



非合作水雷目标图像非均匀强噪声去除方法

洪汉玉 吴世康 时愈 吴锦梦 孙春生

Non-uniform strong noise removal method for non-cooperative mine target image

Hong Hanyu, Wu Shikang, Shi Yu, Wu Jinteng, Sun Chunsheng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/IRLA20200344>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

改进暗通道方法的水下强散射介质目标探测

Underwater target detection under strong scattering medium using improved dark channel method

红外与激光工程. 2020, 49(2): 0203012–0203012 <https://doi.org/10.3788/IRLA202049.0203012>

基于凸包的非合作目标视觉导航系统特征点选择方法

Vision-based navigation system feature point selection method based on convex hull for non-cooperative target

红外与激光工程. 2019, 48(3): 317004–0317004(9) <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0317004>

二维非重构压缩感知自适应目标检测算法

Two-dimensional non-reconstruction compressive sensing adaptive target detection algorithm

红外与激光工程. 2019, 48(1): 126001–0126001(8) <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0126001>

基于改进非局部均值的红外图像混合噪声去除方法

Infrared image mixed noise removal method based on improved NL-means

红外与激光工程. 2019, 48(S1): 163–173 <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.S128001>

基于非均匀采样的高分辨曲面投影计算全息方法

Computer-generated hologram for high resolution projection on curved surface based on non-uniform sample

红外与激光工程. 2019, 48(5): 524004–0524004(6) <https://doi.org/10.3788/IRLA201948.0524004>

非合作目标局部特征识别轻量化特征融合网络设计

Lightweight feature fusion network design for local feature recognition of non-cooperative target

红外与激光工程. 2020, 49(7): 20200170–1–20200170–7 <https://doi.org/10.3788/IRLA20200170>

非合作水雷目标图像非均匀强噪声去除方法

洪汉玉^{1,2,3}, 吴世康^{1,2,3}, 时 愈^{1,2,3}, 吴锦梦^{1,2,3}, 孙春生⁴

- (1. 光学信息与模式识别湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430205;
2. 湖北省视频图像与高清投影研究中心, 湖北 武汉 430205;
3. 武汉工程大学 电气信息学院, 湖北 武汉 430205;
4. 海军工程大学 兵器工程学院, 湖北 武汉 430032)

摘要: 水雷目标探测会受到水下非均匀强噪声(有机质、悬浮颗粒等)的干扰,为了解决这一问题,提出了一种新的去噪方法。首先优化局部保边缘滤波算法,提出了基于边缘感知约束的局部保边缘滤波,在模型中引入了一个空间自适应的边缘感知约束正则化项,用来更好地表征图像的边缘及细节,使得算法的保边缘平滑特性更好。其次针对强噪声的非均匀特性,采用多尺度策略,迭代地将优化后的模型运用到每个尺度的去噪结果上生成多尺度分解,并在多尺度分解的过程中,逐步增加去噪尺度,将不同尺度的噪声逐步从上一尺度的去噪结果中分离出来。实验结果表明,相较于其他经典去噪方法,提出的算法能够在更好地去除水下非均匀强噪声的同时保留水雷目标信息,对实时水雷作业有着一定的指导意义。

关键词: 非均匀强噪声; 水雷目标图像; 边缘感知; 多尺度分解; 目标探测
中图分类号: P756 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200344

Non-uniform strong noise removal method for non-cooperative mine target image

Hong Hanyu^{1,2,3}, Wu Shikang^{1,2,3}, Shi Yu^{1,2,3}, Wu Jinmeng^{1,2,3}, Sun Chunsheng⁴

- (1. Hubei Key Laboratory of Optical Information and Pattern Recognition, Wuhan 430205, China;
2. Hubei Research Centre of Video Image and High Denition Projection, Wuhan 430205, China;
3. School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China;
4. College of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430032, China)

Abstract: The detection of mine targets will be interfered by the underwater non-uniform strong noise (organic matter, suspended particles, etc). To solve this problem, a novel denoising method was proposed. Firstly, the local edge preserving filtering algorithm was optimized and the local edge preserving filtering based on edge perception constraint was proposed. A spatially adaptive edge perception constraint regularization term was introduced into the model to better represent the edges and details of the image, so that the edge-preserving and smoothing property could be better. Secondly, the multi-scale strategy was used to solve the heterogeneity of strong noise, the optimized model was iteratively applied to the noise removal results of each scale to generate multi-scale decomposition, and the denoising scale was gradually increased in the process of multi-scale decomposition. The noise of different scales was gradually separated from the denoising results of the previous scale. The experimental results show that, compared with other classical denoising methods, the proposed algorithm can

收稿日期:2020-06-17; 修订日期:2020-07-19

基金项目:国家自然科学基金(61671337, 61701353)

better remove the underwater non-uniform strong noise while retaining the mine target information, which also has a certain guiding significance for real-time mine operation.

Key words: non-uniform strong noise; mine target image; edge perception; multiscale decomposition; target detection

0 引言

水雷战是海战中最具有挑战的领域之一。水雷的多重威胁和对水下环境的多种影响,包括敌方布雷计划的战术灵活性都使水雷战已经成为一个复杂的问题。水雷探测是反水雷作战的主要形式之一,因此,水雷探测就显得尤为重要。

水雷探测的主要手段之一是通过水下无人作战平台(UUV)搭载高分辨率成像设备获取水下图像。但是水下成像环境复杂,光在水体中传播会受到很强的散射和衰减作用,因此成像设备获取到的水下图像具有对比度低、纹理模糊、颜色失真、光照不均匀、可视范围有限等特点。为了获得清晰的水下图像,近年来已经有很多学者提出了去除水下散射的方法^[1-5]。但是,影响水下图像成像质量的不单单只有水体的后向散射,水中存在的有机质和悬浮物等往往会导致水下拍摄的图像中叠加了较大的非均匀强噪声,当前的水下去散射算法在去除后向散射的同时也放大了强噪声对图像质量的影响,这给水雷目标的探测带来了较大的干扰。为了有效地探测水雷目标,必须要去除水下的非均匀强噪声。

去除水下强噪声具有较大挑战。一方面,关于去除水体中非均匀强噪声(有机质、悬浮物质等)的相关研究较少^[6];另一方面,非均匀强噪声的空间分布和大小具有无规则性,其特殊性限制了当前一些经典去噪算法的适用性。为了在复杂的水下环境中更好地去除非均匀强噪声并保留水雷目标信息,文中提出了一种新的去噪方法:首先优化局部保边缘(Local Edge-Preserving, LEP)滤波算法^[7],提出了基于边缘感知约束的局部保边缘(Local Edge Preserving based on Edge Perception Constraint, LEP-EPC)滤波。在模型中引入了一个空间自适应的边缘感知约束正则化项,用来更好地表征图像的边缘及细节,使得算法的保边缘平滑特性更好。其次针对水下强噪声的非均匀特性,将 LEP-EPC 滤波算法迭代地运用到每次的去噪结果上生成多尺度分解,在多尺度分解的过程中,逐步增加

去噪尺度,将不同尺度的强噪声逐步从上一尺度的去噪结果中分离出来。经过对模拟水雷目标图像进行测试,文中算法可以在较好地去除非均匀强噪声的同时保留模拟水雷的目标信息。

1 非均匀强噪声去除方法

文中针对水雷目标图像中的非均匀强噪声提出了一种新的去噪方法。首先,对非均匀强噪声进行统计,并以尺度衡量其强度;其次,提出 LEP-EPC 滤波算法,使其比 LEP 具有更优秀的保边缘平滑能力;最后,依据强噪声尺度迭代地将 LEP-EPC 滤波算法运用到每次的去噪结果上去除非均匀强噪声。图 1 为去噪算法流程图。

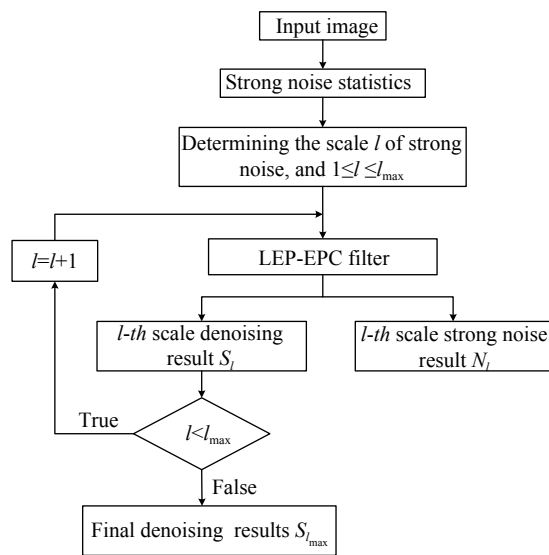


图 1 去噪算法流程图

Fig.1 Flow chart of denoising algorithm

1.1 水下非均匀强噪声的特性衡量

水下环境的复杂性决定了强噪声的特殊性。一方面,强噪声空间分布非均匀。水雷成像一般是在 30 m 以下的水下环境中,由于水体对光照的吸收,水深大于 30 m 的水下几乎是漆黑一片,所以深水成像必须采用人工照明设备提供光源。人工光源属于汇聚光源^[8],虽然一般会在光源前添加准直透镜,但是水体的

散射过程会让准直光逐步向漫射光过度,使得光场呈喇叭状分布,出现中间光子密度大,往四周逐渐减弱的现象。受成像距离和视场角限制,在光场的覆盖区域,强噪声会呈现同样的喇叭状分布,而在光场覆盖范围以外的区域,图像会存在暗区,强噪声强度较小甚至没有。另一方面,强噪声大小非均匀。水下里含有的浮游物及有机质相当于一个个微小的多面体,当相干光照射到多面体上发生衍射,而多面体的每个面接收到入射光后会改变该部分光波的相位,使衍射光在空间上产生干涉现象。强噪声在成像上具体表现为大量无规则的颗粒状亮斑。

图 2(a) 是实地采集的自然水下图像,水下目标是模拟水雷,图 2(b) 是利用暗通道算法^[5]去散射的结果,图中框选了模拟水雷目标区域和两处非均匀强噪声区域,其细节放大图见图 2(c) 和图 2(d)。由图 2 可以看出,利用去散射方法的确缓解了水下后向散射对图像的干扰,但是同时也放大了强噪声对图像的影响,不利于探测水雷目标。

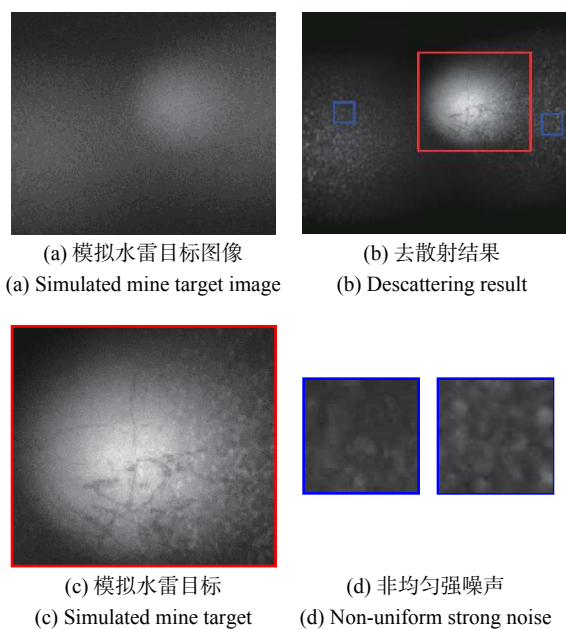


图 2 模拟水雷目标图像

Fig.2 Simulated mine target image

为了定量描述水下强噪声的非均匀特性,我们对模拟水雷目标图像进行强噪声统计。由于强噪声在图像上表现为无规则的亮斑,因此可以对这些亮斑进行连通域检测,并统计连通域外接矩形的长边长度 $length$, 以此来衡量强噪声的强度。为了定量描述强

噪声,文中给非均匀强噪声定义不同的尺度 $l(l \geq 1)$, 最大的强噪声尺度 l_{max} 取决于统计的连通域外接矩形的长边长度的最大值 $length_{max}$:

$$\arg \min_{l_{max}} |2^{l_{max}+1} - length_{max}| \quad (1)$$

图 3 是模拟水雷目标图像的强噪声统计结果。由图 3 可以看出, $length_{max} = 58$, 因此模拟水雷目标图像中最大的强噪声尺度 $l_{max} = 5$, 即强噪声尺度 $1 \leq l \leq 5$ 。统计得到最大的强噪声尺度后可以对强噪声进行尺度划分,若强噪声的 $length$ 满足 $2^l < length < 2^{l+1}$, 则该强噪声属于第 l 尺度。

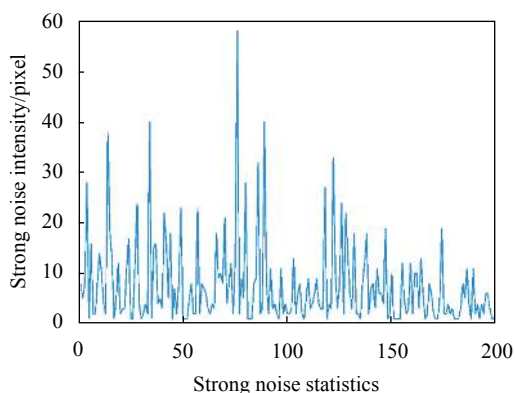


图 3 模拟水雷目标图像的强噪声统计

Fig.3 Strong noise statistics of simulated mine target image

1.2 算法模型

1.2.1 局部保边缘滤波

强噪声的非均匀特性决定了强噪声具有局部特征,因此文中采用局部平滑的方式去除水下非均匀强噪声。局部保边缘滤波 (Local Edge-Preserving, LEP) 是依据图像局部梯度特征来区分图像内容中的边缘与非边缘,建立局部线性模型,构造出具有边缘保留特性的权值,从而达到保边缘平滑的目的。运用局部保边缘滤波算法去噪,既能有效地去除多种类型的噪声,又能保留边缘信息^[9]。算法假设输入图像为 I , 输出图像为 S , 在局部窗口 ω 中最小化公式 (2):

$$\min \sum_{i \in \omega} (I(i) - a_{\omega} I(i) - b_{\omega})^2 + \alpha |\nabla I(i)|^{(2-\beta)} a_{\omega}^2 \quad (2)$$

式中: $i = (x, y)$, 代表图像的空间坐标; α 、 β 为已知参数; a_{ω} 、 b_{ω} 为待求参数。算法假设 S 和 I 在局部窗口 ω 里存在公式 (3) 的线性关系, 利用公式 (2) 求出 a_{ω} 、

b_ω 即可得到去噪结果:

$$S(i) = a_\omega I(i) + b_\omega, i \in \omega \quad (3)$$

$$a_\omega = \frac{\sigma_\omega^2(i)}{\sigma_\omega^2(i) + \frac{1}{N} \alpha \sum_{i \in \omega} |\nabla I(i)|^{2-\beta}} \quad (4)$$

$$b_\omega = \bar{I}_\omega(i) - a_\omega \bar{I}_\omega(i) \quad (5)$$

式中: $\sigma_\omega^2(i)$ 是 I 在局部窗口内的方差; $\bar{I}_\omega(i)$ 是 I 在局部窗口内的均值。公式 (2) 的惩罚项中仅仅利用梯度信息去控制图像各部分内容的平滑程度, 然而梯度信息容易受噪声干扰, 无法很好地表示图像边缘处的像素; 由公式 (4) 易知待求参数 a_ω 恒小于 1, 结合 $\nabla S(i) = a_\omega \nabla I(i)$ 可知去噪的同时必然平滑图像的边缘信息。因此, 文中根据这两点, 对 LEP 算法模型提出优化。

1.2.2 基于边缘感知约束的局部保边缘滤波

文中针对 LEP 算法的保边缘平滑特性进行优化, 提出了一种基于边缘感知约束的局部保边缘 (Local Edge Preserving based on Edge Perception Constraint, LEP-EPC) 滤波。为了减小去噪对边缘信息的影响, 首先需要更好地区分边缘与噪声。文中采用文献 [10] 中提出的差分特征值作为边缘感知测度。差分特征值的计算是基于图像的 Hessian 矩阵, Hessian 矩阵是通过计算图像的二阶导数得到。研究表明, 相比于一阶导数 (梯度), 二阶导数能够更好地表征图像的边缘及细节^[11]。Hessian 矩阵定义为:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Hessian 矩阵的特征值 λ_1 和 λ_2 由公式 (7) 和 (8) 可以得到:

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} \left[(I_{xx} + I_{yy}) + \sqrt{(I_{xx} - I_{yy})^2 + 4I_{xy}^2} \right] \quad (7)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} \left[(I_{xx} + I_{yy}) - \sqrt{(I_{xx} - I_{yy})^2 + 4I_{xy}^2} \right] \quad (8)$$

由此, 差分特征值 $D(i)$ 定义为:

$$D(i) = (\lambda_1 - \lambda_2) \lambda_1 w(i) \quad (9)$$

其中 $w(i)$ 是用来平衡边缘增强以及噪声抑制的自适应权重, 定义为:

$$w(i) = \frac{\sigma_\omega^2(i) - \min(\sigma_\omega^2)}{\max(\sigma_\omega^2) - \min(\sigma_\omega^2)} \quad (10)$$

式中: $\max(\sigma_\omega^2)$ 和 $\min(\sigma_\omega^2)$ 是局部方差 $\sigma_\omega^2(i)$ 的最大值与

最小值。

利用 $D(i)$ 能够较好地区分目标边缘与噪声: 当像素点位于目标边缘处, λ_1 较大, λ_2 较小, $(\lambda_1 - \lambda_2) \lambda_1$ 较大, 因此 $D(i)$ 也较大; 当像素点位于平坦区域, $(\lambda_1 - \lambda_2) \lambda_1$ 较小, $(\lambda_1 - \lambda_2) \lambda_1$ 较小, 因此 $D(i)$ 也较小。图 4(b) 是图 4(a) 与标准差为 30 的高斯白噪声仿真而成的含噪图像, 图 4(c) 和图 4(d) 分别是图 4(b) 的梯度图与差分特征值。分析图 4 可知, 梯度图并没有将噪声和边缘区分开, 而差分特征值则能够更好地表示图像边缘信息, 具有更强的抗噪声干扰能力。

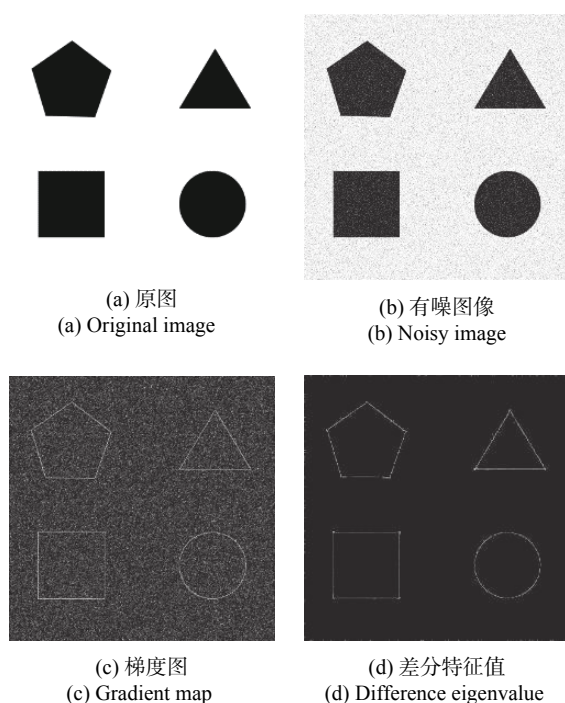


图 4 梯度与差分特征值比较

Fig.4 Comparison of gradient and difference eigenvalue

利用 $D(i)$ 可以构建出一个空间自适应的正则化系数 $1/(1 + \beta D(i))$, 那么新的目标函数为:

$$\min \sum_{i \in \omega} (I(i) - a_\omega I(i) - b_\omega)^2 + \frac{R(i)}{1 + \beta D(i)} \quad (11)$$

显然, $1/(1 + \beta D(i))$ 的取值依赖于 $D(i)$, 根据像素点的位置给正则化项 $R(i)$ 施加不同的惩罚权重, 从而控制去噪图像各部分内容的平滑程度。当像素点位于图像平坦区域时, $D(i)$ 的值较小, $1/(1 + \beta D(i))$ 会给平坦区域的像素点施加一个较大的惩罚, 从而平滑噪声; 而当像素点位于边缘时, $D(i)$ 的值较大, 会给边缘处的像素值施加较小的惩罚, 从而保留边缘和细

节。为了防止最终的去噪结果中出现块状伪影以及增加算法的鲁棒性,文中对 Hessian 矩阵进行高斯滤波,即公式 (6) 修正为:

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} * G & I_{xy} * G \\ I_{xy} * G & I_{yy} * G \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, G 代表高斯核。

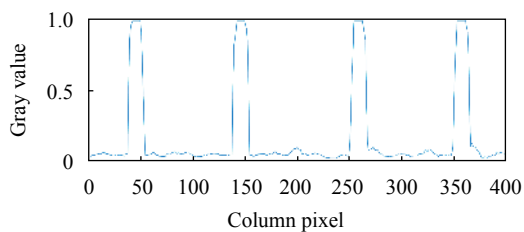
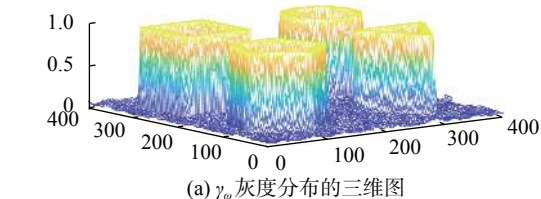
其次,由公式 (3) 易知 $\nabla S(i) = a_\omega \nabla I(i)$, 算法保边缘特性的好坏取决于 a_ω 的值。理论上,当某个像素点位于输入图像的边缘处时, a_ω 的值为 1, 则边缘可以完全保留; 当某个像素点位于输入图像的平坦区域时, a_ω 的值为 0, 则该区域可以得到很好的平滑。若 $R(i) = a_\omega^2$, 则最终求得的 a_ω 依然恒小于 1。为了让求解出的 a_ω 的值更接近于理论值, $R(i) = (a_\omega - \gamma_\omega)^2$, 其中 γ_ω 是边缘感知约束项, 定义为:

$$\gamma_\omega = 1 - \frac{1}{1 + e^{\eta_\omega(\varphi_\omega - \mu_\varphi)}} \quad (13)$$

式中: $\eta_\omega = \frac{n}{(\mu_\varphi - \min(\varphi_\omega))}$, n 可以是大于 1 的任意整数, 文中取 $n = 2$; φ_ω 定义为两个局部窗口 ω 和 ω' 内的标准差的乘积 $\sigma_\omega \sigma_{\omega'}$; μ_φ 是 φ_ω 的均值。

图 5 是根据图 4(b) 的有噪图像得到的边缘感知约束项 γ_ω 的灰度分布图, 分析图 5 易知, 当图像的像素点位于目标图像边缘处时, γ_ω 接近于 1; 当输入图像的像素点位于平坦区域时, γ_ω 接近于 0。

综合以上分析, 优化后的去噪目标函数可以写成



(b) The sectional diagram of gray distribution of γ_ω

图 5 边缘感知约束项 γ_ω 的灰度分布图

Fig.5 Gray distribution of edge perception constraint term γ_ω

公式 (14) 的形式:

$$\min \sum_{i \in \omega} (I(i) - a_\omega I(i) - b_\omega)^2 + \frac{1}{1 + \beta D(i)} (a_\omega - \gamma_\omega)^2 \quad (14)$$

根据模型 (14), 可以求得参数如下:

$$a_\omega = \frac{\sigma_\omega^2 + \frac{1}{1 + \beta D(i)} \gamma_\omega}{\sigma_\omega^2 + \frac{1}{1 + \beta D(i)}} \quad (15)$$

$$b_\omega = \bar{I}_\omega(i) - a_\omega \bar{I}_\omega(i) \quad (16)$$

相比于原始 LEP 算法模型, LEP-EPC 的算法模型求出的参数更接近于理论值。因此, 在保边缘平滑效果上 LEP-EPC 算法比 LEP 算法更好。

1.2.3 多尺度分解

给定一幅含有强噪声的图像 I , 通过单次滤波去噪可以将它分解成两层, 一层是去噪结果 S , 另一层是分离出的强噪声 N 。假设把单次滤波去噪抽象为函数 f , 则

$$f(I) = S + N \quad (17)$$

但是由于噪声是非均匀的, 单次滤波只可以分离得到某一个尺度的噪声, 去噪不够彻底, 且滤除强噪声的尺度取决于局部滤波窗口的大小, 因此固定的滤波窗口无法很好地解决强噪声非均匀的问题。为了去除非均匀强噪声, 需要迭代地将 f 应用到每一次的去噪结果中, 在迭代过程中依据强噪声尺度逐步增大去噪尺度 l , 从而生成多尺度分解。迭代过程可以用公式 (18) 表示:

$$\begin{cases} S_l = f_l(S_{l-1}) \\ N_l = S_{l-1} - S_l \end{cases} \quad l = 1, 2, 3, \dots, m \quad (18)$$

式中: S_0 初始化为输入图像 I , 多次迭代后, 可以得到每个尺度的去噪图像 $S_1 \sim S_m$ 和每个尺度的噪声图像 $N_1 \sim N_m$, S_m 是最终的去噪结果。

2 实验结果及分析

文中算法采用 MATLAB 编程实现, 运行环境为 Windows10, 处理器为 Intel(R)Core(TM)i7。文中在这一部分安排如下: 首先利用仿真实验来比较 LEP 滤波算法和 LEP-EPC 滤波算法在保边缘平滑性能上的优劣; 其次对含有真实强噪声的模拟水雷目标图像利用

LEP-EPC 滤波算法结合多尺度分解策略(下文简称 LEP-EPCM 算法)进行去噪,并与经典去噪算法在主观评价和客观评价两方面对比去噪结果。主观上,对比的经典算法包括 BM3D 算法^[12]和梯度 L_0 范数最小化算法^[13](下文简称 L_0 算法);客观上,文中利用等效视数 (Equivalent Number of Looks, ENL) 和边缘保持指数 (Edge Preserved Index, EPI) 分别衡量算法在均匀区域对强噪声的去除能力和在目标区域对边缘信息的保留能力,并且还统计了算法的耗时。最后通过对比去噪前后的图像分割测试结果,验证算法在目标探测方面的有效性。

2.1 滤波算法的去噪结果对比

首先利用一组仿真图像来比较 LEP 滤波算法与 LEP-EPC 滤波算法在保边缘平滑性能上的优劣,实验结果如图 6 所示。从结果可以看出,两种算法模型对噪声都有着一定的平滑效果。但是 LEP 算法的去噪结果中模拟水雷目标的边缘及图像细节信息均发生了丢失,而 LEP-EPC 算法对模拟水雷和绳索的边缘保持得更好。此外,文中利用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 对算法进行定量评估。在实验中

高斯白噪声的标准差分别设置为 15、20、25、30、35 和 40,分别利用两种滤波算法对图像进行去噪。去噪结果的 PSNR 对比如图 7 所示,结果表明 LEP-EPC 算法对噪声有着更好的平滑效果,表 1 中的 SSIM 结果进一步说明,LEP-EPC 算法在边缘保护方面表现良好。

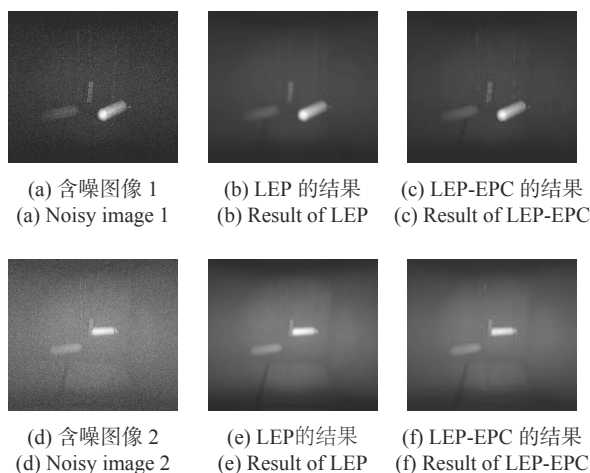
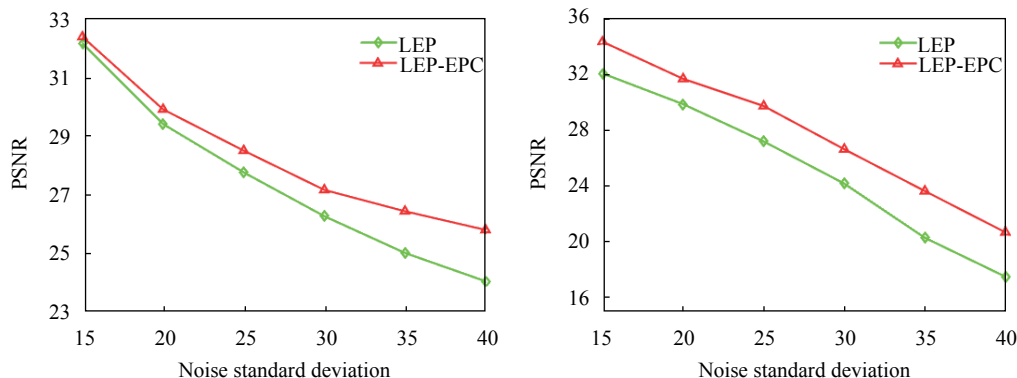


图 6 两种滤波算法的去噪结果对比

Fig.6 Comparison of denoising results of the two filtering algorithms



(a) 含噪图像1去噪结果的 PSNR 对比 (b) 含噪图像 2 去噪结果的 PSNR 对比
(a) PSNR comparison of denoising result of noisy image 1 (b) PSNR comparison of denoising result of noisy image 2

图 7 两种滤波算法的去噪结果在不同噪声水平下的 PSNR 对比

Fig.7 PSNR comparison of the denoising results of the two filtering algorithms under different noise levels

表 1 不同噪声水平下图像去噪结果的 SSIM 对比

Tab.1 SSIM comparison of image denoising results under different noise levels

Images	Algorithms	Noise standard deviation					
		15	20	25	30	35	40
Fig.6(a)	LEP	0.9378	0.9255	0.9074	0.8876	0.8615	0.8411
	LEP-EPC	0.96148	0.9452	0.9205	0.9027	0.8891	0.8635
Fig.6(d)	LEP	0.9319	0.9265	0.9131	0.8973	0.8756	0.8561
	LEP-EPC	0.9594	0.9476	0.9325	0.9192	0.8921	0.8819

2.2 水下非均匀强噪声的去噪效果对比

为了证明文中算法相比于经典算法在去除水下强噪声方面的优势,图 8 给出了 4 组含有真实非均匀强噪声的模拟水雷目标图像经过不同算法处理后的结果。主观上看, BM3D 算法对目标信息保留较好,但是去除大尺度的噪声效果不理想,且处理结果相较于原图存在着一定的模糊; L_0 算法有着较明显的去噪效果,但是在目标边界处及强噪声区域有着明显的阶梯效应,而且容易发生目标丢失; LEP-EPCM 算法的处理结果中无明显伪影,目标保留较好且去噪较为彻底。说明相较于另外两种经典算法, LEP-EPCM 在保边缘去噪的同时有着更好的视觉效果。

为了定量地评价 LEP-EPCM 与另外两种经典算法的性能,文中采用 ENL、EPI 以及耗时作为衡量算

法性能的指标。ENL 是用来衡量图像均匀区域的平滑度,其值越高,说明对均匀区域强噪声的平滑效率越高。定义为:

$$ENL = \frac{\mu^2}{\sigma^2} \quad (19)$$

式中: μ 和 σ 分别代表均匀区域的像素均值和标准差。EPI 反映的是去噪后保留图像边缘细节的程度,定义为:

$$EPI = \frac{\sum_i \sum_j |S(i+1, j) - S(i, j)|}{\sum_i \sum_j |I(i+1, j) - I(i, j)|} \quad (20)$$

式中: S 是去噪后的图像, I 是含噪声图像。EPI 越接近 1, 说明去噪后的图像边缘细节保留越好。文中分别计算了图 8 中框选的目标区域的 EPI 值以及强噪

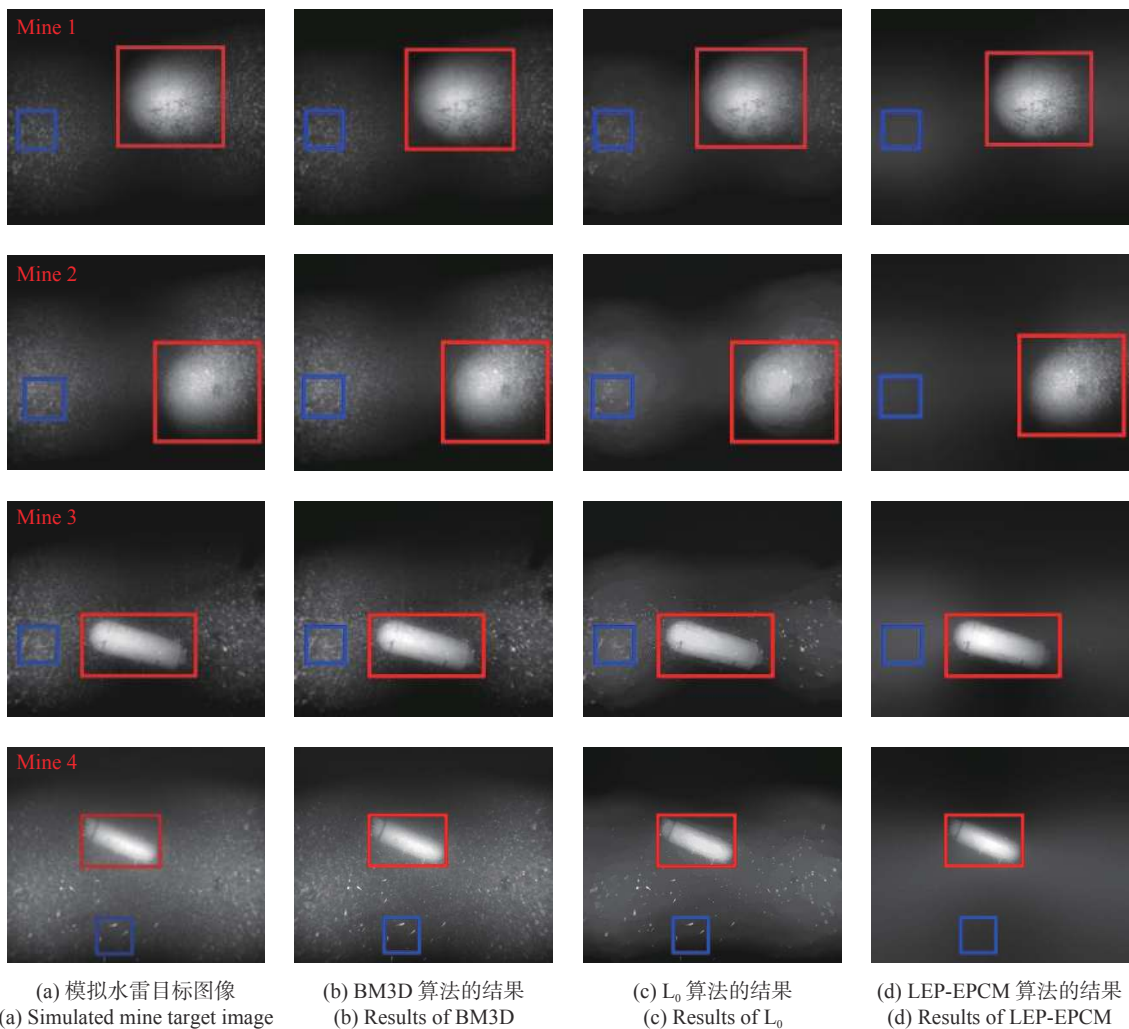


图 8 模拟水雷目标图像的去噪结果对比

Fig.8 Comparison of denoising results of simulated mine target images

声区域的 ENL 值,对比结果见表 2。通过对比表中数据可知,LEP-EPCM 算法去噪结果的 ENL 和 EPI 值均是最高,说明保边缘去噪效果更好。在耗时方面,由表 3 数据中不难看出 BM3D 算法耗时最长,LEP-EPCM 算法耗时低于 L_0 算法的耗时,去噪更加高效。

表 2 不同算法去噪结果的质量评估

Tab.2 Quality assessments of denoising results of different algorithms

Algorithms	Mine1		Mine2		Mine3		Mine4	
	ENL	EPI	ENL	EPI	ENL	EPI	ENL	EPI
Original image	33.67	1.0	39.10	1.0	31.65	1.0	8.33	1.0
BM3D	48.34	0.84	48.36	0.55	37.43	0.80	6.99	0.52
L_0	76.22	0.82	73.75	0.62	61.16	0.62	3.09	0.32
LEP-EPCM	422.75	0.98	307.88	0.64	230.75	0.86	232.16	0.60

表 3 不同算法去噪结果的耗时对比

Tab.3 Time cost comparison of denoising results of different algorithms

Algorithms	Mine1	Mine2	Mine3	Mine4
BM3D	12 s	11.9 s	11.7 s	11.1 s
L_0	3.25 s	3.27 s	3.05 s	3.07 s
LEP-EPCM	3.06 s	3.08 s	2.95 s	3.01 s

2.3 图像分割测试

文中还对模拟水雷目标图像进行了图像分割测试,并对比了不同算法去噪前后的图像分割结果。从图 9 可以直观地看出,图像去噪之前,目标被淹没在强噪声中,不便于后续的目标探测;通过 BM3D 算法和 L_0 算法处理后,依然没有将目标从强噪声背景中分割出来,而 LEP-EPCM 算法将水雷目标从强噪声中

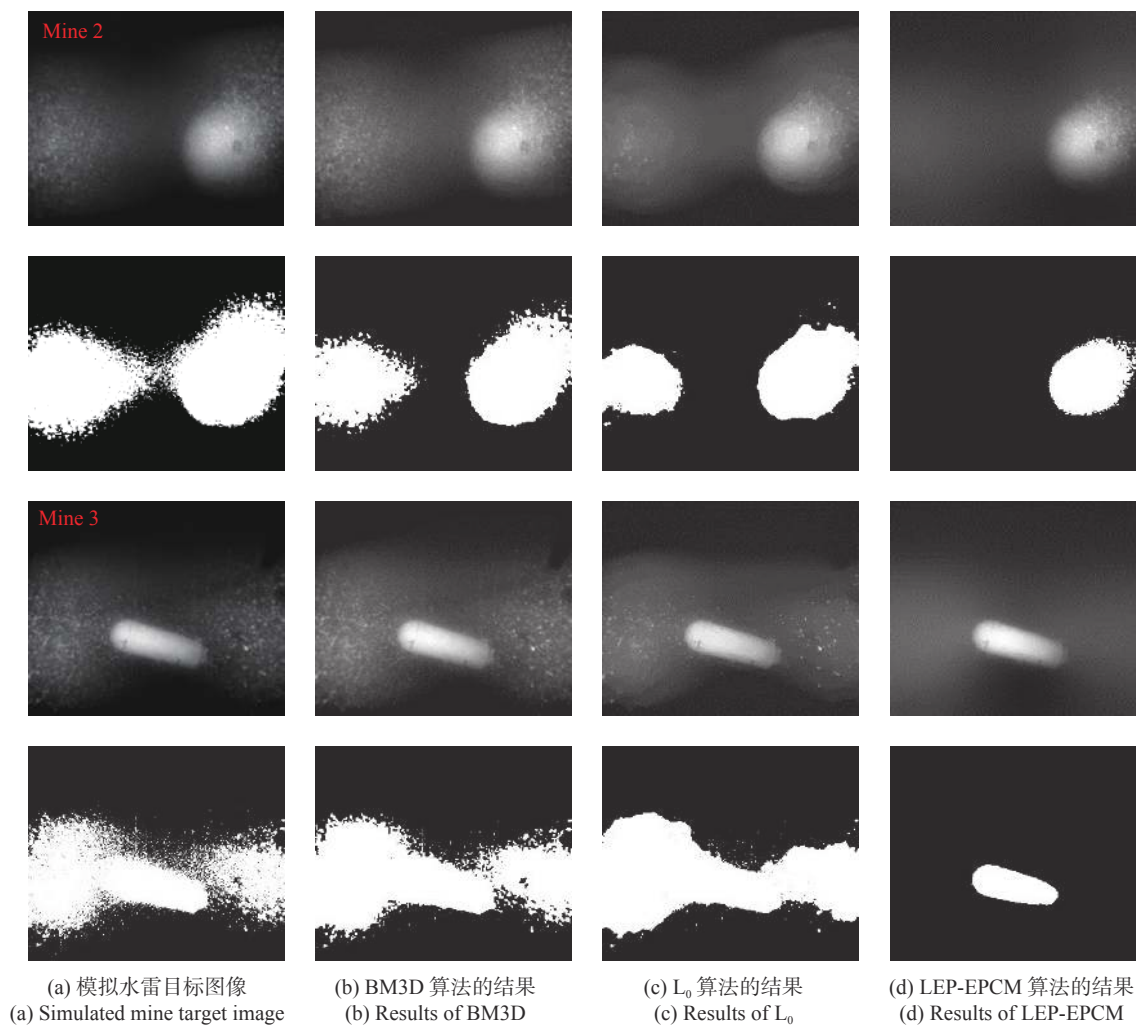


图 9 不同算法下图像去噪前后的分割对比

Fig.9 Image segmentation comparison before and after denoising under different algorithms

分离了出来,强噪声被大量去除,大大减少了强噪声对水雷目标探测的干扰,为水雷目标探测提供了较为清晰的几何特征和候选区域,提高了目标探测的精确度。

3 结论

文中针对去散射后的模拟水雷目标图像中的非均匀强噪声做了去噪研究,提出了一种基于边缘感知约束的非均匀强噪声去除方法。首先基于 LEP 滤波算法提出了新的优化算法 LEP-EPC,在模型中引入了一个基于空间自适应的边缘感知约束正则化项,用来更好地表征图像的边缘及细节,使得算法的保边缘平滑特性更好。其次针对水下强噪声的非均匀特性,将优化后的模型迭代地运用到每次的去噪结果上生成多尺度分解,将不同尺度的噪声逐步从上一尺度的去噪结果中分离出来。实验结果表明,文中算法能够在较好地去除水下非均匀强噪声的同时保留模拟水雷目标信息,对实时水雷作业也有一定指导意义。

参考文献:

- [1] Liang Tianquan, Zhang Xiaoyun, Duan Peng, et al. Underwater target detection under strong scattering medium using improved dark channel method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(2): 0203012. (in Chinese)
- [2] Hu Haofeng, Li Xiaobo, Liu Tiegeng. Recent advances in underwater image restoration technique based on polarimetric imaging [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(6): 0603006. (in Chinese)
- [3] Wang Yibin, Yin Shibai, Lv Zhuowen. Adaptive background light estimation and nonlocal prior underwater image restoration [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(2): 499-510. (in Chinese)
- [4] Fan Zhiguo, Song Qiang, Dai Qingqing, et al. Polarization restoration of underwater target based on global parameter estimation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(7): 1621-1632. (in Chinese)
- [5] Kaiming He, Jian Sun, Xiaoou Tang, et al. Single image haze removal using dark channel prior [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [6] Komuro T, Chen K, Enomoto K, et al. Tracking and removal of suspended matter from underwater video images[C]// Thirteenth International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 2017.
- [7] Gu B, Li W, Zhu M, et al. Local edge-preserving multiscale decomposition for high dynamic range image tone mapping [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(1): 70-79.
- [8] Quan Xiangqian, Chen Xiangzi, Quan Yongqian, et al. Analysis and development of deep sea optical lighting and imaging system [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(2): 153-165. (in Chinese)
- [9] Wang Li. Research on edge preserving image filtering and segmentation under high intensity noise[D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2016. (in Chinese)
- [10] Tian Haiying, Cai Hongmin, Lai Jianhuang, et al. Effective image noise removal based on difference eigenvalue[C]//Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on, 2011.
- [11] Tang C, Han L, Ren H, et al. Second-order oriented partial-differential equations for denoising in electronic-speckle-pattern interferometry fringes [J]. *Optics Letters*, 2008, 33(19): 2179-2181.
- [12] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [13] Xu L, Lu C, Xu Y, et al. Image smoothing via L_0 gradient minimization [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 30(6): 2024208.



第一作者简介: 洪汉玉, 2004年毕业于华中科技大学, 获模式识别与智能系统博士学位。2005年至2007年在华中科技大学光电学院做博士后研究, 2008年至2009年在澳大利亚 Deakin University 任高级访问教授, 2009年至2010年在韩国 Inha University 被聘为研究教授。现任武汉工程大学电气信息学院院长和光学信息与模式识别湖北省重点实验室常务副主任。主要研究方向: 导航与制导, 现代图像处理, 模式识别, 智能控制系统, 机器视觉, 三维非接触视觉检测。



作者简介：吴世康，2018年6月毕业于武汉工程大学，获电子信息工程专业学士学位，2018年9月至今于武汉工程大学模式识别与智能系统专业攻读硕士学位，在光学信息与模式识别湖北省重点实验室从事科研工作，主要研究方向是图像处理与模式识别。

第 10 届国际应用光学与光子学技术交流大会 (AOPC 2021)

<https://www.csoe.org.cn/meeting/AOPC2021/>

2021年6月20-22日 北京国家会议中心 (CNCC)

主办单位: 中国光学工程学会 (CSOE)、SPIE

征文议题:

Topic1: Advanced Laser Materials and Laser Technology / 新型激光材料与激光器

Topic2: Advanced Laser Processing and Manufacturing / 激光先进制造与装备

Topic3: Laser Transmission and Communication / 激光传输与通信技术

Topic4: Laser Field Control and Beam Control / 激光光场调控和光束控制

Topic5: THz Technology and Applications / 太赫兹技术

Topic6: Infrared Devices and Infrared Technology / 红外器件与红外技术

Topic7: Optoelectronic Devices and Integration / 光电子集成

Topic8: Nano Photonics / 微纳光子学

Topic9: Display Technology and Optical Storage / 先进显示技术与光存储

Topic10: Optical Display and Sensing in Augmented, Virtual, and Mixed Reality (AR, VR, MR) / 增强、虚拟和混合现实 (AR、VR、MR) 中的光显示和光传感

Topic11: Optical Spectroscopy and Imaging / 光谱仪与光谱成像

Topic12: Optical Sensing and Imaging Technology / 光电探测与成像技术

Topic13: Novel Optical Design / 新体制光学设计

Topic14: Optics Ultra Precision Manufacturing and Testing / 超精密光学加工与检测技术

Topic15: Quantum Information Technology / 量子信息技术

Topic16: Micro-optics and MOEMS / 微光学与微光机电系统

Topic17: Biomedical Optics / 生物医学光子学

Topic18: Atmospheric and Environmental Optics / 大气与环境光学

Topic19: Optical Information and Network / 光信息与光网络

Topic20: Space Optics, Telescopes and Instrumentation / 望远镜、空间光学与仪器

Topic21: AI in Optics and Photonics / 人工智能在光学与光子学应用

发表须知:

会议论文由 SPIE 正式出版, EI 核心收录。英文摘要截稿日期: 2021 年 3 月 20 日 (第一轮)。

英文摘要投递网址: <https://b2b.csoe.org.cn/submission/AOPC2021.html>

秘书处: 刘艳, liuyan@csoe.org.cn, 022-58168510; 蔡方方, cai_ff@csoe.org.cn, 022-58168541