

基于深度学习的图像重建技术在鼻咽癌 5.0T MRI 中的应用

周鹏辉¹, 刘海彬¹, 林海², 余子铭², 许桂晓¹, 何浩强¹, 谢传淼^{1*}

1. 中山大学肿瘤防治中心影像科, 广东 广州 510060; 2. 上海联影医疗科技股份有限公司, 上海 201800; *通信作者 谢传淼

✉ xiechm@sysucc.org.cn

【摘要】目的 探讨基于深度学习的图像重建技术在鼻咽癌 5.0T MRI 中的可行性及应用价值。**资料与方法** 前瞻性纳入 2024 年 8—12 月中山大学肿瘤防治中心 50 例初诊鼻咽癌患者, 应用 5.0T MRI 进行鼻咽部扫描。患者常规扫描方案包括横轴位 T2WI、横轴位 T1WI、横轴位增强 T1WI 和冠状面增强 T1WI 脂肪抑制序列, 并在常规扫描方案基础上应用不同挡位(1~5 挡)的 DeepRecon 深度学习重建技术, 共 24 组图像。使用 Likert 量表(5 分法)对图像中病灶检测、病灶边缘清晰度、伪影和整体图像质量进行主观评分。使用信噪比和对比噪声比对 24 组图像质量进行客观评价。比较不同组图像定性、定量指标的差异, 并评估 2 名医师主观评估结果的一致性。**结果** 对来自 2 种图像(无 DeepRecon 重建传统图像与应用 DeepRecon 重建图像)的 4 种 MRI 序列共 24 组图像进行定性评估发现, 除避免产生伪影外, DeepRecon 图像(挡位 2~4)在所有特征上均显著优于传统图像($Z=-12.11\sim-6.23, P<0.001$)。当 DeepRecon 重建水平为 3 挡时, 图像综合评分最高, 图像质量最佳。与传统图像相比, DeepRecon 图像(挡位 2~5)在病灶和翼外肌的信噪比显著提高($t=-15.67\sim-3.44, Z=-6.09\sim-4.63, P<0.01$)。在采用 DeepRecon(挡位 2~5)的横轴位 T2WI、横轴位增强 T1WI 和冠状面增强 T1WI 压脂图像中, 对比噪声比(病灶/翼外肌)对比度显著改善($t=-12.71\sim-3.19, Z=-6.08\sim-4.47, P<0.001$)。2 位影像诊断医师对图像整体质量主观评分观察者间一致性较好($Kappa=0.75\sim0.82, P<0.01$)。**结论** DeepRecon 深度学习重建技术显著增加了鼻咽癌传统磁共振图像的信噪比和分辨率, 提高其图像清晰度, 为影像诊断提升带来更多可能性。

【关键词】 鼻咽癌; 磁共振成像; 超高场强; 人工智能; 深度学习; 图像质量

【中图分类号】 R445.2; R739.6; TP181 **【DOI】** 10.3969/j.issn.1005-5185.2025.07.002

Application of Deep Learning-Based Image Reconstruction Technology in 5.0T MRI for Nasopharyngeal Carcinoma

ZHOU Penghui¹, LIU Haibin¹, LIN Hai², YU Ziming², XU Guixiao¹, HE Haoqiang¹, XIE Chuanmiao^{1*}

Department of Imaging, Sun Yat-sen University Cancer Center, Guangzhou 510060, China; *Address Correspondence to: XIE Chuanmiao; E-mail: xiechm@sysucc.org.cn

【Abstract】Purpose To explore the feasibility and clinical value of deep learning-based image reconstruction technology in 5.0T MRI for nasopharyngeal carcinoma. **Materials and Methods** A prospective study was conducted on 50 newly diagnosed nasopharyngeal carcinoma patients from August to December 2024 at Sun Yat-sen University Cancer Center. 5.0T MRI was performed to scan the nasopharynx region. Routine scanning protocols included transverse T2WI, transverse T1WI, transverse contrast-enhanced T1WI and coronal fat-suppressed contrast-enhanced T1WI sequences. Based on these standard scanning protocols, DeepRecon deep learning reconstruction technology with different levels (grade 1-5) was applied, generating a total of 24 sets of images. Qualitative evaluation employed a Likert scale (5-point system) for subjective scoring on lesion detection, lesion edge clarity, artifacts and overall image quality. Quantitative evaluation was performed using the signal-to-noise ratio and contrast-to-noise ratio to objectively assess the quality of the 24 image sets. Differences in qualitative and quantitative indicators between different groups were compared, while the *Kappa* coefficient was used to analyze the consistency of subjective evaluations by two radiologists. **Results** In the qualitative assessment of 24 image sets from four MRI sequences (with and without DeepRecon reconstruction), DeepRecon images (grade 2-4) significantly outperformed traditional images in all features except for artifact reduction ($Z=-12.11\sim-6.23$, all $P<0.001$). Images reconstructed at DeepRecon grade 3 had the highest overall score and the best image quality. Furthermore, compared with traditional images, DeepRecon images (grade 2-5) demonstrated significantly improved signal-to-noise ratio for both lesions and the lateral pterygoid muscle ($t=-15.67\sim-3.44, Z=-6.09\sim-4.63$, all $P<0.01$). In addition, in the transverse T2WI, transverse contrast-enhanced T1WI and coronal fat-suppressed contrast-enhanced T1WI images with DeepRecon reconstruction (grade 2-5), the contrast-to-noise ratio (lesion/lateral pterygoid muscle) also showed

significant improvement compared to traditional images ($t=-12.71-3.19$, $Z=-6.08-4.47$, all $P<0.001$). The inter-observer agreement for the overall subjective quality score between the two radiologists was good ($Kappa=0.75-0.82$, all $P<0.01$). **Conclusion** DeepRecon deep learning reconstruction technology significantly increases the signal-to-noise ratio and resolution of traditional magnetic resonance images of nasopharyngeal cancer, improving image clarity and bringing more possibilities for the advancement of imaging diagnosis.

【Key words】 Nasopharyngeal carcinoma; Magnetic resonance imaging; Ultra-high field; Artificial intelligence; Deep learning; Image quality
Chinese Journal of Medical Imaging, 2025, 33 (7): 694-699

鼻咽癌是东南亚地区的一种地方性疾病, 尤其在我国南方部分省份高发^[1]。MRI 已广泛用于鼻咽癌诊断、分期和疗效评估^[2-3]。与 CT 相比, MRI 能更好地识别早期鼻咽癌 (I~II 期), 并在鉴别邻近软组织侵犯、颅底侵犯、颅神经侵犯和咽后淋巴结受累方面具有更高的敏感性和特异性^[4-5]。尽管 MRI 具有诸多显著优势, 但检查耗时长, 常使患者感到疲劳, 并可能产生运动伪影, 进而影响图像质量^[6]。因此, 缩短 MRI 扫描时间尤为重要。

为了缩短 MRI 扫描时间, 临床提出多种 MRI 快速扫描方法。如开发基于 K 空间欠采样技术, 主要通过 3 种方式实现: 半傅里叶成像、并行成像^[7-8]和压缩感知技术^[9], 但这些方法均会增加图像噪声、产生伪影, 并降低信噪比 (SNR)。DeepRecon 是基于多个增强模块和连接层的卷积神经网络模型进行图像重建的深度学习重建技术^[10], 具有以下优点, ①高清成像: 由于 DeepRecon 智能深度重建技术中的神经网络模块为优化后的轻量神经网络模型, 能在不延长扫描时间的前提下提高图像分辨率, 使微小病灶得以更清晰地呈现。②智能降噪: DeepRecon 基于大数据的训练学习, 可以覆盖更多噪声分布类型, 从而支持自适应选取噪声模型, 完全剥离噪声与真实信号, 同时保持图像的诊断细节, 提高图像质量。③全身覆盖: 由于 DeepRecon 技术在深度学习网络训练过程中使用大样本图像数据, 覆盖不同解剖结构和丰富的对比度场景, 支持全身各部位的 MRI。④图像处理自由选择:

使用者可根据部位特性以及自身对图像的偏好, 调整挡位改变图像滤波风格。目前 DeepRecon 技术在鼻咽部 MRI 中应用研究较少。本研究拟通过定性和定量评估比较传统 MRI 鼻咽部图像与施加 DeepRecon 技术鼻咽部图像的质量, 探索 DeepRecon 技术在鼻咽部 5.0T MRI 中的可行性。

1 资料与方法

1.1 研究对象 收集 2024 年 8—12 月中山大学肿瘤防治中心确诊或疑似鼻咽癌患者。纳入标准: ①新诊断、未接受治疗的鼻咽癌患者。②年龄 ≥ 18 岁。排除标准: ①无鼻咽癌病理诊断报告。②患者依从性差、数据不完整或图像存在严重运动伪影。最终纳入 50 例经病理诊断为鼻咽癌患者。本研究经中山大学肿瘤防治中心伦理委员会批准 (B2024-136-01), 并获得受试者书面知情同意书。

1.2 MRI 检查与图像后处理 ①采用 5.0T MRI 扫描仪 (uMR Jupiter, 联影医疗) 配合 32 通道头颈联合线圈进行鼻咽 MRI 检查。患者取仰卧位, 头先进。扫描序列和参数见表 1。增强扫描对比剂采用钆特酸葡胺, 剂量 0.1 mmol/kg , 注射速度 2 ml/s 。②数据采集完成后, 图像重建在 uMR Jupiter 主机上进行, 每个序列在其他参数保持不变的原则下, 分别重建出传统图像 (DeepRecon 挡位=0)、DeepRecon 挡位=1、DeepRecon 挡位=2、DeepRecon 挡位=4、DeepRecon 挡位=5, 共 5 组图像。加上原有的 DeepRecon 挡位=3 图像, 一共 6 组图像 (图 1)。

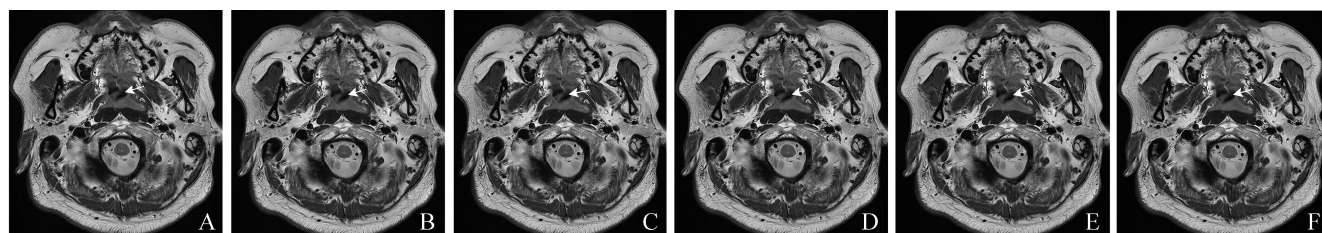


图 1 男, 61 岁, 鼻咽癌轴位 T2WI 图像。A 为传统图像, B~F 分别为 DeepRecon 深度重建技术 (1~5) 挡图像。DeepRecon 图像与传统图像相比, 鼻咽部的整体图像清晰度更佳

表 1 50 例鼻咽癌患者 MRI 扫描序列和扫描参数				
扫描参数	横轴位 T2WI	横轴位 T1WI	横轴位 增强 T1WI	冠状面 增强 T1WI 压脂
TR (ms)	2 900	522	522	465
TE (ms)	85.8	6.4	6.4	8.0
层厚 (mm)	3.5	3.5	3.5	2.0
层数	32	32	32	26
层间距	20	20	20	25
带宽 (Hz/pixel)	350	330	330	400
回波链	21	3	3	3
视野 (mm×mm)	240×240	240×240	240×240	280×240
采集矩阵	432×432	416×416	416×416	368×368
平均次数	1	1	1	1
DeepRecon 挡位	3	3	3	3
采集时间 (s)	64	115	115	149
综合加速因子	2.47	2.45	2.45	2.69

1.3 图像质量分析

1.3.1 图像客观评估 定量分析在图像后处理工作站 (Uws-MR) 进行, 由 1 位具有 10 年扫描经验的主管技师在对受试者信息及成像参数均未知的情况下, 在联影后处理工作站上分析。共 4 种序列, 24 组图像。主管技师分别在同一种序列, 6 组图像的同一层面上勾画感兴趣区, 大小为 5.4~5.8 mm², 测量病灶和翼外肌 (如果同侧翼外肌已被侵犯, 感兴趣区放置于对侧翼外肌图像上) 的组织信号强度 (signal intensity, SI) 和标准差 (standard deviation, SD)、图像背景四角 (右上、右下、左上、左下) 的 SI 和 SD。病灶和翼外肌测量 4 次, 取平均值, 最后以图像背景四角平均值为背景噪声, 计算 SNR 和对比噪声比 (CNR), 见公式 (1)、(2)。

$$SNR=SI_{组织}/SD_{背景} \tag{1}$$

$$CNR=(SNR_{病灶}-SNR_{翼外肌})/SD_{背景} \tag{2}$$

其中, 组织为病灶和翼外肌 4 次测量的组织信号强度平均值, 背景为背景四角标准差的平均值。

1.3.2 图像主观分析 使用图像存储与通信系统 (GE 医疗系统) 进行定性图像分析。由 2 位具有 5 年鼻咽癌诊断经验的放射科医师采用盲法完成图像分析, 并使用 5 分 Likert 量表系统对病灶检测、病灶边缘清晰度、伪影和整体图像质量进行评估。病灶检测评分标准参照文献^[11]。病灶边缘清晰度评分标准: 1 分, 无法

辨认; 2 分, 极模糊; 3 分, 中度模糊; 4 分, 轻度模糊; 5 分, 无模糊。伪影评分标准: 1 分, 无法辨认; 2 分, 严重; 3 分, 中度; 4 分, 轻度; 5 分, 无伪影。整体图像质量评分标准: 1 分, 差; 2 分, 一般; 3 分, 中等; 4 分, 好; 5 分, 优。

1.4 统计学方法 使用 SPSS 26.0 软件。比较传统图像以及 DeepRecon 图像的 SNR 和 CNR。使用 Kolmogorov-Smirnov 检验数据正态性分布。符合正态分布的计量资料以 $\bar{x}\pm s$ 表示, 将传统图像与 DeepRecon 图像的不同挡位进行重复方差分析, 然后使用配对 *t* 检验进行事后两两比较并进行 Bonferroni 校正。不符合正态分布者以 *M*(*Q*₁, *Q*₃) 表示, 将传统图像与 DeepRecon 图像的不同挡位进行 Friedman 秩和检验, 然后使用 Wilcoxon 符号秩和检验进行事后两两比较并进行 Bonferroni 校正; 采用 *Kappa* 检验分析 2 名医师主观评估结果的一致性。*P*<0.05 表示差异有统计学意义。

2 结果

2.1 客观评价 表 2 中 SNR 对比显示, 与传统图像相比, DeepRecon 图像 (挡位 2~5) 在病灶和翼外肌的 SNR 显著提高 (*t*=−15.67~−3.44, *Z*=−6.09~−4.63, *P*<0.01)。在横轴位 T2WI 图像上, DeepRecon 图像 (1~5 挡) 与传统图像 SNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.05); 在横轴位 T1WI 图像上, DeepRecon 图像 (1~5 挡) 与传统图像 SNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.001); 在横轴位增强 T1WI 图像上, DeepRecon 图像 (2~5 挡) 与传统图像 SNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.01); 在冠状位增强 T1WI 图像上, DeepRecon 图像 (2~5 挡) 与传统图像 SNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.001)。

表 2 中 CNR (病灶/翼外肌) 对比显示, 在采用 DeepRecon (挡位 2~5) 的横轴位 T2WI、横轴位增强 T1WI 和冠状面增强 T1WI 压脂图像中, CNR (病灶/翼外肌) 对比度显著改善 (*t*=−12.71~−3.19, *Z*=−6.08~−4.47, *P*<0.001)。在横轴位 T2WI 图像上, DeepRecon 图像 (1~5 挡) CNR 和传统图像 CNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.05); 在横轴位 T1WI 图像, DeepRecon 图像 (1~5 挡) CNR 和传统图像 CNR 差异无统计学意义 (*P*>0.05); 在横轴位增强 T1WI 图像上, DeepRecon 图像 (1~5 挡) CNR 和传统图像 CNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.001); 在冠状位增强 T1WI 图像上, DeepRecon 图像 (2~5 挡) CNR 和传统图像 CNR 差异均有统计学意义 (*P*<0.001)。

2.2 主观评价 将不同 DeepRecon 的主观评分与传

统图像的主观评分进行对比发现,在病灶检出、病灶边缘清晰度、伪影和整体图像质量等评分上,DeepRecon 图像整体均高于传统图像,除伪影评分外,DeepRecon 图像(2~4 挡)在所有特征上均显著优于传统图像

($Z=-12.11\sim-6.23$, $P<0.001$),见表 3。当 DeepRecon 重建水平为 3 挡时,图像病灶检出、病灶边缘清晰度、图像整体质量的综合评分最高。图像质量最佳在观察者间一致性较好($Kappa=0.75\sim0.82$, $P<0.01$)。

表 2 50 例鼻咽癌患者传统图像与不同挡位 DeepRecon 图像 SNR 和 CNR 比较

项目	传统图像	DeepRecon 图像				
		挡位=1	挡位=2	挡位=3	挡位=4	挡位=5
横轴位 T2WI 图像						
SNR _{病灶}	289.3±64.3	316.0±72.0	346.6±58.3	376.6±71.8	387.4（330.5, 438.5）	390.6±71.0
SNR _{翼外肌}	152.0±28.4	166.0±33.6	182.4±27.4	196.4±32.5	199.7±36.2	205.2±34.0
CNR _{病灶/翼外肌}	137.2±49.0	150.0±53.5	164.3±51.1	180.1±58.7	187.2（133.3, 234.3）	185.5±58.7
横轴位 T1WI 图像						
SNR _{病灶}	309.1±63.2	337.6±66.2	355.0±68.5	372.8（313.7, 426.4）	390.7±77.8	393.9（330.9, 420.7）
SNR _{翼外肌}	283.4±56.4	311.5±57.0	329.1±62.1	347.4±59.0	379.7（318.9, 408.1）	362.2±67.3
CNR _{病灶/翼外肌}	25.8±32.6	26.1±32.4	25.9±34.9	30.4（5.6, 54.7）	28.3±38.9	30.4（5.6, 54.7）
横轴位增强 T1WI 图像						
SNR _{病灶}	522.1（437.4, 674.3）	592.2±174.2	604.7±178.2	631.5±174.1	633.4±176.4	635.6±167.4
SNR _{翼外肌}	338.7±78.9	363.5±80.8	368.7±85.2	387.5±83.1	380.0±100.9	384.0±97.0
CNR _{病灶/翼外肌}	189.5（136.0, 287.7）	199.6（151.9, 297.2）	196.1（151.4, 318.5）	212.8（153.8, 312.8）	215.4（156.8, 320.0）	224.4（163.0, 337.7）
冠状位增强 T1WI 压脂序列						
SNR _{病灶}	324.3（270.8, 415.2）	364.7（298.9, 433.6）	406.5（354.8, 503.3）	492.0（406.3, 620.3）	538.5（464.0, 665.0）	577.0（481.0, 737.2）
SNR _{翼外肌}	190.3（160.3, 220.9）	213.8（180.6, 240.4）	239.7（210.7, 298.7）	296.2（240.1, 354.0）	309.6（278.9, 386.6）	332.3（285.2, 377.0）
CNR _{病灶/翼外肌}	146.3（105.3, 190.1）	158.8（116.5, 209.8）	179.7（129.2, 261.1）	217.5（156.9, 318.2）	241.0（170.7, 334.2）	248.1（180.4, 366.9）

注: SNR 为信噪比, CNR 为对比度噪声比

表 3 传统图像与不同挡位 DeepRecon 图像主观评分与观察者间一致性评价(分, $\bar{x}\pm s$)

项目	传统图像	DeepRecon 图像				
		挡位=1	挡位=2	挡位=3	挡位=4	挡位=5
病灶检出	3.8±0.5	3.9±0.2	4.5±0.5	4.9±0.3	4.7±0.5	4.5±0.5
病灶边缘清晰度	3.9±0.5	4.1±0.4	4.5±0.5	4.8±0.4	4.6±0.5	4.5±0.5
伪影	4.6±0.5	4.7±0.5	4.7±0.4	4.8±0.4	4.8±0.4	4.8±0.3
图像整体质量	3.8±0.5	4.1±0.4	4.4±0.5	4.9±0.2	4.7±0.4	4.1±0.3

3 讨论

3.1 目前深度学习 MRI 技术分析 基于深度学习的 MRI 技术方案主要用于降低伪影、运动校正和去噪

等^[12-14],分为基于深度学习的图像重建和基于深度学习的图像后处理。基于深度学习的图像重建的基本原理是将深度学习的卷积神经网络算法^[15-17]嵌入采集

端的图像生成过程,结合预训练 AI 模块实现欠采样图像重建,以减低噪声,提升图像 SNR。蒋学涛等^[18]将人工智能压缩感知技术应用到踝关节 MRI,在保证甚至提升图像质量的同时缩短了扫描时间,但该技术未能使所有序列图像质量均获得提升。高级智能清晰 IQ 引擎技术和 DeepRecon 技术是基于深度学习的图像后处理方法,其基本原理是将深度学习重建工具集成到 MRI 图像重建端中,通过深度学习神经网络算法将 MRI 信号与噪声分离^[19],以增强信号强度并抑制噪声。Naganawa 等^[20]将高级智能清晰 IQ 引擎技术用于内耳膜迷路积水 MRI 检查,发现图像的 CNR 和整体质量较未使用该技术时大幅提升,与本研究结果相似。目前关于 DeepRecon 技术的报道较少,本研究显示该技术的独特性为在保证图像诊断细节的前提下,能大幅度地提升所有研究序列图像的 SNR 和空间分辨率,且可与人工智能压缩感知技术相结合缩短扫描时间。目前 DeepRecon 技术尚无法单独缩短扫描时间。

3.2 DeepRecon 技术在影像诊断中的价值 本研究结果显示,使用 DeepRecon 深度学习重建技术的图像在病灶检测、病灶边缘清晰度、伪影控制以及整体图像质量评分均高于传统图像。本研究中观察者间一致性均较好。DeepRecon 深度学习重建技术使鼻咽癌病灶边缘更加清晰,与传统图像相比,能够更清晰地区分肌肉、黏膜和脂肪组织,有助于界定肿瘤组织的侵犯范围,特别是在横轴位 T2WI 序列图像上表现突出,与 DeepRecon 技术智能降噪的特点密切相关,使重建后的图像具有更高的清晰度和整体质量。本研究发现与传统图像相比,DeepRecon 图像(2~5 挡)在病灶和翼外肌的 SNR 显著提高,证实其在提高鼻咽癌图像质量中的可行性。此外,本研究发现仅在横轴位 T1WI 图像上 CNR 无显著提高,可能原因为:①在 T1WI 图像上鼻咽部大多数病灶与翼外肌组织核磁信号比较接近,本身 CNR 较小。②T1WI 图像比 T2WI 图像受降噪滤波函数的影响相对较小。

3.3 本研究 DeepRecon 技术在伪影方面的表现和今后研究方向 本研究定性结果显示在伪影方面 DeepRecon 图像主观评分稍高于传统图像,在伪影控制方面无显著差异。鼻咽部扫描运动伪影是较大的影响因素,主要为 2 个解决方案,①患者制动,在扫描间隔预留患者咳嗽和吞咽时间。②采用快速扫描序列,减少扫描时间^[21]。本研究采用成像序列均使用人工智能压缩感知技术,该技术能够缩短扫描时间,显

著减少运动伪影的产生。Liu 等^[22]将人工智能压缩感知技术应用用于鼻咽部 MRI 检查中,发现使用该技术后检查时间减少 35%,吞咽运动产生的伪影明显减少。本研究中,DeepRecon 技术减少伪影的效果并不显著,但在提升图像 SNR 和增强图像清晰度方面具有显著成效。今后研究可以进一步推测,DeepRecon 技术在结合使用人工智能压缩感知的序列上,依然能够发挥显著效果。若将 DeepRecon 技术应用于尚不支持人工智能压缩感知的序列上,其图像优化能力有望得到更加充分的展现,后续将收集更多序列验证这一点。此外,后续将探讨鼻咽癌在 5.0T 与 3.0T MRI 图像质量和诊断效果对比,继续挖掘 5.0T 高场强核磁设备的更多潜力。

3.4 本研究的局限性 ①纳入样本量相对较小,可能导致测量值存在一定选择偏差,后续拟纳入更多样本进一步验证 DeepRecon 技术在鼻咽部 MRI 中的可行性。②仅纳入具有明确病理结果和典型影像学表现的鼻咽癌患者,排除具有其他鼻咽癌病变特征的患者,可能限制了研究的广泛性和适用性。

总之,DeepRecon 深度学习重建技术可以增加鼻咽部传统 MRI 图像的 SNR 和分辨率,提高其图像清晰度,为诊断带来更多便利,可用于常规 MRI 检查。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Zhang R, He Y, Wei B, et al. Nasopharyngeal carcinoma burden and its attributable risk factors in China: estimates and forecasts from 1990 to 2050[J]. Int J Environ Res Public Health, 2023, 20(4): 2926. DOI: 10.3390/ijerph20042926.
- [2] Hu Q, Wang G, Song X, et al. Machine learning based on MRI DWI radiomics features for prognostic prediction in nasopharyngeal carcinoma[J]. Cancers, 2022, 14(13): 3201. DOI: 10.3390/cancers14133201.
- [3] King AD, Ai QYH, Lam WKJ, et al. Early detection of nasopharyngeal carcinoma: performance of a short contrast-free screening magnetic resonance imaging[J]. J Natl Cancer Inst, 2024, 116(5): 665-672. DOI: 10.1093/jnci/djad260.
- [4] Li H, Liu L, Huang Y, et al. Establishment and validation of a novel MRI radiomics feature-based prognostic model to predict distant metastasis in endemic nasopharyngeal carcinoma[J]. Front Oncol, 2022, 12: 794975. DOI: 10.3389/fonc.2022.794975.
- [5] Yu X, Yang F, Liu X, et al. Arterial spin labeling and diffusion-weighted imaging for identification of retropharyngeal lymph

- nodes in patients with nasopharyngeal carcinoma[J]. *Cancer Imaging*, 2022, 22(1): 40. DOI: 10.1186/s40644-022-00480-4.
- [6] Birn RM, Dean DC 3rd, Wooten W, et al. Reduction of motion artifacts in functional connectivity resulting from infrequent large motion[J]. *Brain Connect*, 2022, 12(8): 740-753. DOI: 10.1089/brain.2021.0133.
- [7] Lv J, Wang C, Yang G. PIC-GAN: a parallel imaging coupled generative adversarial network for accelerated multi-channel MRI reconstruction[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2021, 11(1): 61. DOI: 10.3390/diagnostics11010061.
- [8] 段继忠, 钱青青. 基于 SIDWT 和迭代自一致性的快速并行成像重建方法[J]. *上海交通大学学报*, 2023, 57(5): 582-592. DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2022.236.
- [9] Curione D, Ciliberti P, Monti CB, et al. Compressed sensing cardiac cine imaging compared with standard balanced steady-state free precession cine imaging in a pediatric population[J]. *Radiol Cardiothorac Imaging*, 2022, 4(2): e210109. DOI: 10.1148/ryct.210109.
- [10] 樊小宇, 蔺素珍, 王彦博, 等. 基于残差图卷积神经网络的高倍欠采样核磁共振图像重建算法[J]. *计算机应用*, 2023, 43(4): 1261-1268. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2022020309.
- [11] 许桂晓, 刘海彬, 吴尚远, 等. 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[J]. *放射学实践*, 2023, 38(4): 446-451. DOI: 10.13609/j.cnki.1000-0313.2023.04.013.
- [12] Takenaka D, Ozawa Y, Yamamoto K, et al. Deep learning reconstruction to improve the quality of MR imaging: evaluating the best sequence for T-category assessment in non-small cell lung cancer patients[J]. *Magn Reson Med Sci*, 2024, 23(4): 487-501. DOI: 10.2463/mrms.mp.2023-0068.
- [13] Feuerriegel GC, Weiss K, Kronthaler S, et al. Evaluation of a deep learning-based reconstruction method for denoising and image enhancement of shoulder MRI in patients with shoulder pain[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(7): 4875-4884. DOI: 10.1007/s00330-023-09472-9.
- [14] 袁畅, 张煜堃, 曹家骏, 等. 头颈联合 3D-TOF-MRA 人工智能辅助压缩感知序列的优化[J]. *磁共振成像*, 2024, 15(4): 139-144. DOI: 10.12015/issn.1674-8034.2024.04.022.
- [15] Cibi A, Rose RJ. Classification of stages in cervical cancer MRI by customized CNN and transfer learning[J]. *Cogn Neurodyn*, 2023, 17(5): 1261-1269. DOI: 10.1007/s11571-021-09777-9.
- [16] Al-Zoghby AM, Al-Awadly EMK, Moawad A, et al. Dual deep CNN for tumor brain classification[J]. *Diagnostics*, 2023, 13(12): 2050. DOI: 10.3390/diagnostics13122050.
- [17] Coroamă DM, Dioşan L, Telecan T, et al. Fully automated bladder tumor segmentation from T2 MRI images using 3D U-Net algorithm[J]. *Front Oncol*, 2023, 13: 1096136. DOI: 10.3389/fonc.2023.1096136.
- [18] 蒋学涛, 程天馨, 李菲菲, 等. 人工智能压缩感知技术在踝关节 MRI 中的应用[J]. *中国医学影像学杂志*, 2024, 32(11): 1164-1169. DOI: 10.3969/j.issn.1005-5185.2024.11.013.
- [19] Cheng H, Vinci-Booher S, Wang J, et al. Denoising diffusion weighted imaging data using convolutional neural networks[J]. *PLoS One*, 2022, 17(9): e0274396. DOI: 10.1371/journal.pone.0274396.
- [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. DOI: 10.2463/mrms.mp.2020-0082.
- [21] 王诗瑜, 张浩南, 王楠, 等. 人工智能压缩感知技术在腰椎磁共振快速成像中的应用[J]. *中国医学计算机成像杂志*, 2023, 29(4): 412-416. DOI: 10.19627/j.cnki.cn31-1700/th.20230612.001.
- [22] Liu H, Deng D, Zeng W, et al. AI-assisted compressed sensing and parallel imaging sequences for MRI of patients with nasopharyngeal carcinoma: comparison of their capabilities in terms of examination time and image quality[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(11): 7686-7696. DOI: 10.1007/s00330-023-09742-6.
- 【收稿日期】2025-01-08 【修回日期】2025-02-17
(本文编辑 张春辉)