

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2313390

基于 AGF 和 BM3D 算法的声纳图像去噪*

张宇 张学武 张文诺 宋轲 刘金雨
(河海大学信息学部信息科学与工程学院 常州 213000)

摘要: 声检测技术逐渐成为水下目标检测的关键手段;受水文环境噪声、设备精度等影响,声纳图像不可避免的存在分辨率低、对比度低、目标边缘模糊等问题,不利于后续目标检测识别的进行;因此,文章提出一种改进引导滤波(AGF)与三维块匹配(BM3D)联合的去噪算法;首先,该文采用 BM3D 算法抑制图像中高斯和斑点噪声,完成初步去噪;最后采用 AGF 算法对图像进行二次滤波,该文通过引入改良的边缘检测 Canny 算子实现自适应调节正则化参数的大小优化引导滤波,从而保留更多图像细节且更好的保护边缘特征;两种算法联合去噪不仅能优化 BM3D 去噪性能的不足,还能有效的保留图像的边缘特征;实验结果表明所提出的算法不仅对声纳图像中的斑点噪声和高斯噪声有较好的抑制作用,而相比于其他传统算法在峰值信噪比、均方误差和结构相似度 3 个方面提升 10%、15%和 15%。

关键词: 声学图像;图像去噪;目标检测;引导滤波;BM3D

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Sonar image denoising based on AGF and BM3D algorithm

Zhang Yu Zhang Xuewu Zhang Wennuo Song Ke Liu Jinyu

(College of Information Science and Engineering, Information Department, Hohai University, Changzhou 213000, China)

Abstract: Acoustic detection technology has gradually become a key means of underwater target detection. Due to factors such as underwater hydrological environmental noise and equipment accuracy, sonar images inevitably have problems such as low resolution, low contrast, and blurred target edges, which are not conducive to subsequent target detection and recognition. In this paper, we propose an improved denoising algorithm that combines adaptive guided filtering (AGF) with three-dimensional block matching (BM3D). This algorithm uses the BM3D algorithm to suppress gaussian and speckle noise in the image for initial denoising; then, the AGF algorithm is used for secondary filtering of the image. At the same time, by introducing the improved edge detection Canny operator, we optimize the guided filter by adaptively adjusting the size of the regularization parameter to retain more image details and edge features. The combination of the two algorithms not only optimizes the shortcomings of the BM3D denoising performance but also effectively retains the edge features of the image. Experimental results show that the proposed algorithm not only has good suppression effects on speckle noise and Gaussian noise in sonar images but also improves the peak signal-to-noise ratio (PSNR), mean square error (MSE), and structural similarity (SSIM) index by 10%, 15%, and 15%, respectively, compared to other traditional algorithms.

Keywords: sonar image; image denoising; object detection; guided filtering; BM3D

0 引言

目标检测是为了在输入图像中找到目标位置和判断目标类别,其广泛应用于工业产品和城市基础设施的缺陷检测等方面。针对于国家输水隧洞、排水管网和水库大坝等重大水下基础设施的缺陷目标检测,传统的光学目标检测由于水体浑浊可见度低,黑暗条件光照不均等原因只能应

用于清水且光照较好的水下目标检测任务,相较于声学目标检测,光学检测对于环境的要求较为苛刻且检测效率较低。近年来基于声学的目标检测成为较为活跃的研究领域,声纳是通过多普勒效应实现对水下目标的识别判断和定位的设备。声纳图像是目标回波的可视化信息,由于水下的环境复杂,较为丰富噪声源对声纳图像的清晰度造成一定影响,这些噪声源主要来自水体环境噪声,水面船舶的

收稿日期:2023-04-17

* 基金项目:住房和城乡建设部 2022 年科学技术计划项目(2022-K-165)、中国建筑第七工程局有限公司局课题(CSCEC7b-2022-Z-5)项目资助

自噪声等。若忽略水下噪声的影响,会对声纳图像后期分割和识别等处理的准确性造成较为严重的干扰,进而影响检测结果的准确性。因此,研究提高声纳图像去噪效果的同时保留边缘和细节部分的滤波算法具有重要的应用价值和实际意义。

在去噪算法方面国内外学者在研究去噪算法时只考虑单一的噪声,如周敬等^[1]提出的改进的低秩分解水声图像去噪方法,但是该算法只考虑了声纳图像受到的斑点噪声,徐扬等^[2]利用二维小波变换的分解声纳图像再对噪声点进行自适应滤波,最后使用 Papoulis-Gerchberg 算法去声纳图像进行去噪重建,该方法仅考虑了椒盐噪声。熊传梁等^[3]采用一维离散小波变换对信号在各尺度分解,在非极大值抑制技术平滑信号时仅考虑了声纳图像中斑点噪声的问题。声纳的噪声来源比较复杂,如果仅仅考虑单一的图像噪声并不能综合的评价去噪算法的去噪效果。

声纳去噪方法主要分为空域滤波和频域滤波两大类,其中的空间域去噪方法主要有:均值滤波、中值滤波、维纳滤波以及非局部均值方法等。石建飞等^[4]在图像去噪提出了结合非局部先验性与加权核范数最小化的声纳图像去噪的算法。虽然该算法在去噪的同时能够有效的抑制纹理细节的丢失和边界模糊的问题,但在去噪的效果上并不是很理想。Zhao 等^[5]提出了一种结合二维经验模态分解和非局部均值算法的去噪方法。虽然该方法能过够抑制声纳图像噪声,但对图像的边缘保持较差。

在空间域的方法中,也包含一些保边的去噪方法,主要包括双边滤波,引导滤波,加权最小二乘等方法。李雪峰等^[6]提出了一种基于马尔可夫随机场和引导滤波的去噪与增强方法,该方法能够去除背景和影子内的噪声,对目标内的噪声能够起到较好的抑制作用,但是对边缘保持和增强的效果较为一般。Li 等^[7]提出边缘感知加权引入到现有的引导图像滤波器中,引入了加权的引导图像过滤器(weighted guided image filtering, WGIF)来解决局部滤波的边缘保持存在的过度平滑。

变换域去噪算法思路是将图像分为低频和高频部分,通过使用合适的滤波器和阈值的方法将图像中含有的噪声信息去除。张晓娟等^[8]利用超小波脊波变换对海底管道声纳图像的直线特征实现去噪。该算法虽然能在一定程度上解决图像边缘模糊的问题,但在未知噪声参数等情况下仍然有残留噪声。Arabi 等^[9]基于非局部低秩框架,将权重和非局部低秩滤波框架相结合的去噪算法。由于该算法的复杂度较高,无法进行实时图像去噪。

空间域的去噪算法优点是较好的保留图像的边缘信息,但是会出现细节模糊。变换域方法主要对其中的阈值的选择对去噪效果的影响尤为重要。崔程等^[10]提出了自适应滤波代替硬阈值滤波并在最终估计使用 K-means 聚类得到最终图像的三维块匹配的方法,该方法优点提高了一定的峰值信噪比和结构相似度,但是在处理声纳图像

后会丢失一部分边缘纹理信息。

针对于国家重大基础设施的缺陷目标检测,利用声学检测具有较大的优势,由于目标检测对图像的质量的要求较高,为了克服由于图像清晰度造成的目标检测相关算法出现的问题,本文从针对声纳去噪方面引入了改进的自适应引导滤波(adaptive guided filtering, AGF)与三维块匹配滤波(block matching and 3D filtering, BM3D)结合的滤波方法来提高图像的清晰度。该滤波方法的优点是能够较好的保留图像整体特征,同时能获取引导图像的变化细节。

1 算法介绍

BM3D算法是将含噪图像分割成大小相同的图像块,利用图像块之间的相似性进行去噪的滤波算法。该算法包含两个阶段,分别为基础估计和最终估计^[11]。两者共同包含相似块匹配、三维协同滤波和聚合,只是在协同滤波分别使用硬阈值滤波和维纳滤波。

1) 块匹配分组

块匹配是搜寻与给定参考块相似块的过程,计算参考块和在不同位置待匹配的距离判断相似性的大小。将输入的图像中选取 $N \times N$ 窗口的大小,窗口会在图像中按照窗口 $N \times N$ 的大小形成不同的图像块,并且将每组的参考块和相似块堆叠成三维数组,如果参考块与相似块之间的欧氏距离比给定的阈值小,判定这两个块是相似的,两个块之间的距离越小,其相似性就越高,输入图像中的任意一块均可作为参考块,这样就可以构造若干相似群组。

2) 协同滤波

协同滤波在基础估计使用的是硬阈值滤波,硬阈值滤波就是将所有的三维数组变换得到三位系数,通过硬阈值的收缩来降低噪声,最后三维逆变换产生所有聚集块的估计值。最终估计使用的是维纳滤波^[12],维纳滤波通过噪声强度和基础估计矩阵的值,使实际输出和期望输出之间的均方误差较小。

3) 聚集重构

每一个块的返回到原始位置估计值并不确定是重叠还是非重叠的,对于所有的重叠块的估计值需要进行加权平均,处理后会得到重叠块的单个估计值,最终重构出真实图像的基础估计图像。最终估计与基础估计相比,最终估计能够还原比较多的原图细节。

2 改进引导滤波算法

2.1 引导滤波

引导滤波是一种局部线性图像滤波器,它具有平滑和边缘保持这些优点,它能够保持边缘平滑的能力,而且可以在边缘附近保持更多的图像细节^[13],单一像素 k 为中心的窗口内存在线性关系,线性函数能表示为一个复杂的函数,引导滤波的核心就是求出各个像素的线性模型^[14],即:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in w_k \quad (1)$$

式中: I_i 为引导图像的像素值, q_i 为输出图像的像素值, w_k 是半径为 r 的方形窗口。其中 a_k, b_k 是窗口中的线性系数。为了求解线性系数 a_k, b_k 需要引入防止 a_k 过大的正则化参数 ϵ , 即:

$$(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} ((a_k I_i + b_k - q_i)^2 + \epsilon a_k^2) \quad (2)$$

$q_i = p_i + n_i$, 其中 n_i 为图像中的噪声值, p_i 为输入的含有噪声的图像, 通过求解式(2)可得:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w|} \sum_{i \in w_k} I_i - \mu_k p_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (3)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (4)$$

式(3), (4)中的 μ_k 和 σ_k^2 分别表示为窗口 w_k 中导向图像 I 的平均值和方差, $|w|$ 是 w_k 中像素个数 $p_k = 1/|w|$ $\sum_{i \in w_k} p_i$ 是在窗口 w_k 中的 p 平均值。 p 为滤波器约束中的输入, 在模型上输出 q 的过程中, n (噪声或多余的纹理) 是输入 p 不需要的成分, 可将其除去, 其公式可以表示为 $q_i = p_i - n_i$, 上述原理如图 1 所示。

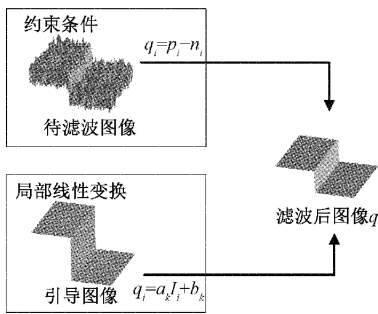


图 1 引导滤波原理图

2.2 改进引导滤波正则化参数

由式(3), (4)可知, q_i 的值互不相同要做平均处理, 输出的图像可以表示为:

$$q_i = a_i I_i + \bar{b}_i \quad (5)$$

如果引导图和输入的图像相同时, 引导滤波具有保边缘的特性, 综合上式可以得到 a_k, b_k 的表示式:

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (6)$$

$$b_k = (1 - a_k) p_k \quad (7)$$

式中: σ_k^2 是窗口图像 w_k 的方差, \bar{p}_k 是待滤波图像 p 在窗口 w_k 内的均值。 a_k 的值会影响 σ_k^2 和 ϵ 的值, 如果 σ_k^2 远小于 ϵ 的值的时候, a_k 接近于 0, 此时的滤波后的图像的细节提取的能力比较强, 但是当 σ_k^2 远大于 ϵ 的值的时候, b_k 的值接近 0, 此时引导滤波后图像细节的提取能力能较弱。

为了能较好滤除声纳图像中的噪声, 并且能够较好保护图像的边缘和细节, 需要修改引导滤波算法中的参数。由上述公式得出, 对于具有较高的 ϵ 取值时, 滤波的效果较强, 图像中的细节保护较好, 能取得较好的处理效果, 但对

于图像的边缘起不到很好的保护作用, 图像被过度的平滑, 不利于图像分割。所以固定 ϵ 不能取得较好的滤波效果, 而传统的引导滤波由于采用定值, 造成图像的一些细节纹理比较突出、边缘信息丰富的区域出现不同程度的模糊情况出现。Wang 等^[15] 提出通过计算 3×3 窗口中的方差作为边缘权重因子, 该方法主要问题是方差大的并不都是图像的边缘, 得到的边缘信息相比实际中的边缘具有较大的误差, 采用改进的 WGIF^[16], 实现了一定程度上 ϵ 参数的自适应, 公式如下所示:

$$\Gamma(p) = \frac{1}{N} \sum_p \frac{\sigma^2(p') + \tau}{\sigma^2(p) + \tau} \quad (8)$$

因此, 正则化因子变为式(9)所示。

$$\epsilon' = \frac{\epsilon}{\Gamma(p)} \quad (9)$$

式中: $\sigma^2(p)$ 是以像素为 p 为中心的 3×3 窗口的方差, N 是 p 的像素个数, p' 用于遍历所有窗口的方差, τ 是一个较小的数, 防止 $\Gamma(p)$ 的分子分母为 0。

上述公式由于在计算 3×3 窗口内的方差作为边缘权重因子, 方差大的像素点并不都是图像的边缘, 导致得到的边缘信息与实际值存在较大的误差, 在原有加权引导滤波算法的基础上加入边缘检测算子^[17], 自适应调节边缘权重因子, 常用的边缘检测算子有 Roberts 边缘检测算子、Sobel 边缘检测算子、高斯拉普拉斯算子 (laplacian of gaussian, LOG)、Canny 算子和 Marr-Hildreth 算子等。其中 Roberts 算子^[18] 对噪声比较敏感, 对噪声的影响抑制效果较差, 提取边缘的结果是边缘比较粗糙, 不能准确的对边缘进行定位; Sobel 算子^[19] 的计算的复杂度较低, 很容易检测出伪边缘; LOG 算子^[20] 由于尺度因子的问题无法自适应的调整, 导致噪声对图像有较大的影响; Marr-Hildreth 算子^[21] 是将高斯滤波和拉普拉斯算子结合, 由于该算法的复杂度较高, 不能实时的提取出图像的边缘。相对比上述算子, Canny 算子^[22] 的算法复杂度相对较低, 且能够较为准确的检测出图像中的边缘。但是对于水下复杂的噪声环境, 传统 Canny 算子对噪声比较敏感, 在滤除噪声时容易丢失弱边缘细节, 引入引力场的强度概念代替图像的梯度, 基于图像梯度大小均值和标准差的自适应阈值选择方法^[23]。该算法能够保留有用的边缘信息, 对噪声具有较强的鲁棒性。引入引力场强度能够克服亮区和暗区之间的差异, 引力场强度计算公式如下所示:

$$E = \sum_{i=1}^n \frac{G m_i}{\|r_i\|^2} \cdot \frac{r_i}{\|r_i\|} \quad (10)$$

其中, G 代表常数, 其中的 m 代表像素的灰度值, 其中 r 代表像素点之间的距离。在实际的图像的采集中图像的边缘检测会有两种典型的情况, 一种是边缘信息较少的图像, 另一种就是视场较大和具有较为丰富的边缘信息, 由于边缘像素占据较大的比例, 局部图像的对比度不一致, 两种图像边缘像素的梯度幅度相对不同, 其中使用适当的双阈

值可以帮助选择边缘像素,双阈值选择公式如下所示:

$$E_{avr} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |E[i,j]| / (m \times n) \quad (11)$$

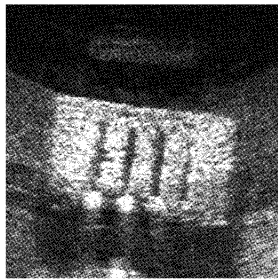
$$\sigma = \left\{ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |E[i,j] - E_{avr}|^2 / (m \times n) \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

$$T_h = E_{avr} + k \cdot \sigma \quad (13)$$

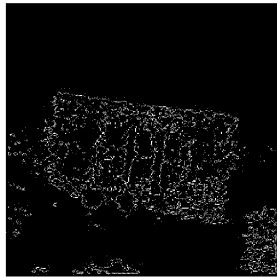
$$T_l = T_h / 2 \quad (14)$$

式中: E_{avr} 代表梯度大小的平均值, m 和 n 分别是图像宽度和高度方向上的像素数。 $E[i,j]$ 代表图像的梯度大小, T_h 和 T_l 分别高阈值和低阈值。 σ 是图像的标准差, k 是其系数, k 的取值范围在(1.2,1.6)之间。

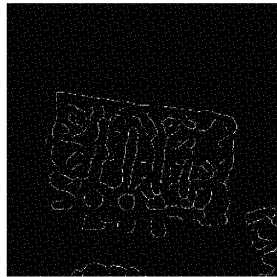
如果图像的边缘信息较为丰富,为了保持较多的边缘信息, k 的取值应该较小,否则相对取值较大,梯度的分布由原始图像通过使用上述算子得到的实验结果如图 2(a)~(c)所示。



(a) 原始图像



(b) 传统Canny算子



(c) 改进的Canny算子

图 2 原始图像与两种 Canny 算子边缘检测结果

将上述的自适应的边缘检测算子添加到引导滤波的边缘权重因子中,以达到在噪声环境复杂的情况下能较为准确的调节边缘权重因子,如下:

$$\Gamma'(p) = \frac{1}{N} \sum_p \frac{|C_{p'}| \sigma^2(p') + \tau}{|C_p| \sigma^2(p) + \tau} \quad (15)$$

则上述的式(2)就变为:

$$(a_k, b_k) = \sum_{i \in w_k} \left((a_k I_i + b_k - q_i)^2 + \frac{\epsilon}{\Gamma'(p)} a_k^2 \right) \quad (16)$$

式中: $\Gamma'(p)$ 为边缘权重因子,其中 C 为自适应 Canny 算子,其值代表像素点 p 对应的边缘值的大小, N 为总像素, τ 为常量,其值为 $(0.001 \times L)^2$,其中 L 为输入图像的动态范围。

由于 Canny 算子在边缘处具有较大的幅值,在边缘处其值大于 1,权值较大,在平滑点处其值小于 1,权值较小。

改进的加权引导滤波受到边缘权重因子的作用,在不断的增加图像噪声强度前提下,可以更好保持图像边缘。

2.3 联合去噪算法

三维块匹配滤波方法相对于其他传统算法对高斯和斑点噪声的抑制作用相对较好,但是去噪后边缘细节比较模糊,采用自适应引导滤波对 BM3D 算法滤波后的图像进行二次滤波,利用空间域算法对图像进一步优化处理,不仅能优化 BM3D 去噪性能的不足,还能有效的保留图像的边缘特征。联合滤波算法流程图如图 3 所示。

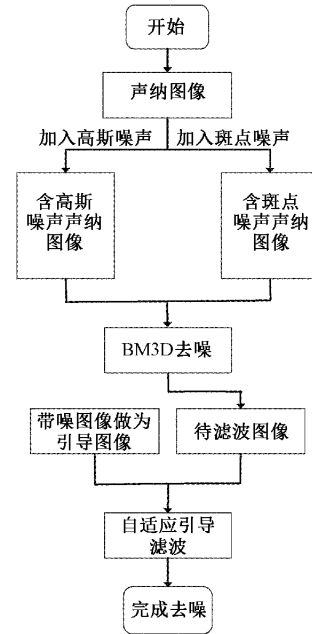


图 3 联合滤波算法流程图

3 实验结果分析

声纳图像是在实验室搭建模拟水下环境进行采集,声纳种类使用的是前视多波束声纳,型号为 Oculus M2100 d,工作频率在 1 200 kHz/2 400 kHz 之间可调。图 4 为图像采集现场:

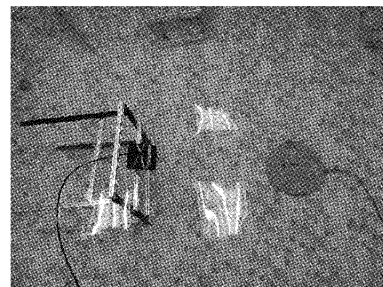


图 4 图像采集现场

3.1 对比去噪算法介绍

在水下的环境中,高斯噪声和斑点噪声为主要的影响因素,这里将对原始图像分别添加这两种不同程度的噪声,模拟声纳受到噪声的干扰,然后使用文中提出的 BM3D 结

合引导滤波(AGF&BM3D)的算法进行去噪处理。而作为对比,其他的去噪方法分别为 BM3D、中值滤波(medium filtering, MF)、非局部均值滤波(non-local means filtering, NLM)、维纳滤波(wiener filtering, WF)和均值滤波(mean filtering, MEF)。

MF 对信号的处理方法是非线性的,它的算法原理是将图像中的每一个像素点的灰度值都设置为该点邻域窗口内的全部像素点灰度值的中值。

NLM 的算法思想是当前像素的估计值由图像中与它具有相似邻域结构的像素加权平均得到,该算法需要在整个像素的范围内判断像素间的相似度,具体就是每次在处理一个像素点时,都要计算它与图像中所有像素点间的相似度。

WF 是一种自适应的均方差滤波器。该滤波的方法代表一种统计方法,其使用的最优准则是基于图像和噪声各自相关矩阵,通过图像的局部方差调整滤波器的输出,当局部方差越大,滤波器的平滑作用就越强。

MEF 是线性滤波算法,原理是以该像素点周围的 8 个像素点取平均值,然后用平均值代替该像素点。MEF 不能很好的保护图像的细节,破坏图像细节,丢失图像的特征信息。

3.2 噪声滤除的评价指标

1) 均方误差^[24] (MSE)

MSE 是参数估计值与参数实际值之间差平方的期望值,在图像处理中表示参考图像与待评价图像的均方值大小确定待评价图像质量,MSE 能够有效的评价数据的变化

程度,其取值范围为 $0 \sim \infty$,MSE 的值越小,说明图像去噪的效果越好。其公式为:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\hat{y}_{i,j} - y_{i,j})^2 \quad (17)$$

2) 峰值信噪比^[25] (peak signal-to-noise ratio, PSNR)

PSNR 用于表示信号的最大可能功率与影响信号或者图像保真度的噪声功率之间的比率。在图像处理上 PSNR 主要用于量化受有损压缩影响图像和视频的重建质量,它是基于待评价图像和参考图像相应像素点之间的图像质量评价。其公式为:

$$PSNR = 10 \cdot \lg_{10} \left\{ \frac{\max[\hat{y}_{i,j}^2]}{MSE} \right\} \quad (18)$$

3) 结构相似度^[26] (structural similarity, SSIM)

SSIM 从亮度、对比度和结构这 3 个角度来计算评估图像的相似性,它的取值范围在 $0 \sim 1$ 之间,它的值越大代表评估图像的质量越好,其公式为:

$$SSIM(y, g) = l(y, g)^\alpha \cdot c(y, g)^\beta \cdot s(y, g)^\gamma \quad (19)$$

式中: α, β, γ 分别代表权重因子, $l(y, g), c(y, g), s(y, g)$ 分别代表亮度、对比度和结构相似度。

4) 主观评测

主观评测可分为定性和模糊综合的评价方法,前者容易且高效,但会受到个体主观的因素干扰,大多数时候得到的结论不确定,后者是专家或学者的经验给出,可看作是近似的定量评价。文中使用多种去噪方法对含有高斯噪声的砖块声纳图像进行处理,结果如图 5(a)~(h) 与表 1 所示。

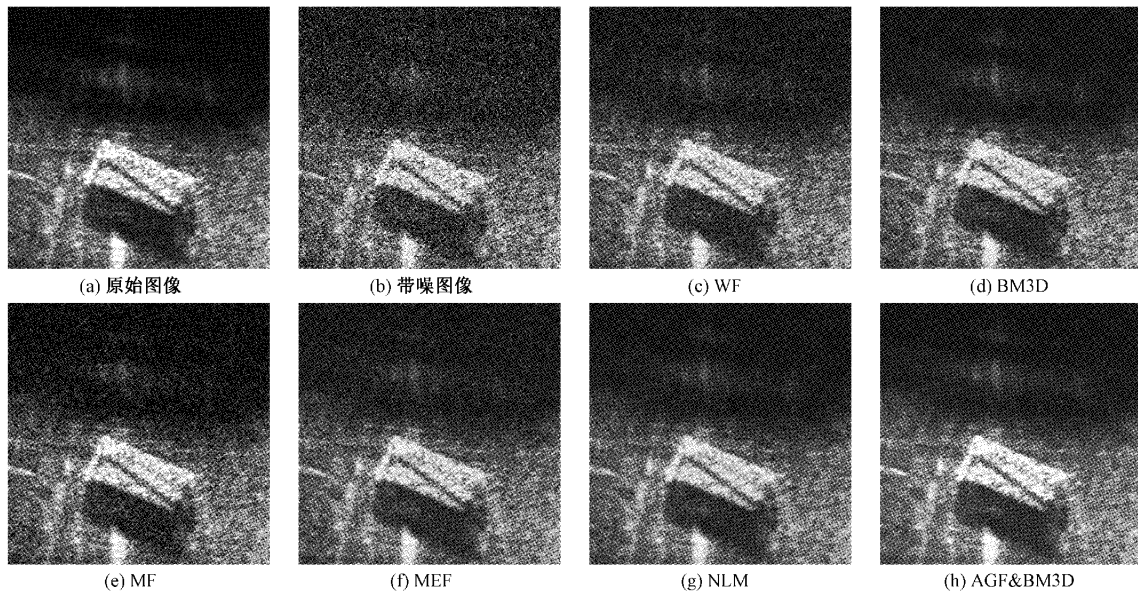


图 5 加入高斯噪声后各种去噪算法去噪效果比较

为了模拟声纳受到混响噪声的影响以及各种去噪方法去噪后的效果,在原始声纳图像的基础上加入了斑点噪声,含噪声图像以及各种去噪算法对斑点噪声的去噪效果

如图 6(a)~(h) 与表 2 所示。

由图 5 与 6 对比可以看出当高斯和斑点噪声分别加入图像中时, BM3D 结合 AGF 的方法的算法虽然在砖块和

表 1 加入高斯噪声不同去噪模型去噪结果比较

算法	PSNR	MSE	SSIM
AGF&BM3D	25.317 6	0.002 939	0.745 949
MEF	23.999 0	0.003 982	0.631 761
MF	21.344 0	0.007 338	0.346 594
NLM	24.353 8	0.003 468	0.677 776
BM3D	21.752 5	0.006 679	0.516 283
WF	20.561 6	0.008 787	0.351 017

混凝土边缘有一些模糊,细节有一些被平滑,但要比 BM3D 自身以及其他的传统算法在去噪性能、图像边缘、保边效果以及细节特征方面效果更好。上述去噪图片可以看出传统的算法很难同时较好的对含有高斯噪声和斑点噪声的声纳图像进行滤波,改进的算法能同时兼顾去除两种噪声,视觉效果也有一定的提高。

如上述表 1 和 2 所示,表中的每个数据都是进行 10 次仿真实验求取平均值。从中可以看出,声纳图像不论是在

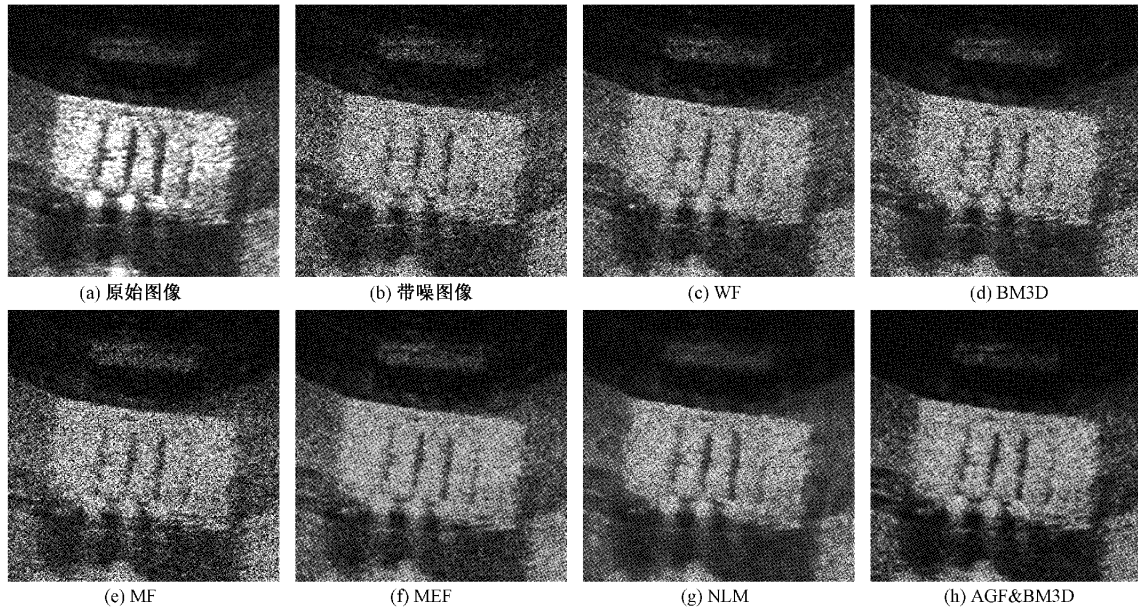


图 6 加入斑点噪声后各种去噪算法去噪效果比较

表 2 加入斑点噪声不同去噪模型去噪结果比较

算法	PSNR	MSE	SSIM
AGF&BM3D	20.014 2	0.011 548	0.688 183
MEF	17.996 2	0.022 600	0.567 049
MF	15.301 8	0.029 467	0.342 188
NLM	15.929 9	0.025 526	0.535 953
BM3D	13.492 5	0.050 788	0.473 197
WF	14.921 4	0.032 200	0.442 957

加入高斯噪声还是斑点噪声的情况下,本文提出的算法在去噪参数上都要优于其他算法,对比 BM3D 本身参数有了较大幅度的提高,弥补 BM3D 在处理斑点噪声和对边缘保护上的性能不足,去噪参数对比 BM3D 本身以及其他算法在 PSNR、MSE、SSIM 分别至少有 10%、15%、15%左右的提高。

4 结 论

本文根据 BM3D 对噪声有一定的抑制作用,将空间域中的保边去噪性能的引导滤波经过改进与 BM3D 结合。通过实验仿真表明,在复杂的水下噪声环境中,文中提出

的算法能显著提升 BM3D 去噪能力的同时保留引导滤波在去噪方面的保边能力,不论是含有高斯噪声还是斑点噪声的声纳图像都能得到很好的抑制,对边缘和细节信息都有较好的保护作用,在一定程度上规避了由声纳图像不清晰造成较大的图像分割误差,提升了水下建筑缺陷检测应用中缺陷识别以及面积和长度量测的准确性。本文的算法虽然在去噪性能,保边效果以及细节的保留方面效果较好,但是算法的复杂度较高,对声纳图像滤波花费的时间相对较长,因此能够在保证去噪能力的同时进一步的降低时间复杂度是以后的研究方向。

参考文献

- [1] 周敬,刘强,谢晓梅,等.基于低秩分解和引导滤波的水声图像去噪[C].2018年全国声学大会论文集 C 水声工程和水声信号处理,2018:42-43.
- [2] 徐扬,陈园,刘文进.基于改进 P-G 算法的声纳图像去噪方法[C]中国声学学会水声学分会,2019:126-128.
- [3] 熊传梁,夏伟,孙新轩,等.一维小波变换在侧扫声纳图像去噪中的应用[J].海洋测绘,2013,33(3):29-32.
- [4] 石建飞,唐玉波,孙裕超.结合非局部先验性与加权核范数最小化的声纳图像去噪[J].电声技术,2020,

- 44(7):17-21.
- [5] ZHAO K, DING J H, SUN Y F, et al. Side-scan sonar image de-noising based on bidimensional empirical mode decomposition and non-local means [J]. E3S Web of Conferences, 2020, 206.
- [6] 李雪峰, 姜静, 李岩, 等. 基于 MRF 与引导滤波的声纳图像去噪方法[J]. 海洋技术学报, 2017, 36(5): 72-80.
- [7] LI Z G, ZHENG J H, ZHU Z J, et al. Weighted guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(1): 120-129.
- [8] 张晓娟, 刘颀, 杨道, 等. 声纳海底管道图像去噪方法研究[J]. 海洋技术学报, 2017, 36(6): 82-85.
- [9] ARABI H, ZAIDI H. Spatially guided nonlocal mean approach for denoising of PET images [J]. Medical Physics, 2020, 47(4): 1656-1669.
- [10] 崔程程, 周先春, 管明远, 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.
- [11] 杨良健, 周先春, 崔程程, 等. 基于旋转块的 BM3D 图像去噪改进算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(22): 108-113.
- [12] SALEHI H, VAHIDI J. A novel hybrid filter for image despeckling based on improved adaptive wiener filter, bilateral filter and wavelet filter [J]. International Journal of Image and Graphics, 2021, 21(3): 2150036.
- [13] CHOTORENA C N O, YAMASHITA Y. Anisotropic guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 1397-1412.
- [14] 张博龙, 刘星, 水晨. 基于引导滤波图像分层的红外烟尘图像增强[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(4): 49-55.
- [15] WANG S, ZHOU X L, ZHU P, et al. Remote sensing image enhancement based on non-subsampled contourlet transform and weighted guided filtering [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(12): 230-236.
- [16] TAO J W, CAI J Z, XIE H L, et al. Based on otsu thresholding roberts edge detection algorithm research [P]. Proceedings of the 2nd International Conference on Information, Electronics and Computer, 2014.
- [17] 徐武, 杨昊东, 汤弘毅, 等. 基于改进加权引导滤波的红外图像增强算法[J]. 激光杂志, 2022, 43(1): 101-106.
- [18] ANJAR W, DENI R S, SILFIA A, et al. Combination of sobel prewitt edge detection method with roberts canny on passion flower image identification [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1933(1): 012037.
- [19] 刘源, 夏春蕾. 一种基于 Sobel 算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 138-143.
- [20] KAMECKE R. Research on edge detection algorithm in digital image processing [J]. Computer Informatization and Mechanical System, 2017: 1203-1208.
- [21] HAN J L, WANG D, LI Z R, et al. Deep self-organizing map neural networks for plantar pressure image segmentation employing marr-hildreth features [J]. International Journal of Ambient Computing and Intelligence (IJACI), 2021, 12(4): 1-21.
- [22] 赵仁燕, 李祥鹏, 涂建坤, 等. 基于小波及改进 Canny 算子的光纤涂覆层几何参数测量[J]. 电子测量技术, 2021, 44(13): 35-40.
- [23] RONG W, LI Z, ZHANG W, et al. An improved Canny edge detection algorithm [J]. 2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Tianjin, China, 2014: 577-582.
- [24] YALMAN Y, ERUTRK I. A new color image quality measure based on YUV transformation and PSNR for human vision system [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2013, 21(2): 603-12.
- [25] FILZASAVITRA P, WALUYO P T, ERFA S R. Analysis of steganography on PNG image using least significant bit (LSB), peak signal to noise ratio (PSNR) and mean square error (MSE) [J]. Journal of Engineering and Applied Sciences, 2019, 14(21): 7821-7827.
- [26] 陈妍, 徐海黎, 邢强, 等. 结合小波变换和双边滤波的 SICM 图像降噪算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(4): 114-119.

作者简介

张宇, 硕士研究生, 主要研究方向为声学图像处理, 点云重构。

E-mail: zhang_da_ren2023@163.com

张学武, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为水下探测与通信、信息获取与处理、智能信息处理理论与技术等领域。

E-mail: lab_112@126.com