

临床研究

DOI:10.13406/j.cnki.cyx.004115

基于深度学习的智能快速磁共振技术优化 1.5 T 臂丛神经 3D NerveVIEW 成像质量的研究

刘红江, 万承鑫, 付彬洁, 郝 斌, 张志伟, 李 杨

(重庆医科大学附属第一医院放射科, 重庆 400016)

【摘要】目的:探讨基于深度学习的智能快速磁共振(intelligent quick magnetic resonance, IQMR)技术中的不同重建算法在优化 1.5T 场强下臂丛神经 3D NerveVIEW 成像质量方面的应用价值。**方法:**回顾性分析 20 例在重庆医科大学附属第一医院接受 1.5 T 臂丛神经核磁共振(magnetic resonance imaging, MRI)检查患者的图像数据。所有患者均被采集 3D NerveVIEW 序列图像(常规 3D 组)。将同一批原始数据分别采用 IQMR 技术中的 Auto(soft)算法[Auto(soft)组]和超级分辨率 def(Mask)算法[def(Mask)组]进行图像重建。定量比较 3 组图像双侧 C6 神经根及臂丛内侧束的信噪比(signal to noise ratio, SNR)和对比噪声比(contrast to noise ratio, CNR)。同时,由 2 名高年资放射科医师采用双盲法对臂丛神经主干及分支细节显示清晰度、噪声水平、图像锐利度与总体图像质量 4 个方面进行 5 分制主观评估。**结果:**客观评价显示,与常规 3D 组和 def(Mask)组相比,Auto(soft)组在右侧 C6 神经根($P<0.001$)、左侧 C6 神经根($P<0.001$)和右侧臂丛内束($P=0.021$)的 SNR 及 CNR 均明显提高。常规 3D 组与 def(Mask)组间的 SNR 和 CNR 差异无统计学意义($P>0.05$)。主观评分结果显示,Auto(soft)组图像质量评分中位数为 4 分,明显高于常规 3D 组和 def(Mask)组(均为 3 分),差异有统计学意义($P<0.001$)。2 名医师的主观评分具有良好的一致性(Kappa=0.764, $P<0.001$)。**结论:**基于 IQMR 技术的 Auto(soft)重建算法能明显提升 1.5 T 臂丛神经 3D NerveVIEW 序列的图像质量,尤其在提高 SNR、CNR 及神经结构显示清晰度方面表现突出。该技术有望为 1.5 T MRI 在臂丛神经病变诊断中提供更优质的影像学依据,具有良好的临床应用前景。

【关键词】臂丛神经;磁共振成像;深度学习;图像质量**【中图分类号】**R445.2**【文献标志码】**A

Optimization of 3D NerveVIEW imaging quality for brachial plexus at 1.5 T magnetic field strength using the intelligent quick magnetic resonance technology based on deep learning

Liu Hongjiang, Wan Chengxin, Fu Binjie, Yu Bin, Zhang Zhiwei, Li Yang

(Department of Radiology, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University)

【Abstract】Objective: To investigate the application value of different reconstruction algorithms in the Intelligent Quick Magnetic Resonance(IQMR) technology based on deep learning in optimizing 3D NerveVIEW imaging quality for brachial plexus (BP) at 1.5T magnetic field strength. **Methods:** A retrospective analysis was performed on the imaging data of 20 patients who underwent 1.5 T magnetic resonance imaging (MRI) of the BP at the First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University. All patients had 3D NerveVIEW sequence images acquired (conventional 3D group). The same original data were reconstructed using the Auto(soft) algorithm[Auto(soft) group] and the super-resolution def(Mask) algorithm[def(Mask) group] in the IQMR technology, respectively. The three groups were compared quantitatively in terms of the signal-to-noise ratio (SNR) and contrast-to-noise ratio (CNR) of the bilateral C6 nerve roots and the medial cord of BP. At the same time, two senior radiologists subjectively evaluated the clarity of the display of the main trunk and branches of BP, noise level, image sharpness, and overall image quality using a 5-point scale based on a double-blind design. **Results:** The objective evaluation showed that compared with the conventional 3D group and the def(Mask) group, the Auto(soft) group had significant increases in the SNR and CNR of the right C6 nerve root ($P<0.001$), the left C6 nerve root ($P<0.001$),

and the right medial cord of BP ($P=0.021$), and there were no significant differences in SNR and CNR between the conventional 3D group and the def(Mask) group ($P>0.05$). The results of subjective scoring showed that the Auto(soft) group had a significantly higher median score of image quality than the conventional group and the

作者介绍: 刘红江, Email: 1570200692@qq.com,

研究方向: MRI 新技术的临床应用研究。

通信作者: 李 杨, Email: 398253737@qq.com。

优先出版: <https://link.cnki.net/urlid/50.1046.R.20260508.1453.002>

(2026-05-09)

def(Mask) group(4 points vs. 3 points/3 points, $P<0.001$). There was a good consistency between the subjective scores of the two radiologists ($\text{Kappa}=0.764$, $P<0.001$). **Conclusion:** The Auto(soft) reconstruction algorithm based on the IQMR technology can significantly improve the image quality of the 3D NerveVIEW sequence of BP at 1.5 T, especially in improving SNR, CNR, and the clarity of the display of nerve structures. This technology is expected to provide imaging evidence with better quality for the diagnosis of BP nerve lesions using 1.5 T MRI, and it has good clinical application prospects.

[Key words] brachial plexus; magnetic resonance imaging; deep learning; image quality

臂丛神经是由第 5~8 颈神经前支和第 1 胸神经前支的大部分纤维汇聚而成的复杂神经网络,主要负责上肢、肩胛骨的运动和感觉神经支配^[1]。由于其独特的解剖位置和复杂结构,臂丛神经容易受到多种病理因素的影响,包括牵拉伤、切割伤、压迫伤、炎症和肿瘤等^[2-3]。磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)凭借其优越的软组织对比分辨能力和多平面成像特性,已成为评估臂丛病变的首选诊断方法^[4-5]。在臂丛神经 MRI 成像中,已发展出多种成像序列,如二维 Dixon(two-dimensional Dixon, 2D Dixon)、二维短时反转恢复(two-dimensional short tau inversion recovery, 2D STIR)和弥散加权成像(diffusion weighted imaging, DWI)等,这些序列分别为神经结构和病理改变的评估提供独特的诊断信息^[6-7]。其中,三维神经可视化(three-dimensional NerveVIEW, 3D NerveVIEW)

序列因其各向同性的高空间分辨率、优良的神经与周围背景组织对比度,能够清晰显示臂丛及其主要神经分支,有助于放射科医师更准确地评估神经损伤程度或病变范围^[8]。然而,在临床广泛应用的 1.5 T MRI 扫描仪上,3D NerveVIEW 序列的扫描时间相对较长,对患者的配合度要求较高,且其固有的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)和图像质量相较于 3.0 T MRI 仍有差距。因此,如何在不延长扫描时间的前提下,有效提升 1.5 T MRI 臂丛神经成像的图像质量,是 MRI 成像技术的研究热点。近年来,基于深度学习的人工智能技术在医学影像领域取得了突破性进展。智能快速磁共振(intelligent quick magnetic resonance, IQMR)技术作为一种先进的图像后处理方法,利用包含不同组织高分辨率图像及边缘、边界特征的数据训练模型,并进行图像重建,对磁共振图像进行优化处理^[9]。该技术利用 Medic Vision 等公司开发的 3D 迭代影像增强算法,采用一种独特的相似性测量标准,将 MRI 图像分解成三维图像块(three-dimensional patch, 3D patch)。依据图像空间变化的噪声统计信息和图像块之间

的相似性,将噪声从信号中分离出来,以提高图像的空间分辨率和信噪比,有效减少伪影干扰,增强图像边界清晰度^[10]。本研究采用模型驱动的迭代重建算法,其核心参数与实现逻辑为:Auto(soft)算法的相似性测量标准是采用非局部均值(non-local means, NLM)算法,通过计算图像块的加权欧氏距离来实现噪声抑制,Auto(soft)算法采用 $3 \times 3 \times 3$ 的像素块尺寸,迭代次数为 12 次;def(Mask)算法的相似性测量标准是基于解剖掩码(Anatomical Mask)的结构约束,通过全变分(total variation, TV)正则化来实现边缘保持,其 patch 尺寸为 $5 \times 5 \times 1$,迭代 18 次(含 4 次掩码更新步骤)^[11]。

已有研究证实,类似的深度学习重建技术在颈椎等部位的 MRI 成像中,能够在缩短扫描时间的同时,提升图像质量^[12]。然而, IQMR 技术中不同的深度学习重建算法在臂丛神经 3D NerveVIEW 成像中的具体应用效果及其差异,目前尚缺乏充分的研究证据。因此,本研究旨在回顾性评价 IQMR 技术中 2 种不同的重建算法—Auto(soft)算法和超级分辨率 def(Mask)算法,在改善 1.5T 场强下臂丛神经 3D NerveVIEW 序列图像质量方面的表现。通过定量和定性分析,比较不同重建算法处理后图像的信噪比、对比噪声比以及主观图像质量评分,以期为 IQMR 技术在臂丛神经 MRI 的临床应用提供客观依据,并探索提升 1.5 T MRI 诊断效能的新途径。

1 资料与方法

1.1 一般资料

回顾性分析 2024 年 1 月至 2024 年 12 月在重庆医科大学附属第一医院收集接受臂丛神经 MRI 平扫的 20 例患者的图像资料,其中男 9 例(45%),女 11 例(55%);年龄 26~87 岁,平均年龄 (55.60 ± 15.96) 岁。纳入标准:①完成臂丛 3D NerveVIEW 检查;②临床资料完整。排除标准:①有颈部或背部手术史且存在金属植入物;②扫描图像存在严重运动伪影或其他影响评估的伪影。本研究已获本医院伦理委员会批准(伦理批号:2025-299-01)。

1.2 扫描方法

本研究采用飞利浦 Ingenia 1.5 T MRI 扫描仪,联合使用 16 通道头颈部线圈与腹部线圈进行扫描。患者仰卧位,身体位于检查床中央,双手自然置于身体两侧,头颈部固定于专用头托中,肩部下方放置适当厚度的垫枕以轻度抬高肩部,以减少伪影并充分暴露锁骨区域。使用 3D NerveVIEW 序列进行扫描,定位像采用冠状位采集,序列参数:重复时间(repetition time, TR)=2 200 ms、回波时间(echo time, TE)=88 ms、体素大小 1.2 mm × 1.2 mm × 1.0 mm、扫描野(field of view, FOV) 300 mm × 417 mm × 171 mm、层数 90、带宽(bandwidth, BW) 787.3 Hz/pixel,扫描时间 6 min 21 s。将采集的原始数据传至 PACS 和 IQMR 服务器,分别选择 Auto(soft)算法和超级分辨率 def(Mask)算法进行图像重建,将原始图像(常规 3D 组)及 2 种算法重建图像[设为 Auto(soft)组和 def(Mask)组]传输至 PACS。

1.3 图像分析与数据处理

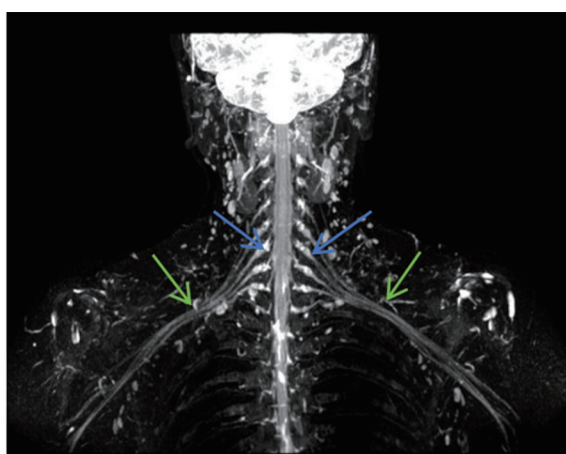
图像分析由 2 名具有 5 年以上神经系统影像诊断经验的放射科医师在专业后处理工作站上独立完成。2 名医师在 3 组不同重建方式的图像中精确定位相同解剖层面,依据标准化流程划分感兴趣区域(region of interest, ROI):①在每组图

像中选择显示双侧 C6 神经根(神经根管内段)和臂丛内侧束(喙突水平)最清晰的层面,沿神经结构的精确解剖轮廓勾画 ROI(面积为 10~20 mm²),严格避开血管、骨组织和其他非相关软组织结构,以确保测量数据的准确性^[13];②为减少部分容积效应影响,ROI 定位遵循对每个 C6 神经根和臂丛内侧束进行 3 次独立勾画,并取后 2 次测量的均值(首次测量作为练习以减少学习效应)的原则。③在同层面清晰显示的胸锁乳突肌中部区域和肩胛下肌区域分别放置面积为 50 mm²的标准化椭圆或圆形 ROI;④在图像视野内远离解剖结构且无明显伪影的背景区域放置 100 mm²的 ROI 用于噪声测量^[14]。(图 1)记录各 ROI 区域的信号强度(SI)和平均背景噪声(SD),计算信噪比(SNR)和对比噪声比(CNR)作为客观指标,采用以下公式^[15]:

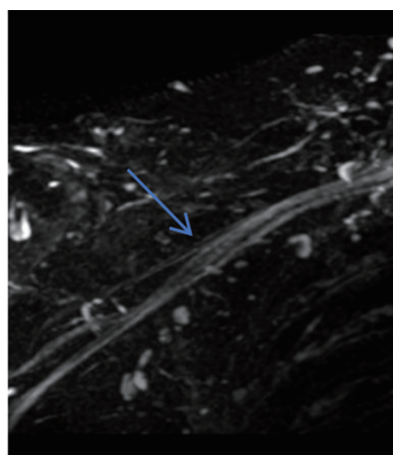
$$SNR = \frac{SI_{\text{神经组织}}}{SD_{\text{背景区域}}}$$

$$CNR = \frac{(SI_{\text{神经组织}} - SI_{\text{周围组织}})}{SD_{\text{背景区域}}}$$

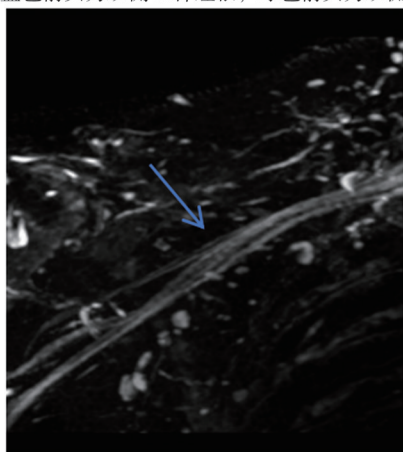
此外,所有图像均上传到 PACS 系统,由上述 2 名放射科医师分别对 3 组图像在隐藏重建方式信息的情况下进行主观评分。根据神经主干及分支细节显示清晰度、噪声水平、



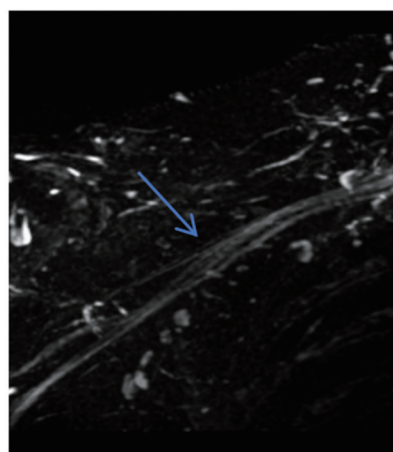
A. 绘制 ROI 区域
(蓝色箭头为双侧 C6 神经根;绿色箭头为双侧臂丛内侧束)



B. 常规 3D 图像对于神经细小分支的显示



C. Auto (soft) 组图像对于神经细小分支的显示
(图像细节更丰富,边缘更清晰锐利,噪声更低)



D. def (Mask) 组图像对于神经细小分支的显示
(分辨率更高,但细节显示不丰富)

图 1 ROI 的选择以及 3 组图像的差异性比较

图像锐利度与总体诊断质量 4 个方面进行评分,采用利克特 5 分量表法(Likert 5-point scale, Likert 5)对图像质量进行主观评分[1 分(差)~5 分(优)],最终图像主观得分取 2 名医生评分的中位数。具体评分标准如下:1 分,噪声高,病灶及解剖结构显示不清,不能诊断;2 分,图像中度噪声,病灶及解剖结构显示模糊,诊断可能出现误差;3 分,图像中度噪声,病灶及解剖结构显示欠清,但对诊断影响不大;4 分,图像噪声低,病灶及解剖结构显示尚可,可明确诊断;5 分,无明显噪声,病灶及解剖细节显示清晰,可明确诊断。2 位医师独立完成图像评分后,对 Kappa 值<0.6 的评分图像启动分歧仲裁机制:由具有 10 年以上经验的主任医师对分歧病例进行盲法重新评分,最终结果采用多数共识原则,即若 3 人中至少 2 人评分一致,则取该值;若三方分歧,则剔除该病例。

1.4 统计学方法

使用 SPSS 27.0 软件进行统计学分析。计量资料经正态性检验后,符合正态分布的数据以均数 $\pm$ 标准差($\bar{x}\pm s$)表示,采用单因素方差分析比较组间差异;不符合正态分布的数据以中位数(四分位间距) $[M_d(P_{25}, P_{75})]$ 表示,采用 Kruskal-Wallis 检验,若组间差异有统计学意义,采用 Bonferroni 校正比较组间差异。检验水准 $\alpha=0.05$ 。使用 Cohen 加权 kappa 系数来评估 2 名医师对 3 组图像质量主观评分的一致性。kappa 值解释如下:<0.20,一致性极差;0.21~0.40,一致性一般;0.41~0.60,中等一致;0.61~0.80,一致性良好;0.81~1.00,一致性好。

2 结果

2.1 客观图像质量评价

与常规 3D 组和 def(Mask)组相比,Auto(soft)组在以下区域的 SNR 和 CNR 均明显提高($P<0.05$):①右侧 C6 神经根:SNR($P<0.001$)和 CNR($P<0.001$);②左侧 C6 神经根:SNR($P<0.001$)和 CNR($P<0.001$);③右侧臂丛内侧束:SNR($P=0.021$)和 CNR($P=0.042$)。而左侧臂丛内侧束的 SNR($P=0.068$)和 CNR($P=0.057$)虽然有改善趋势,但差异无统计学意义($P>0.05$)。两两比较分析表明,Auto(soft)组的 SNR 和 CNR 均明显高于常规 3D 组和 def(Mask)组,而常规 3D 组与 def(Mask)组之间差异无统计学意义($P>0.05$),见表 1、图 2 和图 3。

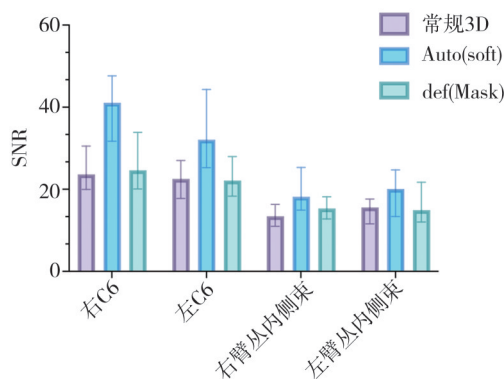


图2 ROI下3种重建方式图像的SNR箱式图比较

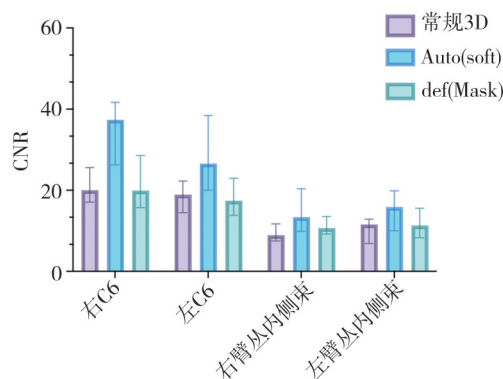


图3 ROI下3种重建方式图像的CNR箱式图比较

2.2 主观图像质量评价

2 名放射科医师对这 20 例患者的 MRI 图像从神经主干及分支细节显示的清晰度、噪声水平、图像锐利度与总体诊断质量 4 个方面进行了整体的图像质量评估。结果显示 3 组图像的主观评分存在明显差异($P<0.001$)。事后两两比较结果显示,Auto(soft)组整体图像质量评分中位数为 4 分,明显高于常规 3D 组和 def(Mask)组(均为 3 分),差异有统计学意义($P<0.001$)。使用 Cohen 加权 kappa 评估 2 名医师对常规 3D 组、Auto(soft)组和 def(Mask)组图像质量的主观评分一致性良好,Kappa 值分别为 0.775($P<0.001$)、0.764($P<0.001$)和 0.838($P<0.001$)。

表 1 3 种重建方式 SNR 及 CNR 的比较 $[M_d(P_{25}, P_{75})]$

测量部位	常规 3D	Auto(soft)	def(Mask)	H 值	P 值
SNR					
右 C6 神经根	23.63(19.96, 30.51)	41.08(31.70, 47.65)	24.63(20.09, 33.90)	32.150	<0.001
左 C6 神经根	22.52(17.75, 27.00)	32.09(25.27, 44.34)	22.11(18.30, 27.97)	28.740	<0.001
右臂丛内侧束	13.40(10.99, 16.33)	18.16(14.91, 25.31)	15.31(12.75, 18.16)	12.580	0.021
左臂丛内侧束	15.57(11.55, 17.60)	20.05(13.37, 24.71)	14.92(12.03, 21.74)	7.890	0.068
CNR					
右 C6 神经根	20.00(17.09, 25.61)	37.36(27.27, 41.67)	19.95(15.72, 28.57)	30.650	<0.001
左 C6 神经根	18.95(14.47, 22.27)	26.56(20.04, 38.43)	17.41(13.82, 22.97)	18.340	0.001
右臂丛内侧束	8.92(7.51, 11.71)	13.37(9.87, 20.36)	10.66(9.21, 13.54)	10.120	0.042
左臂丛内侧束	11.58(6.86, 12.89)	15.86(10.04, 19.90)	11.30(8.35, 16.56)	7.650	0.057

3 讨论

本研究系统评估了基于 IQMR 技术的 Auto (soft)和 def(Mask)2 种深度学习重建算法在 1.5 T 场强下 3D NerveVIEW 臂丛神经成像中的应用价值。研究结果显示,与常规的 3D NerveVIEW 图像和 def (Mask)算法重建的图像相比,Auto (soft)算法能够提升图像的信噪比(SNR)和对比噪声比(CNR),并获得更高质量的主观评分。这些发现为在 1.5 T MRI 平台上优化臂丛神经成像提供了有力的证据,具有重要的临床指导意义。

3.1 IQMR 技术在臂丛神经成像中的价值

臂丛神经 MRI,特别是采用诸如 3D NerveVIEW 这类高分辨率三维序列,对于精确诊断臂丛神经相关的创伤性损伤、肿瘤性病变、炎症性疾病以及压迫综合征等至关重要^[16-17]。在本研究中,尽管所有受试者的 1.5 T MRI 图像均能概览臂丛神经的主要解剖走行,但在常规 3D 图像中,部分细微神经结构,例如由 C8、T1 神经根下段形成的臂丛下干或其分支,其显示清晰度往往受限于较低的 SNR。经过 Auto (soft)算法重建后,这些先前模糊的结构通常能够得到更清晰的勾勒。

本研究的核心发现是, IQMR 技术中的 Auto (soft)重建算法在提升 1.5T 臂丛神经 MRI 图像质量方面表现卓越,主要体现在客观指标(SNR、CNR)的提高和主观图像质量评分的优势上。这对于增强臂丛神经细微结构的可见性、提高微小病变的检出率以及准确评估病变范围具有直接的临床价值。

值得注意的是,本研究中另一种深度学习算法 def(Mask)的重建效果与常规 3D 图像相比,差异无统计学意义($P>0.05$)。这一结果提示,并非所有深度学习重建算法都能在臂丛神经这类对信噪比和细节分辨要求极高的成像场景中取得同等优异的效果。图 1D 中 def(Mask)组呈现出视觉分辨率更高但细节显示不丰富的矛盾现象,其本质是重建算法对边缘锐利度与结构细节的权衡差异,即 def (Mask)的“伪高分辨率”机制。该算法通过全变分(TV)正则化强制像素灰度值分段恒定,使神经结构边缘呈现“阶梯状锐利化”,这种视觉上的“边缘清晰”易被误判为分辨率提升。而 Auto (soft)算法可能在噪声抑制与结构细节保留之间达到了更优的平衡,其采用的深度学习模型可能更擅长精准识别并增强神经组织与周围脂肪、肌肉等软组织的界面,同时有效滤除背景噪声。这种算法间的性能差异与 Kanemaru N 等^[10]在颅脑 MRI 中对不同 IQMR 算法进行比较的研究结果相呼应,其同样观察到特

定 IQMR 算法对特定组织或序列的成像质量改善更为明显。因此,针对特定的解剖部位和临床需求,选择最优化的深度学习重建算法至关重要^[18-20]。

3.2 Auto (soft)算法的优势分析

Auto (soft)算法在臂丛神经成像中表现出色,其原因可能源于其独特的图像重建机制。据推测,该算法可能采用了更先进的神经网络结构或训练策略,使其能够更智能地识别图像中的有效信号(如神经纤维束的线性特征)并予以保留和增强,同时更有效地抑制随机噪声和平滑背景区域,从而实现 SNR 和 CNR 的提升^[21]。此外,Auto (soft)算法在增强神经组织边界清晰度方面的表现尤为突出,这使得臂丛神经的细小分支和神经束间的界面更加锐利可辨,对于臂丛神经损伤(如神经撕脱、断裂)的精确定位、分级以及术前规划具有潜在的重要意义。

3.3 临床应用前景

随着人工智能技术在医学影像领域的迅猛发展和深度融合,基于深度学习的图像重建技术为突破传统 MRI 系统固有的物理限制(如信噪比与扫描时间的矛盾)开辟了新的途径^[17,20]。本研究证实, IQMR 技术中的 Auto (soft)算法能够提升 1.5T MRI 系统在臂丛神经成像中的表现,使其图像质量在特定方面(如神经结构清晰度和噪声水平)有望接近甚至在某些情况下媲美常规 3.0T 系统的成像效果。这对于医疗资源配置尚不均衡的地区尤为重要,不仅可以提升基层医院现有 1.5T MRI 设备的诊断效能,充分发挥其临床潜力,还可能在一定程度上减少对高场强 MRI 设备的过度依赖,优化医疗资源分配,并可能间接降低患者的检查成本和等待时间。此外,更高质量的图像也有助于提高诊断的准确性和信心,从而为临床制定更精准的治疗方案提供可靠依据。

3.4 研究局限性

本研究亦存在若干局限性。首先,本研究为单中心回顾性设计,样本量相对较小($n=20$),由于分析结果显示差异有统计学意义,研究者认为已达到预期统计效应,故未进一步扩大样本量。但这可能会给结论带来偏差,未来需要设计严谨的多中心、大样本前瞻性研究来验证本研究的结论。其次,本研究的重点在于评估图像质量的改善,并未同步探讨该技术在维持同等图像质量的前提下缩短扫描时间的潜力,这通常是此类先进重建技术的另一项核心优势和重要应用价值。第三,本研究纳入的受试者主要为因疑似臂丛神经病变而接受检查的患者,主要研究目的是探讨 IQMR 2 种图像重建算法对臂丛 MRI 图像质量的提升效果。因此,虽然初步结果提示 Auto (soft)重建算法对臂丛神经的细小神经

显示具有潜在优势,但其在不同类型臂丛神经病变诊断中的具体效能,仍需未来针对特定病种的研究进行深入评估和验证。第四,本研究仅对比了 IQMR 技术提供的 2 种商用深度学习重建算法,并未与其他厂商的类似技术或处于研发阶段的更先进算法进行横向比较,因此无法断言 Auto(soft)算法是当前所有可用技术中的最优选择。最后,主观图像质量评估虽然采用了双盲法和 Kappa 一致性检验,但仍不可避免地带有评估者的主观倾向性。本课题组计划在后续的研究工作中逐步解决上述不足,例如通过前瞻性研究纳入更多不同类型的病例,并探索结合加速扫描技术的可行性。

本研究发现基于 IQMR 深度学习技术中的 Auto(soft)重建算法,能够提升 1.5 T 场强下臂丛神经 3D NerveVIEW 序列的图像质量。重建后的图像展现出更高的锐利度、更低的噪声水平,以及更丰富的神经结构细节,同时在客观定量指标上获得了优异的 SNR 和 CNR。该技术为在临床广泛应用的 1.5 T MRI 平台上进行高质量的臂丛神经检查提供了一种高效、可行的图像优化方案。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

作者贡献声明 刘红江:研究方案设计,分析数据,论文撰写;万承鑫:数据收集,图像采集;付彬洁:实施研究,数据收集;郁斌:数据处理;张志维:实验技术指导;李杨:研究方案设计,论文修改

参 考 文 献

- [1] Gilcrease-Garcia BM, Deshmukh SD, Parsons MS. Anatomy, imaging, and pathologic conditions of the brachial plexus[J]. Radiographics, 2020, 40(6): 1686-1714.
- [2] Giessinger J, Pullarkat ST. An unusual presentation of lymphoplasmacytic lymphoma with isolated brachial plexus infiltration and amyloidosis[J]. Blood, 2024, 143(13): 1315.
- [3] van Rosmalen MHJ, Goede HS, van der Gijp A, et al. Quantitative assessment of brachial plexus MRI for the diagnosis of chronic inflammatory neuropathies[J]. J Neurol, 2021, 268(3): 978-988.
- [4] Wade RG, Takwoingi Y, Wormald JCR, et al. MRI for detecting root avulsions in traumatic adult brachial plexus injuries: a systematic review and meta-analysis of diagnostic accuracy[J]. Radiology, 2019, 293(1): 125-133.
- [5] Kwee RM, Borghans RAP, Bruls RJM, et al. Diagnostic performance of diffusion-weighted MR neurography as an adjunct to conventional MRI for the assessment of brachial plexus pathology[J]. Eur Radiol, 2022, 32(4): 2791-2797.
- [6] Graf R, Platzek PS, Riedel EO, et al. Generating synthetic high-resolution spinal STIR and T1W images from T2W FSE and low-resolution axial Dixon[J]. Eur Radiol, 2025, 35(4): 1761-1771.
- [7] Hiwatashi A, Togao O, Yamashita K, et al. Evaluation of chronic inflammatory demyelinating polyneuropathy: 3D nerve-sheath signal increased with inked rest-tissue rapid acquisition of relaxation enhancement imaging (3D SHINKEI)[J]. Eur Radiol, 2017, 27(2): 447-453.
- [8] Qin BG, Yang JT, Yang Y, et al. Diagnostic value and surgical im-

plications of the 3D DW-SSFP MRI on the management of patients with brachial plexus injuries[J]. Sci Rep, 2016, 6: 35999.

[9] 谢晓亮,王建伟,闫晓辉,等. 智能快速磁共振技术在冈上肌肌腱损伤中的应用价值[J]. 磁共振成像, 2024, 15(10): 148-152, 164.

Xie XL, Wang JW, Yan XH, et al. Application value of intelligent quick MR technique in supraspinatus tendon injuries[J]. Chin J Magn Reson Imaging, 2024, 15(10): 148-152, 164.

[10] Kanemaru N, Takao H, Amemiya S, et al. The effect of a post-scan processing denoising system on image quality and morphometric analysis[J]. J Neuroradiol, 2022, 49(2): 205-212.

[11] Siemens Healthineers. IQMR reconstruction algorithm technical specifications (Version 2.3) [EB/OL]. [2024-01-01]. <https://www.siemens-healthineers.com/en-us/support/technical-documentation/iqmr-specs>.

[12] 徐敏,吴瑜,刘键,等. 快速智能磁共振技术在颈椎磁共振扫描中的应用价值[J]. 磁共振成像, 2023, 14(10): 111-115.

Xu M, Wu Y, Liu J, et al. Application value of intelligent quick MR technique in cervical MRI scanning[J]. Chin J Magn Reson Imaging, 2023, 14(10): 111-115.

[13] Cheng T, Li F, Jiang X, et al. Comparison of different acceleration factors of artificial intelligence-compressed sensing for brachial plexus MRI imaging: scanning time and image quality[J]. BMC Med Imaging, 2024, 24(1): 309.

[14] Pribowo MA, Harahap MIR, Fazharyasti V, et al. Non-contrast enhancement of brachial plexus magnetic resonance imaging with compressed sensing[J]. Eur J Radiol, 2023, 165: 110890.

[15] Yeow YJ, Yeow KM, Su IH, et al. Predicting healthy C5 spinal nerve stumps eligible for grafting with MRI, tincl test, and rhomboid electromyography: a retrospective study of 295 consecutive brachial plexus surgeries[J]. Radiology, 2021, 300(1): 141-151.

[16] Hardie C, Brooks J, Wade R, et al. Diagnostic accuracy of magnetic resonance imaging for nerve injury in obstetric brachial plexus injury: protocol for systematic review and meta-analysis[J]. Syst Rev, 2022, 11(1): 173.

[17] Xu ZD, Zhang TH, Chen JX, et al. Combine contrast-enhanced 3D T2-weighted short inversion time inversion recovery MR neurography with MR angiography at 1.5 T in the assessment of brachial plexopathy[J]. Magn Reson Mater Phys Biol Med, 2021, 34(2): 229-239.

[18] Li J, Wu LH, Xu MY, et al. Improving image quality and reducing scan time for synthetic MRI of breast by using deep learning reconstruction[J]. Biomed Res Int, 2022, 2022: 3125426.

[19] Subhas N. Editorial comment: accelerated joint MRI with deep learning-based reconstruction—a promising approach to increasing imaging speed without compromising image quality[J]. AJR Am J Roentgenol, 2022, 218(3): 516.

[20] Turkbey B. Better image quality for diffusion-weighted MRI of the prostate using deep learning[J]. Radiology, 2022, 303(2): 382-383.

[21] Liu H, Chen Y, Zhang M, et al. Feasibility of knee magnetic resonance imaging protocol using artificial intelligence-assisted iterative algorithm protocols: comparison with standard MRI protocols[J]. Front Med (Lausanne), 2024, 11: 1480196.

(收稿: 2025-04-30; 修回: 2025-07-08; 录用: 2025-07-26)

(责任编辑: 周一青)

本文引用格式:

刘红江, 万承鑫, 付彬洁, 等. 基于深度学习的智能快速磁共振技术优化 1.5 T 臂丛神经 3D NerveVIEW 成像质量的研究[J]. 重庆医科大学学报, 2026, 51(9): 1314-1319.