

冯伟¹ 刘光宇^{1,2} 刘彪¹ 周豹¹ 赵恩铭¹

基于自适应维纳滤波和 2D-VMD 的声呐图像去噪算法

摘要

声呐图像易产生对比度低、分辨率低、边缘失真等问题,所以在去除声呐图像噪声时难以将有效信号与噪声准确分离,从而导致去噪后图像对比度降低、边缘轮廓不清晰、细节丢失严重等问题.本文提出一种基于自适应维纳滤波和 2D-VMD(二维变分模态分解)的声呐图像去噪算法.首先通过二维变分模态分解对含噪图像进行分解,得到一系列不同中心频率的模态分量,利用相关系数和结构相似度筛选出有效的模态分量,并使用自适应维纳滤波处理有效的模态分量,最后将滤波后的模态分量进行重构,从而去除图像中的噪声.实验结果表明:所提图像去噪算法在相关系数(CC)、结构相似度(SSIM)这两项客观数据上表现最优,峰值信噪比(PSNR)略低于 NSST 域去噪,综合客观数据与视觉效果,本文所提算法去除噪声后的图像细节和边缘保持能力效果最佳.

关键词

图像去噪;二维变分模态分解;自适应维纳滤波;模态分量;声呐图像

中图分类号 TP391

文献标志码 A

收稿日期 2023-04-07

资助项目 国家自然科学基金(62065001);海洋智能装备与系统教育部重点实验室开放基金(MIES-2023-02);云南省地方本科高校基础研究联合专项资金(202101BA070001-054);云南省中青年学术和技术带头人后备人才项目(202205AC160001)

作者简介

冯伟,男,硕士生,研究方向为图像处理. dlufengwei@163.com

刘光宇(通信作者),男,博士,副研究员,研究方向为信号处理.liuguangyu@dali.edu.cn

¹ 大理大学 工程学院,大理,671003

² 上海交通大学 海洋智能装备与系统教育部重点实验室,上海,201100

0 引言

海洋资源作为水资源的一种,在人类社会发展和地球能量循环过程中起着非常重要的作用^[1].不同于陆地环境,海洋环境的复杂性、多变性、动态性为水下探测带来了严重挑战^[2].声呐探测技术作为水下远距离传播的唯一载体,是海洋探索的基本手段,在海底地形测绘、水下目标物体识别和探测、生物种群监测方面都发挥着重要作用^[3].由于声呐图像反映的声波信号混杂着外界的散射体等各种声波信号和电信号,使得声呐图像的有效信号与干扰信号混合在一起,导致图像目标边缘模糊、边界残缺且分辨率低的问题^[4].同时,由于海洋中存在着散射体及起伏不平的海底和海面造成的混响效应,使得声呐图像存在严重的斑点噪声,尤其在浅海区域,该现象更为严重^[5].斑点噪声与干扰信号导致图像质量下降,对后续的图像处理产生不利影响^[6].因此,研究声呐图像去噪的方法一直是人们研究的热点.

2014年,Dragomiretskiy等^[7]提出一种完全非递归的变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)模型,该模型可以自适应地将信号分解为频带受限的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)的集合,并得到固有模态函数的最优值,从而解决经验模态分解对噪声和采样的敏感性等问题.2015年,为了便于处理二维信号,Dragomiretskiy等^[8]在VMD算法的基础上提出了二维变分模态分解(Two-Dimensional Variational Mode Decomposition, 2D-VMD)模型,该模型是图像分割和方向背景下的自然二维扩展,是一种非递归、完全自适应的变分方法,可以将图像分解为一系列不同中心频率的子模态分量.许多学者将2D-VMD模型应用到图像处理的不同领域.闫洪波等^[9]提出一种二维变分模态分解联合快速非局部均值的医学超声图像去噪方法,在去噪的同时能较好地保留边缘信息,且在高噪声方差中有较好的去噪效果.Messagier等^[10]使用二维变分模态分解降低条纹图案的随机噪声,并改善轮廓和残差图像.虽然一些基于二维变分模态分解的去噪算法陆续被提出,但并没有针对声呐图像特点提出更为有效的去噪方法.

另外,自适应维纳滤波较其他滤波方法在去噪过程中,在保留图像边缘信息和细节方面有较好的效果^[11].因此,本文提出一种将自适应维纳滤波和二维变分模态分解(2D-VMD)相结合的声呐图像去噪方法.首先通过二维变分模态分解将含噪图像分解成一系列不同中心

频率的模态分量,然后利用相关系数(CC)和结构相似度(SSIM)筛选出有效的模态分量,并使用自适应维纳滤波处理有效的模态分量,最后将滤波后的模态分量进行重构,从而去除图像中的噪声。

1 基础理论

1.1 二维变分模态分解

变分模态分解算法可以将信号分解为具有特定方向和振荡特征的组成模态的集合,这些固有模态函数可以将给定的输入信号精确重构,同时使得每个模态都限制在一个在线估计的中心频率附近。VMD 算法在一维信号分解成功应用的基础上,Dragomiretskiy 等^[8]将 VMD 算法在二维信号上进行自然扩展,并提出了二维变分模态分解,该方法更加适用于二维图像分解。相对于变分模态分解,二维变分模态分解在保持数据保真度的同时,使构成的子信号的带宽最小化^[12]。

在一维解析信号中,信号的分析通过一个单边频谱实现,所以需要将负频率设置为零。将一维解析信号推广到二维解析信号中,需要有效地将频域的一半平面设置为零,该半平面相当于一个矢量,记为 ω_k ,因此,二维解析信号在频域中的定义如下:

$$\hat{u}_{AS,k}(\omega) = \begin{cases} 2\hat{u}_k(\omega), & \langle \omega, \omega_k \rangle > 0; \\ \hat{u}_k(\omega), & \langle \omega, \omega_k \rangle = 0; \\ 0, & \langle \omega, \omega_k \rangle < 0. \end{cases} \quad (1)$$

具有上述傅里叶变换特性^[13]的二维解析信号为

$$u_{AS,k}(x) = u_k(x) * \left(\delta(\langle x, \omega_k \rangle) + \frac{j}{\pi \langle x, \omega_k \rangle} \right) \cdot \delta(\langle x, \omega_{k,\perp} \rangle), \quad (2)$$

其中, * 代表卷积,变换是可分离的。

分析信号 ω_k 是沿参考方向线性计算的,并且是独立处理的,因此该定义本质上是一维的,但具有所需的二维傅里叶特性。

根据广义变分模态分解的成分确定 2D-VMD 的函数,函数的最小化的公式如下:

$$\begin{aligned} \min_{u_k, \omega_k} & \left\{ \sum_k \alpha_k \left\| \nabla [u_{AS,k}(x) e^{-j\langle \omega_k, x \rangle}] \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \quad \forall x: \sum_k u_k(x) = f(x). \end{aligned} \quad (3)$$

通过二次惩罚和增广拉格朗日函数进行重建约束,通过乘法算子交替方向法(ADMM)^[14]进行优化。

如同一维解析信号一样,对二维解析信号的 u_k 进行优化:

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k} \left\{ \alpha_k \left\| \nabla [u_{AS,k}(x) e^{-j\langle \omega_k, x \rangle}] \right\|_2^2 + \left\| f(x) - \sum_i u_i(x) + \frac{\lambda(x)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \quad (4)$$

将产生如下的维纳滤波器结果:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \left(\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2} \right) \cdot \frac{1}{1 + 2\alpha_k |\omega - \omega_k|^2}, \quad \forall \omega \in \Omega_k; \Omega_k = \{\omega | \langle \omega, \omega_k \rangle \geq 0\}. \quad (5)$$

中心频率 ω_k 的优化稍为简单,它的更新目标是:

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \alpha_k \left\| \nabla [u_{AS,k}(x) e^{-j\langle \omega_k, x \rangle}] \right\|_2^2 \right\}. \quad (6)$$

或者在傅里叶域更新:

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \alpha_k \left\| j(\omega - \omega_k) \cdot [(1 + \text{sgn}(\langle \omega, \omega_k \rangle)) \hat{u}_k(\omega)] \right\|_2^2 \right\}. \quad (7)$$

得到半平面 Ω_k 模型上的功率谱 $|\hat{u}_k(\omega)|^2$ 的一阶矩为

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_{\Omega_k} \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_{\Omega_k} |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}. \quad (8)$$

根据式(4)和(6),得到二维解析信号的 K 个固有模态分量。

在进行傅里叶逆变换得到结果之前,需要在频域内不断更新数据^[14]。2D-VMD 算法的具体过程可描述如下:

1) 对参数 $\{\omega_k^0\}$ 、 $\{\hat{u}_k^0\}$ 、 $\{\hat{\lambda}^0\}$ 和 n 进行初始化, n 的初始值定义为 0。

2) 设置循环过程,让 $n = n + 1$,更新 u_k 和 ω_k 。更新公式描述如下:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_{\mathbf{R}^2} \omega |\hat{u}_{AS,k}^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_{\mathbf{R}^2} |\hat{u}_{AS,k}^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}, \quad (9)$$

$$u_k^{n+1}(x) = \Re \{ \mathcal{F}^{-1} \hat{u}_{AS,k}^{n+1}(\omega) \}. \quad (10)$$

3) 更新乘法算子 λ 。更新公式如下:

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau (\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)), \quad (11)$$

其中, τ 表示步长更新系数。

4) 判断分量是否满足约束条件

$$\frac{\sum_k \left\| \hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n \right\|_2^2}{\left\| \hat{u}_k^n \right\|_2^2} < K_\epsilon, \text{ 如果满足, 停止迭代; 如果}$$

不满足, 返回到步骤 2), 继续迭代。

1.2 自适应维纳滤波

自适应维纳滤波是一种线性滤波器, 根据图像的局部方差来调整滤波器的输出, 其最终目的是最小化恢复图像和原始图像之间的均方误差^[15]. 它具有根据图像统计特性进行自适应滤波的特点, 所以它可以完整保存图像边缘和细节部分, 相较于其他线性滤波器能够更好地解决边界模糊的问题^[16]. 自适应维纳滤波的具体计算方法如下:

对图像 Z 中每个像素周围的局部均值和方差进行估计, 公式为

$$\mu_Z = \frac{1}{R \times S} \sum_{t_1, t_2 \in \varphi} a(t_1, t_2), \quad (12)$$

$$\sigma_Z^2 = \frac{1}{R \times S} \sum_{t_1, t_2 \in \varphi} a^2(t_1, t_2) - \mu_Z^2, \quad (13)$$

其中, φ 是图像 Z 中每个像素 $R \times S$ 的邻域. 逐像素估计为

$$P(t_1, t_2) = \mu_Z + \frac{\sigma_Z^2 - n_a^2}{\sigma_Z^2} (a(t_1, t_2) - \mu_Z), \quad (14)$$

其中, n_a^2 表示噪声的方差^[17]. 由于噪声的方差是未知的, 因此将其评估为所有局部方差的平均值, 表示为

$$n_a^2 = \frac{1}{R \times S} \sum_{t_1, t_2 \in \varphi} \sigma_Z^2(t_1, t_2). \quad (15)$$

2 基于自适应维纳滤波和 2D-VMD 的去噪算法

基于自适应维纳滤波和 2D-VMD 的图像去噪算法具体步骤如下:

- 1) 利用 2D-VMD 算法对含噪图像进行模态分解, 得到一系列不同中心频率模态分量的 IMF 图像;
- 2) 利用相关系数和结构相似度筛选这一系列模态分量, 将模态分量划分为有效 IMF 的图像分量和无效的 IMF 的图像分量;
- 3) 利用自适应维纳滤波对有效 IMF 的图像分量滤波, 得到滤波后的有效模态分量;
- 4) 对滤波后的有效模态分量成分进行重构, 得到去噪后的图像.

基于自适应维纳滤波和 2D-VMD 的图像去噪算法整体流程如图 1 所示.

3 实验结果与分析

选取大小为 256×256 的浅海沉船图像作为实验图像, 实验原图如图 2 所示. 对其添加方差为 0.5 的斑点噪声如图 3 所示, 将图 3 作为需要处理的含噪图像.

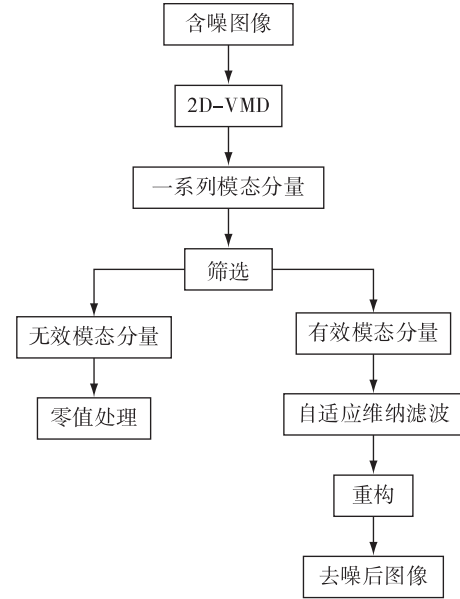


图 1 去噪算法整体流程

Fig. 1 Overall flowchart of the proposed denoising algorithm

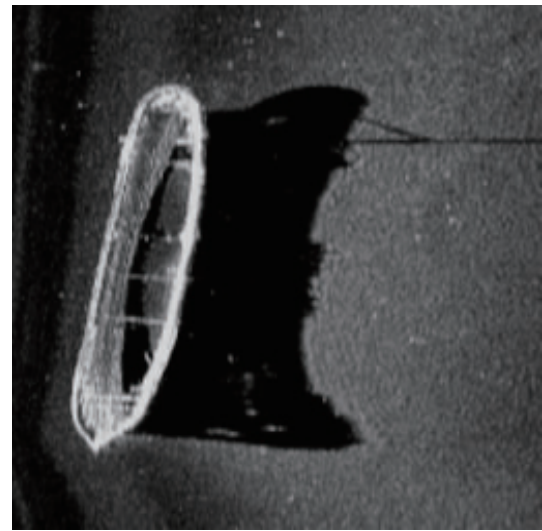


图 2 沉船声呐图像

Fig. 2 Sonar image of a shipwreck

运用本文所提去噪算法对图 3 进行处理. 首先确定有效的 IMF 分量, 在二维模态变分分解中设置惩罚参数 $\alpha=20$, 模态分量个数 $K=5$. 含噪图像经分解后的 IMF 分量如图 4 所示.

从图 4 可以看出, 含噪图像经过二维变分模态分解后得到 5 个不同的模态分量, 且每一个分量表示的是原始图中不同频段的信息特征. IMF1 为低频分量, 包含图像大部分有效信息, IMF2~IMF5 则为高频分量, 包含大量的无用信息. 结合客观数据进一步确定有效分量, 比较各模态分量与原始图像的相

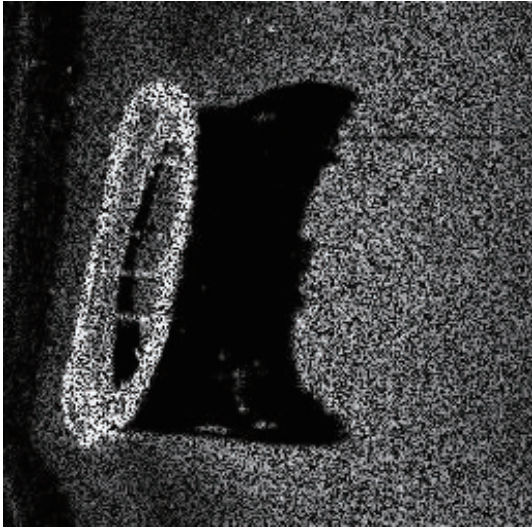


图 3 含噪图像
Fig. 3 Noisy image

关系数和结构相似度.相关系数和结构相似度的计算方式如下:

1) 相关系数 (Correlation Coefficient, CC): 用来衡量两张图像的相关程度,其值越接近 1,说明两张图像的相关程度越高^[18].灰度图像为两个大小相等的二维矩阵,其相关系数的计算公式为

$$CC = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2)(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2)}}, \quad (16)$$

其中, A_{mn} 和 B_{mn} 为大小为 m 行 n 列的灰度图像, \bar{A} 为矩阵 A 的像素平均值, \bar{B} 为矩阵 B 的像素平均值.

2) 结构相似度 (Structural Similarity, SSIM): 结构相似性从亮度、对比度、结构等三个方面对去噪后图像和原始图像的相似性进行比较, SSIM 的值越接近于 1,则表示去噪图像质量越好^[19].

两幅图像的亮度关系为

$$L(X, Y) = \frac{2\mu_X\mu_Y + C_1}{\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1}, \quad (17)$$

两幅图像对比度关系为

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_X\sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2}, \quad (18)$$

两幅图像的结构关系为

$$S(X, Y) = \frac{\sigma_{XY} + C_3}{\sigma_X\sigma_Y + C_3}, \quad (19)$$

其中, μ_X 和 μ_Y 分别为图像 X 和 Y 中像素亮度的平均值, σ_X 和 σ_Y 分别为图像 X 和 Y 中像素的标准差, σ_{XY} 为图像 X 和 Y 之间的协方差, C_1, C_2, C_3 均为常数.

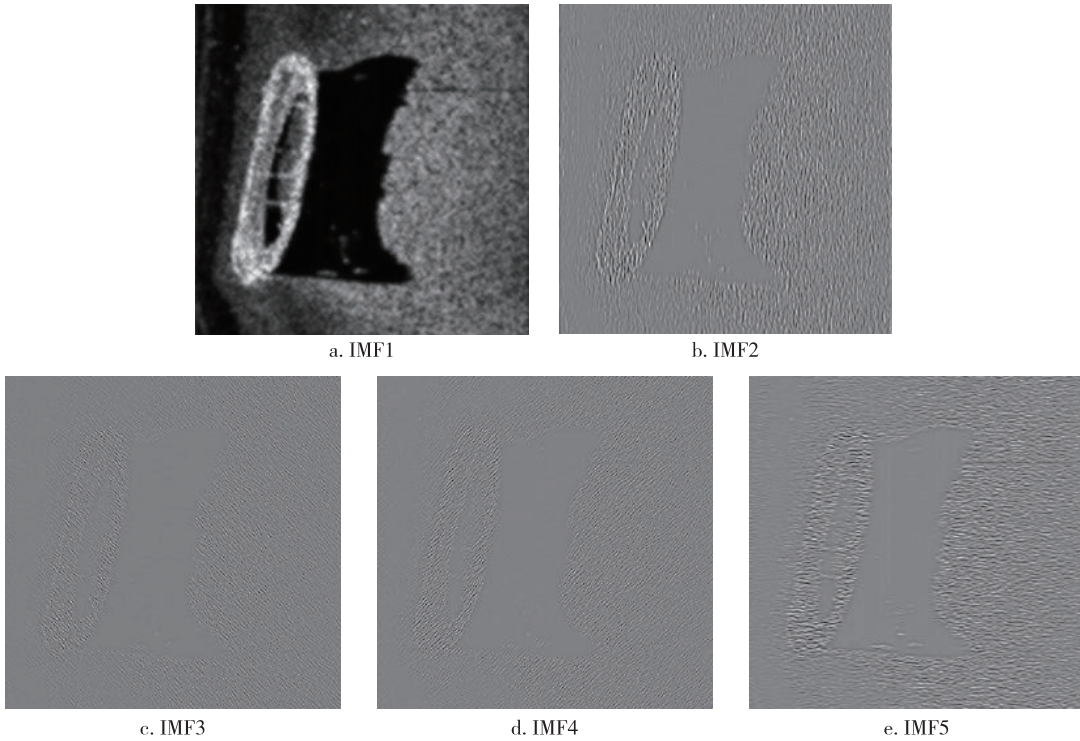


图 4 2D-VMD 分解结果
Fig. 4 Results of 2D-VMD

SSIM 的值基于亮度、对比度和结构信息来进行计算,其对应的公式为

$$SSIM(X, Y) = [L(X, Y)]^\alpha [C(X, Y)]^\beta [S(X, Y)]^\gamma. \quad (20)$$

分别计算经过 2D-VMD 分解后的 IMF1 ~ IMF5 的相关系数和结构相似度,得到如表 1 的结果.

表 1 IMF 的相关系数和结构相似度

Table 1 Correlation coefficients and structural similarity of the IMF

评价指标	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
CC	0.940 6	0.081 8	0.028 0	0.029 3	0.049 3
SSIM	0.511 3	0.160 9	0.132 3	0.118 7	0.119 2

由表 1 可以看出,IMF1 与原始图像的相关系数最大,达到了 0.940 6,其他的模态分量 IMF2、IMF3、IMF4 和 IMF5 的相关系数较低,并且它们之间的数值差异较小.IMF1 结构相似度的值也为最高,IMF2、IMF3、IMF4 和 IMF5 的结构相似度比较相近,且与 IMF1 计算结果差距较大.

由此可知,图像经分解后的 IMF1 能较好地保留原始图像的主要信息,因此将 IMF1 判定为有效分量,其他的模态分量 IMF2~IMF5 的不相关信息成分较高从而导致原始图像的信息特征损失,因此将 IMF2~IMF5 判定为无效分量.IMF1 虽然去除了较多高频噪声信息,但还含有少量的噪声成分,所以需对

IMF1 进行自适应维纳滤波处理,最终对滤波后的模态分量进行重构即可得到去噪后的图像.

分别利用自适应维纳滤波、文献[20]所提 TV 平滑滤波联合 2D-VMD 的去噪方法、文献[21]提出的基于密度聚类与灰度变化的 NSST 域去噪方法对图 3 进行去噪处理,将其结果与本文所提去噪方法进行对比.不同方法去噪结果如图 5 所示.

图 5 中自适应维纳滤波的去噪图像受噪声影响最严重,含有大量的噪声,去噪效果最差.NSST 域去噪效果较好,尤其是背景的还原度较高,但图中目标物体同背景一样,由于频域处理的变化过于剧烈而出现振铃现象,使得目标物体的边缘连接出现断层,不完整,无法保留图像中较完整的细节信息.TV 滤波联合 2D-VMD 结果与本文相似,但其背景含有的噪声较多,且目标物体的亮度较低,噪声点较为突出.本文算法对背景处理结果比较平滑,符合视觉感受,且其目标物体亮度较高,边缘信息充分保留,整体去噪效果更好.

为了进一步客观具体地评估所提出的方法,分别计算几种去噪结果的相关系数、结构相似度、边缘保持指数和峰值信噪比,通过数据对图像质量进行判断.边缘保持指数和峰值信噪比的计算方式如下:

1) 边缘保持指数 (Edge Preserved Index, EPI): 突显图像边缘保持能力强弱的指标,其值越接近 1,说明图像的边缘保持能力越强^[22].其计算公式如下:

$$EPI = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\begin{array}{l} |p_{(i,j)} - p_{(i-1,j-1)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i-1,j)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i-1,j+1)}| + \\ |p_{(i,j)} - p_{(i,j-1)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i,j)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i,j+1)}| + \\ |p_{(i,j)} - p_{(i+1,j-1)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i+1,j)}| + |p_{(i,j)} - p_{(i+1,j+1)}| \end{array} \right)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left(\begin{array}{l} |q_{(i,j)} - q_{(i-1,j-1)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i-1,j)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i-1,j+1)}| + \\ |q_{(i,j)} - q_{(i,j-1)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i,j)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i,j+1)}| + \\ |q_{(i,j)} - q_{(i+1,j-1)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i+1,j)}| + |q_{(i,j)} - q_{(i+1,j+1)}| \end{array} \right)}, \quad (21)$$

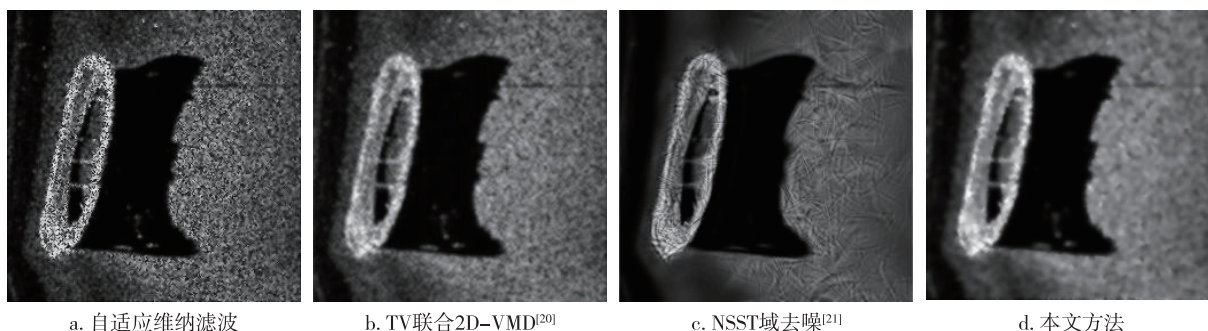


图 5 去噪结果

Fig. 5 Denoising results

其中, M, N 分别为图像的宽和高, p, q 分别为处理后图像和原始图像, $p_{(i,j)}$ 和 $q_{(i,j)}$ 分别为两张图像在点 (i, j) 处的像素值.

2) 峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR): PSNR 是图像处理领域中一种直观有效的评价准则, 评判过程不受观察者的主观性影响. PSNR 反映了一幅图像的整体失真程度, PSNR 值越大, 表示图像的质量越好^[23]. 峰值信噪比的定义如下:

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|X(i, j) - Y(i, j)\|^2, \quad (22)$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right). \quad (23)$$

对 4 种去噪方法所得结果分别计算相关系数、结构相似度、边缘保持指数和峰值信噪比, 计算结果如表 2 所示.

表 2 客观指标

Table 2 Calculation results of objective indicators

去噪方法	CC	SSIM	EPI	PSNR
自适应维纳滤波	0.847 2	0.470 8	0.925 0	20.050 2
TV 联合 2D-VMD	0.940 7	0.513 6	0.978 4	21.882 4
NSST 域去噪	0.947 0	0.561 6	0.985 9	23.932 0
本文方法	0.947 6	0.589 6	0.986 4	20.252 6

由表 2 可以看出, 本文去噪结果除了峰值信噪比结果不理想外, 其他的客观数据均为最好. 本文去噪方法的峰值信噪比与 NSST 域的结果相差较大, 主要原因是目标物体以外的背景信息之间的差别造成的. 如图 5 去噪结果所示, 本文在图像轮廓保持, 以及船体桥梁和阴影处等细节方面的表现是优于 NSST 域去噪的, 在对图像进行去噪时为了保护边缘轮廓与细节信息牺牲了部分背景信息的真实还原度. 通过对比客观指标和视觉效果可以证明本文所提去噪方法的可行性和有效性.

研究低信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 条件下的声呐图像去噪效果, 可以进一步验证本文所提算法的有效性和稳定性, 对图 2 分别添加方差为 0.1、0.2、0.3、0.4、0.6、0.7、0.8 的斑点噪声, 得到不同低信噪比的噪声图像, 计算噪声图像的信噪比和峰值信噪比便于比较图像去噪效果, 所得计算结果如表 3 所示. 信噪比与峰值信噪比越大说明图像质量越好, 如表 3 计算结果随着图像添加的噪声程度不断加大, SNR 的计算结果随图像质量下降也呈现下降的趋势, 且由于图像质量下降严重, SNR 计算结果出现了负值, 不利于后续去噪效果的分析. PSNR

表 3 噪声图像的信噪比与峰值信噪比

Table 3 Calculation results of signal-to-noise ratio and peak signal-to-noise ratio of noisy images

噪声程度	SNR	PSNR
0.1	9.204 9	20.489 0
0.2	6.265 7	17.788 5
0.3	3.943 5	16.162 9
0.4	3.192 7	15.107 8
0.6	1.536 9	13.795 6
0.7	-0.195 2	13.383 6
0.8	-1.429 5	13.002 5

的计算结果则完全随图像质量下降而下降.

PSNR 也是体现图像质量的重要指标之一, 所以用 PSNR 衡量图像的质量. PSNR 值高于 40 dB, 说明图像质量极好, 非常接近原始图像; PSNR 值在 30~40 dB 之间, 说明图像质量好; PSNR 值在 20~30 dB 之间, 说明图像质量差; PSNR 值低于 20 dB, 图像质量不可接受. 如表 3 计算结果, 除了方差为 0.1 的噪声图像, 其余图像的 PSNR 都在 20 dB 以下, 可以满足低峰值信噪比条件下的低质量图像去噪效果研究.

对噪声图像使用不同算法进行去噪, 实验所得结果与添加方差为 0.5 的斑点噪声去噪结果如表 4—7 所示.

表 4 相关系数

Table 4 Correlation coefficient results

方差	自适应维纳滤波	TV 联合 2D-VMD	NSST 域去噪	本文方法
0.1	0.951 0	0.975 9	0.973 1	0.976 8
0.2	0.922 6	0.964 5	0.964 9	0.966 7
0.3	0.894 1	0.957 3	0.954 3	0.959 2
0.4	0.868 8	0.947 7	0.947 8	0.951 1
0.5	0.847 2	0.940 7	0.947 0	0.947 6
0.6	0.834 3	0.935 2	0.934 2	0.940 7
0.7	0.824 0	0.931 7	0.930 7	0.934 0
0.8	0.811 9	0.922 9	0.928 7	0.929 1

由表 4 相关系数计算结果可知, 本文所提算法在不同噪声图像中的客观数据均为最佳, 去噪图像与原始图像的相关程度最高, 最接近于原始图像, 图像还原度最高.

由表 5 结构相似度计算结果可知, 本文所提算法在不同噪声图像中的客观数据均为最佳, 去噪图像的亮度、对比度、结构与原始图像最接近.

由表 6 边缘保持指数计算结果可知, 本文所提算法在不同噪声图像中的客观数据与 NSST 域相近,

且各有优势,去噪图像的边缘轮廓和细节信息与原始图像较为接近.

表 5 结构相似度

Table 5 Structural similarity results

方差	自适应维纳滤波	TV 联合 2D-VMD	NSST 域去噪	本文方法
0.1	0.636 5	0.715 5	0.641 7	0.726 3
0.2	0.568 2	0.637 6	0.619 1	0.669 4
0.3	0.526 1	0.597 0	0.595 4	0.641 0
0.4	0.491 7	0.565 1	0.572 1	0.615 7
0.5	0.470 8	0.513 6	0.561 6	0.589 6
0.6	0.457 1	0.529 3	0.550 1	0.582 1
0.7	0.444 4	0.469 4	0.535 0	0.563 4
0.8	0.436 1	0.450 8	0.532 7	0.545 7

表 6 边缘保持指数

Table 6 Results of edge retention index

方差	自适应维纳滤波	TV 联合 2D-VMD	NSST 域去噪	本文方法
0.1	0.983 1	0.991 6	0.987 8	0.991 9
0.2	0.977 1	0.986 7	0.987 0	0.988 5
0.3	0.959 4	0.982 2	0.987 6	0.985 3
0.4	0.938 8	0.979 0	0.987 8	0.983 8
0.5	0.925 0	0.978 4	0.985 9	0.986 4
0.6	0.905 9	0.972 4	0.984 8	0.980 0
0.7	0.900 3	0.975 6	0.982 3	0.977 7
0.8	0.894 1	0.974 0	0.981 9	0.982 3

表 7 峰值信噪比

Table 7 Peak signal-to-noise ratio results

方差	自适应维纳滤波	TV 联合 2D-VMD	NSST 域去噪	本文方法
0.1	25.186 2	26.718 1	26.975 3	26.821 7
0.2	23.162 4	25.298 2	25.959 6	24.984 3
0.3	21.745 2	23.442 7	24.894 2	23.209 5
0.4	20.762 4	22.790 0	24.410 0	22.631 6
0.5	20.050 2	21.882 4	23.932 0	20.252 6
0.6	19.610 8	21.747 7	23.656 3	21.459 5
0.7	19.275 4	19.865 1	23.497 9	20.738 5
0.8	18.916 9	19.944 3	23.454 6	19.438 9

由表 7 峰值信噪比计算结果可知,本文所提算法结果除噪声方差为 0.8 的图像结果低于 20 dB,其他结果都高于 20 dB,相较于噪声图像,去噪图像质量提高一个档次,可以以噪声方差大小 0.7 为界,确定处理噪声图像的最低峰值信噪比为 13.383 6 dB.

本文算法的峰值信噪比优于自适应维纳滤波结果,与 TV 滤波结合 2D-VMD 去噪结果相近,略低于 NSST 域去噪结果.因为 NSST 域去噪时将图像分解为 1 层低频和 4 层高频,并把 4 层高频分解为 48 个

不同方向,对图像的处理主要集中于图像的高频部分,可以把低频信息的成分尽量降低,使低频只包含图像的趋势信息,含有非常少的细节信息,所以低频含有少量甚至没有噪声;本文去噪方法处理的是分解后的低频分量,为了保护图像边缘轮廓和细节信息,在图像低频和高频之间的分频上比较保守,导致计算出的峰值信噪比略低于 NSST 域去噪.结合其他客观数据计算结果和视觉效果,本文算法针对斑点噪声图像的去噪效果有一定的提升.

4 结论

本文对声呐图像去噪方法进行研究,提出一种基于自适应维纳滤波和 2D-VMD 的图像去噪方法.针对声呐图像去噪边缘轮廓不清晰、细节丢失严重的问题,利用 2D-VMD 算法实现了图像的有效分解,并引入相关系数和结构相似度进一步筛选有效的模态分量并用自适应维纳滤波处理,得到了结构相似度、亮度、对比度、边缘还原度以及细节保留更好的去噪图像,有效地提升了图像质量.通过实验确定了算法所能处理噪声图像的最低峰值信噪比的值,即峰值信噪比在 13.383 6 dB 以上有较好的去噪效果,对低质量图像的去噪处理能够满足大部分复杂情况,为后续的图像处理任务提供帮助.

参考文献

References

- [1] 康健,管海燕,于永涛,等.基于 RFA-LinkNet 模型的高分遥感影像水体提取[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2023,15(2):160-168
KANG Jian, GUAN Haiyan, YU Yongtao, et al. RFA-LinkNet: a novel deep learning network for water body extraction from high-resolution remote sensing images [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2023, 15(2): 160-168
- [2] 杨学文,王楠.视觉驱动机械臂自主作业技术综述[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2021,13(3):281-290
YANG Xuewen, WANG Nan. Review on autonomous operation technology of vision-based manipulator [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2021, 13(3): 281-290
- [3] Wu Y Q, Deng Y H, Zhang L G, et al. Research on the development of unmanned underwater system detection technology [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2218(1): 012079
- [4] 刘晶晶.基于 GA-BP 神经网络的声呐图像拼接方法研究[D].吉林:东北电力大学,2019

- LIU Jingjing. Research on sonar image mosaicing method based on GA-BP neural network [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2019
- [5] 徐慧朴,朱莉娟.一种新的全变分块匹配声呐图像降噪算法研究[J].图学学报,2018,39(6):1092-1097
XU Huipu, ZHU Lijuan. A new denoising algorithm of total variation block matching sonar images[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(6): 1092-1097
- [6] Yuan F, Xiao F Q, Zhang K H, et al. Noise reduction for sonar images by statistical analysis and fields of experts [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 74: 102995
- [7] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544
- [8] Dragomiretskiy K, Zosso D. Two-dimensional variational mode decomposition [C]// International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Cham: Springer, 2015: 197-208
- [9] 闫洪波,刘霏,徐洋,等.二维变分模态分解联合快速非局部均值的医学超声图像去噪方法[J].计算机应用与软件,2023,40(3):260-265
YAN Hongbo, LIU Pei, XU Yang, et al. Medical ultrasound image denoising algorithm based on two-dimensional variational modal decomposition and fast non-local mean [J]. Computer Applications and Software, 2023, 40(3): 260-265
- [10] Messagier M, Meguellati S, Mahgoun H. Fringe pattern denoising using two-dimensional variational mode decomposition (2D-VMD) method for inspection of flatness of reduced surfaces [J]. Experimental Techniques, 2021: 1-15
- [11] Baseliçe F, Ferraioli G, Ambrosanio M, et al. Enhanced Wiener filter for ultrasound image restoration [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2018, 153: 71-81
- [12] Wang H B, Yang T G, Han Q K, et al. Approach to the quantitative diagnosis of rolling bearings based on optimized VMD and Lempel-Ziv complexity under varying conditions[J]. Sensors, 2023, 23(8): 4044
- [13] Bülow T, Sommer G. A novel approach to the 2D analytic signal [M]//Voss K, Chetverikov D, Sommer G. Computer Analysis of Images and Patterns. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1999: 25-32
- [14] Zhang C C, Zhang Y H, Liu D Z, et al. A novel two-level approach to defect detection in braided CFRP using air-coupled ultrasonic testing [J]. Ultrasonics, 2023, 128: 106884
- [15] Wu F, Yang W X, Xiao L M, et al. Adaptive Wiener filter and natural noise to eliminate adversarial perturbation [J]. Electronics, 2020, 9(10): 1634
- [16] Salehi H, Vahidi J, Abdeljawad T, et al. A SAR image despeckling method based on an extended adaptive Wiener filter and extended guided filter [J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 2371
- [17] Dhawan R, Ghanekar U. Single-image super-resolution using rational fractal interpolation and adaptive Wiener filtering [C]// Proceedings of First International Conference on Computational Electronics for Wireless Communications. Singapore: Springer, 2022: 477-486
- [18] Chanal D, Steiner N Y, Petrone R, et al. Online diagnosis of PEM fuel cell by fuzzy C-means clustering [M]// Encyclopedia of Energy Storage. Amsterdam: Elsevier, 2022: 359-393
- [19] Sara U, Akter M, Uddin M S. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR: a comparative study [J]. Journal of Computer and Communications, 2019, 7(3): 8-18
- [20] Pankaj D, Govind D, Narayanankutty K A. A novel method for removing Rician noise from MRI based on variational mode decomposition [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102737
- [21] 刘光宇,曾志勇,曹禹,等.基于密度聚类与灰度变换的 NSST 域声呐图像去噪[J].湖南大学学报(自然科学版),2022,49(8):186-195
LIU Guangyu, ZENG Zhiyong, CAO Yu, et al. Sonar image denoising based on density clustering and gray scale transformation in NSST domain [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2022, 49(8): 186-195
- [22] Gong H, Shi Q. Image quality assessment based on the mean gradient of edge preserve index [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Information, Services and Management Engineering (ISME 2011) (Volume 3). Scientific Research Publishing, 2011: 378-383
- [23] Changela A, Zaveri M, Verma D. A comparative study on CORDIC algorithms and applications [J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2022: 2330002

Sonar image denoising algorithm based on adaptive Wiener filtering and 2D-VMD

FENG Wei¹ LIU Guangyu^{1,2} LIU Biao¹ ZHOU Bao¹ ZHAO Enming¹

¹ School of Engineering, Dali University, Dali 671003, China

² Key Laboratory of Marine Intelligent Equipment and System of Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201100, China

Abstract Sonar images are prone to problems such as low contrast, low resolution, and edge distortion, so it is dif-

difficult to accurately separate effective signals from noise when removing noise from sonar images, resulting in reduced image contrast, unclear edge contours, and severe detail loss after denoising. Therefore, this paper proposes a sonar image denoising algorithm based on adaptive Wiener filtering and 2D-VMD (Two Dimensional Variational Mode Decomposition). First, a noisy image is decomposed using 2D-VMD to obtain a series of sub modes with different center frequencies. Effective modal components are obtained via correlation coefficients and structural similarity, then processed by adaptive Wiener filtering, and finally the filtered modal components are reconstructed to remove noise. The experimental results show that the proposed image denoising algorithm achieves the best results in terms of correlation coefficient and structural similarity, with a peak signal-to-noise ratio slightly lower than that of NSST domain denoising. Taking into account objective data and visual effects, the algorithm proposed in this paper achieves the best performance in image details and edge preservation after removing noise.

Key words image denoising; two dimensional variational mode decomposition (2D-VMD); adaptive Wiener filtering; modal component; sonar image