论著

# 基于人工智能重建算法 对颅内3D FLAIR图像 的优化

于雨洁<sup>1</sup> 陈楚玥<sup>1</sup> 李 茗<sup>1</sup> 王茂雪<sup>1</sup> 赵献策<sup>2</sup> 王 坤<sup>1,\*</sup>

 南京大学医学院附属鼓楼医院医学 影像科 (江苏南京 210008)

2. 飞利浦(中国)投资有限公司 (上海 200072)

【摘要】目的 探讨基于压缩感知(compressed sensing-Sensitivity Encoding, CS-SENSE) 技术,人工智能重建(artificial intelligence reconstruction)对头颅3D FLAIR图像的影响。方法 收集2021年10月-12月在南京大学医学院附属鼓楼 医院检查头颅3D FLAIR显示异常高信号的患者共43 例。采用不同压缩因子(4和8)获取3D FLAIR图像, 分别以常规重建和人工智能重建方法重建出CS4、 CS8、CS\_AI4、CS\_AI8四种图像。采用单因素重 复测量方差分析法定量比较不同序列图像信噪比 (signal to noise ratio, SNR)和对比噪声比(contrast to noise ratio, CNR)。两位具有5年以上神经影像 诊断经验的医师对图像质量进行定性评分,采用 Kappa检验判断两名医生对图像质量定性评估的一 致性。结果 CS\_AI4(SNRLesions: 801.32±318.79, SNRwm: 463.50±209.23, CNR: 337.83±158.30) 及CS\_AI8(SNRLesions: 887.94±445.27, SNRwm: 500.99±261.71 , CNR: 386.95±224.98) 的CNR及SNR显著优于CS4(SNRLesions: 553.53±135.79, SNRwm: 320.86±93.46 , CNR: 232.67±91.67)及CS8(SNRLesions: 482.50±132.29, SNRwm: 279.41±85.92, CNR: 203.09±86.52)(P值均<0.001)。CS4的CNR 及SNR显著优于CS8(P<0.001)。定性分析结果显 示, CS\_AI4(8.87±0.40)、CS\_AI8(8.55±0.63)及 CS4(8.34±0.82)之间无统计学差异(P均>0.008),但 是显著优于CS8(5.07±0.78, P均<0.001)。结论 AI 重建之后的3D FLAIR图像信噪比及对比噪声比显著 优于常规重建的FLAIR图像。

 【关键词】3D FLAIR头颅图像;人工智能; 压缩感知
【中图分类号】R816.1
【文献标识码】A
**DOI**:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.07.011

# Optimization of Intracranial 3D FLAIR Image Based on Artificial Intelligence Reconstruction Algorithm

YU Yu-jie<sup>1</sup>, CHEN Chu-yue<sup>1</sup>, LI Ming<sup>1</sup>, WANG Mao-Xue<sup>1</sup>, ZHAO Xian-Ce<sup>2</sup>, WANG Kun<sup>1,\*</sup>.

1.Department of Medical Imaging, Drum Tower Hospital Affiliated to Nanjing University Medical School, Nanjing 210008, Jiangsu Province, China

2.Philips (China) Investment Co., LTD., Shanghai 200072, China

#### ABSTRACT

Objective To explore the effect of different reconstruction methods (conventional reconstruction and artificial intelligence (AI) reconstruction) on 3D FLAIR brain image based on the study of Compressed Sensing-Sensitivity Encoding (CS-SENSE) technology. *Methods* A total of 43 patients with high signal on 3D FLAIR were enrolled in the Affiliated Drum Tower Hospital of Nanjing University Medical School from October to December 2021. Different compression factors (4 and 8) were used to obtain 3D FLAIR images, and CS4, CS8, CS AI4 and CS AI8 images were reconstructed using conventional and AI reconstruction, respectively. Single factor repeated measure ANOVA was adopted to analyze the differences of the signal to noise ratio (SNR) and contrast to noise ratio (CNR) in different sequences. Two neuroradiologists scored theimages in each sequence, and Kappa test was used to calculate the consistency. Results CNR and SNR of CS\_AI4 (SNRLesions: 801.32±318.79, SNRWM: 463.50±209.23, CNR:337.83±158.30) and CS\_AI8 (SNR<sub>Lesions</sub>: 887.94±445.27, SNR<sub>WM</sub>: 500.99±261.71 , CNR:386.95±224.98) were significantly higher than those of CS4 (SNRLesions, 553.53±135.79, SNR<sub>WM</sub>:320.86±93.46, CNR: 232.67±91.67) and CS8 (SNR<sub>Lesions</sub>: 482.50±132.29, SNR<sub>WM</sub>: 279.41±85.92, CNR: 203.09±86.52) (P<0.001). CNR and SNR of CS4 were significantly higher than those of CS8 (P<0.001). The qualitative analysis results showed that CS AI4 (8.87±0.40), CS AI8 (8.55±0.63) and CS4 (8.34±0.82) had no statistical difference (P>0.008), but were significantly higher than CS8 (5.07±0.78, P<0.001). Conclusion The SNR and CNR of AI reconstructed 3D FLAIR images are significantly higher than those of conventional reconstructed FLAIR images.

Keywords: 3D Flair; Artificial Intelligence; Compressed Sensing

三维液体衰减反转恢复(three-dimensional fluid-attenuated inversion recovery, 3D FLAIR)序列即黑水序列,是长TI(反转时间)的快速反转恢复序列。主要用于颅内疾病的诊断<sup>[1]</sup>。由于脑脊液的T<sub>1</sub>值很长(T<sub>1</sub>=3000~4000ms),需选择长TI时间(选择TI=T<sub>1</sub>×70%=(3000~4000ms)×70%=2100~2800ms)<sup>[2]</sup>,可有效抑制脑脊液信号,因此,序列的采集时间较长。然而序列采集时间较长,容易出现运动伪影,影响诊断,所以采用有效加速方法尤为重要。

目前加速重建方法主要有,并行采集敏感编码(senstivity encoding, SENSE), 压缩感知(compressed senstivity encoding, C-SENSE)。其局限性是加速因子 (acceleration factor, AF)增大时,扫描时间虽然大幅度缩短,但图像信噪比下降<sup>[3]</sup>。有 文献报道压缩感知因子取1.3时, 3D FLAIR图像质量与全采样时无明显差异<sup>[4]</sup>。近来,人 工智能(artificial intelligence reconstruction, AI)在医学影像的序列重建及疾病诊断中 已有较多应用<sup>[5-6]</sup>。本研究的目的是将人工智能重建方式引入头颅3D FLAIR常规扫描,研 究其对3D FLAIR图像质量的影响。

## 1 资料与方法

**1.1 研究对象**选取2021年10月至12月在南京大学医学院附属鼓楼医院医学影像科进行头颅3D FLAIR检查显示异常高信号的患者共43例。其中男性20例,女性23例。年龄21-85岁,平均年龄(55.53岁±14.81)。检查前患者均签署知情同意书。排除标准:有MR检查禁忌症的患者;图像运动伪影;有幽闭恐惧症的患者。

**1.2 研究方法** 所有数据均在Philips Ingenia CX 3.0T MR采集,采用32通道相控阵线 圈,病人仰卧位,扫描过程中,嘱咐病人不要动。患者均进行了常规头颅平扫序列 (DWI、T<sub>1</sub>WI、T<sub>2</sub>WI和3D FLAIR),其中3D FLAIR采集两次(压缩感知加速因子分别为4和 8),分别采用常规重建方式和人工智能(artificial intelligence,AI)重建方式,两种序列 除加速因子(C-SENSE factor)不同,其他参数一样:重复时间(TR)4800ms;回波时间 (TE)256ms;视野 240mm×240mm×180mm;体素 1.1mm×1.1mm×1.1mm; 层数 250层;重复次数NEX 1;翻转角 40°, C-SENSE factor=4时,扫描时间: 3min18s, C-SENSE factor=8时,扫描时间: 1min40s。

#### 1.3 图像分析

1.3.1 定量分析 将所有扫描序列传入Philips星云工作站ISP(philips intelliSpace Portal),在产生的四个3D FLAIR序列图像中,画取感兴趣区(region of interest, ROI)。内容包括: (1)高信号病灶的最大层面; (2)胼胝体压部的白质; (3)背景噪声。

记录病灶(mean<sub>Lesions</sub>)及白质(mean<sub>WM</sub>)平均信号值及背景噪声的标准差(SD<sub>NOISE</sub>)。计算图像的病灶信噪比SNR<sub>Lesions</sub>=mean<sub>Lesions</sub>/SD<sub>NOISE</sub>、白质信噪比SNR<sub>WM</sub>=mean<sub>WM</sub>/SD<sub>NOISE</sub>、和对比噪声比CNR=(mean<sub>Lesions</sub>-mean<sub>WM</sub>)/SD<sub>NOISE</sub><sup>[6]</sup>。

1.3.2 定性分析 两位具有5年以上神经影像诊断经验的医师对图像 分别进行评分,意见不一致时协商得到最终结果。图像评分内容 主要包括脑脊液抑制、病灶边界及背景噪声抑制,具体评分标准 如下:优秀(3分),图像无伪影,脑脊液抑制好,病灶边界清晰, 背景噪声抑制好;良好(2分),脑脊液抑制好,病灶边界相对清 楚,背景噪声抑制良好;差(1分),脑脊液抑制相对较差,病灶边 界不清,背景噪声抑制差<sup>[7]</sup>。

**1.4 统计学方法** 采用SPASS 26.0统计学软件处理数据,连续变量采用均值±标准差( $x \pm s$ ),分类变量采用n%表示。P<0.05为差异有统计学意义。采用单因素重复测量方差分析比较不同重建方式3D FLAIR图像SNR及CNR的差异。采用Friedman检验比较不同重建方法3D FLAIR图像定性分析结果的差异。采用Kappa检验判断两名医生对图像质量定性评估的一致性。

#### 表1不同重建方法及加速因子的3D FLAIR序列信噪比及对比噪声比具体值

	SNR病灶	SNR白质	CNR	
CS_AI4	801.32±318.79	463.50±209.23	337.83±158.30	
CS4	553.53±135.79	320.86±93.46	232.67±91.67	
CS_AI8	887.94±445.27	$500.99 \pm 261.71$	386.95±224.98	
CS8	482.50±132.29	279.41±85.92	203.09±86.52	

2 结 果

2.1 定量结果分析 CS\_AI4(SNRLesions: 801.32±318.79, SNRwm: 463.50±209.23, CNR: 337.83±158.30)及CS\_ AI8(SNRLesions: 887.94±445.27, SNRwm: 500.99±261.71, CNR: 386.95±224.98)的CNR及SNR显著优于CS4(SNRLesions: 553.53±135.79, SNRwm: 320.86±93.46, CNR: 232.67±91.67)及CS8(SNRLesions: 482.50±132.29, SNRwm: 279.41±85.92, CNR: 203.09±86.52)(P值均<0.001)。CS4的 CNR及SNR显著优于CS8(P<0.001)。结果如表1及图1。

**2.2 定性结果分析**两位放射科医生在脑脊液抑制、病灶边界处及背景噪声抑制图像质量方面定性评估的一致性较好,结果见表2。

定性分析结果显示,CS\_AI4(8.87±0.40)、CS\_ AI8(8.55±0.63)及CS4(8.34±0.82)之间无统计学差异(P均 >0.008),但是显著优于CS8(5.07±0.78,P均<0.001)。结果见表 3及图2。图3显示CS\_AI8图像信噪比显著优于CS4及CS8,可清晰 显示颅内白质异常高信号。

#### 表2 两位医师定性分析一致性检验结果

	脑脊液抑制	病灶边界	背景噪声抑制
CS_AI4	0.656	0.788	0.656
CS4	0.628	0.728	0.782
CS_AI8	0.641	0.609	0.669
CS8	0.619	0.665	0.641



**图1** 不同重建方法及加速因子的3D FLAIR图像信噪比及对比噪声比统计结果。AI重建之后的3D FLAIR图像信噪比及对比噪声比显著优于常规重建的FLAIR图像。 注: 多重矫正后, P<0.008定义为有统计学差异。

图2 不同重建方法及加速因子的3D FLAIR图像定性分析结果。CS\_AI8图像与CS\_AI4及CS4无明显差异。

注: 多重矫正后, P<0.008定义为有统计学差异。



**图3A-图4D** 不同加速因子不同重建方式的3D FLAIR。3A-3D为59岁男性小病灶的四组对比图。4A-4D为85岁女性大面积病灶的 四组对比图。

### 表3 不同重建方法及加速因子的3D FLAIR图像定性评估结果

	脑脊液抑制	病灶边界	背景噪声抑制	总分
CS_AI4	2.97±0.18	2.94±0.24	$2.97 \pm 0.18$	8.87±0.40
CS4	2.90±0.31	2.85±0.36	2.80±0.40	8.55±0.63
CS_AI8	2.81±0.39	2.77±0.42	2.76±0.43	8.34±0.82
CS8	$1.86 {\pm} 0.35$	1.78±0.42	$1.43 \pm 0.50$	$5.07 \pm 0.78$

# 3 讨 论

目前,3D FLAIR序列广泛应用于常规头颅MR扫描,采用各 向同性为1mm<sup>3</sup>的体素, 成像速度慢, 病人易移动产生运动伪影 影响临床诊断<sup>[8]</sup>。因此,各种加速手段在磁共振扫描中广泛应 用。加速采集MRI图像的常规手段:并行采集技术和压缩感知技 术。它们都是采用欠采样的方式加速MRI图像采集,并保证图像 质量。并行采集技术与使用的线圈采集通道数目有关,使用多个 接收线圈提供额外的信号编码机制,增加采样距离,允许减少重 建图像所需的k空间线的数量,从而部分并行化数据采集,以减 少扫描时间<sup>[9]</sup>。但随着加速因子增大,图像SNR降低,易出现并 行采集伪影。因此加速因子应保持在不超过线圈子单元数目<sup>[10]</sup> 压缩感知技术以采样的稀疏性为前提,通过迭代重构算法恢复缺 失的k空间数据,对得到的稀疏信号进行非线性重建算法,得到 与全采样信号重建相似的图像<sup>[11]</sup>。在不损失图像真实信息和不影 响诊断的前提下,压缩感知技术可以有效缩短扫描时间,避免运 动伪影<sup>[12]</sup>。目前已常规使用在头颅、神经、腹部、心脏等<sup>[13]</sup>。但 C-SENSE重建技术随着加速因子的过度增加,扫描速度大大提升 的同时,图像信噪比严重下降<sup>[14]</sup>。

在近几年的文章中,自适应智能算法中的深度学习通过采用卷 积神经网络和生成对抗网络,在加速MR采集方面显示出了有前景 的结果<sup>[15]</sup>。AI与压缩感知的结合在提高扫描速度的同时,通过采用 可学习的重构方案提供了重建高速扫描的另一种方案<sup>[16]</sup>。在影像 诊断方面,AI重建技术对于肺结节和肝脏肿块的鉴别以及良恶性分 类应用普遍<sup>[17]</sup>。在成像方面,AI重建技术可进行器官和病灶部位自 动量化分割,并进行图像配准以及病变规律时序模型构建<sup>[18-19]</sup>。此 技术也可用于对心脏心肌分割,从而对心肌梗死进行分类<sup>[20]</sup>。

本研究基于C-SENSE采集技术下,比较AI重建方式与传统重 建方式的差异,从定量结果显示,采用AI重建方式可显著提高图 像的SNR及CNR,病灶边界显示清晰。同时在脑脊液抑制、病灶 边界处及背景噪声抑制的显示方面,当压缩感知加速因子提高到 8时,显著缩短了序列采集时间,图像质量也显著下降,但经AI重 建之后的图像显著优于常规重建。因此,AI重建技术可以弥补因 C-SENSE的加速因子过大而造成图像SNR降低的缺点,并且在不 影响诊断的前提下,扫描时间大大提升。AI重建技术在未来有望 得到普遍应用。

本研究存在一定的局限性:第一,定量分析时,仅有一位医 生勾画ROI,然而我们选择CNR及SNR来降低ROI带来的偏倚。第 二,病例的样本量偏少,本研究中病例多为慢性缺血缺氧性改变 所引起的FLAIR高信号,其他病变如颅内占位引起的水肿或急性 脑梗死等,由于患者时间耐受性有限,收集数据时未包括。

## 4 结 论

在不影响3D FLAIR图像诊断质量的前提下,CS\_AI8可用于头颅常规MRI平扫,较CS4相比序列采集时间缩短了49.5%,同时 图像质量显著优于CS8。AI重建可显著提高3D FLAIR图像SNR及 CNR。

## 参考文献

- [1] NAGANAWA S. The technical and clinical features of 3D-FLAIR in neuroimaging[J]. Magn Reson Med Sci, 2015, 14 (2): 93-106.
- [2]LECLER A, BOUZAD C, DESCHAMPS R, et al. Optimizing 3D FLAIR to detect MS lesions: pushing past factory settings for precise results [J]. J Neurol, 2019, 266 (11): 2786-2795.
- [3]宋宇,宋清伟,张浩南,等.基于压缩感知的3DmDixonQuant对腰椎椎体脂肪含量的定量研究[J].磁共振成像,2021,12(4):51-56.
- [4] TOLEDANO-MASSIAH S, SAYADI A, DE BOER R, et al. Accuracy of the compressed sensing accelerated 3D-FLAIR sequence for the detection of MS plaques at 3T[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2018, 39(3):454-458.
- [5]曲晓霞,鲜军舫.人工智能助力头颈部疾病精准诊疗[J].中华放射学杂志,2022,56(2):121-123.
- [6]马媛媛,李彦,张雪坤,等.基于T,₩-3D序列探讨光梭成像技术的临床应用价值[J].磁 共振成像,2021,12(11):52-56.
- [7]KLINKE V, MUZZARELLI S, LAURIERS N, et al. Quality assessment of cardiovascular magnetic resonance in the setting of the European CMR registry: description and validation of standardized criteria[J]. J Cardiovasc Magn Reson, 2013, 15 (1): 55.
- [8] ZAITSEV M, MACLAREN J, HERBST M. Motion artifacts in MRI: a complex problem with many partial solutions[J]. J Magn Reson Imaging, 2015, 42 (4): 887-901.
- [9] PRUESSMANN K P, WEIGER M, SCHEIDEGGER M B, et al. SENSE: sensitivity encoding for fast MRI[J]. Magn Reson Med, 1999, 42 (5): 952-962.
- [10] PIERRE E Y, GRODZKI D, AANDAL G, et al. Parallel imaging-based reduction of acoustic noise for clinical magnetic resonance imaging [J]. Invest Radiol, 2014, 49 (9): 620-626.
- [11]LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magn Reson Med, 2007, 58 (6): 1182-1195.
- [12]张汉智,王植,孟祥虹,等.3D view序列联合压缩感知技术精准诊断踝周韧带损伤 [J].中国CT和MRI杂志,2023,21(6):162-164.
- [13] 李爽, 陆敏杰, 赵世华. 压缩感知技术及其在心脏磁共振中的应用进展[J]. 磁共振 成像, 2018, 9 (4): 299-302.
- [14] SANDERS J W, SONG H, FRANK S J, et al. Parallel imaging compressed sensing for accelerated imaging and improved signal-to-noise ratio in MRIbased postimplant dosimetry of prostate brachytherapy[J]. Brachytherapy, 2018, 17 (5): 816-824.
- [15]陶倩,汪源源,夏黎明.人工智能在心脏MRI图像分析中的应用[J].中华放射学杂志,2020(03):177--180.
- [16] PEZZOTTI N, YOUSEFI S, ELMAHDY M S, et al. An adaptive intelligence algorithm for undersampled knee MRI reconstruction: application to the 2019 fastMRI challenge[J]. 2020
- [17]陶雨溪,蔡泽宇,宋腾飞,等.人工智能和影像组学在原发性肝癌中的应用进展[J]. 中华放射学杂志,2021,55(11):1222-1225.
- [18]曹玉坤,韩小雨,刘佳,等.人工智能辅助影像学在新型冠状病毒肺炎诊治中的研究 进展[J].中华放射学杂志,2021,55(03):304-308.
- [19] 田宁, 郑波, 王冬梅, 等. 基于人工智能的冠状动脉周围脂肪含量初步研究[J]. 中国 CT和MRI杂志, 2023, 21 (7): 69-70.
- [20]WEI D, SUN Y, ONG S H, et al. A comprehensive 3-D framework for automatic quantification of late gadolinium enhanced cardiac magnetic resonance images [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2013, 60 (6): 1499-1508.

(收稿日期: 2023-09-19) (校对编辑: 姚丽娜)