

# 利用同步码字优化和正则化相结合的 声呐图像降噪方法

魏光春,邢传玺,崔晶,董赛蒙  
(云南民族大学 电气信息工程学院,昆明 650500)

**摘要:**针对海底混响中的乘性斑点噪声使侧扫声呐图像中的目标无法准确识别的问题,提出了1种利用同步码字优化字典学习与相关正则化相结合的降噪方法.该方法利用侧扫声呐图像(side-scan sonar image, SSI)的稀疏性,同时更新任意一组码字和相应的稀疏系数,即同步码字优化(simultaneous codeword optimization, SimCO),得到合适的字典;并将乘性噪声对数变换成加性噪声,利用斑点噪声的伽马分布特性,构造出相应对数似然函数;最后利用正则化减少过拟合化特性,采用最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)法估计出待恢复图像,实现声呐图像降噪.仿真结果表明,该方法降噪后图像可保持好的边缘信息,并且能有效降低降噪前后图像的平均绝对误差(mean absolute deviation error, MAE),与传统MOD与K-SVD降噪法相比,等效视数(equivalent number of looks, ENL)可以提高40.17%,MAE值可以降低23.43%,降噪后声呐图像视觉效果有明显提升.

**关键词:**侧扫声呐图像;乘性噪声;同步码字优化;正则化;图像降噪

**中图分类号:** TB566 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-8513(2024)02-0225-07

侧扫声呐具有较高的分辨率,在声呐技术中应用广泛,其通过主动发射声信号,并根据声反射距离来接收、获取、处理和显示海底回波信号强度,从而获取海底地貌声强图.但由于海洋环境中信道复杂多变,海底混响给侧扫声呐图像带来了很大的干扰.这种混响是因海底表面的不平整引起的<sup>[1]</sup>,将会围绕平均强度产生一定的随机起伏,从而呈现出较明显的斑点噪声,因此侧扫声呐图像(side-scan sonar image, SSI)斑点噪声强、图像质量较差、有用信息少,导致水下探测和作业难以实现<sup>[2]</sup>.

目前图像的降噪处理主要是针对加性噪声与乘性噪声的,而侧扫声呐图像中的斑点噪声属于乘性噪声. Cervenka 等<sup>[3]</sup>提出的中值滤波(median filtering, MF)对声呐图像进行降噪处理,在视觉上有较好的平滑效果,但图像边缘信息模糊.范习健等<sup>[1]</sup>针对侧扫声呐图像自身特性和斑点噪声分布特点提出的3维块匹配滤波(block matched filtering, BMF),在降斑和边缘信息保持两方面均能取得较好的效果,但降噪图像中依然存在部分残余斑点. Buades 等<sup>[5]</sup>提出的非局部均值滤波(nonlocal mean filtering, NMF),对侧扫声呐图像有一定的降噪效果,但降噪后图像还有大量斑点.因此这些传统的方法对侧扫声呐图像降噪处理效果不佳.随后许多学者开始通过 SSI 的稀疏特性进行研究,通过对 SSI 进行学习,找到最佳的稀疏字典,从而达到更好的降噪效果. Engan Kjersti 等<sup>[6]</sup>提出的最优方向法(method of optimal directions, MOD)是最早的稀疏字典学习方式,但运算中需要对矩阵求逆,造成计算量过大. Michal Aharon 等<sup>[7]</sup>提出来的 K-SVD 字典学习方法,不同于 MOD 的传统字典更新方法,其每次只更新字典的一列及其对应的稀疏系数,计算量相对较小,但需反复迭代.以上方法都不能同时更新字典中任意一组码字以及相应的字典系数,因此在字典学习的迭代次数上有一定的局限性.

收稿日期:2022-08-09.

基金项目:国家自然科学基金(61761048);云南省基础研究专项面上项目(202101AT070132).

作者简介:魏光春(1998-),女,硕士研究生.主要从事水下目标识别研究.

通信作者:邢传玺(1982-),男,博士,教授.主要从事水声信号处理研究.

针对上述传统滤波方法与字典学习方法存在的只滤除部分斑点噪声、降噪后图像不够平滑与字典更新速度较慢等问题,本文提出一种利用同步码字优化(simultaneous codeword optimization, SimCO)和正则化(regularization)相结合的降噪方法.该方法通过同步码字优化法对观测到的侧扫声呐图像进行学习,同时更新字典中的一列码字和相应的稀疏系数,不断迭代直到最终得到合适的字典,从而有效提高了字典更新速度;通过读取并截取侧扫声呐图像,将乘性斑点噪声利用对数转换为加性噪声;利用最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)法估计出待恢复侧扫声呐图像,加入相关的正则化项,使得降噪图像的更加平滑.仿真结果表明,相对于传统方法,本文的降噪方法对滤除乘性噪声后的图像有更好的视觉效果,降噪后声呐图像更加光滑,并且图像边缘信息保存较完整.从而更有利于侧扫声呐图像后续处理中的分割、边缘检测、识别,进一步提高海底目标识别的精确度.

## 1 噪声模型

本文所考虑的侧扫声呐图像噪声主要是由海底混响引起的斑点噪声,这种斑点噪声是一种乘性噪声.因此建立噪声模型时,仅考虑图像中的乘性噪声.所观测到的侧扫声呐图像是由噪声和恢复(降噪后)图像构成,所以斑点噪声模型可表示为:

$$\mathbf{m} = \mathbf{a} \odot \mathbf{b}. \quad (1)$$

其中, $\odot$ 表示哈达玛乘积, $\mathbf{m}$ 为原始侧扫声呐图像, $\mathbf{a}$ 为降噪后图像, $\mathbf{b}$ 为噪声.乘性斑点噪声是一种服从伽马分布的函数,因此可用 $L$ 表示噪声等级,噪声 $\mathbf{b}$ 的概率密度函数可表示为:

$$f(\mathbf{b}) = \frac{L^L}{\Gamma(L)} \mathbf{b}^{L-1} e^{-L\mathbf{b}}. \quad (2)$$

为了更好地进行图像降噪,使用同态变换将乘性噪声模型通过对数变换为加性噪声模型.对数变换后表达式为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{n}. \quad (3)$$

其中, $\mathbf{y} = \log \mathbf{m}$ ,  $\mathbf{x} = \log \mathbf{a}$ ,  $\mathbf{n} = \log \mathbf{b}$ .此时求对数后的噪声 $\mathbf{n}$ 的概率密度函数<sup>[13]</sup>为:

$$f(\mathbf{n}) = \prod_{i=1}^N \frac{L^L}{\Gamma(L)} e^{L(n_i - e^{n_i})}, (i=1, 2, \dots, N). \quad (4)$$

然后利用MLE法来估计降噪后图像 $\mathbf{x}$ ,似然函数可表示为降噪前后图像的概率密度函数<sup>[9]</sup> $f(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ ,因此对数似然函数为:

$$\log f(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \log f(\mathbf{y} - \mathbf{x}) = N \log \frac{L^L}{\Gamma(L)} + L \sum_{i=1}^N (y_i - x_i - e^{y_i - x_i}). \quad (5)$$

要使式(5)的对数似然函数值最大,则使 $x_i - e^{y_i - x_i}$ 项最小即可,从而得出降噪后图像 $\mathbf{x}$ 的估计值为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N (x_i + e^{y_i - x_i}). \quad (6)$$

## 2 提升图像平滑度降噪法

从采集到的海底侧扫声呐图像出发,读取图像并截取图像中含目标物体的图像块;接着将图像块重新排列为列,并对其作对数变换为加性噪声模型;通过观测到的声呐图像,找到图像的稀疏字典,并利用稀疏正则化器与平滑正则化器对图像做降噪处理;最后指数化重构图像得到最终降噪图像,并计算出相应图像质量评估指标参数.算法流程图如图1所示:

### 2.1 字典的同步码字优化

根据侧扫声呐图像的稀疏特性,对图像产生的字典进行学习,更新后的字典将加入降噪后声呐图像的估计值中的稀疏正则化项.设 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{m \times l}$ 为侧扫声呐图像数据,其中 $\mathbf{Y}$ 的每一列对应一个训练样本. $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{m \times d}$ 为已

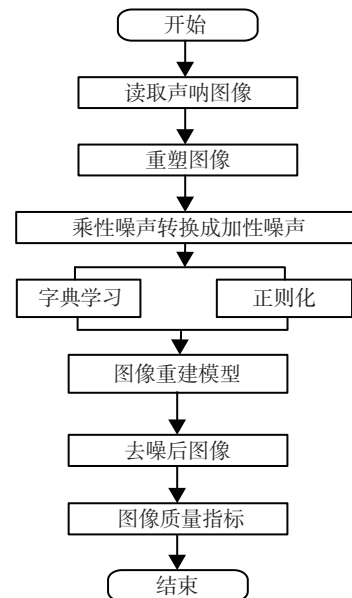


图1 声呐图像降噪流程框图

知字典,其中,  $d \in \mathbb{Z}^+$ . 在稀疏编码中,目的是寻找稀疏矩阵  $X$ . 首先构造字典  $Y = DX$ ,对数据进行稀疏表示. 将字典表示为如下表达式:

$$\min_{D \in \mathbb{R}^{m \times l}, X \in \mathbb{R}^{d \times l}} \|Y - DX\|_F^2. \quad (7)$$

式中,  $\|\cdot\|_F$  为  $F$  范数. 另外,考虑过完备字典(overcomplete dictionary,即,字典的原子数量大于特征维度), 式中  $m < d < l$ .

为了加快字典更新速度,同时更新字典中的任意一组码字和相应的稀疏系数<sup>[10]</sup>,即同步码字优化 SimCO,因此引入稀疏模型  $\Omega \subset [d] \times [l]$  来表示  $X(\Omega)$ ,  $\Omega \in \mathbb{R}^{p \times m}$ . 此时,式(7)为:

$$\min_{D \in \mathcal{D}} f(D) = \min_{D \in \mathcal{D}} \min_{X \in X(\Omega)} \|Y - DX\|_F^2. \quad (8)$$

式(8)中,  $D \in \{D \in \mathbb{R}^{m \times d} : \|D_{:,i}\|_2 = 1, \forall i \in [d]\}$ ,  $X(\Omega) = \{X \in \mathbb{R}^{d \times l} : X_{i,j} = 0, \forall i, j \notin \Omega\}$ .

由于稀疏编码的稳定性依赖于限制性等距条件(RIP)<sup>[11]</sup>,因此对式(7)加入一个正则化因子:

$$\min_{D \in \mathcal{D}} f\mu(D) = \min_{D \in \mathcal{D}} \min_{X \in X(\Omega)} \|Y - DX\|_F^2 + \mu \|X\|_F^2, (\mu > 0). \quad (9)$$

最终侧扫声呐图像将得到一个合适的字典,并应用于第一章中所得到的降噪后图像估计值中所加的稀疏正则化项中,从而使降噪后的图像斑点更少,边缘信息更完整.

## 2.2 降噪图像相关正则优化

为了保证降噪后图像的稀疏性与平滑度,利用第1章中MLE估计出的降噪图像  $\hat{x}$ ,加入两个正则化项对式(6)中的一些参数进行一定的限制,正则化项系数  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ . 一个是稀疏项  $\|\Omega X\|_1$ ,能很好的反映图像块相对于字典  $\Omega$  的稀疏特性;另一个是平滑度提升项  $G_\beta\{R(X)\}$ . 此时,降噪后图像的估计值为:

$$\hat{X} = \operatorname{argmin}_X \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l (X_{i,j} + e^{Y_i - X_i}) + \lambda_1 \|\Omega X\|_1 + \lambda_2 G_\beta\{R(X)\}. \quad (10)$$

平滑度提升项中,参数  $\beta$  控制平滑度,当  $\beta = 1$  时,此项等效于总变分(total variation, TV)正则化器<sup>[14]</sup>. 对于图像  $I \in \mathbb{R}^{d \times d}$ ,用  $\nabla_v I_{i,j}$  与  $\nabla_h I_{i,j}$  分别表示图像水平和垂直方向的像素差异. 则平滑度提升项为:

$$G_\beta\{I\} = \sum_{i=1}^d \sum_{j=1}^d (\sqrt{(\nabla_h I_{i,j})^2 + (\nabla_v I_{i,j})^2})^\beta. \quad (11)$$

垂直方向的像素差异为:

$$\nabla_h I_{i,j} = \begin{cases} I_{i+1,j} - I_{i,j}, & i < d \\ 0, & i = d \end{cases} \quad (12)$$

水平方向的像素差异为:

$$\nabla_v I_{i,j} = \begin{cases} I_{i,j} + 1 - I_{i,j}, & j < d \\ 0, & j = d \end{cases} \quad (13)$$

令式(10)中,  $P = \Omega X, M = X$ ,变为一种可分离变量的式子,则可写为:

$$\operatorname{argmin}_{\{X, P, M\}} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l (X_{i,j} + e^{Y_{i,j} - X_{i,j}}) + \lambda_1 \|P\|_1 + \lambda_2 G_\beta\{R(M)\}. \quad (14)$$

为了使式(14)有更好的收敛性,而增广拉格朗日函数即可使算法更加稳健. 因此向式(14)中加入正则化项,其中,正则化项系数  $\gamma_1, \gamma_2 > 0$ ,此时增广拉格朗日函数的表达式及其推导过程为:

$$\begin{aligned} L_{\gamma_1, \gamma_2}(X, P, M, C_1, C_2) &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l (X_{i,j} + e^{Y_i - X_i}) + \lambda_1 \|P\|_1 + \lambda_2 G_\beta\{R(M)\} \\ &+ \gamma_1 \langle C_1, \Omega X - P \rangle + \frac{\gamma_1}{2} \|\Omega X - P\|_F^2 + \gamma_2 \langle C_2, X - M \rangle + \frac{\gamma_2}{2} \|X - M\|_F^2 \\ &= \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l (X_{i,j} + e^{Y_i - X_i}) + \lambda_1 \|P\|_1 + \lambda_2 G_\beta\{R(M)\} \\ &+ \frac{\gamma_1}{2} \|C_1 + \Omega X - P\|_F^2 - \frac{\gamma_1}{2} \|C_1\|_F^2 + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2 - \frac{\gamma_2}{2} \|C_2\|_F^2. \end{aligned} \quad (15)$$

式中,  $\langle C_1, \Omega X - P \rangle$  和  $\langle C_2, X - M \rangle$  两个二次项为满足增广拉格朗日函数表达式所加入的2项惩罚项,其

中,  $C_1 \in \mathbf{R}^{p \times l}$  与  $C_2 \in \mathbf{R}^{m \times l}$  互为对偶参数.

### 2.3 交替方向算子法更新参数

由于式(15)中参数过多,在计算过程中可逐次更新计算参数,式(15)可看作是一个结合对偶上升方法的可分解优点和增广拉格朗日的优越性来解决约束优化问题.因此可用交替方向算子法(alternating direction multiplier method, ADMM)来解决.对表达式中所含 5 个参数分别更新,一个参数更新时,其它参数保持不变.

更新参数  $X$  时,其它参数不变,即只考虑与  $X$  有关的项.则  $X$  的最小值为:

$$\operatorname{argmin}_X \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l (X_{i,j} + e^{y_i - X_i}) + \frac{\gamma_1}{2} \|C_1 + \Omega X - P\|_F^2 + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2. \quad (16)$$

由于式(16)中的函数是可微的,在求解  $X$  的最小值时使用梯度下降法对其进行更新.

更新参数  $P$  时,其它参数不变,即只考虑与  $P$  有关的项.则  $P$  的最小值为:

$$\operatorname{argmin}_P \lambda_1 \|P\|_1 + \frac{\gamma_1}{2} \|C_1 + \Omega X - P\|_F^2. \quad (17)$$

式(17)的函数表达式与求解软阈值的优化问题表达式相同,因此在求解  $P$  时可用软阈值的优化算法.

更新参数  $M$  时,其它参数不变,即只考虑与  $M$  有关的项.则  $M$  的最小值为:

$$\operatorname{argmin}_M \lambda_2 G_\beta \{R(M)\} + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2. \quad (18)$$

当式(18)中参数  $\beta = 1$  时,

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_M \lambda_2 G_1 \{R(M)\} + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2 = \\ \operatorname{argmin}_M \lambda_2 \|R(M)\|_{TV} + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2. \end{aligned} \quad (19)$$

此时可使用凸优化算法求解出  $M$  的最小值,此时的平滑正则化器等效于 TV 正则化器<sup>[12]</sup>.

当式(18)中参数  $\beta = 2$  时,表达式推导为:

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin}_M \lambda_2 G_2 \{R(M)\} + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2 = \\ \operatorname{argmin}_M \lambda_2 \sum_{i,j} [(\nabla_h(R(M))_{i,j})^2 + (\nabla_v(R(M))_{i,j})^2] + \frac{\gamma_2}{2} \|C_2 + X - M\|_F^2. \end{aligned} \quad (20)$$

上式中含有求和与梯度计算,因此在求解时将求和计算转换为积分计算后可使用欧拉-拉格朗日方程与梯度下降迭代求解出  $M$  的最小值.

更新参数  $C_1, C_2$  时,  $C_1^{(t+1)} = C_1^{(t)} + (\Omega X^{(t+1)} - P^{(t+1)})$ ,  $C_2^{(t+1)} = C_2^{(t)} + (X^{(t+1)} - M^{(t+1)})$ .

### 3 降噪前后声呐图像仿真分析

为了验证本文所提的同步码字优化和正则化对侧扫声呐图像的降噪效果更好,本节通过对比侧扫声呐图像降噪的前后的对比图进行分析,利用视觉与图像质量评估参数验证本文降噪方法的有效性.由 2.3 节中的式(18)可知,可利用凸优化算法和梯度下降法对图像进行重构.因此可设置不同降噪后的声呐图像平滑度参数  $\beta$ ,以及正则化项系数  $\lambda_1, \lambda_2$ ,从而使侧扫声呐图像得到不同的降噪效果对比.具体参数设置如下所示: $\beta = 1$  时,  $\lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.5$ ;  $\beta = 2$  时,  $\lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.8$ .

由于所使用的侧扫声呐图像大小为  $1161 \times 371$ ,因此在图像进行字典分析及降噪前,对原始声呐图像进行裁剪,裁剪部分为整个声呐图像含重要信息的图像块,裁剪后侧扫声呐图像大小为  $256 \times 256$ .原始声呐图像如图 2 所示,裁剪后图像及其灰度化图像如图 3 所示.

如图 3 所示,裁剪后的图像中含有大量的

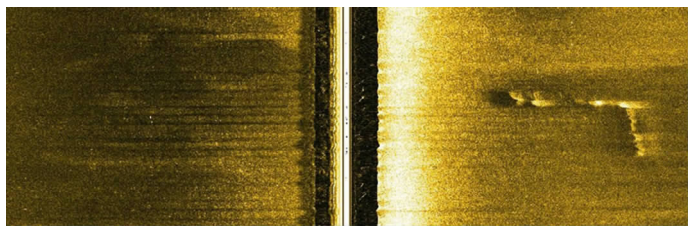


图 2 原始声呐图像

斑点噪声,此种噪声即为乘性噪声,此时计算得声呐图像等效视数  $ENL = 8.4833$ ,可知图像过于模糊,很难分辨目标物体.因此本文在使用正则化降噪的前提下,通过两种经典的字典学习方法与本文的同步码字优化字典学习方法进行对比,并由图像质量评估指标来验证本文字典学习方法的有效性.相关图像质量评估指标如表1所示:

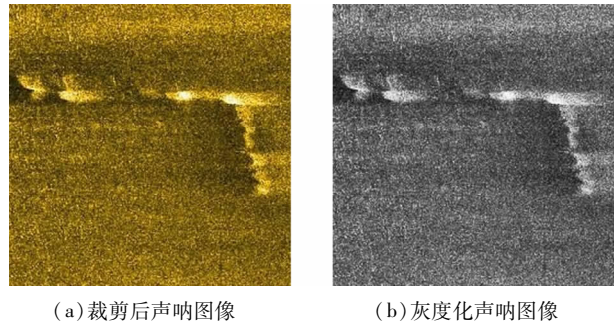


图3 裁剪后声呐图像及灰度化后图像

表1 图像质量评估指标

指标	参数说明
平均绝对误差 (mean absolute - deviation error, MAE) $MAE = \frac{1}{N} \ \hat{y} - y\ _1$	$y$ :原始声呐图像 $\hat{y}$ :表示降噪后声呐图像 $y, \hat{y} \in \mathbb{R}^N$
平均结构相似度 <sup>[13]</sup> (mean structural similarity index, MSSIM): $MSSIM = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \left[ \frac{2 \cdot E[y] \cdot E[\hat{y}] + D_1}{E[y^2] + E[\hat{y}^2] + D_1} \cdot \frac{2 \cdot Cov[y, \hat{y}] + D_2}{Var[y] + Var[\hat{y}] + D_2} \right]$	$y$ :原始声呐图像 $\hat{y}$ :表示降噪后声呐图像 $D_1, D_2$ :常数 $MSSIM \in [0, 1]$
等效视数 <sup>[13]</sup> (equivalent number of looks, ENL) $ENL = \frac{E[\hat{f}]^2}{Var[\hat{f}]}$	$f, \hat{f}$ :降噪前后图像 $E(\hat{f}), Var(\hat{f})$ :图像的均值和方差

比较2种不同的 $\beta$ 值下3种字典学习方法所得到的降噪后图像如图4、图5所示.

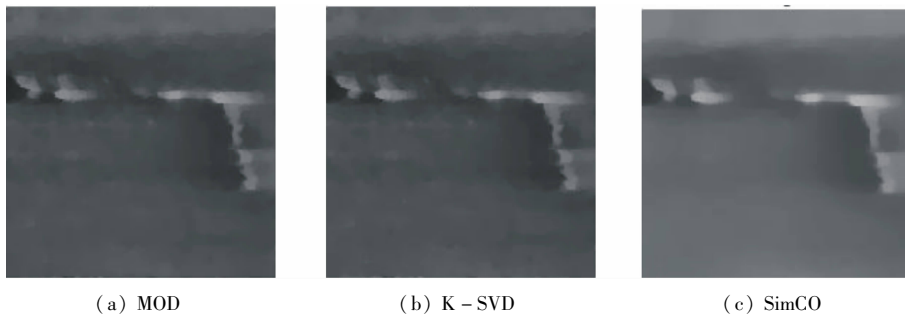


图4  $\beta = 1: \lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.5$  时,3种字典学习方式去噪后图像对比图

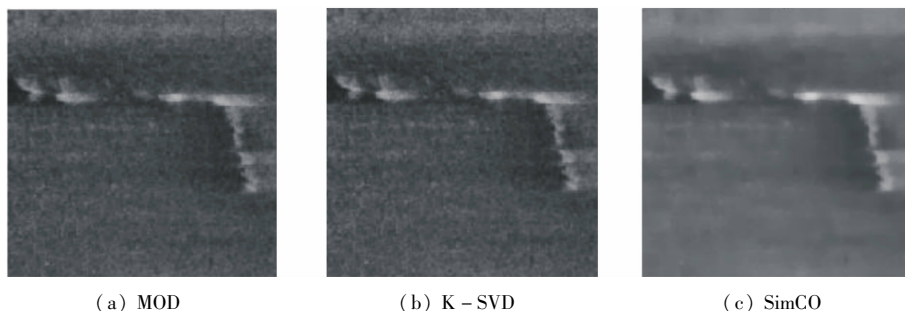


图5  $\beta = 2: \lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.8$  时,3种字典学习方式去噪后图像对比图

如图4所示, $\beta=1$ 时,MOD和K-SVD进行字典学习,并加入正则化项降噪后,图像含有少量斑点噪声,而经过SimCO字典学习的降噪后图像中的斑点几乎全部滤除了,降噪后图像较光滑,且目标物体与背景有较高的对比度。

如图5所示, $\beta=2$ 时,MOD和K-SVD进行字典学习,并加入正则化项降噪后,图像中残留大量斑点噪声,降噪后图像较模糊,而经过SimCO字典学习的降噪后图像中还有少许斑点,且目标物体边缘模糊。

图4、图5与原始声呐图像相比,图像中斑点都有明显降低,并且图像更加光滑,但对比图只能通过视觉观察降噪的效果,对于验证侧扫声呐效果不够准确,因此通过相关图像质量评估指标进行说明,如表2所示:

表2 各类字典学习方式中的图像质量评估指标

各类字典学习法	平滑度					
	$\beta=1$ $\lambda_1=0.3$ $\lambda_2=0.5$			$\beta=2$ $\lambda_1=0.3$ $\lambda_2=0.8$		
	MAE	MSSIM	ENL	MAE	MSSIM	ENL
本文 SimCO	21.640 2	0.136 3	35.047 8	20.139 3	0.210 0	27.150 5
MOD	29.168 1	0.173 8	26.473 5	27.983 6	0.430 1	18.210 4
K-SVD	29.093 3	0.175 2	26.969 8	26.302 4	0.439 4	18.366 8

通过表2中数据可知,降噪后的相比于原含噪图像的初始等效视数  $ENL_0=8.4833$ ,3种字典学习方法的降噪后图像等效视数都有明显提升, $\beta=1$ 时,SimCO字典学习方法所得到的等效视数值SimCO法的最大,此时所得到的降噪图像较平滑,如图4(c)所示。另外,由表2中的数据MAE值可知SimCO字典学习方法所得到的误差是最小的, $\beta=1$ 时,相较于MOD和K-SVD分别降低了25.81%、25.61%; $\beta=2$ 时,相较于MOD和K-SVD分别降低了28.03%、23.43%。

因此,结合图4、图5的视觉效果与表2的数据分析,本文所提出的利用同步码字优化SimCO与正则化结合法所得到的降噪后图像,在 $\beta=1$ 时,图中斑点噪声几乎全部滤除,且MSSIM值最小,说明其降噪后图像信息中斑点滤除效果好,对海底侧扫声呐图像的识别将会更加准确。

## 4 结语

为解决由海底混响给侧扫声呐带来的不利影响,本文提出了1种提高图像边缘信息与平滑度降噪方法。针对侧扫声呐图像中的斑点噪声,利用同步码字优化的字典学习方法和正则化法对原始图像进行降噪,使降噪后的声呐图像能保持好的边缘信息以及图像中的重要信息。同步码字优化相比于经典的字典学习算法来说,字典更新速度更快,而且使字典具有更好的稀疏性,并且图像字典学习后再利用两个正则化项,有效提升了图像中信息的保真度与图像的平滑度。仿真结果表明,从视觉效果上看,本文所提方法可明显提高声呐图像中目标物与背景之间的对比度,能有效降低图像中的斑点数,提高降噪后图像平滑度。这为海底侧扫声呐图像后续处理的分割、边缘检测及识别提供了基础,更加有利于海底目标的探测。

## 参考文献:

- [1] 都立立,邢传玺,姜思源.利用侧扫声呐的自主定位导航技术研究[J].云南民族大学学报(自然科学版),2023,32(2):209-216.
- [2] 李庆武,霍冠英,周妍.声呐图像处理[M].北京:科学出版社,2015
- [3] 王晓,王爱学,蒋廷臣,等.侧扫声呐图像应用领域综述[J].测绘通报,2019(1):1-4.
- [4] CERVENKA P,DE MOUSTIER C. Sidescan sonar image processing techniques[J]. IEEE journal of oceanic engineering,1993,18(2):108-122.
- [5] 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.
- [6] BUADES A,COLL B,MOREL J M. Non-local means denoising[J]. Image Processing On Line,2011(1):208-212.
- [7] ENGAN K,AASE S O,HUSOY J H. Method of optimal directions for frame design[C]//1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Proceedings. IEEE,1999,5:2443-2446.
- [8] AHARON M,ELAD M,BRUCKSTEIN A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on signal processing,2006,54(11):4311-4322.

- [9] ARGENTI F, LAPINI A, BIANCHI T, et al. A tutorial on speckle reduction in synthetic aperture radar images[J]. IEEE Geoscience and remote sensing magazine, 2013, 1(3):6-35.
- [10] Bain L J, Engelhardt M. Introduction to Probability and Mathematical Statistics[J]. Biometrics, 1993, 49(2):673.
- [11] DAI W, XU T, WANG W. Dictionary learning and update based on simultaneous codeword optimization (SimCO)[C]//2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2012:2037-2040.
- [12] DONG J, WANG W, DAI W, et al. Analysis SimCO algorithms for sparse analysis model based dictionary learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 64(2):417-431.
- [13] CHAMBOLLE A. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20:89-97.
- [14] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.

## A sonar image noise reduction method that combines simultaneous codeword optimization and regularization

WEI Guang-chun, XING Chuan-xi, CUI Jing, DONG Sai-meng

(School of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China)

**Abstract:** For multiplicative spot noise in the seafloor reverberation, the target in the side scan sonar image cannot be accurately identified. In this paper, a noise reduction method that combines the dictionary learning method of synchronous code word optimization with the correlation regularization is proposed. This method takes usage of the sparsity of the side scan sonar (SSS) image, and updates any set of codewords and the corresponding sparse coefficients, that is, Simultaneous Codeword Optimization (SimCO), to obtain a suitable dictionary; The logarithmic multiplicative noise is converted into additive noise, and the gamma distribution characteristics of spotted noise are used to construct the corresponding log-likelihood function. Finally, regularization is used to reduce the overfitting characteristics, and the maximum likelihood estimation (MLE) method is used to estimate the image to be recovered, and the sonar image noise reduction is realized. Simulation results show that, the image can keep good edge information after noise reduction, and can effectively reduce the mean absolute error (MAE) of the image before and after noise reduction, compared with the traditional noise reduction method, the equivalent number of looks (ENL) can be increased by 40.17%, MAE value can be reduced by 23.43%, and the visual effect of sonar images after noise reduction is significantly improved.

**Key words:** side scan sonar image; multiplying noise; synchronization code word optimization; regularization; image noise reduction

(责任编辑 段鹏)