

文章编号: 2095-2163(2022)09-0193-05

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于 BM3D 去噪算法在天文图像中的应用

唐艳¹, 潘伟¹, 张利², 许丽², 覃芹²

(1 西华师范大学 计算机学院, 四川 南充 637009; 2 贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对平方公里阵列射电望远镜(SKA)观测到的射电天文图像在各种因素的影响下存在不同程度的噪声问题, 本文提出将3维块匹配滤波算法应用在SKA图像去噪上, 结合空域思想和转换变换的方法来提高图像质量。实验结果表明, 经过BM3D算法去噪图像的峰值信噪比平均达41.1809 dB, 去噪效果明显; 去噪后的天文图像的结构相似度相比非局部均值算法提升了15.25%, 比中值滤波提高了近一倍; 图像特征相似度均在0.9以上, 其细节特征保留更好, 视觉效果更加明显。

关键词: 平方公里阵列射电望远镜; 天文图像; BM3D算法; 图像去噪

Application of BM3D denoising algorithm in astronomical images

TANG Yan¹, PAN Wei¹, ZHANG Li², XU Li², QIN Qin²

(1 College of Computer, China West Normal University, Nanchong Sichuan 637009, China;

2 College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] Due to the influence of the deep space environment and the interference of various kinds of radiation in the transmission process, the astronomical images observed by the Square Kilometer Array have different levels of noises, which affects the images imaging. Serious noise points may make scientific researchers have wrong judgments. Therefore, the observed radio astronomical images must be processed by noise elimination. Traditional denoising methods will remove the details of the image while eliminating the noise. The denoising effect is weak, and there are still obvious noise points. Out of the excellent performance of BMB3D algorithm, this paper mainly proposes using Block-matching and 3D filtering algorithm to astronomical images. Compared with the traditional algorithms, BM3D has better effect in all aspects. Firstly, the average peak signal to noise ratio of BM3D denoised images is 41.1809 dB, and the denoising effect is obvious. Secondly, compared with NLM algorithm, the structure similarity of BM3D algorithm after denoising is up to 15.25%, higher than that of NLM algorithm and median filtering. Finally, the feature similarity index measure of BM3D denoised images is above 0.9, with better retention of detail features and more obvious visual effects.

[Key words] Square Kilometer Array radio telescope; astronomical images; BM3D algorithm; images denoising

0 引言

天文图像能够直接获取天文信息, 对于探索和理解宇宙有着至关重要作用。由于宇宙环境的影响以及地面接收传输过程中的射频干扰, 导致天文图像成像过程中存在噪声, 影响图像观测效果。天文图像是天文学家观测宇宙的重要一手资料, 噪声带来的干扰点会影响图像的形状, 严重的会淹没图像的特征、无法确定观测目标, 导致难以进行观测, 得出错误的结论。

宇宙天体发射各种可见和不可见光波波段。1991年, 基于干涉阵列的原理, 平方公里阵列首次

被提出。1993年, 在国际无线电科联会议上, 10个国家联合提议共同建造平方公里阵列射电望远镜(SKA)^[1]。SKA是世界上最大的射电望远镜, 由世界上十多个国家一起修建、运营、维护和管理^[2]。低频SKA, 即SKA1-low是其第一个课题: 宇宙再电离研究。SKA1-low采用低频波获取难以发现的微弱的中性氢辐射信号, 探测宇宙中的第一缕曙光^[3]。2018~2023年是SKA1的建设阶段, 预期在2024年开始观测, SKA1-low是全世界唯一一个可实现宇宙再电离成像观测的射电望远镜。由于接受信号不可避免地带有噪声, 因此SKA1-low对中性氢辐射信号观测得到的图像必须经过去噪处理。

基金项目: 国家自然科学基金(11963003); SKA专项资助(2020SKA0110300); 国家重点研发计划(2018YFA0404602, 2018YFA0404603); 贵州省教育厅青年科技人才成长项目(黔教教KY字[2018]119); 贵州大学引进人才科研基金(贵大人基合字(2018)60号); 贵州大学培育项目(贵大培育[2020]76号)。

作者简介: 唐艳(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 深度学习、图像处理; 潘伟(1976-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 深度学习、机器学习; 张利(1987-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 天文大数据、医疗大数据、金融大数据、图像处理。

通讯作者: 潘伟 Email: panwei@cwnu.edu.cn

收稿日期: 2022-02-26

早在90年代初,天文研究人员就将图像去噪应用于天文领域,最初是大量利用小波分析进行研究,随即提出了局部高斯去噪;小波去噪方法也在早期得到大量的应用,研究者利用小波成功地排除了观测到的射电图中的干扰线,该方法在去噪过程中能够尽可能多地保留有用信息^[4]。随后又对小波去噪进行了大量的优化研究,Nurbaeva等人^[5]使用合成数据对3种不同的去噪技术:中值滤波、维纳滤波和离散小波变换(DWT),进行了测试,提出了一种将小波变换与维纳滤波相结合的去噪方法,提高了测量的质量因子,最好达到2倍。2005年,Buades等人^[6]提出非局部均值检测(Nonlocal means, NLM)算法,利用图像的非局部相似性来消除图像中的噪声,但由于其复杂程度过高,导致去噪效率低下,不能很好地去除噪声大的图像的噪声。Zhang^[7]提出了一种改进的CLEAN算法,利用尺度基函数将天文图像参数化,以表达像素之间的相关性,从而进一步消除图像残差,恢复图像细节。Dabov等人^[8]提出的三维块匹配算法(block-matching and 3D filtering, BM3D),利用空间域寻找相似图像,利用频率域来分析图像内及图像间的变化关系,提升了图像在变换域的稀疏表示,更好地保留图像的细节信息,是当前降噪性能最好的通用图像降噪算法之一。本文将BM3D算法应用于SKA1-low天文图像去噪,经对比实验证明,BM3D应用于天文图像的去噪上有明显效果。

1 BM3D去噪算法

1.1 BM3D算法背景

非局部均值滤波(non-local means, NLM)算法,利用噪声图像中存在的冗余信息来消除噪声,将图像割裂成许多的图像块,再进行相似图像块搜索,区域间的相似度可以用欧拉距离来衡量。

BM3D算法对NLM算法进行融合优化,吸收NLM算法中的非局部块匹配方法。利用局部块匹配方法,使用参照图像块对整幅图像进行搜索,找出相似的块;对于相似度的计算,BM3D不再使用欧氏距离,而是采用阈值对比的方法计算图像块的相似度,将比阈值小的灰度值清零合并,大大减少了图像块之间相似度的计算量,实现了阈值线性变换。在对相似块进行搜索后,NLM只是简单地进行加权平均,去除图像中的噪声,但是BM3D结合小波变换域的方法,对相似的图像块使用协同滤波处理,能够减少相似块之间的噪声,再进行相似块的域转换,在聚

合过程中又做了加权处理,最后构造去噪后的图像块。既吸收了NLM相似块匹配的思路,又融合小波变换域去噪的方法,BM3D算法去噪对于天文图像的去噪具有借鉴和应用意义。

1.2 BM3D算法原理

BM3D算法是目前最好的去噪算法之一。该算法采用NLM的非局部块匹配的方法,把相似的图像块堆叠成三维图像。算法分为基础估计和最终估计两步^[9]。其中,基础估计通过加权平均去除大量的噪声;而最终估计则是恢复图像的细节特征。BM3D算法原理如图1所示,每一步包含:相似块分组(Grouping)、协同滤波(Collaborative Filtering)和聚合(Aggregation)。

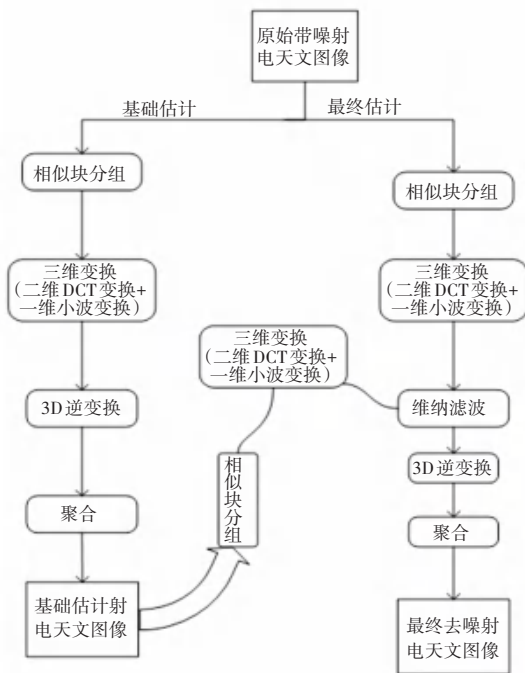


图1 BM3D算法原理

Fig. 1 Schematic diagram of BM3D algorithm

1.2.1 基础估计

(1)相似块分组。构造 $N \times N$ 的目标块(实验选取 $N = 8$),在适当范围的窗口(实验选取为 39×39)上按照滑动步长为3来搜索图像块,对于每一个选取的目标块,在其附近寻找16个相似的像素块,并将其和目标块堆叠到一个三维矩阵中去,将其差异度设置为0,相似块的距离为欧式距离,可以表示为:

$$d(P, Q) = \frac{\|\gamma_P - \gamma_Q\|^2}{N^2} \quad (1)$$

其中, γ_P 和 γ_Q 为图像块对应的矩阵数值。相似块的距离要大于0,小于相似块之间的阈

值 τ^{step} (实验选取 $\tau^{step} = 2\ 500$),其值可由如下公式计算求出:

$$G(P) = \{Q: d(P, Q) \leq \tau^{step}\} \quad (2)$$

其中, $d(P, Q)$ 为 2 个矩阵的欧氏距离。

(2) 协同滤波。首先对矩阵进行变换,找出三维矩阵中的二维块,做二维余弦变换(DCT变换);取出矩阵的第三维做阿达马变换(Hadamard Transform)。经过上述变换,会存在小于参数 λ_{3D} (实验设置 $\lambda_{3D} = 2.7 \times \sigma$) 的成分,使用硬阈值的方式将这些成分设置为 0。计算不为 0 的数量作为权重参考,最后进行反变换,推导得出的数学公式可写为:

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

其中, T_{3Dhard}^{-1} 为反变换; T_{3Dhard} 为三维变换,包括 DCT 变换和阿达马变换; γ 为阈值操作,研究推出的数学公式见如下:

$$\gamma(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } |x| \leq \lambda_{3D} \\ x & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\lambda_{3D} = 2.7 \times \sigma$ 。

(3) 聚合。每个图像块都是去噪估计。将其进行逆变换后交融到原本的位置,对每一个估计加权求平均,权重的大小由硬阈值设置为 0 的总数以及图像噪声的强度决定。处理后的图像已经去除了大量的噪声,仅存较少的噪声点。

1.2.2 最终估计

与基础估计去除噪声不同,最终估计的目的是恢复图像的细节特征。在基础估计后,结合原来的噪声图像,采用协调滤波来恢复图像的细节特征。对此拟做阐释分述如下。

(1) 相似块分组。采用基础估计图块的欧氏距离 $d(P, Q)$, 将搜索窗口大小改为 25×25 , 将距离最小的 32 个图块,组成三维矩阵。最终估计会结合原本的噪声图像,因此会形成 2 个三维矩阵。一个是原本的噪声图像的三维矩阵,另一个就是经过基础估计处理之后的图像的三维矩阵。

(2) 协同滤波。使用 3D 维纳滤波(3D Wiener Filtering),通过噪声强度以及基础估计矩阵的值,对噪声图像的矩阵系数进行缩放,数学表述具体如下:

$$Q(P) = T_{3Dhard}^{-1}(\mu_p \cdot T_{3Dwie}(Q(P))) \quad (5)$$

其中, μ_p 是维纳滤波的系数。

(3) 聚合。加权的权重取决于协调滤波中的维纳滤波系数和噪声强度。

对比基础估计,最终估计还原了更多原图的细节。因此 BM3D 算法将大量的运算放在相似块分组

的计算上,同样大小的相似块搜索, BM3D 算法的复杂度大概是 NLM 的 3 倍。

2 实验与分析

2.1 实验环境

本次实验运行环境见表 1。由于宇宙噪声属于高斯噪声,本文考虑引入的噪声信号为高斯白噪声。选取一张模拟的 SKA1-low 天文图像,在该图像上混入不同的高斯噪声来模拟成像过程中产生的噪声;分别采用 NLM 算法以及 BM3D 算法进行去噪实验。

表 1 实验运行环境设置

Tab. 1 Experimental settings

实验环境	版本号
操作系统	Windows10
实验平台	Pycharm2021.1
处理器	Intel(R)Core(TM) i3-3217U
显卡	AMD Radeon HD 7400M Series
内存	7.87 GB
显存	1 792 MB

2.2 实验数据集

本实验是基于 SKA1-low 的射电天文图像的去噪研究,由于 SKA 目前正在建设中,因此实验所使用的数据集是通过不同的射电源,经过 SKA-low 的配置模拟得到的,实验模拟 SKA 成像过程中产生噪声的干扰因素,如热噪声干扰、地面接收射频干扰、电离层干扰等,对模拟出来的数据集添加噪声。

2.3 实验效果对比

研究模拟出来的 SKA1-low 图像如图 2 所示,添加标准差 σ 分别为 10、25、50 的高斯噪声,结果如图 3 所示。对噪声图像分别采用中值滤波、NLM 算法以及 BM3D 算法去噪,选取 $\sigma = 25$ 的噪声图像去噪之后的结果进行对比,如图 4 所示。图 4 中,红色方框为局部细节放大,经过中值滤波后的图像噪声点依旧明显,去噪效果并不理想, NLM 算法去噪图像相对较好, BM3D 算法去噪后图像效果最好。

2.4 实验结果分析

2.4.1 评价指标

实验选择峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 和特征相似度 (FSIM) 作为评价图像质量的评价指标,其值越大表示去噪效果越好,图像的恢复也就越好。对此可展开研究论述如下。

(1) PSNR。数学定义如式(6)所示:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{MSE} \quad (6)$$

其中, MAX_I 表示图像点颜色的最大值。本实验中采样点为 8 位, 则 $MAX_I = 255$ 。

(2) MSE 。为损失函数, 数学定义如式(7)所示:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (7)$$

其中, I 和 K 分别为 $m \times n$ 的单个图像。

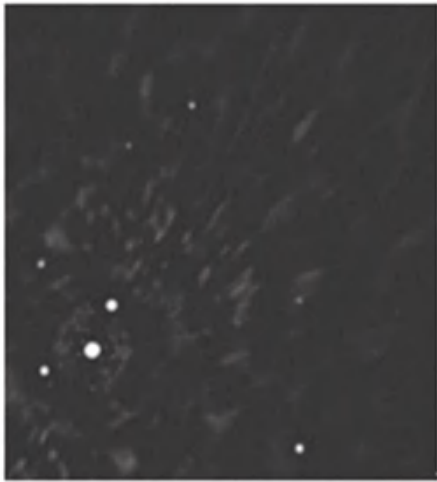


图2 SKA1-low 图

Fig. 2 SKA1-low figure



(a) $\sigma = 10$ (b) $\sigma = 25$ (c) $\sigma = 50$

图3 不同高斯噪声图

Fig. 3 Different Gaussian noise graphs



(a) 中值滤波 (b) NLM 去噪 (c) BM3D 去噪

图4 高斯噪声去噪效果对比图

Fig. 4 Comparison of denoising effect of Gaussian noises

(3) $SSIM$ 。是衡量 2 张图片相似度的指标。与 $PSNR$ 不同, $SSIM$ 是感知模型, 更加符合人眼的直接观测结果, $SSIM$ 的取值范围为 $[0, 1]$ 。当 2 张图片完全相同时, $SSIM = 1$ 。 $SSIM$ 的数学定义如式(8)所示:

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

其中, μ_x 和 μ_y 表示 2 个图像的像素平均值; σ_x 和 σ_y 表示 2 个图像的像素标准差; σ_{xy} 表示 2 个图像的像素协方差。

(4) $FSIM$ 。将一张图片的像素根据其重要性不同添加不同的权重, 再利用特征相似性来评价图片质量。 $FSIM$ 的数学定义如式(9)所示:

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (9)$$

其中, PC 表示图像的相位一致性 (phase congruency, PC), 其数学表达式可写为:

$$PC_m = \max(PC_1 x, PC_2 x) \quad (10)$$

S_L 表示 PC 和 GM (梯度特征相似度) 的融合度, 其数学表达式可写为:

$$S_L = [S_{PC}(x)]^\alpha \cdot [S_G(x)]^\beta \quad (11)$$

其中, S_G 表示为梯度特征相似度 (GM)。

2.4.2 实验结果

使用 $PSNR$ 、 $SSIM$ 和 $FSIM$ 对 中值滤波、 NLM 算法以及 $BM3D$ 算法进行评价。

本次实验中, 不同模型对图像去噪的 $PSNR$, 见表 2, $BM3D$ 算法去噪后的 $PSNR$ 更好, 其均值达到 41.180 9 dB。不同模型对图像去噪的 $SSIM$, 见表 3, $BM3D$ 算法去噪后的图像 $SSIM$ 更好。恢复图像结构更好。不同模型对图像去噪的 $FSIM$, 见表 4, $BM3D$ 算法的图像特征还原均达到 0.9 以上, 更好地还原了图像的特征。

实验表明, $BM3D$ 针对不同大小的高斯噪声都有较好的去噪效果, 满足天文图像的去噪需求。

表2 不同模型对图像去噪的 $PSNR$ 对比

Tab. 2 $PSNR$ comparison of images denoising by different models

σ	$PSNR$	中值滤波	NLM	$BM3D$
10	28.480 0	40.083 0	42.915 2	47.769 2
25	20.308 4	32.227 7	36.409 8	43.100 7
50	14.218 7	26.275 1	29.387 5	32.672 9

表3 不同模型对图像去噪的 $SSIM$ 对比

Tab. 3 $SSIM$ comparison of images denoising by different models

σ	$SSIM$	中值滤波	NLM	$BM3D$
10	0.379 5	0.939 2	0.959 6	0.996 4
25	0.109 5	0.730 0	0.856 3	0.986 9
50	0.040 3	0.424 2	0.756 3	0.836 4

表4 不同模型对图像去噪的FSIM对比

Tab. 4 FSIM comparison of images denoising by different models

σ	FSIM	中值滤波	NLM	BM3D
10	0.900 3	0.944 1	0.948 9	0.988 1
25	0.726 3	0.912 2	0.953 7	0.982 8
50	0.568 3	0.793 6	0.875 5	0.927 1

3 结束语

将BM3D算法应用于射电天文图像去噪,相比之前的传统算法,BM3D算法有着良好的表现,在有效去除大量图像的噪声的同时,还能较为精准地恢复图像的细节特点。但其复杂度是NLM的3倍,处理图像所消耗的时间也就更长,不能做到实时处理。未来的研究需要在不降低其精准度的情况下,减少BM3D算法消耗的时间。

参考文献

[1] 郭红锋. 建设中的平方公里射电望远镜阵—SKA[J]. 军事文

摘,2021(20):52-55.

- [2] 武向平. 中国SKA科学报告[M]. 北京:科学出版社,2019.
- [3] TAYLOR G B, ELIINGSON S W, KASSIM N E, et al. First light for the first station of the long wavelength array[J]. Journal of Astronomical Instrumentation, 2012, 01(01):1250004.
- [4] CHEN Puchun, ZHANG Xizhen, XIANG Shouping, et al. Application of Debauchies wavelet to the de-noising of radio maps[J]. Chinese Astronomy & Astrophysics, 2001, 25(1):132-137.
- [5] NURBAEVA G, COURBIN F, GENTILE M, et al. On the effect of image denoising on galaxy shape measurements[J]. Astronomy & Astrophysics, 2011, 531: A144.
- [6] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]// 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego, CA, USA:IEEE, 2005:60-65.
- [7] ZHANG L. Fused CLEAN deconvolution for compact and diffuse emission[J]. Astronomy and Astrophysics, 2018, A117: 618-624.
- [8] DABOV K, FOI A, KATKONIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8):2080-2095.
- [9] 崔程程,周先春,眭明远,等. 基于自适应滤波的BM3D降噪算法[J]. 电子测量技术,2021,44(12):97-101.

(上接第192页)

- [2] 李云峰,李晟阳. 基于梯度方向信息熵的印刷电路板缺陷检测[J]. 中国机械工程,2017,28(06):695-701.
- [3] 崔家礼,王鹏. 基于图像拼接的PCB基板质量检测算法[J]. 计算机应用与软件,2020,37(06):191-198.
- [4] 帅慕蓉,廖秀英,程辉,等. 改进阈值函数的图像去噪方法[J]. 传感器与微系统,2019,38(08):42-45.
- [5] 乔闹生,张奋,黎小琴. 印刷电路板光板缺陷图像预处理研究[J]. 激光与光电子学进展,2015,52(02):142-147.
- [6] LEE D, CHOI S, KIM H J. Performance evaluation of image denoising developed using convolutional denoising autoencoders in chest radiography[J]. Nuclear Instruments & Methods in Physics Research Section A - Accelerators Spectrometers Detectors and Associated Equipment,2018,884:97-104.
- [7] 张弘,周晓莉. 基于小波阈值和全变分模型的图像去噪[J]. 计算机应用研究,2019,36(11):3504-3507,3520.
- [8] 姜伟,钟彩,张观山. 基于L1-L2范数的正则项去噪模型的PCB图像去噪算法研究[J]. 光电子·激光,2020,31(02):168-174.

- [9] ARABIH, ZAIDI H. Spatially guided nonlocal mean approach for denoising of PET images[J]. Medical Physics, 2020, 47(4): 1656-1669.
- [10] 阴盼强,路东明,袁渊. 基于马氏距离的改进非局部均值图像去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2016,28(03):404-410.
- [11] WANG Gaihua, LIU Yang, XIONG Wei, et al. An improved non-local means filter for color image denoising[J]. Optik, 2018, 173:157-173.
- [12] 祝严刚,张桂梅. 自适应残差图像的分数阶全变分去噪算法[J]. 中国图象图形学报,2017,22(12):1677-1689.
- [13] 余丽红,曹蕾,柳贵东,等. PCB图像的自适应全变分去噪算法[J]. 红外技术,2018,40(09):875-880.
- [14] 黄金,周先春,吴婷,等. 混合维纳滤波与改进型TV的图像去噪模型[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(10):1659-1666.
- [15] 刘巧红,孙丽萍,林敏. 改进的二阶总广义变分图像去噪算法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(19):198-203.