

基于弱纹理块的噪声估计方法在侧扫声呐图像去噪中的应用

张家发¹, 周兴华¹, 赵洪臣^{1,2}, 唐秋华¹

(1. 国家海洋局 第一海洋研究所, 山东 青岛 266061;

2. 南京大学 地理与海洋科学学院, 江苏 南京 210023)

摘 要:侧扫声呐图像受混响效应影响导致侧扫声呐图像斑点噪声强,边缘模糊,纹理较弱,严重时还会掩盖海底地貌。噪声方差是许多侧扫声呐图像变换域去噪算法的必要参数。指出了侧扫声呐图像在乘性噪声的影响下灰度值溢出的问题,并且以侧扫声呐图像中乘性噪声为背景,考虑灰度值范围对乘性噪声的抑制作用,提出了一种基于弱纹理块的噪声估计方法。算法主要根据噪声的散射模型,将侧扫声呐图像经过幂变换和对数变换,将服从瑞利分布的乘性斑点噪声变换为高斯白噪声,基于变换图像的梯度协方差矩阵和弱纹理块的动态选择,以迭代的方式确定噪声方差。实验结果表明:该算法能够去除灰度值溢出现象对噪声估计的影响,在明亮区域及背景区域的噪声估计结果稳定准确。

关键词:噪声估计;侧扫声呐图像;灰度值溢出;弱纹理块;去噪

中图分类号:P714

文献标识码:A

文章编号:1002-3682(2018)01-0017-10

doi:10.3969/j.issn.1002-3682.2018.01.002

侧扫声呐是一种被广泛应用于海底地形测绘、海上资源勘探、航道疏浚、水下目标物寻找等领域的高分辨率水下成图工具^[1-2]。侧扫声呐图像通常分为 3 部分:目标区、阴影区和背景混响区。侧扫声呐图像在获取、传输等过程中会不可避免地受到各种噪声的干扰,影响图像承载信息的获取与判读。其中,海底地形、海面以及作为传输介质的海水一起构成了声呐信号的主要水声通道。但是由于海洋环境的不确定性、声波信号自身传播特性以及人为因素等原因,侧扫声呐图像伴有严重且复杂的噪声。传播介质中的各种散射体和海底介质引起的海洋混响噪声^[3-4],常常导致图像斑点噪声强,严重时会引起目标边缘模糊,掩盖真实的海底地貌,导致图像误读。因此,我们需要对侧扫声呐图像进行去噪处理,为后续的解读与判别奠定基础。

按照噪声与信号的关系,通常可将噪声分为与信号无关的加性噪声和与信号相关的乘性噪声。在侧扫声呐图像中两种噪声同时存在,加性噪声主要为环境随机噪声,乘性噪声主要为斑点噪声。从量值及影响程度上看,加性噪声相对于乘性噪声来说要小得多,因此在侧扫声呐图像去噪处理时,一般只考虑乘性噪声的影响。

图像噪声去除的方法主要可以分为基于空间域的去噪方法和基于变换域的去噪方法。传统的空间域去噪方法主要是中值滤波、Wiener 滤波^[5-6]等。传统的空间域去噪方法主要利用了局部图像内像素的相关性,通过图像灰度的中值、均值或者某一原则下的统计值等来代替原有灰度以达到去噪的目的。但是经传统空间域去噪的图像一般边缘保持较差,不利于后续解读与判别。变换域法主要是将原始图像通过数学变换转换到其他域,利用信号和噪声在变换域的不同特性进行去除,从而达到去除噪声的目的。常见的侧扫声呐图像变换域算法主要是基于小波变换的方法^[7]和基于 curvelet, contourlet 变换的方法^[8-9]。小波变换解决了

收稿日期:2017-11-21

资助项目:国家重点研发计划项目——水下参考框架点建设与维护技术(2016YFB0501703, 2016YFB0501700);国家自然科学基金项目——基于声学遥感探测海底热液羽状流的基本特征研究(40706038)

作者简介:张家发(1990-),男,硕士研究生,主要从事图像处理方面研究。E-mail: jfzhang0532@163.com

(李 燕 编辑)

点奇异性时目标函数保存图像边缘的问题,而 curvelet, contourlet 变换进一步解决了小波变换不能表示二维或超平面的问题,可以更加有效地去除边缘噪声,保存了边缘信息和纹理信息。基于 curvelet, contourlet 变换的去噪算法需要将图像进行变换,对变换图像进行噪声估计后进行去噪。此外,基于主要成分分析的方法^[10-11]从图像矩阵本身的特性出发,给出了利用信号占主要成分,噪声成分较小的原理去除噪声的方法,取得了较好的效果。基于三维块匹配(BM3D)的方法^[4,12]是变换域和空间域的结合,对高斯白噪声取得了较好的去噪效果,对经过变换处理的侧扫声呐图像也有较好的去噪效果。BM3D 算法在处理侧扫声呐图像噪声时也需要将图像斑点噪声变换成近高斯白噪声,对变换图像进行噪声估计后作为算法参数进行去噪。

变换图像的噪声方差是这些变换域去噪算法的必要参数,直接影响算法的去噪效果和去噪效率。噪声估计方法可分为基于图像块的算法和滤波算法。基于图像块的算法^[13-14]主要将图像分割成若干子块,按照特定的数学法则将其中一个子块的方差作为噪声方差。弱纹理块是图像中纹理平滑的子块,包含的像素一般是同质的,且跨度较小。弱纹理块内图像本身灰度值保持不变,灰度值的变化主要是受噪声影响,所以可以把弱纹理块的方差作为噪声方差的近似估计值。弱纹理块的选择是基于图像块去噪算法的一个重要内容。滤波算法^[15-16]利用各种滤波器将原始图像滤去特定波段的信息,将原始图像和滤波后的图像之间的差值作为噪声。

文献[13]指出在高斯白噪声条件下,灰度值范围对部分噪声有抑制作用,造成对噪声估计结果的欠估计。本文实验表明,在乘性噪声条件下,灰度值范围同样会对侧扫声呐图像中的噪声存在抑制作用,造成灰度值溢出现象,对噪声估计及去噪结果产生影响。因此本文以侧扫声呐图像的乘性噪声为背景,以乘性噪声下灰度值范围对噪声的抑制作用为出发点,给出了一种基于侧扫声呐变换图像的弱纹理块噪声估计方法。

2 噪声模型及噪声估计算法原理

2.1 噪声模型

侧扫声呐图像的噪声主要是由于各种散射体和海底介质混响引起的乘性噪声。侧扫声呐工作时,信号从换能器发出,经过海水介质传播以及海底散射后,回波信号随机叠加在接收端,形成混响信号。根据信号在水体中的传播性质,可以得出混响信号的叠加公式为

$$A(t) = \sum_{n=1}^N A_n(t) \exp[j \varphi_n(t)], \quad (1)$$

式中, $A_n(t)$ 为 t 时刻第 n 个信号的幅值, $\varphi_n(t)$ 为对应信号的瞬时相位值。假设换能器收发正常,且忽略海水的瞬时变化,可以得到混响信号的相位服从平均分布,幅值服从瑞利分布^[1]。引入散射因子 $\mathbf{Z}$, 混响信号幅值可表示为

$$\mathbf{A} = E(\mathbf{A})\mathbf{Z}, \quad (2)$$

式中, $E(\mathbf{A})$ 为 $\mathbf{A}$ 的期望值,则 $\mathbf{Z}$ 与 $\mathbf{A}$ 同分布,因此 $\mathbf{Z}$ 近似服从瑞利分布。由瑞利分布可知, $\mathbf{Z}$ 的概率密度函数为

$$p_x(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ \frac{x}{\alpha^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\alpha^2}\right) & x \geq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

式中, α 为瑞利分布衰减参数。

2.2 乘性噪声下的灰度值溢出现象

根据侧扫声呐图像乘性噪声的性质可得到噪声模型为

$$\mathbf{I} = \mathbf{R}\mathbf{Z}, \quad (4)$$

式中, I 为含噪信号, R 为真实信号, Z 为服从瑞利分布的乘性噪声。 R 的取值范围为 $[0,255]$, Z 的取值绝大多数接近于 1。当 R 的取值较高,即处于图像高亮区内时,或者噪声较大,即 Z 的取值分布离散时, RZ 的取值会超出 $[0,255]$ 的灰度范围。由于高于 255 的灰度值被视为 255,所以噪声的存在会造成灰度值溢出,一部分噪声被抑制,并未完全体现。为形象说明灰度值溢出的现象,图 1 给出一副三灰度值模拟图像,灰度值分别为 10,127 和 237。

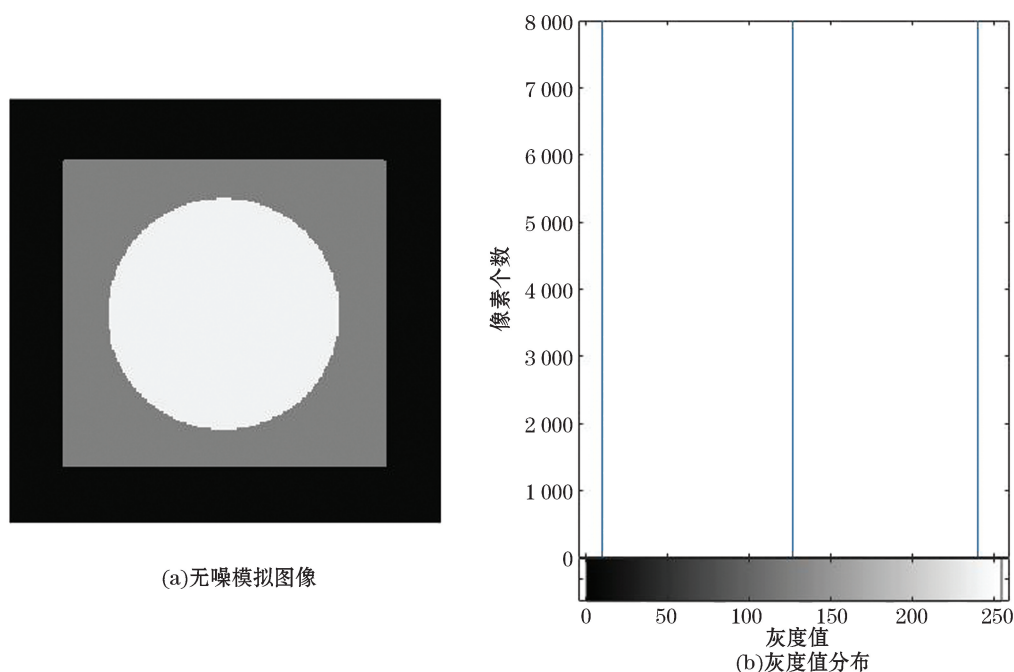


图 1 无噪模拟图像及其灰度值分布

Fig.1 Noiseless analog image and its gray value distribution

当模拟图像加入 $\sigma = 0.04$ 的乘性噪声,其灰度值分布如图 2 所示。

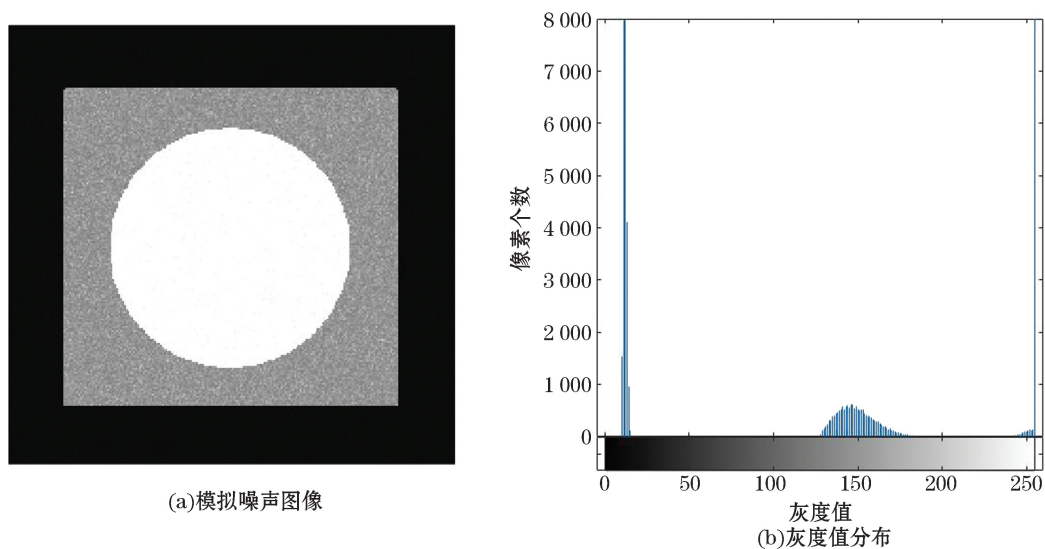


图 2 噪声图像及其灰度值分布

Fig.2 Noisy image and its gray value distribution

图 2 形象地表明了灰度值范围对噪声的抑制效果:灰度为 127 时,灰度值在加入乘性瑞利噪声后的分布图形十分接近瑞利分布图形,噪声图像相应部分斑点噪声明显;当灰度为 10 时,灰度值在加入乘性瑞利噪声后图形变得窄高孤瘦,但分布形状近似瑞利分布。并且由于基础灰度值为 10,噪声与信号相乘后受灰度值分级所限,跨越的灰度值范围较小,对应像素堆积,噪声图像上斑点较少。此现象会随着基础灰度值的增大而减弱;灰度为 237 时,灰度值加入乘性瑞利噪声后的分布图形前半部分接近瑞利分布,之后的像素全部集中于灰度值 255 上,造成 255 灰度值的像素个数大量堆积,图像斑点少。

侧扫声呐图像主要分为阴影区、背景混响区和目标区三类。由于阴影区作为背景存在,灰度值较小的情况很少,间接减弱了低灰度值区域对噪声估计的影响。高亮区往往包含较多的目标信息,此时灰度值范围对信号有很大抑制,必须慎重对待该区域内的噪声,以便为后续的处理奠定基础。

2.3 基于弱纹理块的噪声估计算法实现

2.3.1 侧扫声呐图像变换

从服从瑞利分布的乘性噪声变换为近高斯白噪声需要先将服从瑞利分布的乘性噪声变换为服从高斯分布的乘性噪声,Kukunage^[17]给出了瑞利分布转换为正态分布的变换公式:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}^v \quad 0 < v < 1, \quad (5)$$

式中, $\mathbf{X}$ 为原始数据, v 为变换系数, $\mathbf{Y}$ 为变换数据。当 v 取值在 0.35 附近时^[4,18],瑞利分布可以近似变换为正态分布,得到变换后图像

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{RZ})^v = \mathbf{R}_0 \mathbf{Z}_0, \quad (6)$$

式中, $\mathbf{Y}$ 为变换后的侧扫声呐噪声图像, $\mathbf{R}_0$ 为变换后的真实图像, $\mathbf{Z}_0$ 为变换后的噪声,服从高斯分布。

幂变换之后噪声为服从高斯分布的乘性噪声,对其进行对数变换,将噪声最终变换为近高斯白噪声。对式(6)进行对数变换:

$$\log_2 \mathbf{Y} = \log_2 (\mathbf{RZ})^v = \log_2 \mathbf{R}_0 + \log_2 \mathbf{Z}_0 = v \log_2 \mathbf{R} + v \log_2 \mathbf{Z}, \quad (7)$$

式中, $\log_2 \mathbf{Z}_0$ 为服从高斯分布的加性噪声, $\log_2 \mathbf{R}_0$ 为变换后真实图像。

2.3.2 噪声估计算法实现

图像进行变换后,噪声类型为高斯白噪声,图像方差模型:

$$\sigma^2 = \sigma_r^2 + \sigma_z^2, \quad (8)$$

式中, σ_r^2 为变换后真实图像的方差, σ_z^2 为变换后的噪声方差。弱纹理块是跨度较小的子块,纹理平滑,其包含的像素一般是同质的,图像本身灰度值基本保持不变, σ_r^2 接近于 0。因此,弱纹理块的方差 σ^2 约等于噪声方差 σ_z^2 。为选择出合适的弱纹理块,对变换后的图像 $\mathbf{y}$ 分别定义水平和竖直方向的差分算子 $D_h \mathbf{y}$, $D_v \mathbf{y}$,则图像 $\mathbf{y}$ 的纹理强度值 $\mathbf{C}_y$ 为

$$\mathbf{C}_y = \text{tr}(\mathbf{G}_y^T \mathbf{G}_y), \quad (9)$$

式中, $\mathbf{G}_y = [D_h \mathbf{y} \quad D_v \mathbf{y}]$, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。纹理强度通过阈值进行纹理块的提取,纹理块选择的阈值^[21]:

$$\tau = \sigma_n^2 F^{-1} \left(\delta, \frac{N}{2}, \frac{2}{N} \text{tr}(D_h^T D_h) \right), \quad (10)$$

式中, $F^{-1}(\delta, \alpha, \beta)$ 为 Gamma 分布反函数, δ 为置信水平因子, α 为形状参数, β 为尺度参数, σ_n^2 为块的方差。阈值 τ 与方差 σ_n^2 有关,因此用迭代的方式计算 σ_n^2 ,直到方差稳定,记为 σ_z^2 。

考虑到式(4)中 $\mathbf{Z}$ 的分布主要在 1 附近,因此经过变换后的噪声近似服从均值为 0,方差为 σ_z^2 的高斯分布。由高斯分布可知,变换后的噪声分布在 $(-3\sigma, 3\sigma)$ 的概率为 0.997 4,取极值 3σ ,则由式(7)可得 $\mathbf{Z}$ 的极限取值为

$$\mathbf{Z}_{\max} = 2^{\frac{3\sigma}{v}}. \quad (11)$$

为剔除受灰度值溢出影响的像素,进行噪声估计时设置图像块灰度值上界 $I_{\max}$ 为

$$I_{\max} = \frac{255}{Z_{\max}}, \quad (12)$$

顾及高斯分布的对称性,图像块灰度值的下界 $I_{\min}$ 为

$$I_{\min} = 255 - \frac{255}{Z_{\max}}. \quad (13)$$

用 $I_{\max}, I_{\min}$ 剔除原始图像中的像素,将剔除后的图像再次进行噪声估计,依次迭代,直到方差稳定。实验结果表明,噪声估计结果一般在 5 次循环内稳定,将得到的方差作为噪声方差 σ_{est}^2 。

3 实验分析与结果

为了评价本文提出算法的噪声估计能力,利用模拟图像和实际侧扫声呐图像进行了噪声水平估计实验,同时选取了基于主要成分分析的方法^[20]和基于样本统计方差的方法^[21]两种噪声估计方法进行对比。这 2 种方法的噪声评估能力都不依赖于弱纹理块的存在,能够较好地指示图像噪声的性质。此外,还将 3 种噪声估计方法得到的噪声方差作为参数输入 BM3D 算法进行了去噪实验,进一步比较了 3 种噪声估计方法的评估能力。

3.1 模拟图像噪声估计及去噪实验

分别对模拟对象加入 σ 为 0.02, 0.04 和 0.06 的乘性噪声,应用以上 3 种方法进行噪声水平估计,并将估计值作为参数输入 BM3D 中,以峰值信噪比(PSNR)作为客观依据,结合去噪效果综合对比了各方法的噪声估计能力。

图 3 分别展示了原始模拟图像和加入 $\sigma = 0.04$ 时的噪声图像以及 BM3D 算法在 3 种噪声方差参数下的去噪效果。在视觉效果上,基于主要成分分析的方法去噪效果较好,但有极个别噪声残留;基于样本统计方差的方法稍差,噪声残留少许;本文提出的方法效果优异,噪声基本去除,灰度值基本还原,无残留噪声。

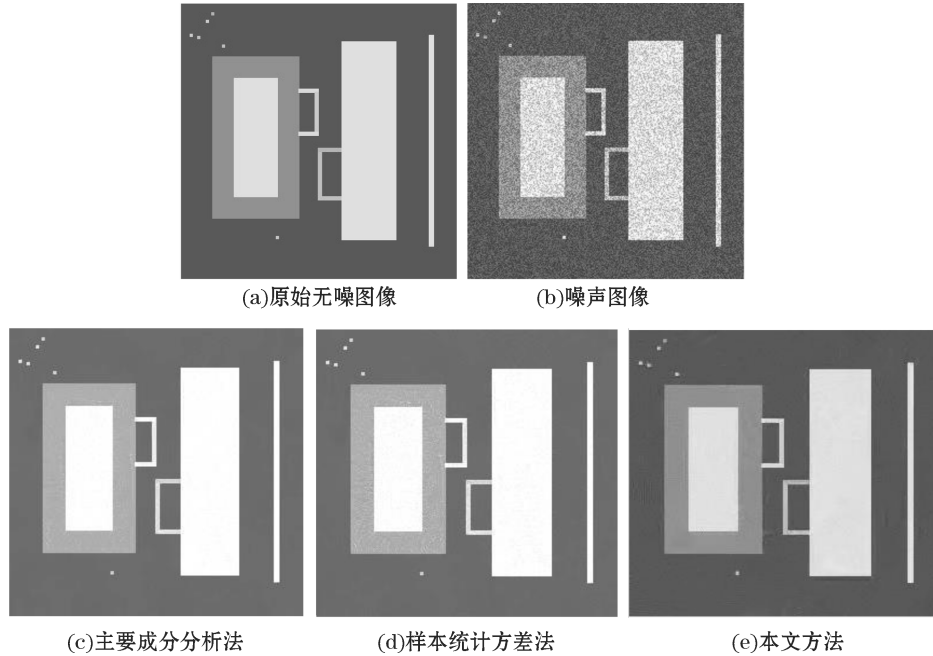


图 3 模拟噪声图像(方差 $\sigma = 0.04$)去噪效果比较

Fig.3 Comparison of denoising effects of the analog noise images (Variance $\sigma = 0.04$)

表 1 和表 2 分别为 3 种方法估计不同噪声的结果以及去噪后的 PSNR 值,可以明显看出:PSNR 值在低噪声时,本文方法略优于其余 2 种方法,差别很小;随着噪声的增加,由于剔除了受灰度值溢出现象影响的区域,本文方法相比其他 2 种方法的估计值不会造成噪声的欠估计,去噪优势逐渐增大;其余 2 种方法随着噪声增加,PSNR 值都是呈现明显的下降趋势,本文方法随着噪声增加而略有下降,但随后在高噪声时趋于稳定。

表 1 各噪声估计方法的估计结果比较

Table 1 Comparison of noise level estimations by using different methods

方 法	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
主要成分分析法	0.027 7	0.037 9	0.045 9	0.050 6
样本方差统计法	0.028 6	0.037 0	0.044 8	0.049 9
本文方法	0.028 2	0.038 5	0.045 0	0.051 3

表 2 不同噪声图像去噪后 PSNR 对比

Table 2 Comparison of PSNR after denoising of different noise images

方 法	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
主要成分分析法	34.723 3	32.654 7	30.014 1	29.274 5
样本方差统计法	34.617 3	32.702 9	29.632 4	28.968 7
本文方法	35.134 2	33.263 3	31.768 7	31.016 4

3.2 实际侧扫声呐图像噪声估计及去噪实验

图 4 为海底沉船侧扫声呐图像,带有较为严重的斑点噪声,船只边缘模糊,船体线性结构遭到噪声破坏,船只细节缺失,低亮度背景地形细节被掩盖。应用以上 3 种噪声估计方法对沉船图像进行噪声估计,并将结果作为先验参数进行 BM3D 去噪。

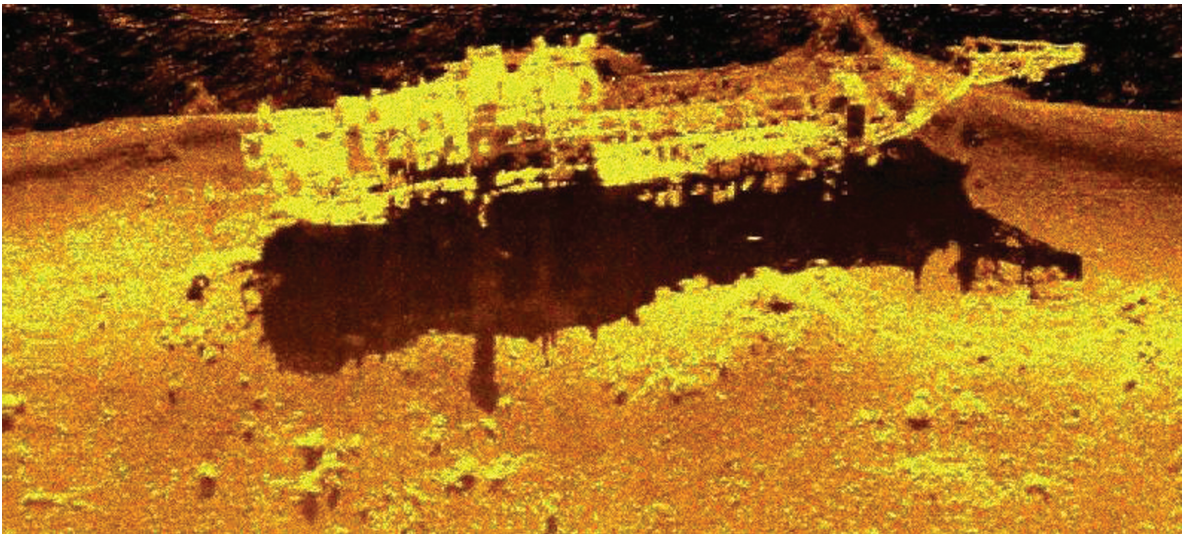


图 4 海底沉船侧扫声呐图像

Fig.4 Side-scan sonar image of a submarine sinking ship

图 5 展示了沉船原始图像高亮区和 BM3D 算法在 3 种噪声方差参数下的去噪图像。通过对比可以发现:对于高亮区线性目标物,本文算法和基于主要成分分析的方法复现良好,线性边缘保持完整,且噪声基本去除,而基于样本方差统计的方法对于线性边缘的保持能力稍欠缺,线条模糊。

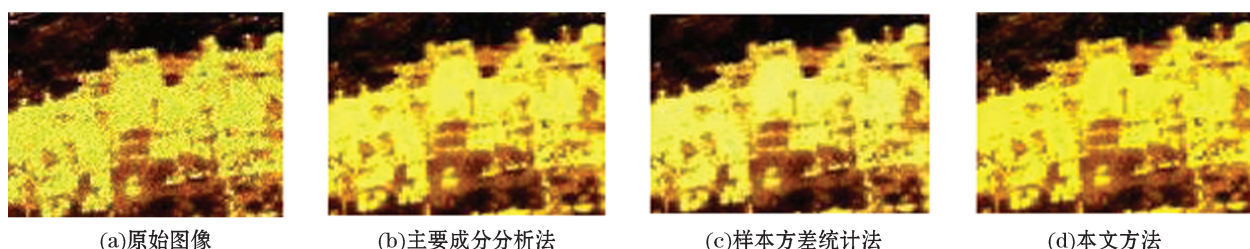


图 5 高亮区图像去噪效果对比

Fig.5 Comparison of denoising effects of images in the highlight area

图 6 展示了原始图像低亮度区域和 BM3D 算法在 3 种噪声方差参数下的去噪图像。原始图像的低亮度区域是背景地形,其整体灰度值偏低,地形细节缺失。通过去噪效果对比可以发现,由于在计算整体噪声方差时,本文算法剔除了受灰度值影响的低亮度区域,计算的噪声方差更能代表整体图像的噪声水平,因此去噪图像背景地形细节更加明显,黑色区域的部分细节可以得到复现。

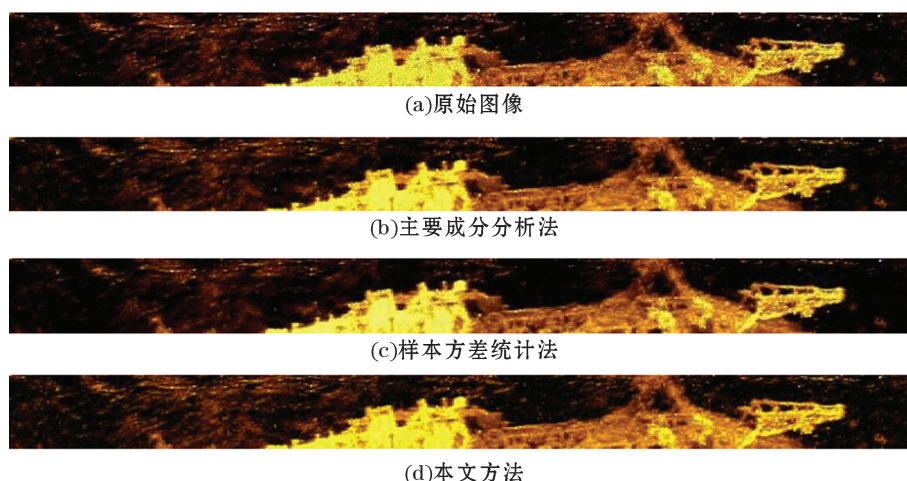


图 6 低亮度背景区图像去噪效果对比

Fig.6 Comparison of denoising effects of images in the low-light background area

4 结 语

本文考虑了侧扫声呐图像乘性噪声造成的灰度值溢出现象,提出了基于弱纹理块的噪声估计方法。在模拟图像对比试验中,PSNR 值和实际视觉效果都显示本文算法良好的噪声估计能力。在噪声较大时,本算法能够去除灰度值溢出现象带来的影响,避免对噪声的欠估计,使噪声评估结果和去噪效果在噪声较大时保持准确和稳定。在实际侧扫声呐图像的实验中,本文算法在高亮度区域展现了良好的线性边缘保持能力和去噪效果;在低亮度区域相比其他算法还具有独有的复现能力。实验表明本文算法在侧扫声呐图像的高亮区及背景区的噪声评估能力稳定且准确,在处理受灰度值溢出现象影响的区域具有独有的优越性。

参考文献(References):

- [1] HELLEQUIN L, BOUCHER J M, LURTON X. Processing of high-frequency multibeam echo sounder data for seafloor characterization[J]. *Journal of Oceanic Engineering*, 2003, 28(1): 78-89.
- [2] HUO G Y, LI Q W, WANG M, et al. Side-scan sonar image despeckling based on Bayesian estimation in curvelet domain[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(1): 170-177. 霍冠英, 李庆武, 王敏, 等. Curvelet 域贝叶斯估计侧扫声呐图像降斑方法[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(1): 170-177.
- [3] JIANG K Y, CAI Z M, LU Z B. Forward and backward prediction modelbased signal detection in sea bottom reverberation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(9): 1766-1769. 姜可宇, 蔡志明, 陆振波. 海底混响中基于前后向预测模型的信号检测[J]. *电子学报*, 2007, 35(9): 1766-1769.
- [4] FAN X J, LI Q W, HUANG H, et al. Side-scan sonar image despeckling based on block-matching and 3D filtering[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(1): 68-74. 范习健, 李庆武, 黄河, 等. 侧扫声呐图像的 3 维块匹配降斑方法[J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(1): 68-74.
- [5] CERVENKA P, MOUSTIER C D. Sidescan sonar image processing techniques[J]. *Journal of Oceanic Engineering*, 1993, 18(2): 108-122.
- [6] ATALLAH L, SHANG C, BATES R. Object detection at different resolution in archaeological sidescan sonar images[J]. *Proceedings of Ocean's*, 2005, 1(1): 287-292.
- [7] ZHANG Q. Remote sensing image de-noising algorithm based on double discrete wavelet transform[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2015, 27(4): 14-20. 张倩. 基于双重离散小波变换的遥感图像去噪算法[J]. *国土资源遥感*, 2015, 27(4): 14-20.
- [8] CANDÈS E J, DONOHO D L. New tight frames of curvelets and optimal representations of objects with piecewise C2 singularities[J]. *Communications on Pure & Applied Mathematics*, 2004, 57(2): 219-266.
- [9] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a new directional multiresolution image representation[C]//DO M N, VETTERLI M. Conference Record of the Thirty-sixth Asilomar Conference, New York: Signal Processing Society, 2003, 1(1): 497-501.
- [10] MURESAN D D, PARKS T W. Adaptive principal components and image denoising[C]//MURESAN D D, PARKS T W. Conference Record of International Conference on Image Processing. Catalonia: Signal Processing Society, 2003, 1(1): I-101-4.
- [11] TASDIZEN T. Principal components for non-local means image denoising[C]//TASDIZEN T. International Conference on Image Processing. California: Signal Processing Society, 2008: 1728-1731.
- [12] DABOV K, FOI A, EGIAZARIAN K. Video denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering[C]//DABOV K, FOI A, EGIAZARIAN K. Signal Processing Conference, Nice: European Signal Processing Conference, 2010, 16(8): 145-149.
- [13] CHEN H J, DAI S K. Improved block-based image noise estimation algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(7): 2014-2017. 陈会娟, 戴声奎. 改进的基于分块法的图像噪声估计[J]. *计算机应用*, 2014, 34(7): 2014-2017.
- [14] WANG Z M, ZHANG L. An adaptive fast non local image denoising algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 669-675. 王志明, 张丽. 自适应的快速非局部图像去噪算法[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 669-675.
- [15] CORNER B R, NARAYANAN R M, REICHENBACH S E. Noise estimation in remote sensing imagery using data masking[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(4): 689-702.
- [16] DONOHO D, JOHNSTONE J. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika Trust Staable*, 1994, 81(3): 425-455.
- [17] KUKUNAGE K. Introduction to Statistical Pattern Recognition[M]. Boston: Academic Press, 1990.
- [18] ZHANG X D. Modern Signal Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 246-270. 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 246-270.
- [19] LIU X, TANAKA M, OKUTOMI M. Noise level estimation using weak textured patches of a single noisy image[C]//LIU X, TANAKA M, OKUTOMI M. International Conference on Image Processing. Orlando: Signal Processing Society, 2012: 665-668.
- [20] PYATYKH S, HESSER J, ZHENG L. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. *Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2013, 22(2): 687-689.
- [21] AJA-FERNÁNDEZ S, VEGAS-SÁNCHEZ-FERRERO G, MARTÍN-FERNÁNDEZ M, et al. Automatic noise estimation in images using local statistics. Additive and multiplicative cases[J]. *Image & Vision Computing*, 2009, 27(6): 756-770.

Application of Noise Level Estimation Algorithm Based on Weak Textured Patches in Side-Scan Sonar Image Denoising

ZHANG Jia-fa¹, ZHOU Xing-hua¹, ZHAO Hong-chen^{1,2}, TANG Qiu-hua¹

(1. *The First Institute of Oceanography, SOA, Qingdao 266061, China;*

2. *School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China*)

Abstract: Affected by reverberation effect, strong speckle noise, blurry edges and weak textures can be caused in side-scan sonar images, and if seriously the real seabed geomorphology will be covered up. Noise variance is a necessary parameter of the transform domain denoising algorithm for side-scan sonar images. By using multiplicative noise in side-scan sonar image as background and taking the inhibitory action of the gray value range on the multiplicative noise into account, an algorithm of noise level estimation based on weak textured patches is proposed. This algorithm is that the side-scan sonar images are first to undergo the power and logarithmic transformations based on the scattering model of noise, and then the multiplicative speckle noise that obeys the Rayleigh distribution is transformed into white Gaussian noise. Based on the gradient covariance matrix and the dynamic selection of weak textured patches of the transformed images, the noise variance can be determined in an iterative way. The experimental results show that by using this algorithm the influence of the gray value overflow on the noise level estimation can be removed and the noise estimation results are stable and accurate both in the highlight and the background areas.

Key words: noise estimation; side-scan sonar image; gray value overflow; weak textured patches; denoising

Received: November 21, 2017