

DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.23110203 CSTR: 32055.14.sxjs.1000-3630.23110203

引用格式: 雷亮, 钟何平, 李涵, 等. 基于 Retinex 变分分解的合成孔径声呐图像增强方法[J]. 声学技术, 2025, 44(3): 438-444. [LEI Liang, ZHONG Heping, LI Han, et al. Synthetic aperture image enhancement method based on Retinex variational decomposition[J]. Technical Acoustics, 2025, 44(3): 438-444.]

基于 Retinex 变分分解的合成孔径声呐图像增强方法

雷 亮, 钟何平, 李 涵, 唐劲松

(海军工程大学电子工程学院, 湖北武汉 430033)

摘要: 针对合成孔径声呐图像灰度不均匀所带来的信息判别难的问题, 提出了一种基于视网膜反射增强的合成孔径声呐图像增强方法。首先通过纹理、结构先验和保真项建立目标函数, 对图像进行分解, 得到照度分量和反射分量的估计, 然后对分解得到的反射分量进行去噪和增强控制, 最后对照度分量的距离向灰度进行均衡后再对照度分量进行伽马变换增强, 保证图像整体的增强效果。此外, 还从主观评价和客观评价的角度与已有经典算法进行了对比分析。实验结果表明: 与其他算法相比, 文章所提算法在处理不同合成孔径声呐图像时, 视觉效果提升明显。处理后的图像在保持图像自然度的同时, 在对比度保持、均衡效果和失真度三个方面具有明显优势。

关键词: 合成孔径声呐; 均衡; 变分分解; 视网膜反射增强

中图分类号: P631

文献标志码: A

文章编号: 1000-3630(2025)-03-0438-07

Synthetic aperture image enhancement method based on Retinex variational decomposition

LEI Liang, ZHONG Heping, LI Han, TANG Jinsong

(School of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, Hubei, China)

Abstract: Aiming to address the difficulty of information discrimination caused by unequal illumination in synthetic aperture sonar images, a synthetic aperture sonar image enhancement method based on Retinex and variational decomposition is proposed. Firstly, an objective function is established through texture, structural prior, and fidelity terms, and the SAS image is decomposed to obtain estimates of the illumination and reflection components; then, the decomposed reflection components are denoised and enhanced; finally, the intensity value of the illumination component is balanced, and gamma transformation is applied to enhance the illumination component to ensure the overall enhancement effect of the image. In addition, a comparative analysis is conducted with existing classical algorithms from both subjective and objective evaluation perspectives. The experimental results show that compared with other algorithms, the algorithm proposed in this paper has a significant visual effect in processing different synthetic aperture sonar images. The processed images maintain the naturalness of the images and have obvious advantages in three aspects: contrast preservation, equalization effect, and distortion reduction.

Key words: synthetic aperture images; equalization; variational decomposition; Retinex

0 引言

为了开发和利用海洋资源, 需要对水下地理特征和所关注的特殊目标进行精细探测。这种探测需要覆盖广泛的区域, 对细节要求高, 同时还需要强大的抗干扰能力^[1]。因此, 精细成像声呐技术一直以来都是海洋探测领域急需解决的问题, 如今已经

成为技术研究的焦点。合成孔径声呐 (synthetic aperture sonar, SAS) 作为高分辨水下成像声呐, 其成像原理是 SAS 通过载体沿航迹方向做匀速直线运动, 通过其搭载的小孔径基阵合成大孔径的换能器基阵来获得较高的航迹向分辨率, 以实现精细化的水下探测区域二维成像^[2]。

合成孔径声呐图像亮度信息主要取决于后向散射强度^[3]。散射强度受不同地貌的散射特性, 声呐基阵侧视角度和声波波长等多个因素的影响^[4]。由于成像系统和地物特性的双重影响, 与其他图像相比, SAS 图像具有噪声干扰强、远近灰度不平衡、对比度不高等明显特征^[5]。对 SAS 图像进行解读和后续处理时, 需要提高局部亮度和对比度, 以提

收稿日期: 2023-11-02; 修回日期: 2024-03-02

基金项目: 国家自然科学基金 (42176187、61671461)、山东省自然科学基金面上项目 (ZR2023MD122)

作者简介: 雷亮 (1997—), 男, 四川广安人, 硕士研究生, 研究方向为干涉信号处理和机器学习。

通信作者: 钟何平, E-mail: zheping525@qq.com

高数据的可视化效果。

传统的低光照图像增强算法主要分为基于映射、基于直方图均衡^[6]和基于视网膜反射增强 Retinex 理论^[7]的低质量图像增强算法。基于映射和直方图均衡算法得到的图像容易出现局部过饱和，或者对局部信息增强不彻底的情况。“Retinex”由“视网膜”(retina)和“大脑皮层”(cortex)组合而成，强调视觉感知是眼睛和大脑共同作用的结果。Retinex 理论处理光学图像的算法主要包括 Retinex 滤波算法^[8]和 Retinex 变分分解算法^[9-14]。Retinex 滤波算法先后经历了单尺度 Retinex、多尺度 Retinex 以及带颜色恢复的多尺度 Retinex 算法。这些算法都是用高斯滤波器滤波得到图像的照度分量，并利用反射分量作为最终的增强结果。为解决照度分量估计不准确的问题，出现了基于 Retinex 变分分解方法^[9-14]。该方法利用先验条件，建立约束项及目标函数，然后通过迭代优化的方法求解反射量与照度分量。变分分解方法得到了较好地反射分量和照度分量，但仅将反射分量或将照度分量进行伽马(Gamma)变换的结果当作增强目标，自然度缺失，对比度下降和噪声放大的问题仍未有效解决。

声呐图像的增强方法包括函数拟合法，光照和对对比度规定化方法和深度学习方法。函数拟合法是将声呐数据每一行的数据作为所选数据，然后使用函数进行拟合，最后使用拟合函数对图像进行补偿和校正。文献^[15-16]提出的基于混合指数回归分析和三次样条回归分析方法分别使用指数函数和三次多项式拟合声呐数据的灰度变化，然后对图像进行补偿。但最终效果与给定的函数模型和相关声呐数据有直接关系，当模型不合理或数据不匹配时，效果较差。光照和对对比度规定化方法^[17-18]将观测到的非均衡声呐图像当作是均衡的声呐图像，对比度和照度组成的退化模型。算法仅考虑没有目标像素的背景图像对模型的影响，利用观测图像背景服从正态分布的特性，将照度和对比度偏移近似为局部均值和方差，从而估计背景图像。该类方法对于窗口参数选取要求较高，易滤除纹理细节及弱小目标。

Ye 等^[19]提出了一种基于生成对抗网络的侧扫声呐图像灰度校正方法，通过生成对抗网络和代表欧几里得损失、对抗性损失、感知损失的损失函数对成对的测扫声呐进行均衡处理，算法能得到良好的均衡效果，但声呐图像对的获取困难且网络容易出现过拟合，因此这种算法并不能很好地应用。文献^[20-21]对传统声呐均衡算法的不足进行了总结和改进，文献^[20]提出了基于 Retinex 的声呐图像校正方法，在单尺度高斯滤波器的基础上迭代分解照

度分量作为合成孔径声呐图像的照度分量；文献^[21]在估计出侧扫声呐图像反射分量和照度分量的同时，加入平衡常数控制图像的亮度并抑制噪声来实现图像的均衡。两者的共同缺点是，在近似估计照度分量时，如果图像中存在亮区和暗区，增强后的亮区变暗，同时出现图像过曝光等问题，导致图像失去自然性。

本文以合成孔径声呐图像为研究对象，提出了基于 Retinex 变分分解的不均匀低照度合成孔径声呐图像增强方法。本文首先分析了 SAS 图像的特征，将纹理和结构先验作为目标函数的先验约束分解图像，得到照度分量和反射分量；然后利用平均距离向灰度的方法对分解得到的照度分量进行亮度增强，同时控制其阴影区域的增强效果；最后将噪声抑制后的反射分量与照度分量逐元素相乘得到最后的增强结果。利用真实 SAS 图像进行增强实验验证了所提方法在增强 SAS 图像后不会出现信息丢失、不均衡、对比度降低的问题。

1 Retinex 基本原理

1.1 合成孔径声呐图像特点

图 1 所示的直角坐标系中，平台沿方位向做匀速直线运动。声呐系统在每个位置进行发射和接收信号，通过将接收的信号进行相干叠加，得到高分辨率二维声呐图像。

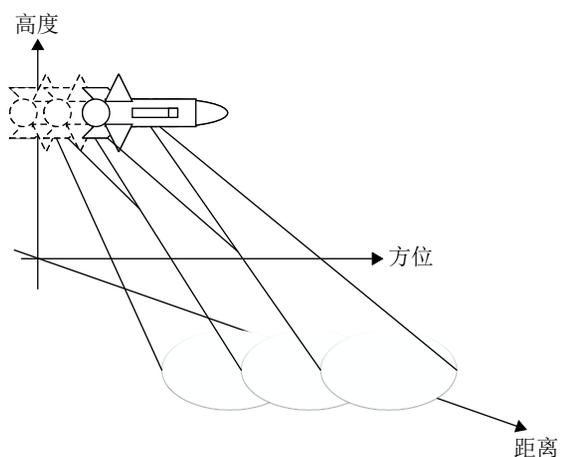


图 1 合成孔径声呐成像示意图

Fig.1 Schematic diagram of synthetic aperture sonar imaging

根据合成孔径成像模型，其所成图像具有以下特点：

- (1) SAS 图像像素值由物体的后向散射强度决定，所以 SAS 图像只有一个通道。
- (2) SAS 是通过相干叠加实现成像的，存在固有的相干斑噪声。

(3) 由于信号传输能量损失和基阵指向性的原因, 虽然进行了时变增益补偿, 但图像的距离向仍容易出现两端回波弱, 中间回波强的情况。

(4) 由于地形的影响, 目标被照射区域为高灰度值, 未被照射区域为低灰度值, 表现为阴影。

1.2 Retinex 变分分解模型

Retinex 变分模型 (Retinex variational model) 是基于 Retinex 原理^[22]和变分理论^[23]的一种图像增强方法, 结合了 Retinex 算法的亮度和颜色感知增强能力以及变分模型的优化框架, 实现对图像细节的增强。Retinex 算法的基本流程如图 2 所示。

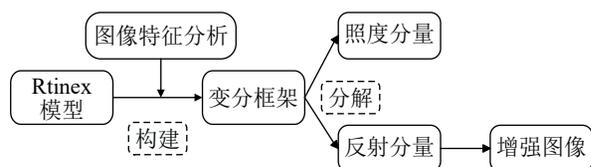


图 2 Retinex 变分分解算法流程图

Fig.2 Flow chart of Retinex variational decomposition algorithm

Retinex 模型认为图像由反射分量和照度分量的乘积组成, 表示为

$$S(x,y) = R(x,y) \times I(x,y) \quad (1)$$

式中: $S(x,y)$ 为原始图像中 (x,y) 点处的像素值; R 为反射分量; I 为照度分量。Retinex 模型假设照度分量是空间平滑的, 其可由多尺度高斯滤波器对原始图像进行滤波获取。为避免对灰度值缓慢变化边缘的照度估计不准确的问题, 照度分量中边缘模糊和锐化都会导致细节层出现振荡, 可能表现为光晕和梯度反转。

变分模型进一步对照度分量和反射分量的梯度进行了约束。变分法在数学领域是专门研究受未知函数影响的求积分型泛函极值的方法。变分法在 Retinex 图像增强上的运用是指根据图像的先验知识和数学模型建立一个合适的能量泛函, 在求解能量泛函极值的过程中将图像有效地分解为光照分量和反射率分量, 因此图像的增强问题就转化成利用变分法求解能量泛函极值的问题。照度分量含有物体的结构信息, 是平滑连续的, 反射分量包含精细纹理且是分段连续的。为了有效估计照度和反射率, 考虑上述的先验信息, 通过建立目标函数, 采用迭代方法求解照度分量和反射分量。

2 基于 Retinex 变分分解的合成孔径声呐图像增强方法

根据合成孔径声呐图像特点, 可以将图像分为

亮区、暗区和阴影区。SAS 图像增强方法需要对不同区域进行不同的亮度增强。阴影区对应未被发射信号照射的区域, 灰度值极低, 灰度差一般在几级以内, 增强过程中灰度应保持不变。暗区灰度差一般在几十级, 为了使人眼能够获得更多、更精准的影像信息, 应该在保持图像信息不变的前提下使灰度差异最大限度被人眼分辨。目标亮区本身具有较高质量, 不应在增强后出现过饱和或者亮度变暗的情况。

为避免去噪时出现同时优化照度分量 I , 反射分量 R 和噪声 N 过程困难的问题, 假设照度分量足够分段光滑时, 噪声分量应存在于反射分量中。因此, Retinex 算法首先使用 Retinex 变分分解方法分解得到 I 和 R , 然后通过原始图像和照度分量对反射分量进行调整, 避免过曝光和噪声放大的问题。最后, 通过限制阴影区域的增强得到最后的增强图像。Retinex 改进算法流程图如图 3 所示。

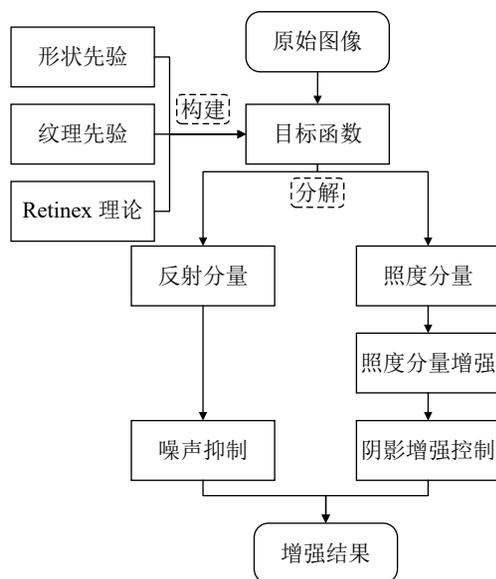


图 3 Retinex 改进算法流程图

Fig.3 Flow chart of Retinex improved algorithm

2.1 先验模型和目标函数

物体的属性可以分为形状、纹理信息, 其中形状和纹理信息是相互独立的。因此, 可以将用于 Retinex 变分分解的低照度低质图像增强问题转化为一个最小化问题, 该问题受到形状、纹理的约束限制。

2.1.1 形状先验

局部变化偏差利用其统计性质为识别不同类型的变异提供了一种简洁、自然的方法。局部变化表示梯度特征, 其偏差表示局部斑块内的变化相关性。因此, 局部变化偏差在区分纹理 (弱相关) 和

结构(强相关)方面具有惊人的强判别能力,为了增强纹理和结构的区别,用相对偏差 $D_{x/y}$ 代替一般偏差来放大区别,如式(2)所示:

$$D_{x/y} = \left| \frac{\nabla_{x/y} I}{\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_{x/y} I + \xi} \right| \quad (2)$$

其中: x, y 分别表示图像的两个坐标轴; ξ 是极小值,避免除数为0; $\nabla_{x/y}$ 是梯度算子; Ω 表示局部领域,大小为 3×3 。 $|\nabla_{x/y} I|$ 包含纹理和结构的完整梯度;平均变化 $\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_{x/y} I$ 只包含明显的结构;相对偏差 $D_{x/y}$ 捕获最突出结构的纹理。在平坦和结构区域 $D_{x/y}$ 较小,约等于0,在纹理区域 $D_{x/y}$ 远大于0,模型进行较强扩散,去除图像的纹理和噪声信息。

分别结合 D_x 和 D_y 2个坐标轴的相对偏差形成图像的结构先验。能量函数表示为

$$E_1(I) = \left\| \frac{\nabla_x I}{\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_x I + \xi} \right\|_1 + \left\| \frac{\nabla_y I}{\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_y I + \xi} \right\|_1 \quad (3)$$

2.1.2 纹理先验

对纹理的先验约束是通过总变分正则化去噪模型^[24]的总变分正则化项对反射分量进行约束,该方法利用噪声图像梯度的模作为正则化项。能量函数对反射分量的约束是假设反射分量包含精细纹理且是分段连续的,可以使用拉普拉斯分布来描述反射率梯度的分布。这种分布与总变分的稀疏性相对应。能量函数可以表示为

$$E_2(R) = \|\nabla_x R\|_1 + \|\nabla_y R\|_1 \quad (4)$$

其中 $E_2(R)$ 表示各向异性的总变分,能够在保持纹理和结构信息的同时,平滑噪声。

2.1.3 目标函数

联合纹理和形状先验,建立目标函数:

$$E(I, R) = \|I \cdot R - S\|_2^2 + \alpha E_1(I) + \beta E_2(R) \quad (5)$$

其中: α, β 分别为正参数,协调两个正则化项。式(5)等号右边的第一项约束噪声图像与估计图像之间的差距,确保求得的解不会有太大偏差。

2.2 目标函数的计算方法

本文通过分块坐标下降法求目标函数的最优解。

2.2.1 反射分量和照度分量的迭代式

由于 L_1 范式会导致优化结果不平滑,因此引入迭代重加权最小二乘法改写式(3)和(4),得到:

$$\begin{cases} E_1(I) = u_x \|\nabla_x I\|_2^2 + u_y \|\nabla_y I\|_2^2 \\ E_2(R) = v_x \|\nabla_x R\|_2^2 + v_y \|\nabla_y R\|_2^2 \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} u_{x/y} = \left(\left(\frac{1}{|\Omega|} \sum_{\Omega} \nabla_{x/y} I \right) \left| \nabla_{x/y} I \right| + \xi \right)^{-1} \\ v_{x/y} = \left(\left| \nabla_{x/y} R \right| + \xi \right)^{-1} \end{cases} \quad (7)$$

因此,2个子图像的分解子迭代式可表示为

$$I_k = \arg \min \|I \cdot R_{k-1} - S\|_2^2 + \alpha (u_x \|\nabla_x I\|_2^2 + u_y \|\nabla_y I\|_2^2) \quad (8)$$

$$R_k = \arg \min \|I_{k-1} \cdot R - S\|_2^2 + \beta (v_x \|\nabla_x R\|_2^2 + v_y \|\nabla_y R\|_2^2) \quad (9)$$

2.2.2 迭代式计算方法

初始化 $I_0 = S$,并使用矩阵符号重写目标函数:

$$I_k = (I \cdot R_{k-1} - S)^T (I \cdot R_{k-1} - S) + \alpha (I^T D_x U_x D_x I + I^T D_y U_y D_y I) \quad (10)$$

其中: U_x, U_y 分别是包含 u_x, u_y 的权重矩阵; D_x 和 D_y 是具有正向差分的矩阵。对式(8)求导并令导数为0,得到:

$$I_k = (R_{k-1}^T R_{k-1} + \alpha M_k)^{-1} R_{k-1}^T S \quad (11)$$

其中: $M_k = D_x U_x D_x + D_y U_y D_y$,为权重矩阵。

对于式(9),初始化 $R_0 = S/I_0$,使用矩阵符号表示为

$$R_k = (I_k^T I_k + \beta N_k)^{-1} (I_k^T S) \quad (12)$$

其中: $N = D_x^T V_x D_x + D_y^T V_y D_y$, V_x, V_y 为式(7)中 v_x, v_y 的矩阵形式。

2.3 照度分量和反射分量校正

变分分解得到的反射分量只有分段连续的和反射分量变分最小化的假设,其中阴影区域出现噪声放大,过度增强和不自然的问题。伽马变换后的照度分量与反射相乘的结果作为增强结果会出现图像过饱和,噪声被放大,亮区对比度降低的问题。

2.3.1 调整反射分量

得到平滑的照度分量后,在照度分量上添加一个常量作为光照映射 $B(x, y)$ 。在增加常量控制反射分量增强效果的同时抑制图像暗区噪声的放大。根据式(1)的Retinex理论对反射分量 $R(x, y)$ 进行逐元分割,得到调整后的反射映射,其数学表达式为

$$z(x, y) = \frac{I(x, y)}{B(x, y) + a} \quad (13)$$

其中: $z(x, y)$ 为调整过后的反射将常系数 a 加到平滑后的图像 B 中作为光照映射,当估计的照度过大时,照度估计结果不能准确地表示原始图像的照度映射。实验结果表明,系数过大,图像校正效果变差,其值为经验值,设置为0.1。

2.3.2 照度分量亮度增强

Gamma变换虽然可以对图像整体亮度进行调整,但当参数设定之后就不能改动,无法根据不

同 SAS 图像的亮度特点, 给出合适的增强效果, 且距离向的灰度不均衡问题没有解决。照度分量调整的方法需要基于波束指向性导致的回波能量变化原则, 通过平均距离向灰度值的方法对图像进行补偿。具体的步骤为: 首先通过梯度图像去除海底线内水柱区域和噪声点, 然后通过图像方位向的均值, 整体均值和方位向有效数据的占比得到补偿曲线, 对图像进行均衡, 最后通过 Gamma 变换对图像整体亮度进行增强。

图像的梯度反应区域的平滑程度, 在目标边缘和纹理处梯度较大, 在平滑区域时, 梯度较小。根据声呐图像的成像特点, 设置阈值 T 剔除水柱区域和阴影区域对图像增强的影响。梯度的计算方法为

$$G_i(x,y) = \sqrt{d_x(i,j)^2 + d_y(i,j)^2} \quad (14)$$

其中: $d_x(i,j)$ 和 $d_y(i,j)$ 分别表示像素点 x, y 方向的中值差分。

照度分量像素的灰度值为 $I(x,y)$, N_m 为图像中有效信息的像素数。照度图像对应方位向像素的均值为

$$M = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^{ixj} I(x,y) \quad (15)$$

为了确保灰度值的平滑过渡, 避免突变, 算法通过设置矩形滑动窗口来对图像进行处理, 窗口的步长设置为 1, 宽度设置为 5, 长度与图像的方位向像素数一致。滑动窗口像素对应条带的均值为

$$\text{mean}(j) = \frac{1}{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} I(x,y) \quad (16)$$

其中: N_p 为滑动窗口中的像素数量。

每个滑动窗口对图像像素的修正可以表示为

$$I(x,y) = M \times \frac{1}{\text{mean}(j)} \times p(j) \times I(x,y) \quad (17)$$

其中: $p(j)$ 为滑动窗口中有效数据的比例。

2.3.3 照度分量暗区增强控制

经过 Retinex 变分分解过后的反射分量中阴影区域噪声明显, 当周围的亮度非常低时, 这个区域可利用的信息非常有限, 因此它充满噪声像素, 需要一种方法在不影响其他区域增强的同时, 抑制阴影区域的噪声。所以, 当在某一亮度很低的区域, 使用权重因子来实现 Retinex 增强操作, 只产生很小的增强效果, 可采用式 (18):

$$Z(x,y) = I(x,y) \cdot W(x,y) + S(x,y) \cdot [1 - W(x,y)] \quad (18)$$

其中: $Z(x,y)$ 是最终图像; $S(x,y)$ 是增强后的照度

分量; 权重因子 $W(x,y)$ 决定了构成最终图像的 Retinex 结果的数量。在极低光照区域, Retinex 结果基本无法利用, 接近于 0, 其他地方接近于 1。

权重因子表示为

$$W = 1 - [1 - I(x,y)]^{20} \quad (19)$$

其中: I 表示未增强的照度分量。

3 增强结果对比与分析

为了验证算法的鲁棒性和优越性, 本文选取了两组不同场景的合成孔径声呐数据对算法进行验证, 并与经典算法以及性能优异的声呐图像增强算法进行比较, 包括 CLAHE 算法、局部背景变分迭代算法和基于 Retinex 的侧扫声呐灰度校正方法。使用峰值信噪比、信息熵、标准差和平均梯度作为图像质量的评价指标。实验过程中, 式 (5) 中的参数 α, β 分别设置为 0.001, 0.000 1, 式 (13) 中的参数 a 设置为 0.1。

3.1 主观对比结果

图 4 是像素为 768×2223 的海底沙丘地形图像, 表现为中间亮两端暗。图 5 是像素为 515×1112 的包含架构人造目标的海底图像。图像中间的两条亮线是系统噪声区域, 亮线两侧的海底线内为无回波信号的黑色像素。试验中选择两幅合成孔径声呐图像, 分别如图 4(a) 和图 5(a) 所示。

从图 4 展示的图像可以看出, CLAHE 算法对增强不均匀低照度图像的效果不佳。图像中上下区域的亮度均衡效果不显著, 原图像亮度适宜的区域增强过后出现亮度过饱和现象。

从图 4(c) 和图 5(c) 可以观察到, 局部变分迭代算法鲁棒性较差, 对海底沙丘图像整体的增强效果显著, 但相比于本文算法局部均衡效果稍差。对于架构人造目标图像, 因无信息区域、架构目标和声呐系统本身噪声区域的共同影响导致图像均衡效果差。本文算法的增强后的声呐图像能明显看到海底线, 如图 5(e) 所示。

基于 Retinex 的侧扫声呐灰度校正方法处理图 5(a) 时, 架构人造目标和系统噪声区域有明显过曝光现象。

与上述几种算法相比, 本文所提算法在增强图像的同时能够保留细节信息且噪声影响较小, 图像均衡效果较好, 亮度增强明显且没有过曝光现象。因此, 通过上述对比结果可以看出, 本文算法对增强不均匀低质量合成孔径图像具有较大优势, 能够在增强区域亮度的同时保留亮区的细节信息。

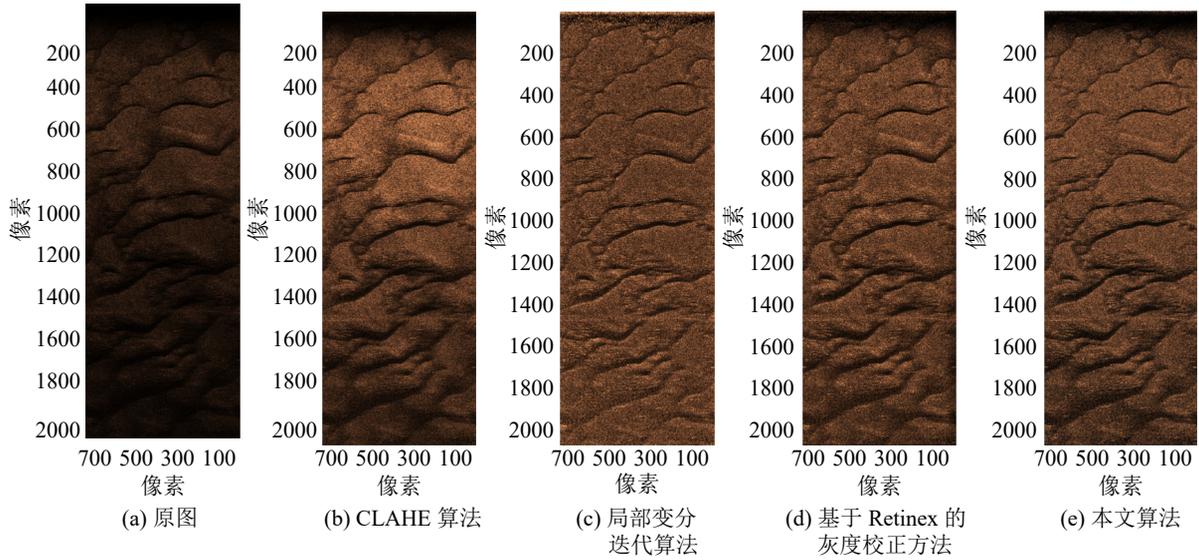


图4 不同方法海底沙丘地形图像增强结果对比

Fig.4 Comparison of enhancement of submarine sand dune terrain image with different methods

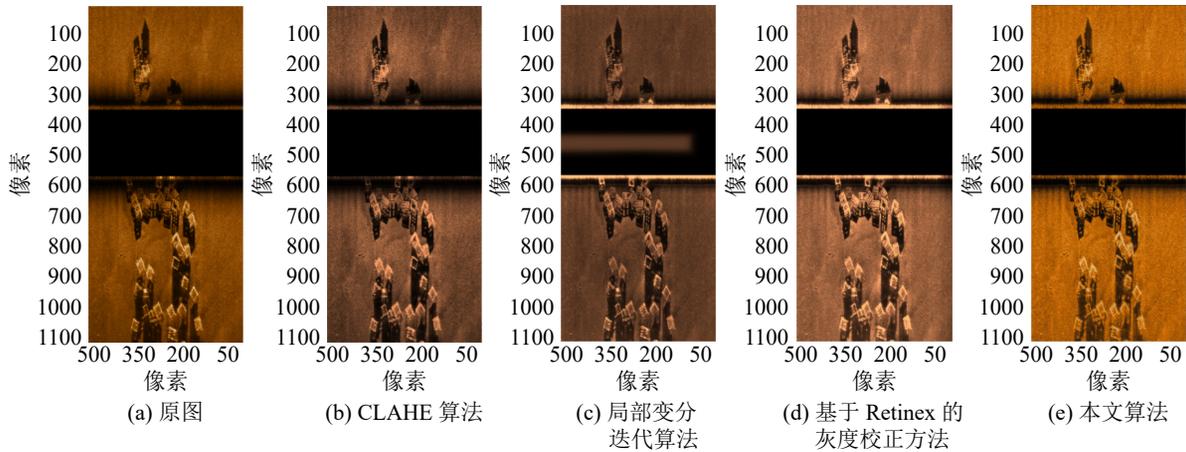


图5 不同方法框架人造目标图像增强结果对比

Fig.5 Comparison of enhancement results of artificial target images in the framework with different methods

3.2 客观评价

为了进一步验证算法的性能，对图4和图5中图像的信息熵、标准差和平均梯度进行测试。信息熵反映了图像信息的丰富度。标准差描述了图像像素值相对于平均值的分布情况，数值越小表示图像的灰度分布越均匀。平均梯度反映了图像呈现细节、清晰度以及纹理变化的能力。当平均梯度值增大时，图像的边缘变得更明显，整体视觉效果也更清晰。图像质量评价结果如表1和表2所示。

由表1和表2可知，本文算法增强后信息熵和平均梯度均高于所提其他算法，标准差均低于其他算法。结果表明本文算法在图像均衡效果、清晰度和信息多样性保持方面有较好的效果。

表1和表2中信息熵最小的分别是CLAHE算法和retinex的灰度校正方法。这表明这2种算法对图像饱和度的控制能力较差。表1、2中CHAHE算法的标准差最大，表明该算法的均衡效果最差。

表1 海底沙丘地形图像质量评价结果

Table 1 Evaluation results of image quality for submarine sand dune terrain

算法	信息熵	标准差	平均梯度
CLAHE	3.6781	99.9486	68.3999
局部变分迭代	3.7963	95.7628	84.4661
基于Retinex的灰度校正	3.7704	98.4147	75.7410
本文算法	5.8565	91.5463	126.5114

表2 框架人造目标图像质量评价结果

Table 2 Evaluation results of image quality for framework artificial target

算法	信息熵	标准差	平均梯度
CLAHE	4.2519	102.9975	34.1461
局部变分迭代	4.2258	102.0703	27.7000
基于Retinex的灰度校正	4.1375	101.5434	30.1610
本文算法	4.3526	88.3568	37.4186

4 结 论

本文提出了一种基于 Retinex 变分分解模型的合成孔径声呐图像增强方法,有效解决了现有 SAS 图像增强模型在增强合成孔径声呐图像时出现噪声增强、细节模糊、均衡效果差和过曝光等问题。采用本文方法对合成孔径声呐图像进行增强后,亮度和对比度显著提升,图像信息更加丰富,边缘更加清晰,更符合人眼的视觉感知。

参 考 文 献

- [1] 魏波. 多波束合成孔径声呐关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2021.
WEI Bo. Research on the key technology based on multi-beam synthetic aperture sonar[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [2] 钟何平, 唐劲松, 马梦博, 等. 异构环境下的多子阵合成孔径声呐精确后向投影快速成像方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(3): 405-411.
ZHONG Heping, TANG Jinsong, MA Mengbo, et al. A fast accurate back-projection algorithm for multi-receiver synthetic aperture sonar in heterogeneous environment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(3): 405-411.
- [3] 张鹏飞, 刘维, 江泽林, 等. 合成孔径声呐图像阴影增强方法研究[J]. 兵工学报, 2015, 36(2): 305-312.
ZHANG Pengfei, LIU Wei, JIANG Zelin, et al. Research on shadow enhancement for synthetic aperture sonar images[J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(2): 305-312.
- [4] 班多兴. 合成孔径声呐图像预处理技术研究与应用[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.
BAN Duoxing. Research and application of synthetic aperture sonar image preprocessing technology[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2020.
- [5] 冯子成. SAR 图像增强与可视化技术[D]. 长沙: 国防科技大学, 2017.
FENG Zicheng. Enhancement and Visualization Technology of SAR Images[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017.
- [6] 施丽红. 自适应直方图均衡化的合成孔径雷达图像增强[J]. 无线电工程, 2021, 51(9): 921-926.
SHI Lihong. Synthetic aperture radar image enhancement based on adaptive histogram equalization[J]. Radio Engineering, 2021, 51(9): 921-926.
- [7] 武亚红. 不均匀低照度低质图像增强算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
WU Yahong. Study of algorithms for non-uniform low-light low-quality image enhancement[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2021.
- [8] WANG S H, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538-3548.
- [9] SHUHANG WANG, GANG LUO. Naturalness preserved image enhancement using *a priori* multi-layer lightness statistics[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(2): 938-948.
- [10] KIMMEL R, ELAD M, SHAKED D, et al. A variational framework for retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7-23.
- [11] PARIHAR A S, SINGH K. A study on Retinex based method for image enhancement[C]//2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC). Coimbatore. IEEE, 2018: 619-624.
- [12] CAI B L, XU X M, GUO K L, et al. A joint intrinsic-extrinsic prior model for retinex[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice. IEEE, 2017: 4020-4029.
- [13] LIN H N, SHI Z W. Multi-scale retinex improvement for nighttime image enhancement[J]. Optik, 2014, 125(24): 7143-7148.
- [14] PARK S, YU S, MOON B, et al. Low-light image enhancement using variational optimization-based retinex model[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2017, 63(2): 178-184.
- [15] AL-RAWI M S, GALDRAN A, YUAN X, et al. Intensity normalization of sidescan sonar imagery[C]//2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). Oulu, Finland. IEEE, 2016: 1-6.
- [16] AL-RAWI M, GALDRAN A, ISASI A, et al. Cubic spline regression based enhancement of side-scan sonar imagery [C]//OCEANS 2017 - Aberdeen. Aberdeen, United Kingdom. IEEE, 2017: 1-7.
- [17] GALDRAN A, ISASI A, AL-RAWI M, et al. An efficient non-uniformity correction technique for side-scan sonar imagery [C]//OCEANS 2017 - Aberdeen. Aberdeen, United Kingdom. IEEE, 2017: 1-6.
- [18] FORACCHIA M, GRISAN E, RUGGERI A. Luminosity and contrast normalization in retinal images[J]. Medical Image Analysis, 2005, 9(3): 179-190.
- [19] YE X F, GE X K, YANG H B. A gray scale correction method for side-scan sonar images based on GAN[C]//Global Oceans 2020: Singapore - U. S. Gulf Coast. Biloxi, MS, USA. IEEE, 2020: 1-5.
- [20] 李更祥, 刘纪元, 李宝奇, 等. 局部背景变分迭代下的合成孔径声呐图像自适应均衡[J]. 石油地球物理勘探, 2022, 57(6): 1342-1351.
LI Gengxiang, LIU Jiyuan, LI Baoqi, et al. Oil Geophysical Prospecting, 2022, 57(6): 1342-1351.
- [21] YE X F, YANG H B, LI C L, et al. A gray scale correction method for side-scan sonar images based on retinex[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1281.
- [22] LAND E H. The retinex theory of color vision[J]. Sci Am, 1977, 237(6): 108-128.
- [23] 王超. 基于变分问题和偏微分方程的图像处理技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007.
WANG Chao. Image processing based on variational problem and partial differential equations[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2007.
- [24] HAO S J, HAN X, GUO Y R, et al. Low-light image enhancement with semi-decoupled decomposition[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(12): 3025-3038.