

基于 BM3D 的脑 MRI 图像噪点剔除算法

徐梦笔¹, 何刚^{1,2*}

(1. 西南科技大学 计算机科学与技术学院, 四川 绵阳 621010;
2. 国家卫生健康委核技术医学转化实验室(绵阳市中心医院), 四川 绵阳 621010)

摘要: 磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI) 已经成为一种常见的影像检查方式, MRI 的去噪算法影响着 MRI 的成像效果。基于深度学习的 MRI 去噪算法需要一定量的数据, 绝大部分基于非深度学习的 MRI 去噪算法都是将 MRI 数据转化为实数之后进行去噪的, 针对复数 MRI 中的复数数据类型的算法也存在着失真的问题。因此, 提出一种通过单张 MRI 脑图像的原始数据进行噪点剔除的算法, 以此更好得去除图像噪声。该算法从 MRI 的原始数据出发, 利用了 MRI 噪声分布性质和 MRI 脑图像的特点, 以判断 MRI 图像中噪声明显的点, 从而剔除 MRI 中特定的莱斯分布的噪声。并将所提出的算法结合了 MRI 去噪中常用的非局部平均算法 (Non-Local Means denoising, NLM) 与三维块匹配算法 (Block-Matching and 3D filtering, BM3D), 并不使用该算法剔除噪点的 NLM、BM3D 进行了对比评估。对比结果表明, 在噪声密度不同的多种情况下, 该算法总能优化与之相结合的图像去噪算法, 在不同的噪声情况下使峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 与结构相似性 (Structural Similarity, SSIM) 提高了 1% ~ 9%。最后将该算法结合 BM3D, 对比了 DnCNN、低秩聚类算法 (Weighted Nuclear Norm Minimization, WNNM)、BM3D、NLM 等用于 MRI 去噪的算法, 在莱斯噪声较多时, 该算法在 PSNR 上有更好的表现。

关键词: 脑磁共振成像; 噪声去除; 莱斯分布; 非局部平均算法; 三维块匹配算法

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2024)09-0070-07

doi: 10. 20165/j. cnki. ISSN1673-629X. 2024. 0171

Complex Domain Noise Removal Algorithm for a Single Brain MRI Image Based on BM3D

XU Meng-bi¹, HE Gang^{1,2*}

(1. School of Computer Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;
2. National Health Commission Laboratory for Translational Medicine of Nuclear Technology (Mianyang Central Hospital), Mianyang 621010, China)

Abstract: Magnetic resonance imaging (MRI) has become a common imaging examination method, and the denoising algorithm of MRI affects the imaging effect. Deep learning based MRI denoising algorithms require a certain amount of data, and the vast majority of non deep learning based MRI denoising algorithms convert MRI data into real numbers for denoising. Algorithms for complex data types in complex MRI data also have distortion issues. Therefore, a noise removal algorithm is proposed based on the raw data of a single MRI brain image to better remove image noise. Starting from the raw data of MRI, the proposed algorithm utilizes the distribution properties of MRI noise and the characteristics of MRI brain images to determine the points with obvious noise in the MRI image, and thus eliminates specific Rician distribution noise in the MRI. And the proposed algorithm was combined with the commonly used Non-Local Means denoising (NLM) and Block-Matching and 3D filtering (BM3D) in MRI denoising, and the denoising effect was compared and evaluated with NLM and BM3D denoising algorithms that did not use this algorithm to remove noise. The comparison results show that in various situations with different noise densities, the proposed algorithm can always optimize the image denoising algorithm combined with it, and improve Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity (SSIM) by 1% to 9% under different noise conditions. Finally, it was combined with BM3D and compared with other MRI denoising algorithms such as DnCNN, Weighted Nuclear Norm Mini-

收稿日期: 2024-01-04

修回日期: 2024-05-07

基金项目: 四川省科技项目 (2020YFS0454, 2020YFS0318); 国家卫生健康委员会核技术医学转化重点实验室开放课题资助 (2021HYX031)

作者简介: 徐梦笔 (1995-), 男, 硕士研究生, 研究方向为医学图像处理; 通信作者: 何刚 (1984-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为深度学习、医学图像分析与处理、医疗仪器研发。

mization (WNNM), BM3D, and NLM. When there is more Rician noise, the proposed algorithm performs better on PSNR.

Key words: brain MRI imaging; noise removal; Rician distribution; Non-Local Means denoising (NLM); Block-Matching and 3D filtering (BM3D)

0 引言

MRI (Magnetic Resonance Imaging, 核磁共振成像) 是利用核磁共振原理依据所释放的能量在物质内部不同结构环境中不同的衰减^[1], 通过外加梯度磁场检测所发射出的电磁波, 即可得知构成这一物体原子核的位置和种类, 据此可以绘制成物体内部的结构图像。MRI 所获得的图像非常清晰精细, 能对人体各部位多角度、全方位成像, 能获取比较完整的医学图像信息, 大大提高了医生的诊断效率, 避免了剖胸或剖腹探查诊断的手术。由于 MRI 不使用对人体有害的 X 射线和易引起过敏反应的造影剂, 因此对人体没有损害。MRI 可对人体各部位多角度、多平面成像, 其分辨力高, 能更客观更具体地显示人体内的解剖组织及相邻关系, 对病灶能更好地进行定位定性。对全身各系统疾病的诊断有很大的作用^[2-5], 如在大脑疾病研究、心血管方面的应用、泌尿科方面的应用、脑部肿瘤等。

MRI 图像噪声最为主要的来源是人体和电路元件, 产生的噪声主要为热噪声, 有时候还存在生理学噪声。MRI 中的噪声主要是呈 Rician 分布^[6] 针对受 Rician 噪声污染的图像, 可以利用许多优秀的传统算法进行去噪^[7-11], 如滤波方法、小波方法、凸优化方法和非凸优化方法。文献[12]提出一种双域滤波与引导滤波相结合的快速医学 MR 图像去噪算法, 该算法将引导图像滤波边缘保持后的图像作为双域滤波算法的原引导图像, 减少双域滤波算法的迭代次数, 缩短算法运行时间; 然后通过研究双域滤波算法中权重系数对去噪效果的影响, 并改进算法权重, 结合原始权重系数和指数核函数, 构造新的权重系数, 对 Rician 分布的噪声进行有效处理。文献[13]结合了 NLM 滤波器用于去除 MRI 图像中存在的 Rician 以及其他类型的噪声, 增强图像的纹理和边缘。文献[14]利用图像的稀疏性和自相似性的变换域滤波算法 (BM3D), 降低 MRI 幅度图像中的特定 Rician 分布噪声。将所提出的 R-BM3D 方法与变换域滤波方法 (ODCT3D) 进行比较, 所提出的 R-BM3D 在 RMSE 度量、滤波时间和视觉检测方面具有很好的效果。文献[15]中提出一种新的联合滤波器对 3D MR 数据进行去噪, 该滤波器的特征是具有线性预测的卡尔曼滤波器和具有高阶奇异值分解 (HOVD) 的非局部均值滤波器。文献[16]针对传统硬阈值函数的不连续性和软阈值函数存在恒定偏差的不足, 提出一种新的具有连续性、渐近性和灵活调节性的改进阈值函数。具体地, 首先选取改进的

固定阈值并经过实验选择合适的小波基, 然后通过增加调节参数来降低阈值函数的恒定偏差, 最后通过实验模拟验证了文中方法在图像相似性评价标准上去噪效果的优越性。文献[17]针对复数 MRI 中的复数数据类型设计了一种 Wiener-like 滤波方法, 用于实部和虚部的分别降噪, 该算法是一次硬阈值滤波与两次维纳滤波的有效结合, 仿真和实验数据显示了很好的噪声抑制效果。但是由于对实部和虚部数据的分别去噪, 在幅度图像重构时会引入相位和振幅失真。近年来随着神经网络的发展, 也有很多基于深度学习的方法^[18-20] 对 MRI 图像进行去噪, 但需要一定量的数据进行训练。

以上的工作大多是在信息集成图像后进行的去噪算法, 当数据还处于复数形式的时候进行去噪的研究相对较少, 而且对 MRI 数据对实部和虚部的分别降噪会引入相位和振幅失真。因此, 该文提出一种基于单幅脑 MRI 图像的复数域噪点剔除算法, 该算法充分利用 MRI 复数域数据, 结合 NLM 与 BM3D 进行去噪, 并取得了更好的去噪效果。

1 算法

1.1 Rician 分布噪声

MRI 图像中存在的噪声是在信号采集的过程中产生的, 在单线圈系统中呈现 Rician 分布。磁共振设备采集到的原始数据是 K 空间数据, 其包含实部和虚部这两部分的信号, 且两者之间的相位差为 90°。实部和虚部分别带有均值为 0, 方差相同且独立的加性高斯白噪声。对 K 空间数据进行傅里叶变换, 得到图像域数据。傅里叶变换不改变噪声形式, 因此得到的图像域数据是复数信号, 其表达式为:

$$I_c = (I_r + N_r) + (I_i + N_i) \quad (1)$$

其中, I_r 和 I_i 分别为实部和虚部信号, N_r 和 N_i 分别服从均值为 0, 方差为 σ 的高斯分布。通常情况下观测的图像是经过模运算得到的幅值图像, 其表达式为:

$$I = |I_c| = \sqrt{(I_r + N_r)^2 + (I_i + N_i)^2} \quad (2)$$

从该式子可以看出来, 最后得到的图像已经不再是简单的加性高斯噪声了, 而是与信号相关的 Rician 分布的噪声。

如图 1 所示, 在低信号区域, 也就是背景区域 I_i 、 I_r 趋于 0 时, Rician 噪声近似于瑞利分布, 在高信号区域, 也就是前景区域 N_r 、 N_i 相对于 I_r 、 I_i 较小时, Rician 噪声近似于高斯分布。

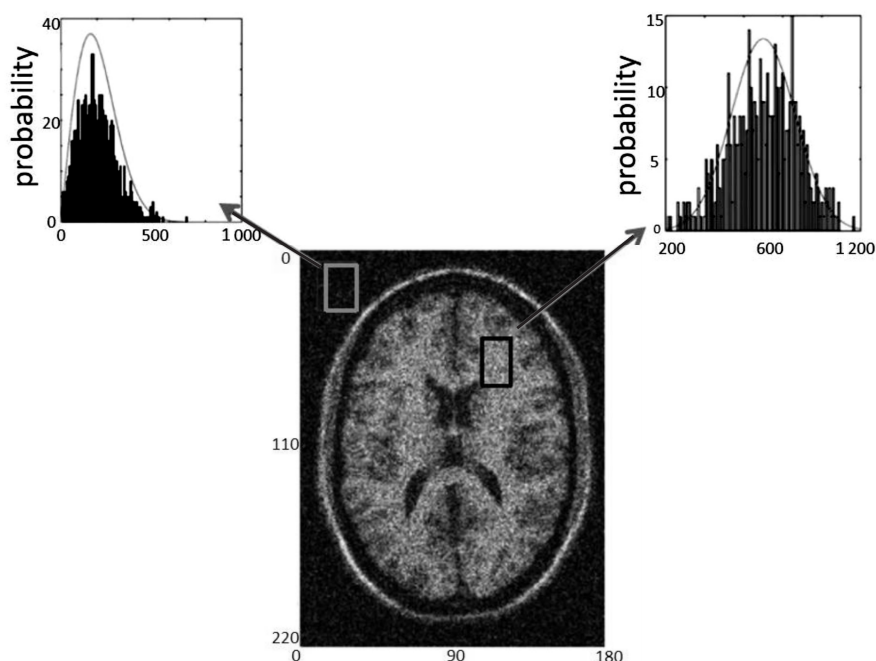


图 1 MRI 中噪声分布特点

1.2 具体算法

Rician 噪声在复数形式的时候噪声就已经存在,但现有的传统算法绝大多数都是转化成实数矩阵再进行处理,这使得原始的信息没有得到充分的利用。针对 Rician 噪声的这种特性,该文提出了一种针对性的算法进行 MRI 图像噪声的判断,以进行进一步图像

去噪。

该算法的基本思想是根据 K 空间的复数矩阵,尽可能地找到很可能是噪声的点,之后用合适的数值填补噪声点之后再进行去噪处理,从而在提高去噪效果的同时,保留更多的图片细节。算法的简易流程如图 2 所示。

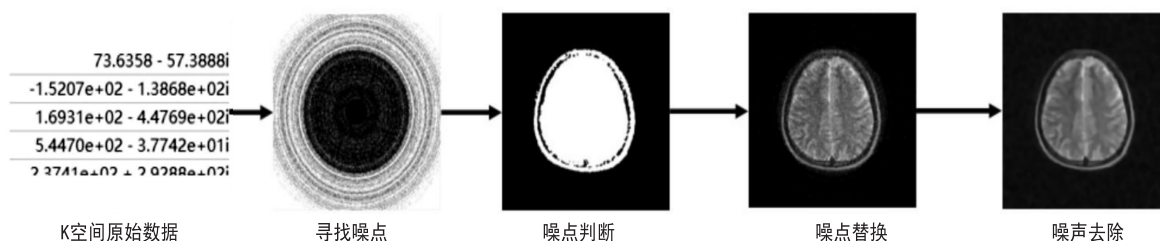


图 2 算法简易流程

1.2.1 寻找噪点

根据公式 1 可知,噪声在复数的实部和虚部分别呈现正态分布,均值为 0,方差为 σ ,因此将足够多的图像本身像素值十分接近的像素点累加再求平均,就可以得到这些点没有噪声的值,而 MRI 脑图像的背景都是黑色,而前景呈圆,根据这一特点,该算法挑选噪声的步骤如下:

(1) 将矩阵 T 旋转 359 次并和原矩阵进行累加求平均并转为实数矩阵 R ;

(2) 求得 R 的平均值 M ,将 R 中所有的小于 $k_1 * M$ 的位置标记为噪声 (k_1 为自定义参数, k_1 越大,挑选为噪声的位置越多)。

算法流程如图 3 所示。

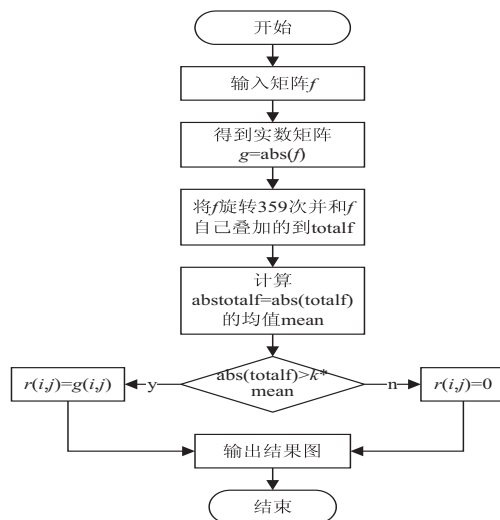


图 3 寻找噪点算法流程

1.2.2 噪点判断

在 MRI 图像中存在两种区域:背景和前景,因此该步骤就是用来区分第一步中挑选出的噪声是属于前景还是背景。步骤如下:

- (1)将矩阵转换为正数矩阵;
- (2)计算出图像的平均值 m ;
- (3)设定一个大小为 w 的窗口;
- (4)遍历每个点,如果以该点为中心的窗口整体平均值小于 $k_2 * m$,则归为背景处的噪点,否则为前景中的噪点。

算法流程如图 4 所示。

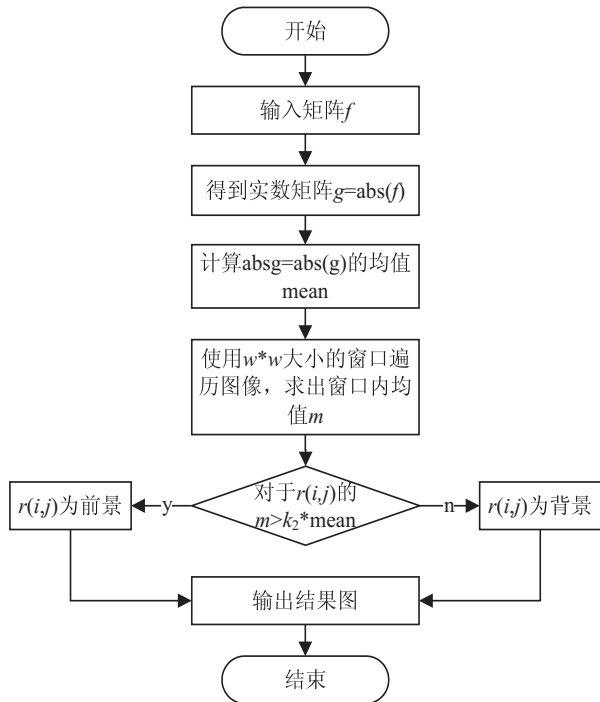


图 4 噪点判断算法流程

1.2.3 噪点替换

对于处于前景和背景中的噪点,采取了不同的替换方式。MRI 图像中背景中的像素值应为 0,因此属于背景的噪声区域置 0。而 MRI 中图像的前景部分,使用 NLM 以及 BM3D 这两种去噪算法,使用图像去噪后的值替换被挑选出的噪声区域。

NLM 算法的步骤如下:

- (1)该算法需要遍历整个原图像,首先取出一个原图像像素,如图 5 所示。以该像素坐标为中心,圈出一大、一小两个矩形。大的矩形表示纹理替换搜索区域 R ,小的矩形表示待处理像素的纹理区域 x ;
- (2)将 R 矩形区域,分成若干个和 x 矩形区域一样的大小的矩形 x_1 。按公式依次计算出每块 x_1 和 x 之间的权重 W ;
- (3)将 x 的像素值都设置为 0,然后根据 x 与每块 x_1 的权重 W ,叠加当前 x 的像素值;

(4)将 x 和每块 x_1 之间的权重 W ,同样累加起来到 $Wall$;

(5)所有 x_1 遍历完了之后, $x = x / Wall$,就得到了经过去噪处理之后的 x 区域像素。

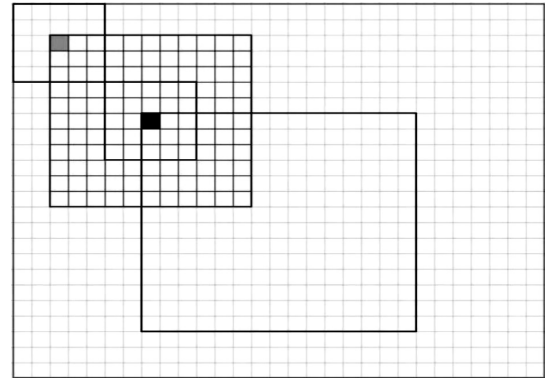


图 5 NLM 算法的相关图示

BM3D 算法则是先吸取了 NLM 中的计算相似块的方法,然后又融合了小波变换,分为以下两大步骤。初步估计过程如下:

- (1)寻找相似块并分组:在噪声图像中选取一些 $a * a$ 大小的参照块,选取时为了降低算法复杂度,一般取 3 个像素作为一个步长。然后在选取的参照块的周围区域内进行相似图片块搜索,区域的大小一般设为 $b * b$ 。寻找到若干个相似度很高的图片块后,把这些相似的图片块连同参照块一起聚集成一个 3 维数组,搜索相似块的过程可用公式 3 来表示:

$$G(Q) = \{Q: d(P, Q) \leq \tau^{step1}\} \quad (3)$$

式中, $d(P, Q)$ 表示 P 和 Q 图片块之间的欧氏距离。最后将相似图片块聚集成一个矩阵。

- (2)协同滤波:按 1 的过程形成若干个三维数组之后,用小波变换方法将噪声图(三维数组)中的某一个块进行二维变换。接着用阿达马变换 (Hadamard Transform) 方法对图片矩阵的第三维度进行一维变换。接着需要对变换域的系数进行硬阈值处理,将小于阈值的系数设置为 0 来减弱噪声。再通过第三维的一维逆变换和二维逆变换得到这些图片块的估值。最后将这些估值还原到图片块的原始位置。上述过程用公式 4 来表示:

$$Q(P) = T_{3Dhard}^{-1}(\gamma(T_{3Dhard}(Q(P)))) \quad (4)$$

其中, T_{3Dhard} 表示图像矩阵的二维变换和一维变换, γ 是阈值操作:

$$\gamma(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } |x| \leq \lambda_{3D\sigma} \\ x, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

式中, σ 是设置的噪声的标准差,用来表示噪声的强度。

- (3)图片块聚集:将这些二维块还原到原来的位置,那么每个像素的灰度值是通过每个对应位置的块

的值加权平均得到的,最后获得基础估计的去噪图像。

算法的最终估计过程如下:

(1)寻找相似图片块并分组:这里和初步估计中的步骤类似,不一样的地方是这次会使用两个三维数组,一组对第一步骤中初步估计的去噪图像进行块匹配中得到,另一组是对噪声图像进行块匹配得到。

(2)维纳滤波:首先需要两个三维数组都进行二维和一维变换,但这里和步骤 1 不同的是,采用了离散余弦变换,会取得更好的效果。然后对初步生成的去噪图像中的含噪三维矩阵进行维纳滤波,接着和步骤 1 中一样进行逆变换得到数组中所有图像块的估计,最后把图片块的估计值返回到它们的初始位置。联合维纳滤波的过程可以用下列公式来表达:

$$Q(P) = T_{3Dwein}^{-1}(w_p \cdot T_{3Dwein}(Q(P))) \quad (6)$$

公式中和步骤 1 不同的是, w_p 是一个维纳滤波的系数:

$$w_p(\xi) = \frac{|\tau_{3D}^{wein}(Q^{basic}(P))(\xi)|^2}{|\tau_{3D}^{wein}(Q^{basic}(P))(\xi)|^2 + \sigma^2} \quad (7)$$

σ 同样是设置的噪声的标准差,代表噪声的强度。

图片块聚集:和步骤 1 中相同,将这些二维图像块还聚集到原来的位置从而得到最终去噪图像。最后一步中权重的权值是由维纳滤波的系数和噪声的强度共同来决定。

1.2.4 噪声去除

经过替换噪声过程后,MRI 本身就已经相当于进行了一次去噪处理,背景中的大量噪声被去除,前景中的部分噪声被更优的值进行替换。但寻找噪点这一步中并不能挑选出所有的噪点,经过处理后的图像大部分值还是原噪声图像的值,还应存在噪声。因此,再一次使用 NLM 以及 BM3D 这两种最广泛使用及去噪效果很好的经典去噪算法进行最终的处理,得到最后的图像。

1.3 算法总结

该算法通过在复数矩阵进行运算处理、挑选噪声点,然后再用已有的去噪算法进行填充去噪,算法的目的在于在复数域挑选噪声后,通过和某一种去噪算法相结合与原算法相比取得更好的效果,验证该算法挑选噪点位置的合理性。

2 实验

2.1 实验参数

2.1.1 数据集

因为该算法需要在对复数矩阵进行处理,而 BrainWeb 提供的数据为实数数据,因此选择了提供 K 空间的原始数据的 MRI 数据集的 FastMRI。FastMRI 是 Facebook AI Research (FAIR) 和 NYU Langone

Health 之间的合作研究项目,目的是研究使用 AI 使 MRI 扫描速度提高 10 倍。包括两种类型的 MRI:膝盖磁共振图像 (knee MRIs) 和脑部磁共振图像 (brain MRIs)。实验使用的是脑部磁共振图像。

2.1.2 算法参数

k_1 决定了选取噪声点的个数, k_1 越大,被选为噪声的点就越多。

w 则为窗口大小,如果接近图像噪点的大小则会吧噪声标为前景,如果过大则会使前景边缘的细节被标为噪声。

k_2 则是根据图像本身来确定大小,前景多则 k_2 小。

根据所选数据集的特性, $k_1 = 1.5$, $k_2 = 1.2$, $w = 5$ 。

噪声根据公式 1 添加,噪声等级为 10 到 30,测试不同程度的噪声下算法的效果。

2.1.3 图片块的大小设置

选取了三个不同大小的图片块,大小分别为 $10 * 10$, $20 * 20$ 和 $40 * 40$ 。从表 1 中可得知,选用大小为 $20 * 20$ 的图片块的去噪效果是最好的。

表 1 不同图片块大小 PSNR 值

| 噪声等级 | 10×10 | 20×20 | 40×40 |
|------|----------|----------|----------|
| 10 | 31.784 6 | 33.744 3 | 33.241 5 |
| 25 | 28.142 7 | 29.293 4 | 28.153 4 |

2.1.4 评价指标

评价标准使用 SSIM 与 PSNR。

其中 SSIM (Structural Similarity) 为结构相似性,是一种衡量两幅图像相似度的指标。

给定两个图像,两张图像的结构相似性可按照公式 8 求出:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (8)$$

其中, μ_x 是 x 的平均值, μ_y 是 y 的平均值, σ_x 是 x 的方差, σ_y 是 y 的方差, μ_{xy} 是 x 和 y 的协方差。 $c_1 = (k_1L)^2$, $c_2 = (k_2L)^2$ 是用来维持稳定的常数。 L 是像素值的动态范围, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$ 。SSIM 的范围为 -1 到 1。当两张图像一模一样时,SSIM 的值等于 1。

PSNR 定义为:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10}\left(\frac{MAX_1^2}{MSE}\right) \quad (9)$$

其中,MSE 由公式 10 得到, MAX_1 为图片可能的最大像素值。当两张图片一模一样时,PSNR 的值为无穷大。对于两张图像大小为 $m * n$ 的图像 K 和 I ,均方误差 (MSE) 定义为:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (10)$$

表 2 噪声等级为 10 和 25 时评估的结果

| 指标 | 噪声等级 | 原图 | Rician 噪声 | NLM | 文中算法 NLM | BM3D | 文中算法 BM3D |
|------|------|-----|-----------|----------|----------|----------|-----------------|
| SSIM | 10 | 1 | 0.801 9 | 0.867 3 | 0.876 2 | 0.878 0 | 0.882 1 |
| | 25 | 1 | 0.501 9 | 0.672 4 | 0.715 4 | 0.685 6 | 0.720 7 |
| PSNR | 10 | Inf | 31.953 9 | 32.236 4 | 32.843 0 | 33.491 9 | 33.744 3 |
| | 25 | Inf | 25.472 2 | 26.333 5 | 28.402 3 | 27.439 9 | 29.293 4 |

2.2 对比实验与分析

文中算法与 NLM 相结合的结果、文中算法与 BM3D 相结合的结果使用 PSNR、SSIM 与 NLM、BM3D 算法相比较,在数据集中随机抽取 50 个样本进行实验,对评估结果取平均值。在噪声等级为 10 和 25 时的评估结果见表 2。图 6 展示了在 10 到 30 不同噪声等级下,使用不同的算法 PSNR 值的变化;图 7 展示了在噪声等级为 20 时对比 NLM 的去噪结果;图 8 展示了在噪声等级为 20 时对比 BM3D 的去噪结果;图 9 展示了在噪声等级为 10 与 25 的场景下,使用 WNNM^[21]、DnCNN^[22]与文中算法的去噪结果;图 10 展示了在噪声等级为 10 到 30 的场景下,文中算法与常用于 MRI 图像去噪的 NLM、BM3D、WNNM、DnCNN 这 4 种算法进行对比 PSNR 的值。

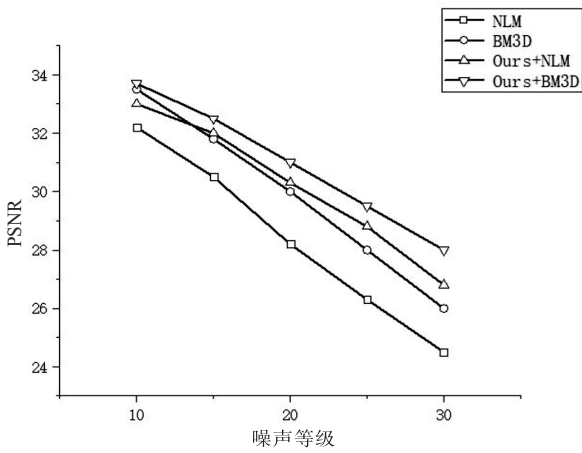


图 6 在不同噪声等级下 NLM、BM3D 与结合文中算法的 PSNR

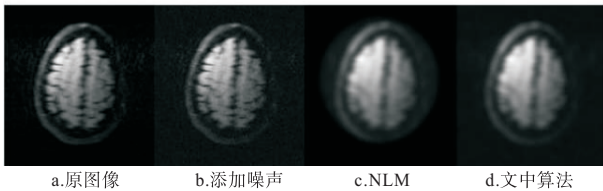


图 7 在噪声等级为 25 下对比 NLM 的去噪结果展示

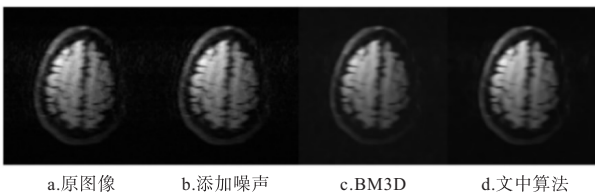


图 8 在噪声等级为 25 下对比 BM3D 的去噪结果展示

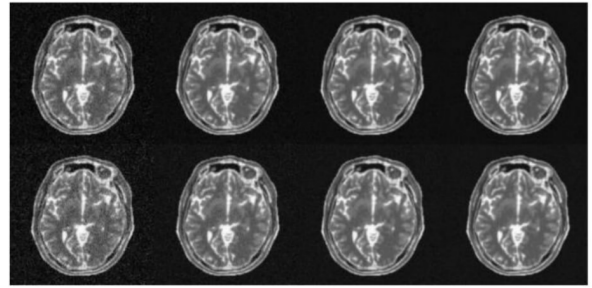


图 9 在噪声等级为 10 与 25 下对比 WNNM、DnCNN 的去噪结果展示(上方噪声等级为 10,下方噪声等级为 25)

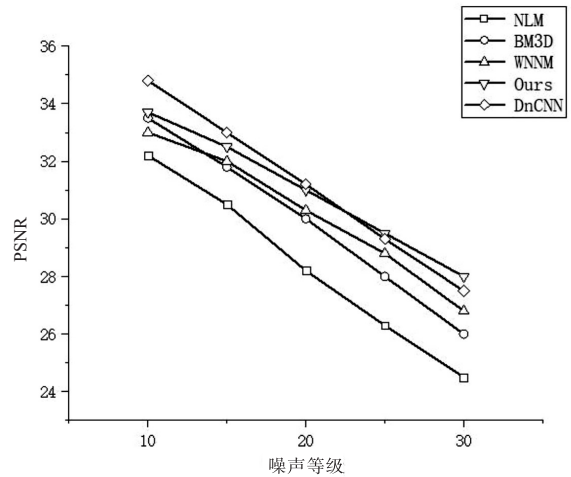


图 10 在不同噪声等级下 NLM、BM3D、WNNM、DnCNN 的 PSNR

根据实验评估结果可以看出,当在噪声水平较低时,文中算法与 BM3D、NLM 算法相比,在 PSNR 与 SSIM 上提高了 1% 左右,当在噪声水平较高时,文中算法与 BM3D、NLM 算法相比,在 PSNR 与 SSIM 上提高了 6% ~ 9% 左右。也可以看到,文中算法和 BM3D 相结合可以取得很好的效果,在不同的噪声等级下文 中算法与几种常用于 MRI 去噪的算法相比都有着很好的去噪表现。

3 结束语

文中算法通过对 MRI 原始数据进行处理,充分利用了原始数据,挑选出被认定为是噪声的区域,再通过结合 NLM、BM3D 去噪算法进行验证,对于无论是噪声密度高还是低,对应的算法都取得了比 NLM、

BM3D 更好的去噪效果,证明了挑选噪点位置的可靠性,同时也避免了直接在复数域中进行实部与虚部分别去噪产生的图像失真的情况。同时也对比了几种常用于 MRI 去噪的算法,其中对比了使用神经网络的算法,在噪声等级较高的场景下可以取得很好的去噪效果,且不依赖大量数据。后续剔除噪点算法可以与去噪效果更好的传统实数域去噪算法以及神经网络相结合,结合后能否取得更好的效果值得研究。

参考文献:

- [1] 刘 鹏,富丽萍. 一体化 PET/MR 技术研究进展[J]. 中国医疗设备,2019,34(12):160-164.
- [2] MEHTA D K V, SHARMA D A. Diffusion tensor MRI of brain in healthy adult population; normative fractional anisotropy values at 3 tesla MRI[J]. Journal of Clinical and Diagnostic Research,2023,10(3):52-63.
- [3] XIAO L, YANG L, WANG Y, et al. Angiofibroma of soft tissue on MRI and FDG PET/CT image[J]. Clinical Nuclear Medicine,2022(3):47-67.
- [4] KIM J K, SONG Y S, LEE W W, et al. Diagnostics MRI for prostate cancer[J]. Prostate International,2022,10(3):152-157.
- [5] DEMIR F. Deep autoencoder-based automated brain tumor detection from MRI data[J]. Artificial Intelligence - Based Brain-Computer Interface,2022,2(3):317-351.
- [6] GUDBJARTSSON H, PATZ S. The Rician distribution of noisy MRI data[J]. Magnetic Resonance in Medicine,2010,34(6):910-914.
- [7] 金波旭. 基于 BM3D 的去噪时间优化算法研究[J]. 计算机技术与发展,2022,32(S2):52-57.
- [8] 石 炜,全 朝. 基于图像去噪的最大均匀平滑法的改进[J]. 计算机技术与发展,2020,30(11):100-103.
- [9] 张睿敏,张甲艳,陶 冶. 变分贝叶斯估计图像滤波去噪算法[J]. 计算机技术与发展,2021,31(7):59-63.
- [10] 牛为华,孟建良,王 泽,等. 自适应收缩函数的 Contourlet 变换图像去噪方法[J]. 图学学报,2015,36(4):593-602.
- [11] AL-AMEEN Z, SULONG G, REHMAN A, et al. An innovative technique for contrast enhancement of computed tomography images using normalized gamma-corrected contrast-limited adaptive histogram equalization[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing,2015,2015(1):1-12.
- [12] 任阳红. 医学磁共振图像去噪算法研究与实现[D]. 西安: 陕西师范大学,2018.
- [13] DAMINI K P. Denoising MRI images using NLM filter[J]. International Journal of Computer Sciences and Engineering, 2019,10(3):12-17.
- [14] LIN Xiangbo, QIU Tianshuang. Denoise MRI images using sparse 3D transformation domain collaborative filtering [C]//2011 4th international conference on biomedical engineering and informatics; BMEI 2011. Shanghai: [s. n.], 2011:233-236.
- [15] ZHANG Y, HE W, CHEN F, et al. Denoise ultra-low-field 3D magnetic resonance images using a joint signal-image domain filter[J]. Journal of Magnetic Resonance, 2022,2(3):217-230.
- [16] 吕振亚,崔丽鸿. 基于改进阈值的 MRI 图像降噪[J]. 北京化工大学学报:自然科学版,2022,49(1):122-127.
- [17] BIBIC A. Denoising of complex MRI data by Wiener-like filtering in the wavelet domain - application to high b-value diffusion weighted imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine,2006,56(5):1114-1120.
- [18] 王帅坤,周志勇,胡冀苏,等. 基于深度学习的肝脏 CT-MR 图像无监督配准[J]. 计算机工程,2023,49(1):223-233.
- [19] SHI Zhenting, ZHOU Xianchun, ZHANG Ying, et al. Water gauge image denoising model based on improved adaptive total variation[J]. 仪器仪表学报:英文版,2023,10(1):59-68.
- [20] GONG Z, ZHONG P, YAO W, et al. A CNN with noise inclined module and denoise framework for hyperspectral image classification[J]. IET Image Processing, 2023(9):17-29.
- [21] XU L, DU X, WANG B. Short-term traffic flow prediction model of wavelet neural network based on mind evolutionary algorithm[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2018,2(3):117-130.
- [22] ZHANG K, ZUO W, CHEN Y, et al. Beyond a Gaussian denoiser; residual learning of deep CNN for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2016,26(7):3142-3155.