 DWI 序列,并采用 Likert scale 评分法对 DWI 总体图像质量,前列腺边缘清晰程度,噪声抑制打分(1 分图像质量最差,5 分代表图像质量最好)。

为评估不同 DWI 序列生成 ADC 的不同受试者 间与受试者的一致性和鉴别肿瘤的能力,本研究采用 两点法(b=50 s/mm<sup>2</sup> 和 b=1000 s/mm<sup>2</sup>)分别计算出 基于 a-DWI、b-DWI、s-DWI 的 ADC 图 (a-ADC、b-ADC、s-ADC)。首先,有由一位具有 20 年以上腹部影 像诊断经验的医师作为协调者,参照病理结果,影像报 告以及其他 MRI 序列图像,在 ADC 图上明确结节位 置,并且选出最具代表性 ADC 层面(结节面积最大)。 随后由两位具有 2 年腹部影像诊断经验的医师在不知 晓任何患者信息的情况下根据协调者的标注,从结节 中央勾画直径约 0.5 cm 圆形兴趣区(ROI)。每个病 灶勾画三次,其平均值即该病灶为 ADC 值。1 个月 后,对所有 ADC 图像打乱顺序,两位负责勾画 ROI 的 医师再次重复上述操作。

4. 统计学分析

采用 R 软件 (version 3.5.1: www. R-project. org)进行统计学分析。符合正态分布的连续变量资料 差异性比较采取独立样本 t 检验。不符合正态分布的 连续变量资料差异性比较采取 Mann-Whitney U 检 验。DWI 质量评分比较采用 Wilcoxon signed-rank 检 验。DWI 质量评分和 ADC 值的可重复性检验采用组 内相关系数(intraclass correlation coefficient, ICC)。



图1 网络框架图。

以 P<0.05 为差异具有统计学意义。

#### 结 果

受试者的基本临床信息见表 2。本研究纳入病理 证实的前列腺癌患者 80 名以及 70 名良性结节患者。 前列腺癌患者与非前列腺癌患者的平均年龄差异无统 计学意义(*P* >0.05)。前列腺癌患者的血清 PSA 水 平显著高于良性结节患者(*P*<0.01)。

表 2 患者基本临床信息

临床指标	良性结节患者 (n=63)	恶性结节患者 (n=73)
平均年龄	62(43~76)	63(46~77)
前列腺特性抗原 (ng/mL)	$12.012 \pm 5.013$	$47.678 \pm 128.87$
结节个数		
周围带	30	50
移行带	40	30
PI-RADS 评分		
1	0	0
2	35	3
3	18	14
4	9	37
5	8	26
Gleason 评分(n, %)		
6		8
7		42
8		15
9		15

模型生成的 s-DWI 的 PSNR、SSIM、FSIM、MSE 分别为 46.47、0.855、0.932、0.002。这提示 s-DWI 在 噪声分布、结构以及纹理特征与 b-DWI 高度相似。

s-DWI 图像质量与 b-DWI 图像质量相仿,二者在 前列腺腺体轮廓,背景噪声,病灶对比度显示方面均优 于 a-DWI(图 2)。此外,基于 s-DWI 计算所得的 ADC 图在前列腺病灶显示方面也明显优于 a-DWI。

两位阅片者对三组 DWI 图像(a-DWI,b-DWI,s-DWI)的主观图像质量评分见表 3。b-DWI 和 s-DWI 在前列腺边缘清晰度、噪声抑制、总体图像质量得分方 面均高于 a-DWI,差异具有统计学意义(P<0.01)。 而 b-DWI 和 s-DWI 在前列腺边缘清晰度、噪声抑制、 总体图像质量得分方面差异无统计学意义(P> 0.05)。

s-ADC 和 b-ADC 不同方法间测量结果具有高度 一致性(测量者 1:ICC=0.96;测量者 2:ICC=0.95)。 ADC 测量不同受试者间一致性检验结果见表 4,s-ADC 和 b-ADC 的 ADC 值不同受试者间一致性均高 于 a-ADC [ICC 分别为 a-ADC 0.52~0.66、b-ADC 0.87~0.96、s-ADC 0.88~0.95]。ADC 测量相同受 试者内一致性检验结果见表 5,s-ADC 和 b-ADC 的 ADC 值相同受试者内一致性均高于 a-ADC(阅片者 1





图 2 66 岁的中央区前列腺癌患者。a)基于 a-DWI 计算的 ADC 图;b)基于 b-DWI 计算的 ADC 图;c) 基于 s-DWI 计算的 ADC 图;d)a-DWI;e)b-DWI;f) s-DWI;g)T<sub>2</sub>WI。

表 3 不同 DWI 序列的图像质量评分

		DWI图像质量评分			P 值		
阅片者	评价指标	a-DWI	b-DWI	s-DWI	a-DWI vs. b-DWI	a-DWI vs. s-DWI	b-DWI vs. s-DWI
阅片者-1	前列腺边缘清晰度	$1.98 \pm 0.795$	$4.24 \pm 0.916$	4.18±0.850	< 0.001	< 0.001	0.634
阅片者-2		$2.02 \pm 0.742$	$3.90 \pm 0.735$	4.14±0.756	< 0.001	< 0.001	0.110
阅片者-1	噪声抑制	$1.92 \pm 0.752$	$3.94 \pm 0.712$	4.16±0.792	< 0.001	< 0.001	0.138
阅片者-2		$2.02 \pm 0.820$	$3.80 \pm 0.700$	$4.00 \pm 0.857$	< 0.001	< 0.001	0.240
阅片者-1	总体图像质量	$2.08 \pm 0.877$	$4.00 \pm 0.777$	$4.00 \pm 0.833$	< 0.001	< 0.001	1.000
阅片者-2		$2.21 \pm 0.756$	$3.90 \pm 0.735$	$4.02 \pm 0.820$	< 0.001	<0.001	0.270

表 4 不同 ADC 图所测量的各部位 ADC 值受试者间的组内相关系数值(95%可信区间)

ADC 数据集	周围带	移行带	恶性结节	良性结节
a-ADC	0.59 (0.38~0.75)	0.55 (0.32~0.72)	0.52 (0.29~0.70)	0.66 (0.47~0.79)
b-ADC	0.88 (0.80~0.93)	0.96 (0.92~0.97)	0.87 (0.79~0.93)	0.94 (0.89~0.97)
s-ADC	0.88 (0.81~0.94)	0.95 (0.92~0.98)	0.88 (0.81~0.97)	0.92 (0.88~0.98)
b-ADC s-ADC	$\begin{array}{c} 0.88 & (0.80 \sim 0.93) \\ 0.88 & (0.81 \sim 0.94) \end{array}$	$\begin{array}{c} 0.96 \ (0.92 \sim 0.97) \\ 0.95 \ (0.92 \sim 0.98) \end{array}$	$\begin{array}{c} 0.87 \ (0.79 \sim 0.93) \\ 0.88 \ (0.81 \sim 0.97) \end{array}$	$\begin{array}{c} 0.94 \ (0.89 \sim 0.97) \\ 0.92 \ (0.88 \sim 0.98) \end{array}$

表 5 不同 ADC 图所测量的各部位 ADC 值受试者内的 ICC 值(95%可信区间)

阅片者	兴趣区	a-ADC	b-ADC	s-ADC
1	周围带	0.65 (0.48~0.84)	0.86 (0.84~0.89)	0.85 (0.83~0.89)
2	周围带	0.67 (0.52~0.86)	0.87 (0.86~0.88)	0.83 (0.80~0.85)
1	移行带	0.63 (0.50~0.82)	0.87 (0.86~0.89)	0.85 (0.81~0.89)
2	移行带	0.78 (0.56~0.89)	0.88 (0.85~0.90)	0.92 (0.75~0.94)
1	恶性结节	0.61 (0.40~0.86)	0.86 (0.84~0.88)	0.93 (0.85~0.97)
2	恶性结节	0.67 (0.52~0.86)	0.87 (0.83~0.92)	0.92 (0.89~0.96)
1	良性结节	0.62 (0.49~0.81)	0.88 (0.86~0.89)	0.96 (0.93~0.98)
2	良性结节	0.76 (0.46~0.89)	0.88 (0.87~0.89)	0.81 (0.74~0.92)

的 s-ADC 和 b-ADC 不同方法间测量结果具有高度一 致性(测量者 1:ICC=0.96;测量者 2:ICC=0.95)。 ADC 测量不同受试者间一致性检验结果见表 4,s-ADC 和 b-ADC 的 ADC 值不同受试者间一致性均高 于 a-ADC [ICC 分别为 a-ADC 0.52~0.66、b-ADC  $0.87\sim0.96$ 、s-ADC 0.88~0.95]。ADC 测量相同受 试者内一致性检验结果见表 5,s-ADC 和 b-ADC 的 ADC 值相同受试者内一致性均高于 a-ADC(阅片者 1 的 ICC 分别为 a-ADC 0.61~0.65、b-ADC 0.86~ 0.88、s-ADC 0.85~0.96,阅片者 2 的 ICC 分别为 a-ADC 0.67~0.78、b-ADC 0.87~0.88;s-ADC 0.81~ 0.92)。

#### 讨论

本研究主要创新点在于利用基于生成对抗网络的 深度学习算法,有效提高了低激励次数的 DWI 图像质 量,并且通过计算机视觉和临床价值两方面评估了该 方法的可靠性。DWI 是一项有着广泛的临床需求的 MRI 技术,在对前列腺癌诊断、分期和监测治疗方面 具有重要作用。DWI 图像质量与其临床评估效能以 及生成的 ADC 值的准确度密切相关。在确保 DWI 图像质量的前提下,有效缩短扫描时间,一方面可以为 医院节约时间成本,另一方面,减少了患者因为扫描时 间长不自主运动概率,提高受试者图像质量,进而提高 前列腺 DWI 和 ADC 的诊断效能。

由干强大的模拟数据分布以及图像转换的能力, 诸多学者尝试利用 GAN 和其扩展算法在不同图像之 间构建联系,进而实现不同图像之间的相互转换以解 决临床遇见的诸多难题。为解决 MR 扫描速度较慢 的问题,Nie 等<sup>[15]</sup>通过基于 GAN 的神经网络成功将 颅脑 CT 图像转换为颅脑 MR 图像。而 Wolterink 等<sup>[16]</sup>则与之相反,利用颅脑 MR 图像生成了 CT 图 像,希望利用此方法有效减少患者扫描辐射。除了图 像之间相互转换,GANs还被用于提高图像分辨率,减 少噪声,去除伪影等方面。Jelmer等<sup>[12]</sup>利用 GAN 在 常规剂量 CT 和低剂量 CT 之间构建映射,有效地提 高了低剂量 CT 的信噪比。Wang 等<sup>[17]</sup> 成功利用 GAN 去除了内耳高分辨 CT 的金属伪影。虽然 GAN 在解决诸多传统医学图像问题上展现出巨大的潜力, 但是,目前该技术尚未得到临床的广泛认可。一方面, 通过 GAN 改善图像质量的实质是利用不同图像之间 的映射进行图像生成,而生成的图像不同于真实扫描 的图像,没有具体的临床意义。另一方面,既往研究主 要通过传统计算机视觉评估方法对生成图像进行评 估。因此,由GAN 生成的图像虽然到达专业影像诊 断医师肉眼难以分辨真假的程度,不少临床医生对其 使用价值仍保有怀疑态度[6]。为此,本研究不仅采用 传统的视觉评估指标评价了 s-DWI 与目标图像的噪 声分布、特征相似度、结构相似度,还采用临床评估方 法分别评估了 s-DWI 的图像质量以及其 ADC 值的价

值。

336

本研究中,s-DWI 图像和 b-DWI 在前列腺以及前 列腺周围组织结构高度相似。通过定量评估,s-DWI 和 b-DWI 在噪声分布方面相一致,其结构特征和纹理 特征与 b-DWI 亦高度相似。通过基于 GAN 的深度 学习网络,可以有效缩短 DWI 序列扫描时间而不损失 其图像质量。不同阅片者对 DWI 数据集的图像质量 评分结果显示, s-DWI 与 b-DWI 在总体图像质量、前 列腺边缘清晰程度、噪声抑制方面得分相似,且均高于 a-DWI。这表明,多次重复采集信号确实可以弥补 EPI-DWI 低图像质量的缺点,明显改善图像质量。但 是,由于 EPI-DWI 扫描时间取决于重复时间、扩散方 向以及激励次数的乘积[3],增强激励次数无疑延长了 扫描时间,而长时间的扫描也增加了患者不舒适度以 及不自主运动的概率。本研究通过低激励次数 DWI 直接生成的 s-DWI 在总体图像质量、信噪比以及前列 腺外形轮廓方面与高质量多激励次数 DWI 均无明显 差异。因此,在确保 DWI 图像质量的前提下,基于 GAN 的深度学习网络可以有效缩短扫描时间。

本研究最后验证了基于 s-DWI 和 b-DWI 生成的 ADC 的可重复性,其结果显示,s-DWI 和 b-DWI 均表 现为非常出色的受试者间一致性以及同一受试者的可 重复性,而 a-DWI 不同受试者和同一受试者一致性明 显低于 s-DWI 和 b-DWI。此外, s-DWI 和 b-DWI 计 算的 ADC 值之间表现出非常高的不同方法间的一致 性。ADC 是评估前列腺癌分级、分期以及评估预后的 另一重要指标,而 ADC 值的测量可重复性与 DWI 图 像质量密切相关,低信噪比、图像变形等均会导致 ADC 值测量的不稳定性。为了提高 ADC 值测量的可 重复性,临床采用了多次激励的平面回波序列<sup>[18]</sup>、 Hybrid 扫描法<sup>[19]</sup>、小 FOV 技术<sup>[20]</sup>、Near-silent distortion less DWI<sup>[21]</sup>等诸多方法改良 DWI 图像质量, 进而提高 ADC 值可重复性。增加激励次数无疑会扫 描时间明显增加。Hybrid 扫描法虽然可以有效提高 了图像质量,其扫描时间并没有明显减少。近些年兴 起的小 FOV 虽然在去除伪影,提高分辨率,缩短扫描 时间方面均有较大的进步,但由于其 FOV 缩小,无法 评估盆腔淋巴结转移情况,临床价值收到限制。此外, 小 FOV 技术和 Near-silent distortion less DWI 技术 对于软件及设备平台具有较高要求。因此其临床应用 受到限制[22]。本研究使用的模型,不需要过多依赖硬 件和软件,为改善中低端磁共振机型的扫描图像,提供 可靠 ADC 图像提供了新的途径。

本研究存在一定局限性:首先,考虑到标准 b 值 DWI 对于生成 ADC 和计算高 b 值 DWI 具有重要意 义,本研究构建了 b=1000 mm<sup>2</sup>/s 的 DWI 的生成模 型,该模型是否适用于更多b值DWI仍然需要进一步 论证。其次,由于DWI和ADC值因不同梯度、不同 厂家设备、不同人群均存在差异<sup>[23-24]</sup>,本模型的泛化性 仍然需要多中心大样本实验进一步论证。

综上所述,基于 GAN 的深度学习算法可以有效 地缩短前列腺 DWI 扫描时间,提升图像质量,有望应 用于临床帮助减轻放射科医生的工作负担,并降低其 漏诊误诊率,为辅助临床决策提供依据。

#### 参考文献:

- [1] Turkbey B, Rosenkrantz AB, Haider MA, et al. Prostate imaging reporting and Data System Version 2. 1: 2019 Update of Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2[J]. Eur Urol, 2019,76(3):340-351.
- [2] Hectors SJ, Semaan S, Song C, et al. Advanced diffusion-weighted imaging modeling for prostate cancer characterization: correlation with quantitative histopathologic tumor tissue composition-A hypothesis-generating study[J]. Radiology, 2018, 286(3):918-928.
- [3] Kaye EA, Aherne EA, Duzgol C, et al. Accelerating prostate diffusion-weighted mri using a guided denoising convolutional neural network: Retrospective feasibility study[J]. Radiol Artif Intell, 2020,2(5):e200007. DOI: 10.1148/ryai. 2020200007.
- [4] Bai K, Sun Y, Li W, et al. Apparent diffusion coefficient in extraprostatic extension of prostate cancer: a systematic review and diagnostic meta-analysis [J]. Cancer Manag Res, 2019, 11: 3125-3137.
- [5] Surov A, Meyer HJ, Wienke A. Correlations between apparent diffusion coefficient and gleason score in prostate cancer: A systematic review[J]. Eur Urol Oncol, 2020, 3(4): 489-497.
- [6] Armanious K, Jiang C, Fischer M, et al. MedGAN: Medical image translation using GANs[J]. Comput Med Imaging Graph, 2020, 79:101684.
- [7] Chen X, Lian C, Wang L, et al. One-shot generative adversarial learning for MRI segmentation of craniomaxillofacial bony structures[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2020, 39(3):787-796.
- [8] Klages P,Benslimane I,Riyahi S, et al. Patch-based generative adversarial neural network models for head and neck MR-only planning[J]. Med Phys, 2020, 47(2):626-642.
- [9] Wang J, Noble JH, Dawant BM. Metal artifact reduction for the segmentation of the intra cochlear anatomy in CT images of the ear with 3D-conditional GANs[J]. Med Image Anal, 2019, 58: 101553.
- [10] Vey BL, Gichoya JW, Prater A, et al. The role of generative adversarial Networks in radiation reduction and artifact correction in medical imaging[J]. J Am Coll Radiol, 2019, 16(9 Pt B): 1273-1278.
- [11] Tang C, Li J, Wang L, et al. Unpaired low-dose CT denoising network based on cycle-consistent generative adversarial network with prior image information[J]. Comput Math Methods Med, 2019,2019:8639825.
- [12] Wolterink JM, Leiner T, Viergever MA, et al. Generative adversarial Networks for noise reduction in low-dose CT[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2017, 36(12):2536-2545.
- [13] Ouyang J, Chen KT, Gong E, et al. Ultra-low-dose PET recon-

struction using generative adversarial network with feature matching and task-specific perceptual loss[J]. Med Phys,2019,6(8): 3555-3564.

- [14] Zhu JY, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[J]. IEEE I Conf Comp Vis, 2017:2242-2251.
- [15] Nie D, Trullo R, Lian J, et al. Medical image synthesis with context-aware generative adversarial Networks[J]. Med Image Comput Comput Assist Interv, 2017, 10435, 417-425.
- [16] Wolterink JM, Dinkla AM, Savenije MHF, et al. Deep MR to CT synthesis using unpaired data[J]. Simulation and Synthesis in Medical Imaging, 2017(10557):14-23.
- [17] Wang J, Zhao Y, Noble JH, et al. Conditional generative adversarial Networks for metal artifact reduction in CT images of the ear[J]. Med Image Comput Comput Assist Interv, 2018, 11070: 3-11.
- [18] Dreher C, Kuder TA, König F, et al. Advanced diffusion-weighted abdominal imaging: qualitative and quantitative comparison of high and ultra-high b-values for lesion detection and image quality[J]. Invest Radiol, 2020, 55(5), 285-292.

- [19] Kushchayev SV, Kushchayeva YS, Tella SH, et al. Medullary thyroid carcinoma: an update on imaging [J]. J Thyroid Res, 2019,2019:1893047.
- [20] Meng X, Hu H, Wang Y, et al. Application of bi-planar reduced field-of-view DWI (rFOV DWI) in the assessment of muscle-invasiveness of bladder cancer[J]. Eur J Radiol, 2020, 136, 109486.
- [21] Yuan J, Hu Y, Menini A, et al. Near-silent distortionless DWI using magnetization-prepared RUFIS[J]. Magn Reson Med, 2020, 84(1):170-181.
- [22] Messina C, Bignone R, Bruno A, et al. Diffusion-weighted imaging in oncology: an update[J]. Cancers (Basel), 2020, 12(6): 1493.
- [23] 李敏,王明帅,张继洋,等.超高b值扩散峰度成像对前列腺癌的 诊断及肿瘤分级评估价值[J].放射学实践,2021,36(5):611-616.
- [24] 朱丽娜,高歌,刘义,等. CAD 整合人前列腺多参数 MRI 结构化 报告:低经验读片者诊断效能研究[J]. 放射学实践, 2020, 35 (10):1282-1287.

(收稿日期:2021-04-08 修回日期:2021-07-21)

## 《请逐诊断》栏目征文启事

《请您诊断》是本刊 2007 年新开辟的栏目,该栏目以临床上少见或容易误诊的病例为素材,杂志在 刊载答案的同时配发专家点评,以帮助影像医生更好地理解相关影像知识,提高诊断水平。栏目开办 13 年来受到广大读者欢迎。《请您诊断》栏目荣获第八届湖北精品医学期刊"特色栏目奖"。

本栏目欢迎广大读者踊跃投稿,并积极参与《请您诊断》有奖活动,稿件一经采用稿酬从优。

《请您诊断》来稿格式要求:①来稿分两部分刊出,第一部分为病例资料和图片;第二部分为全文,即 病例完整资料(包括病例资料、影像学表现、图片及详细图片说明、讨论等);②来稿应提供详细的病例资 料,包括病史、体检资料、影像学检查及实验室检查资料;③来稿应提供具有典型性、代表性的图片,包括 横向图片(X线、CT或MRI等不同检查方法得到的影像资料,或某一检查方法的详细图片,如CT平扫 和增强扫描图片)和纵向图片(同一患者在治疗前后的动态影像资料,最好附上病理图片),每帧图片均 需详细的图片说明,包括扫描参数、序列、征象等,病变部位请用箭头标明。

具体格式要求请参见本刊(一个完整病例的第一部分请参见本刊正文首页,第二部分请参见2个月 后的杂志最后一页,如第一部分问题在1期杂志正文首页,第二部分答案则在3期杂志正文末页)

栏目主持:石鹤 联系电话:027-69378385 15926283035