

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417480

改进 AnisGF 和维纳滤波的声呐图像去噪^{*}

占佳城 陈哲 魏瑞凯 陈国一

(河海大学信息科学与工程学院 常州 213000)

摘要: 声呐检测技术目前已被广泛应用于水下结构检测,受水下复杂环境影响,声呐图像通常存在分辨率低、噪声干扰严重、边缘细节模糊、纹理信息差等实质问题。针对这些问题,本文提出一种基于改进各向异性引导滤波和维纳滤波的融合去噪算法。算法首先在传统 AnisGF 上引入局部结构相似性指数作为权重因子,实现在去噪的同时保留更多的边缘结构信息;其次,利用贝叶斯优化方法确定维纳滤波的 SSIM 权重,最后融合 AnisGF 与维纳滤波方法对声呐图像进行联合去噪。实验结果表明,本文所提出的算法相比传统算法在均方误差、峰值信噪比和结构相似性指数上有 9.5%、4% 和 10% 的提升。

关键词: 声呐图像;图像去噪;AnisGF;维纳滤波

中图分类号: TP391.41;TN929.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Sonar image denoising with improved AnisGF and Wiener filtering

Zhan Jiacheng Chen Zhe Wei Ruikai Chen Guoyi

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

Abstract: Sonar detection technology has been widely used in underwater structure detection. Affected by the complex underwater environment, sonar images usually have substantial problems such as low resolution, serious noise interference, fuzzy edge details, and poor texture information. In order to solve these problems, this paper proposes a fusion denoising algorithm based on improved anisotropic guided filtering and Wiener filtering. Firstly, the local structural similarity index was introduced into the traditional AnisGF as a weighting factor to achieve denoising while retaining more edge structure information. Secondly, the Bayesian optimization method was used to determine the SSIM weight of Wiener filtering. Finally, AnisGF and Wiener filtering were combined for joint denoising of sonar images. The experimental results show that the proposed algorithm has 9.5%, 4% and 10% improvements in mean square error, peak signal-to-noise ratio and structural similarity index compared with the traditional algorithm.

Keywords: sonar image; image denoising; AnisGF; wiener filtering

0 引言

水下声呐技术^[1-2]作为一种非侵入式的检测手段,已被广泛应用于大坝等水下结构的检测。复杂的水下环境、水下能见度低和变化的水压等因素都增加了检测难度,而声呐技术的发展为解决这些问题提供了可能,为评估大坝的安全状况提供重要依据。前视声呐设备提供大坝水下部分的声呐图像^[3],帮助检测人员发现结构性破坏、裂缝、沉积物聚积等问题。水下声呐系统需要特殊的装备和船只,以及高度专业化的技术人员,这使得数据采集变得昂贵和耗时^[4]。相比于光学图像,声呐图像通常分辨率不足^[5],部分成像声呐分辨率随距离下降明显,难以在安全距离下形成

对目标的有效识别。同时由于大坝的水下环境复杂和声呐设备的镜像,使得声呐图像存在严重的斑点噪声和高斯噪声,导致坝体声呐图像的边缘细节模糊^[6]、纹理差、图像质量不理想,对后续一系列的声呐图像处理产生不利的影响。因此研究坝体声呐图像去噪的方法受到众多学者的关注,在去噪的同时有效保留边缘细节信息也具有重要的研究意义和应用价值。

去噪是声呐图像预处理中非常重要的一环,其目的是减弱乃至消除噪声信号,以获得更清晰的图像。在传统去噪算法方面国内外学者通常只考虑到单种噪声的影响。Ziane 等^[7]将瑞利概率分布函数合并到双边和非局部均值

收稿日期:2024-11-28

^{*} 基金项目:国家重点研发计划子课题(2022YFB4703404)、中国建筑第七工程局有限公司局课题(CSCEC7b-2022-Z-5)、中国建筑股份有限公司科技研发课题(CSCEC-2023-Z-10)项目资助

滤波器中,提出了一个增强的散斑噪声减少框架,但该方法只考虑到了散斑噪声。Jiang 等^[8]利用稀疏分解的去噪算法对侧扫声呐图像进行去噪,该算法也只针对散斑噪声有较好的效果。水下环境复杂,单一噪声的去噪效果无法评价去噪算法的好坏。

当前水下声呐图像去噪的主要方法包括空间域方法和变换域方法。空间域去噪方法直接对声呐图像的像素点灰度值进行处理,以达到去噪目的。Qin 等^[9]提出一种自适应均值滤波算法,根据图像中噪声的强度自动选择合适的滤波窗口大小,通过噪声点输出平均灰度值,非噪声点输出原值的方法进行自适应去噪。但该方法只判断了像素点是否为椒盐噪声,对于其他噪声效果一般。赵冬冬等^[10]将传统空间域方法和神经网络进行结合提出一种基于密集残差和双通道注意力机制网络的前视声呐图像去噪方法,根据声呐图像的噪声特点生成模拟数据来进行网络训练从而达到去噪效果。该算法考虑到高斯噪声和瑞利噪声但是在样本数量有限的情况下存在过拟合的风险。

变换域方法通过将图像转换到新的空间中,利用图像在新空间的特性进行去噪处理。Ciotirnae 等^[11]使用未抽取的小波变换与局部二进制模式的特征提取器方法进行图像去噪,改善图像质量和均方误差,但是该算法运用在声呐图像上存在一定的局限性且对声呐图像的去噪效果一般。在变换域中使用机器学习的方法对图像进行去噪也能提高一定的效果。夏平等^[12]采用复 Contourlet 分析提取各尺度中声呐图像每一方向的弱特征信息,构建高斯混合模型接着采用期望最大算法训练模型参数估计图像增强系数,实现图像的去噪和增强。Chen 等^[13]提出一种基于固定水域噪声模型的声呐图像去噪方法,建立水域噪声模型通过测试得到模型参数,再利用这些参数作为频域滤波参数对声呐图像进行去噪处理。采用机器学习的方法进行图像去噪能够提升一定的效果,但对于声呐图像而言,有限的数据集无法使该类算法在性能上达到最佳。

面对复杂的水域环境,将空间域和变换域的方法结合也可以获得较好的去噪效果。张宇等^[14-15]采用 BM3D 算法初步去噪,再引进改良的 Canny 算子优化引导滤波,从而保留更多的图像边缘细节。但该算法时间复杂度较高,无法达到实时处理。刘源等^[16]融合小波变换和非局部均值滤波提出一种新的自适应相位图去噪方法,有效的抑制相位图中的相干噪声。但对于声呐图像一定程度上存在细节边缘信息上的损失。陈波等^[17]基于边缘保护改进了多项式匹配滤波算法,沿着图像纹理滑动滤波窗口,选择最小匹配误差的窗口进行匹配滤波。利用多种去噪方式进行去噪在效果上能得到一定的提升,但由于该算法窗口的选择方式会在去噪效率上有所降低。

为了保留边缘细节信息的同时还有良好的去噪效果,本文提出一种改进的各向异性引导滤波器(anisotropic guided filtering, AnisGF),结合维纳滤波器,用于坝体水下

声呐图像的去噪处理。传统的 AnisGF^[18]算法在处理具有复杂纹理和边缘的图像时,往往难以平衡去噪和保持边缘清晰度。本研究通过引入自适应权重调整机制,优化 AnisGF 算法,使其在保持图像边缘信息的同时,有效降低噪声水平。此外,结合维纳滤波器进一步增强算法在非均匀噪声环境下的鲁棒性。实验结果表明,所提出的改进算法在坝体水下声呐图像去噪方面具有较高的性能,能够有效提高图像质量,为后续的图像分析和结构健康监测提供可靠的数据支持。

1 算法设计

本文算法在传统的 AnisGF 中添加局部 SSIM 的权重因子,将图像的边缘信息考虑到算法权重当中,利用贝叶斯优化调整维纳滤波的 SSIM 权重占比,最后输出去噪后图像。整体融合滤波算法流程如图 1 所示。

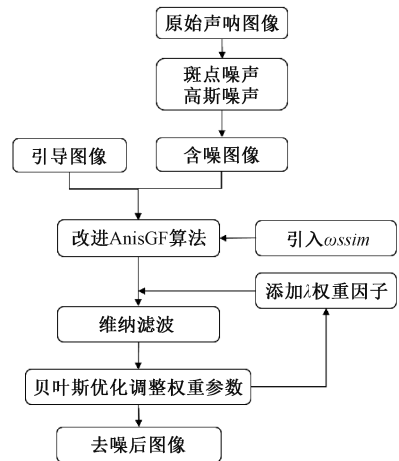


图 1 自适应融合滤波算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the adaptive fusion filtering algorithm

1.1 各向异性引导滤波器

各向异性引导滤波器是一种改进的引导滤波器,它通过使用加权平均来实现最大扩散,同时保持图像中的强边缘。这种滤波器特别适用于处理图像中的结构不一致性和在强滤波设置下的细节光晕问题。

AnisGF 的核心思想是在局部邻域内,根据局部邻域方差来优化权重,实现强各向异性滤波,同时保持原始引导滤波器的低计算成本。这种方法有效地解决了传统引导滤波器在更强的滤波设置下产生的细节光晕问题,以及在输入图像和引导图像结构不一致时性能较差的问题。

AnisGF 的核心公式可以表示为:

$$q(x) = p(x) + \omega(x)(I(x) - p(x)) \quad (1)$$

其中, $q(x)$ 是滤波后的图像, $p(x)$ 是引导图像 I 的线性近似,可以表示为:

$$p(x) = a(x)I(x) + b(x) \quad (2)$$

其中, $a(x)$ 和 $b(x)$ 是通过最小二乘法确定的系数,用于最好地拟合引导图像的局部特性。 $I(x)$ 是输入图像,

$\omega(x)$ 是关于局部领域方差的权重计算。

$$\omega(x) = \frac{r(x) \cdot g(x)}{\|g(x)\|^2 + \epsilon} \quad (3)$$

式中: $r(x)$ 是引导图像 I 的梯度, $g(x)$ 是输入图像的梯度, ϵ 是一个小的常数, 用于防止分母为零。

由式(2)中可看出权重是基于引导图像的局部方差优化的, 这允许在图像的平滑区域实现更多的扩散, 在边缘附近则减少扩散, 从而保留边缘信息, 实现各向异性扩散。总的来说, 引导图像在 AnisGF 中起到关键作用, 它提供了结构信息, 帮助保留边缘和纹理, 同时减少输入图像中的噪声和其他不期望的信息。通过这种方式, AnisGF 能够在保持图像细节的同时实现有效的平滑处理。但由于水下声呐图像的数据较少通常情况会使用输入图像本身来作为引导图像实现去噪, 此时 ϵ 的作用会被放大从而影响去噪效果, 因此可对权重计算方式进行改进。

1.2 AnisGF 权重方式改进

根据式(3), 当输入图像与引导图像一致时 ϵ 的取值尤为关键, 会直接影响去噪效果。

这时式(3)则变为:

$$\omega(x) = \frac{g(x)^2}{g(x)^2 + \epsilon} \quad (4)$$

只有当 ϵ 的值远大于 $g(x)^2$ 时, 滤波效果较好, 细节保护较强, 但有可能造成图像平滑过渡, 对于后续的图像处理造成不便的影响。王成杰^[19]通过构造局部方差与自然图像近似中值方差的平均偏离度函数 $\delta(\sigma_i^2)$ 来自动计算正则化 ϵ 参数, 实现某种程度上的图像自适应。但是对于不同的声呐图像可能需要不一样的 $\delta(\sigma_i^2)$ 函数才可以达到较为理想的效果。

为了加强去噪算法的自适应能力和算法的准确性, 本文使用结构相似性指数(structural similarity index, SSIM)来调整 AnisGF 中的权重, 在 AnisGF 中, 权重通常是基于局部方差来计算的, 以实现各向异性扩散。通过引入 SSIM, 可以更加关注图像的结构信息, 从而改进权重的计算。

要引入 SSIM 来调整权重, 可以将权重计算公式修改为:

$$\omega_{SSIM}(x, y) = SSIM(I(x), I(y)) \cdot \omega(x, y) \quad (5)$$

则式(1)可修改为:

$$q(x, y) = p(x, y) + \omega_{SSIM}(x, y)(I(x, y) - p(x, y)) \quad (6)$$

这里, $SSIM(I(x), I(y))$ 表示在位置 x 和 y 处的局部 SSIM 值, 它衡量这两个位置的图像块之间的结构相似性。这样, 权重不仅考虑梯度的相似性, 还考虑了结构的相似性。

简单来说, SSIM 的计算涉及到亮度、对比度和结构 3 个部分, 其公式为:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (7)$$

其中, μ_x 和 μ_y 分别是位置 x 和 y 的局部均值, σ_x^2 和 σ_y^2 是局部方差, σ_{xy} 是局部协方差, C_1 和 C_2 是为了避免分母为零而添加的小常数。

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (8)$$

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{1/2} \quad (9)$$

结构相似性指数理论取值范围在 $[-1, 1]$, 然而在实际应用中 SSIM 的值通常在 $[0, 1]$ 范围内。当局部区域结构相似性 $SSIM(x, y)$ 越接近 1 时, 权重 $\omega_{SSIM}(x, y)$ 越大, 这意味着在滤波过程中, 相似性高的区域对最终结果的贡献更大, 表明在该位置的引导图像对输入图像的影响更大, 从而有助于更好地保留图像的结构信息和细节。这种权重调整有助于在去噪过程中保持图像的重要结构特征, 如边缘和纹理, 同时减少不相似区域的影响, 这些区域可能包含更多的噪声或伪影。由于声呐图像分辨率低, 图片有效细节相对较少, 这种方法也适用于声呐图像增强和融合等应用, 保存更多的细节信息, 防止去噪过渡造成细节缺失, 其中结构保持是一个关键因素。

结构相似性指数的引入为权重调整提供一种新的方法。SSIM 不仅衡量图像的亮度和对比度, 还特别关注图像的结构信息, 这对于保持图像的边缘和纹理区域至关重要。通过将 SSIM 纳入权重计算, 本研究能够实现更好的结构保持, 这对于图像滤波过程中的细节保留尤为关键。此外, SSIM 作为一种全面的图像质量评价指标, 能够提供更准确的权重调整, 从而显著提高滤波后的图像质量。这种适应性强的方法特别适合处理具有复杂结构和纹理的图像, 能够有效平衡图像的平滑处理与细节保持之间的关系。更重要的是, 在图像融合和去噪等应用中, 采用 SSIM 调整权重有助于减少滤波引起的伪影, 尤其是在图像的边缘和纹理区域, 这对于提升最终图像的视觉质量和准确性具有重要意义。因此, 将 SSIM 应用于 AnisGF 中的权重调整, 不仅能够更好地保留图像的结构信息, 还能提高滤波效果, 这在图像去噪、增强和融合等应用场景中尤为重要。

1.3 改进 AnisGF 与维纳滤波相结合

1) 维纳滤波

维纳滤波(Wiener filter, WF)是一种线性滤波器, 用于从带噪声的观测信号中估计一个信号。它基于最小均方误差准则, 旨在最小化原始信号和估计信号之间的均方误差。这个误差定义为期望响应与滤波器实际输出之差。维纳滤波将图像噪声模型化, 通过建立图像退化模型来描述图像从原始状态到观测状态的变换过程。这个模型通常包括信号和噪声的统计特性。

根据信号和噪声的功率谱密度, 维纳滤波器的频率响应 $H(\Omega)$ 可以表示为:

$$H(\Omega) = \frac{S_{xx}(\Omega)}{S_{xx}(\Omega) + S_{mm}(\Omega)} \quad (10)$$

其中, $S_{xx}(\Omega)$ 是信号的功率谱密度, $S_{mm}(\Omega)$ 是噪声的功率谱密度。

在信号功率远大于噪声功率的频率区域, 维纳滤波器的频率响应接近 1, 即滤波器通过这些频率成分; 而在噪声功率远大于信号功率的频率区域, 滤波器的频率响应接近 0, 即滤波器衰减这些频率成分。

2) 融合去噪算法

改进 AnisGF 的优势在于它能够保持图像的边缘信息, 同时减少噪声。结合 SSIM 权重后可以根据图像局部结构的方向性来调整滤波强度, 更好地保护图像中的重要结构特征, 但在提升 SSIM 的过程中会牺牲一部分的均方误差的性能。维纳滤波核心目标是 minimized 滤波输出和实际信号之间的均方误差。将改进后的 AnisGF 和维纳滤波结合使用, 可以同时利用两者的优势, 维纳滤波提供了一种基于统计最优的滤波框架, 而改进的 AnisGF 则提供了一种有效的边缘保护机制。不仅弥补改进的 AnisGF 的不足, 还可以有效地降低滤波误差, 在空间域和频域上进行去噪, 从而达到更好的去噪效果。

3) 贝叶斯优化

本文改进的 AnisGF 算法中加入 SSIM 来调整权重进行去噪处理, 但由于利用改进的 AnisGF 处理前视声呐图像时还会存在一定的斑点噪声和无效边缘细节保留过多的问题, 可利用 AnisGF 与维纳滤波比例加权的方法, 接着利用贝叶斯优化模型^[20]去调整该权重参数, 形成一个自适应权重的融合滤波进行双重去噪以获得最佳去噪效果。

使用以下方程来结合两种算法的输出:

$$w_i = w_{1,i} + \lambda_i w_{2,i} \quad (11)$$

其中 $w_{1,i}$ 是 AnisGF 算法的输出, $w_{2,i}$ 是维纳滤波的输出, λ_i 是结合两个滤波器的标量混合参数。

为了保留声呐图像上更多的有效结构信息, 将权重 λ_i 动态调整成与 SSIM 有关。可将 λ_i 定义为:

$$\lambda_i = \frac{SSIM(w_{2,i}, \text{original})}{SSIM(w_{1,i}, \text{original}) + SSIM(w_{2,i}, \text{original})} \quad (12)$$

其中, $SSIM(w_{1,i}, \text{original})$ 是 AnisGF 算法输出与原始图像之间的 SSIM 值, $SSIM(w_{2,i}, \text{original})$ 是维纳滤波输出与原始图像之间的 SSIM 值。

本研究将式(11)作为贝叶斯优化的目标函数, 根据式(12)来确定初始权重参数的值, 构建高斯过程回归模型作为代理模型, 使用采集函数找到下一个 λ 权重参数。将模型循环迭代, 当迭代到 20 次的时候确定最终 λ 的值。

使用贝叶斯优化来确定加入的 SSIM 相关权重参数的自适应融合算法, 不仅能对改进的 AnisGF 算法的去噪能力进行了一个提升, 还对声呐图像的边缘细节特征有充分的保护。

2 实验与分析

2.1 实验设备及数据采集

声呐设备使用的是 Blueprint Subsea 公司的前视多波束声呐, 如图 2 所示, 型号是 Oculus M1 200 d, 工作频率范围为 1.2~2.1 MHz 可调, 距离分辨率低至 2.5 mm。



图 2 前视多波束声呐

Fig. 2 Forward-looking multi-beam sonar

实验使用的数据均采集于江苏省苏州市平康路实验基地。如图 3 所示, 由于坝体主要由混凝土材料构成, 所以模拟实验采取对混凝土结构进行人为破坏, 使其产生裂纹模拟坝体裂缝。如图 4 所示, 声呐图像为在该实验基地搭建的混凝土水池中进行采集, 大坝附近水域环境复杂, 水流和温度的变化都会对声呐获取到的图像产生影响。通常来说主要分为两方面的噪声, 一方面是由坝体环境引起的高斯噪声, 另一方面则是由声呐设备成像机理和水底环境产生的斑点噪声。因此在采集的水下图像中添加高斯噪声和斑点噪声来模拟大坝水下环境下获取到的声呐图像。

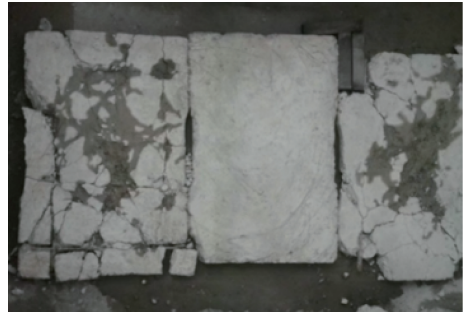


图 3 混凝土裂纹模拟坝体裂纹

Fig. 3 Cracks of dam body simulated by concrete cracks



图 4 实验室混凝土水池

Fig. 4 Laboratory concrete pool

2.2 实验对比与评价指标

首先在实验室采集的声呐图像上添加噪声水平为 0.3 的斑点噪声和均值为 0 且标准差为 0.03 的高斯噪声,生成含噪图像。在含噪图像上对提出的改进方法进行消融实验,验证改进的 AnisGF 算法对图像边缘保护能力的提升;后将本方法和几种具有代表性的传统去噪方法进行对比实验,验证本方法在去噪能力和边缘保护能力都处于较高水平。

模拟实验通过添加高斯噪声和斑点噪声来模拟大坝水下环境下获取到的声呐图像,然后通过本文算法进行去噪处理。作为对比算法,分别采用了高斯滤波(Gaussian filter, GF)、中值滤波(median filtering, MF)、均值滤波(mean filtering, MeF)、小波变换(wavelet transform, WT)和单独使用维纳滤波进行多次的对比实验。

为了验证本文算法的有效性,将本文算法与其他算法通过评价指标进行对比,采用均方误差、波形相似参数和峰值信噪比对图像予以客观评定。

均方误差(mean squared error, MSE)是图像处理 and 机器学习领域中常用的一种衡量误差的指标,特别是在评估图像重建或图像压缩算法的性能时。它通过计算预测值与实际值之间的差异的平方的平均值来衡量误差。其计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (13)$$

波形相似参数(normalized correlation coefficient, NCC),也称为归一化互相关(normalized cross-correlation),是一种衡量两个信号或图像之间相似度的指标。它通过计算两个信号之间的归一化互相关来确定它们的相似程度。NCC 的值范围为 $-1 \sim 1$, 值越接近 1 表示两个信号之间的相似度越高,值越接近 -1 则表示相似度越低。其计算公式如下:

$$NCC(A, B) = \frac{\sum (A - \bar{A}) \cdot (B - \bar{B})}{\sqrt{\sum (A - \bar{A})^2} \cdot \sqrt{\sum (B - \bar{B})^2}} \quad (14)$$

峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)是一种衡量图像质量的客观指标,尤其在图像压缩领域中用于评估信号重建质量。PSNR 通过比较原始图像和失真(或压缩后)图像之间的差异来评估图像质量。PSNR 的单位为分贝(dB),数值越大表示图像质量越好,失真越小。一般来说,PSNR 值越高,表示图像与原始图像的差异越小,图像质量越好。PSNR 是一个简单且广泛使用的图像质量评估工具。其计算公式为:

$$PSNR = 10 \cdot \lg \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (15)$$

式中: MAX_I 是图像中像素的最大可能值,而 MSE 则为式(11)所示的均方误差。

1) 消融实验

实验将删除关于 SSIM 权重的因子的 AnisGF 算法与

对其图像和评价指标进行对比与结果分析。消融实验效果如图 5 所示,图 5(b)和(c)的对比可以看出本文改进的 AnisGF 算法对去噪有直观的效果。如图 5(c)和(d)的对比可以看出,不加 SSIM 的 AnisGF 算法相对于本文改进的算法在边缘细节方面略显模糊。

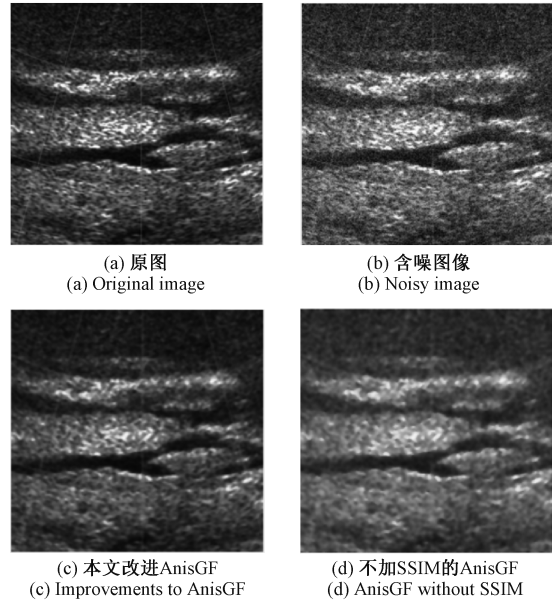


图 5 消融实验效果图

Fig. 5 Rendering of the ablation experiment

如表 1 所示,表中的数据均进行 10 次以上实验取平均值,从中可以看出在添加 SSIM 作为权重因子来改进 AnisGF 算法后,图像对比原图的结构相似性指数有了 11% 的提升,波形相似参数上无明显变化,但是其均值方差和峰值信噪比有了一定的性能下降。由于在追求结构相似性的过程中,为了保持图像的整体结构,算法允许一些局部的像素误差牺牲一些像素级的精确度,这在 MSE 和 PSNR 的评价标准下表现为性能下降。而维纳滤波则可以在频域中进一步优化去噪效果,通过最小化 MSE 来提高去噪性能。故而需要增加维纳滤波来融合去噪。

表 1 消融实验评价指标

Table 1 Evaluation indexes for ablation experiments

AnisGF 改进	MSE	NCC	PSNR	SSIM
改进前	0.012 24	0.983 83	67.251 20	0.787 51
改进后	0.017 79	0.986 39	65.629 06	0.891 03

注:加粗字体为最优结果

2) 其他算法对比实验

加入高斯和斑点噪声的各种去噪算法效果对比如图 6 所示。如图 6(c)~(h)可以看出本文算法的去噪效果优于其他算法,且裂缝的边缘细节也保存良好。如图 6(g)可以看出小波变化来处理声呐图像效果较差,相比于图 6(d)~(f)

的传统空间域滤波方法来说,去噪能力和边缘保护能力都较弱。根据图 6(c)和(h)的对比可以看出,文本采用的改进 AnisGF 配合维纳滤波的方法比单独使用维纳滤波的方

法在视觉效果上有一定的提升。上述图片可以看出在面对多种混合噪声的时候传统方法很难同时滤除,本文算法在滤除混合噪声的同时还兼顾边缘细节的保护。

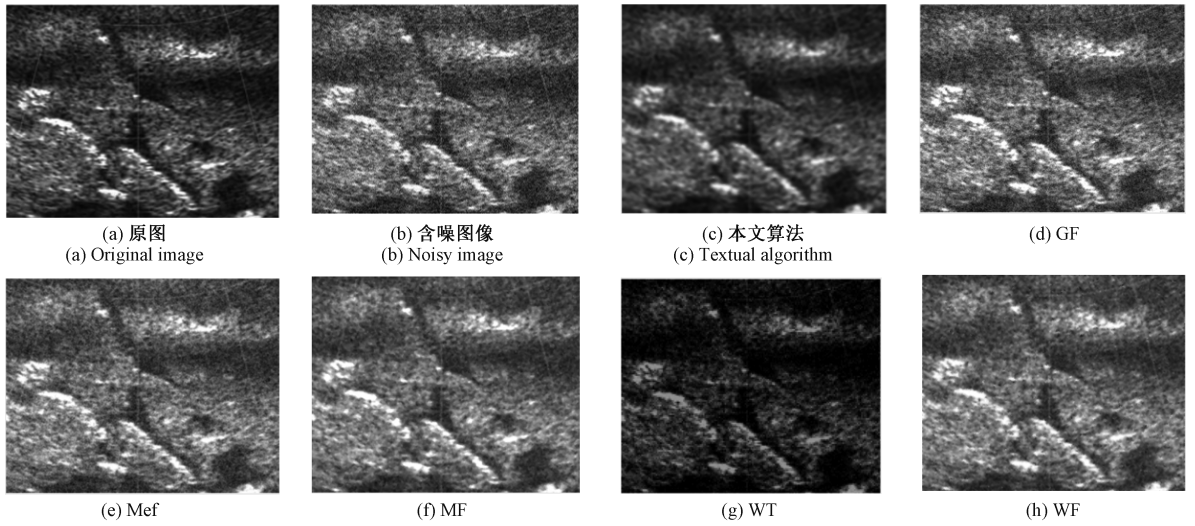


图 6 加入高斯和斑点噪声的各种去噪算法效果对比

Fig. 6 Comparison of the effect of various denoising algorithms with Gaussian and speckle noise added

如表 2 所示,表中的数据同样进行 10 次以上实验取平均值,从中可以看出本研究设计的融合算法在 SSIM 指数上相较于其他传统算法至少有 10%的提升,而在 MES、PSNR 指标上分别有 9.5%和 4%左右的提升。结合其他客观数据和视觉效果也验证了本研究所设计的融合算法在提升声呐图像方面去噪效果的同时,还保留较多的边缘细节信息。

引入相似性权重 ω_{SSIM} 改进 AnisGF 算法,再通过添加 λ 权重的自适应维纳滤波处理,有效的提升去噪效果的同时还提升边缘细节保留能力。实验表明,本文算法能够得到一个边缘细节保存良好的去噪声呐图像,有效提升声呐图像质量,同时也为后续的图像处理环节提供一个较好的模板和基础。

表 2 不同算法下的客观评价指标

Table 2 Objective evaluation indicators under different algorithms

算法	MSE	NCC	PSNR	SSIM
GF	0.020 30	0.962 64	65.055 59	0.781 28
MeF	0.015 54	0.988 35	66.535 58	0.723 37
MF	0.016 19	0.986 25	66.037 81	0.648 73
WT	0.019 33	0.971 44	65.268 56	0.625 71
WF	0.011 09	0.988 39	67.679 38	0.737 38
本文算法	0.004 81	0.994 54	71.307 05	0.885 39

注:加粗字体为最优结果

参考文献

[1] 檀盼龙, 吴小兵, 张晓宇. 基于声呐图像的水下目标识别研究综述[J]. 数字海洋与水下攻防, 2022, 5(4): 342-353.
TAN P L, WU X B, ZHANG X Y. Research review of underwater target recognition based on sonar image[J]. Digital Oceanography and Underwater Offense and Defense, 2022, 5(4): 342-353.

[2] 左震, 黄泓赫, 孙备, 等. 基于无人艇载侧扫声呐的水下目标定位方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 310-319.
ZUO ZH, HUANG H H, SUN B, et al. Research on underwater target location method based on side scan sonar of unmanned craft [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 310-319.

[3] SHI P F, FAN X N, WANG G R. A novel underwater dam crack detection algorithm based on sonar images [C]. 2015 5th International Conference on Computer Sciences and Automation Engineering (ICCSAE 2015), Atlantis Press, 2016: 452-456.

[4] 黄海宁, 李宝奇, 刘纪元, 等. 声呐图像水下目标识别综述与展望[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(5):

3 结 论

本文对水下坝体前视声呐图像去噪方法进行研究,提出一种基于 AnisGF 的改进算法,并在此基础上结合维纳滤波,提出自适应的边缘保护去噪算法。针对水下声呐图像的分辨率低、去噪边缘轮廓信息丢失严重的问题,利用 AnisGF 算法实现去噪,并结合局部结构相似性指数 SSIM

- 1742-1760.
- HUANG H N, LI B Q, LIU J Y, et al. Review and prospect of underwater target recognition in sonar images[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2024, 46(5): 1742-1760.
- [5] 程文博. 基于生成对抗网络的声呐图像超分辨率算法[J]. *数字海洋与水下攻防*, 2023, 6(3): 353-358.
- CHENG W B. Sonar image super-resolution algorithm based on generative adversarial network[J]. *Digital Marine and Underwater Offense and Defense*, 2023, 6(3): 353-358.
- [6] MUTHURAMAN D L, SANTHANAM S M. Contrast improvement on side scan sonar images using retinex based edge preserved technique[J]. *Marine Geophysical Research*, 2022, 43(2): 17.
- [7] ZIANE F, HACINI M, HACHOUF F. Non local bilateral filter for ultrasound images denoising[C]. 2024 2nd International Conference on Electrical Engineering and Automatic Control(ICEEAC). IEEE, 2024:1-5.
- [8] JIANG S Y, XING C X, WAN Z L, et al. Research on multiplicative speckle noise denoising method of side-scan sonar image based on analysis sparse decomposition[C]. 2021 OES China Ocean Acoustics (COA). IEEE, 2021:1016-1020.
- [9] QIN F Q, WEI K L, YUAN L, et al. An adaptive mean denoising algorithm for pepper and salt noised image[C]. Fourteenth International Conference on Graphics and Image Processing(ICGIP 2022). SPIE, 2023:727-733.
- [10] 赵冬冬, 叶逸飞, 陈朋, 等. 基于残差和注意力网络的声呐图像去噪方法[J]. *光电工程*, 2023, 50(6): 82-95.
- ZHAO D D, YE Y F, CHEN P, et al. Sonar image denoising method based on residual error and attention network[J]. *Optoelectronic Engineering*, 2023, 50(6): 82-95.
- [11] CIOTIRNAE P, DUMITRESCU C, CHIVA I C, et al. Method for noise reduction by averaging the filtering results on circular displacements using wavelet transform and local binary pattern[J]. *Electronics*, 2024, 13(20): 4119.
- [12] 夏平, 张光一, 雷帮军, 等. 复 Contourlet 域有向图与高斯混合模型的声呐图像增强[J]. *声学学报*, 2021, 46(4): 529-539.
- XIA P, ZHANG G Y, LEI B J, et al. Sonar image enhancement based on complex contourlet domain digraph and gaussian mixture model[J]. *Journal of Acoustics*, 2021, 46(4): 529-539.
- [13] CHEN M, LI L, LI Z J, et al. Research on sonar image denoising method based on fixed water area noise model[C]. 2021 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2021:231-235.
- [14] 张宇, 张学武, 张文诺, 等. 基于 AGF 和 BM3D 算法的声呐图像去噪[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(22): 153-159.
- ZHANG Y, ZHANG X W, ZHANG W N, et al. Sonar image denoising based on AGF and BM3D algorithms[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(22): 153-159.
- [15] 秦浩东, 张颖, 赵鹏程. 改进 Canny 算子的小管径弯头漏磁缺陷图像量化方法[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(5): 150-157.
- QIN H D, ZHANG Y, ZHAO P CH. Image quantization method of magnetic leakage defect of small diameter elbow with improved Canny operator [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(5): 150-157.
- [16] 刘源, 吴思进, 李伟仙, 等. 融合小波与非局部均值滤波的 DSPI 相位图去噪[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(20): 110-119.
- LIU Y, WU S J, LI W X, et al. DSPI phase graph denoising with wavelet and non-local mean filtering[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(20): 110-119.
- [17] 陈波, 鄢爱兰. 改进型多项式匹配图像去噪算法的研究与应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4): 177-186.
- CHEN B, YAN AI L. Research and application of improved polynomial matching image denoising algorithm[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2021, 35(4): 177-186.
- [18] OCHOTORENA C N, YAMASHITA Y. Anisotropic guided filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 1397-1412.
- [19] 王成杰. 基于各向异性引导滤波与双边滤波的前视声呐图像去噪[D]. 大连: 大连海事大学, 2023.
- WANG CH J. Forward looking sonar image denoising based on anisotropic guided filtering and bilateral filtering [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2023.
- [20] 邓帅. 基于改进贝叶斯优化算法的 CNN 超参数优化方法[J]. *计算机应用研究*, 2019, 36(7): 1984-1987.
- DENG SH. CNN hyperparameter optimization method based on improved Bayesian optimization algorithm[J]. *Applied Research of Computers*, 2019, 36(7): 1984-1987.

作者简介

占佳城(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为声呐图像处理、声学传感器数据采集等。

E-mail: zhanjiacheng@hhu.edu.cn

陈哲, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为水下成像探测、机器视觉、智能计算等。

E-mail: chen zhe@hhu.edu.cn