

文章编号:1004-4213(2011)01-0136-6

消除水下激光图像混合噪声的软形态滤波算法*

韩宏伟, 张晓晖, 葛卫龙

(海军工程大学 兵器工程系, 武汉 430033)

摘 要:除了采用距离选通等特殊机制来消除后向散射之外,水下激光成像系统作用距离的进一步提升依赖于对图像中噪声的有效抑制.在分析水下激光距离选通图像噪声特性的基础上,引入软形态学,设计了多方向结构元和极化软形态变换,组成开-闭级联滤波器.对于其中的重复度参量,以散斑指数和边缘能量为目标,采用离散差分算法优化.实验结果表明,该算法兼顾了对平滑能力和边缘保护的要求,具有更高的鲁棒性,性能优于 Lee 算法和基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法,且具有一定的普适性.

关键词:距离选通;散斑噪声;软形态学;离散差分进化

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20114001.0136

0 引言

在水下激光主动成像技术中,距离选通是一种减小水体后向散射的有效方法^[1].通过利用水体后向散射光和目标反射光的时间差,水下激光距离选通成像系统可以抑制水体后向散射光对图像质量的影响,提高图像对比度,从而增加成像距离.这时,图像主要受噪声的影响.这些噪声既来源于水体,也包括成像器件的因素.它们的存在掩盖了图像的精微结构,因此要想进一步提高水下光电成像的作用距离必须消除噪声的影响.

目前针对水下激光图像的去噪算法,既有变换域的,如基于曲波(Curvelet)的阈值萎缩算法^[2],基于频域的同态滤波算法^[3]等,也有空域的,如最小均方差算法^[4]和形态学滤波算法^[5-6]等.其中,形态学滤波的基本思想是选取合适的结构元素提取图像中的目标.由于视觉信息的理解都是基于对象的几何特性的,因此形态算子更适合视觉信息的处理和分析.同时,数学形态学所使用的各种变换大都具有并行、局部、实时、快速及易于硬件实现的特性^[7].然而标准形态学滤波器存在的统计偏移以及对图像中微小变化的高度敏感性使它在平滑噪声的同时也容易损害目标的细节,鲁棒性不高.尤其对于水下距离选通图像来说,目标图像经过水介质信道的传输,质量下降已很严重.如果滤波时不小心处理,造成目标结构受损,反而会进一步降低图像质量.

为了在去噪能力和边缘保护之间进行更好的折中,本文引入软形态算子,使滤波器在尽量维持原有去噪水平的前提下,获得一定程度的鲁棒性,以更好地保护图像的结构细节.本文首先说明了水下激光距离选通图像的混合噪声特性,接着引入软形态算子,构造多方向结构元,组成极化软形态开-闭级联滤波器.对于各个方向的重复度,以散斑指数和边缘能量为目标,采用离散差分算法进行优化.最后以实际的水下激光距离选通图像验证算法.

1 水下激光距离选通图像的噪声特性

水下激光距离选通图像的噪声来源于图像的获取和传输过程.这些噪声从和信号的附着关系上可分为乘性噪声和加性噪声.对于激光成像系统来说,来源于物体表面的“位相光栅”效应的散斑噪声是一种常见的乘性噪声^[8],此外,由于光电子的量子特性而使信号在平均值上下变化的光量子噪声也是一种乘性噪声.而阴极的暗发射噪声,CCD的暗电流噪声和读出噪声等都是加性噪声,可用高斯随机过程描述.

如图 1(a)所示是一幅实际的水下激光距离选通成像系统采集的原始图像.该系统由 BigSky 公司生产的 200 mJ 脉冲激光器和 Princeton 仪器公司生产的 PI-MAX2 ICCD 组成.激光器发射 100% 能量,脉宽 7 ns 的脉冲激光照射目标.目标距成像系统 30 m.考虑到脉冲激光在水中的展宽,ICCD 的选通

基金项目:海装十一五预研项目资助

第一作者:韩宏伟(1983-),男,博士研究生,主要研究方向为水下激光成像与处理. Email:fire_power_ice@yahoo.com.cn

导师:张晓晖(1963),男,教授,博导,主要研究方向为光电成像技术. Email:zhangxiaohui@vip.sina.com

收稿日期:2010-05-18;修回日期:2010-08-09

宽度取 10 ns,开门时刻相对于目标反射激光脉冲到达成像系统的时刻有一定的延迟,增益 250.

假设原始目标图像是局部分块均匀的,噪声的空间相关性为 0,噪声与信号也不相关. 设图像中任一像素点的灰度值为

$$f(i, j) = n_1(i, j) \cdot S(i, j) + n_2(i, j) \quad (1)$$

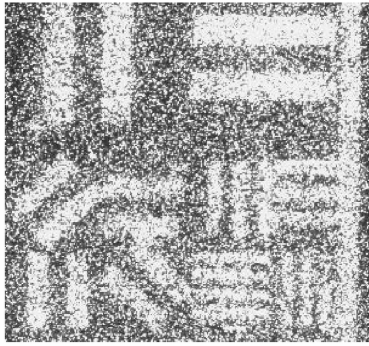
$$0 \leq i \leq M-1, 0 \leq j \leq N-1$$

式中 M, N 为图像大小, $S(i, j)$ 为原始信号的灰度值,且假定是确定性信号, $n_1(i, j)$ 是单位均值噪声,方差为 σ_1^2 , $n_2(i, j)$ 是零均值高斯随机过程,方差为 σ_2^2 . 则

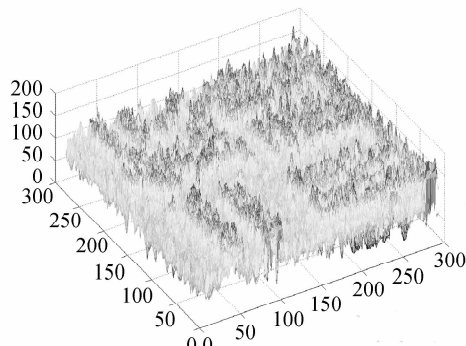
$$E[f(i, j)] = E[n_1(i, j)] \cdot E[S(i, j)] + E[n_2(i, j)] = S(i, j) \quad (2)$$

因此

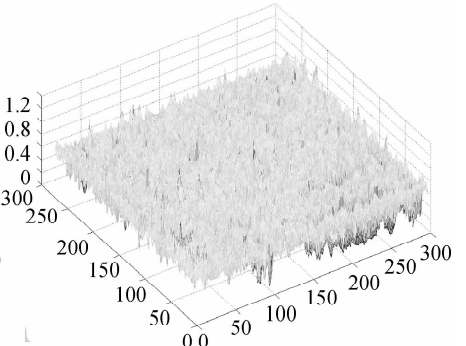
$$E[(f(i, j) - E[f(i, j)])^2] = E[(n_1(i, j) - 1) \cdot S(i, j) + n_2(i, j)]^2 = \sigma_1^2 \cdot S^2(i, j) + \sigma_2^2 \quad (3)$$



(a) The original image



(b) The image of square error



(c) The image of proportion of square error to square mean

图 1 水下激光距离选通图像的特性

Fig. 1 The characteristic of underwater laser range-gated image

2 多方向极化软形态算子

由于含有散斑噪声的混合噪声的存在,线性滤波器无法满足要求. 形态学滤波器由于基于形状的分析方法,再加上具有许多其他优良特性,得到广泛使用. 但标准形态学滤波器存在统计偏移,其对噪声的过于敏感性也会伤害目标细节. 为了克服这一问题,本文设计基于软形态学的多方向极化算子,以在去噪和细节保护之间寻找更好的结合点.

2.1 软形态变换的定义

给定集合 $A, B \subseteq Z^2$ 和 $A \subseteq B$, B 被分为两部分:“硬核” A 和“软边界” $B-A$. 对一幅图像 f 用软结构元 $SE(B, A, k)$ 进行灰度膨胀和腐蚀分别定义为^[9]

$$f \oplus [B, A, k] = \max^{(k)} \{ k \diamond (f(x - \alpha) + A(\alpha) | \alpha \in D_A) \} \cup \{ f(x - \beta) + B(\beta) | \beta \in D_{B-A} \} \quad (5)$$

$$f \ominus [B, A, k] = \min^{(k)} \{ k \diamond (f(x + \alpha) - A(\alpha) | \alpha \in D_A) \} \cup \{ f(x + \beta) - B(\beta) | \beta \in D_{B-A} \} \quad (6)$$

式中 $\max^{(k)}$ 和 $\min^{(k)}$ 分别表示各自集合中的第 k 个

从而

$$\frac{E[(f(i, j) - E[f(i, j)])^2]}{E[f(i, j)]^2} = \sigma_1^2 + \frac{\sigma_2^2}{S^2(i, j)} \quad (4)$$

式(3)和(4)说明,如果图像中只含加性噪声则其方差图是个常量,如果只含乘性噪声则其方差图与均值平方图的比值是个常量. 而当图像中既含加性噪声又含乘性噪声时,上述表述不再成立,其方差图随原始信号的强度成正比例变化,方差/均值平方比例图却恰好相反.

图 1(b)和(c)分别是图 1(a)的方差图和方差/均值平方比例图. 从图 1(b)可以看出,在亮条纹处方差值大,而在暗背景处的方差值小,图 1(c)则不仅整体波动比较小,且与图 1(b)的特性恰好相反. 因此可以说水下激光距离选通图像中含有乘性噪声和加性噪声的混合噪声,且乘性噪声占主要地位.

最大和最小值. \diamond 表示重复算子,即

$$k \diamond f(\alpha) = \underbrace{(f(\alpha), f(\alpha), \dots, f(\alpha))}_{k \text{ 次}} \quad (7)$$

k 即为重复度. D_A 和 D_{B-A} 分别是集合 A 和 $B-A$ 的定义域.

软形态变换与标准形态变换的不同之处就在于,用对结构元内元素的排序加权代替极大极小操作. 不论对软膨胀还是软腐蚀变换,当极值出现在“硬核”内时,输出将为该值,而当极值出现在“软边界”中时,除非该极值有一定“规模”,否则不会输出该极值. 显然,如果存在“软边界”,则 k 值不能大于“软边界”的基数,当 k 等于“软边界”的基数加 1 时,软形态变换退化为硬核 A 的标准形态变换;而当 k 等于 1 时,软形态变换又退化为基元 B 的标准形态变换. 这样,通过在 1 与“软边界”的基数加 1 之间调整重复度 k 就可以调整软形态变换的鲁棒性.

2.2 结构元设计与复合形式

在形态学中,结构元素是最重要最基本的概念.

它在形态学中的作用相当于信号处理中的“滤波器窗口”. 结构元素作为对图像处理的依据, 它的大小、形状选择是否合适, 直接影响到图像的形态运算结果. 因此, 需要根据不同的应用场合来选择合适的结构元素^[10]. 为了处理不同的边缘细节, 设计了如图2所示的多方向结构元.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1

图2 多方向结构元

Fig. 2 Multi-direction elements

其中 B 是 5×5 大小的结构元, 标示为 1 的元素属于硬核 A , 标示为 0 的元素属于软边界 $B-A$. 硬核 A 具有四个方向, 可以基本覆盖滤波窗口内不同方向的边缘走向. 重复度 $k \in [1, 21]$.

对于运算的复合形式, 考虑到图像中散斑噪声对视觉效果的影响主要来自高灰度值斑点, 决定采用开-闭级联的形式. 由于有四个结构元, 通过定义极化软腐蚀和极化软膨胀把四个结构元综合起来.

$$T_1(f) = \text{Max}(f \ominus [B_i, A_i, k_i]), i=1, 2, 3, 4 \quad (8)$$

$$T_2(f) = \text{Min}(f \oplus [B_i, A_i, k_i]), i=1, 2, 3, 4 \quad (9)$$

通过前面关于软形态变换的分析可以知道, 当 $k_1 = k_2 = k_3 = k_4 = 1$ 时, $T_i(f)$ 就相当于 B 的标准形态变换, 这时滤波器的敏感度最高, 而当 $k_1 = k_2 = k_3 = k_4 = 21$ 时, $T_i(f)$ 就相当于取以四个硬核为基元的标准形态变换中敏感度最低的一个. 由于四个结构元的重复度的组合方式有 2^{14} 种, 因此通过调整四个结构元的重复度的组合方式可以实现对滤波器性能的精细调整, 再辅以一定的指标和搜索方法就可以设计出需要的软形态学滤波器.

通过极化软形态变换, 设计如图3所示的开-闭级联滤波器形式.

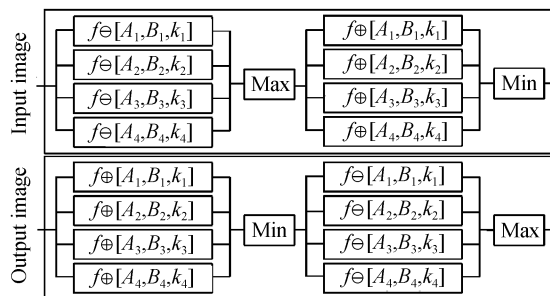


图3 极化软形态开-闭级联滤波器

Fig. 3 Polarized soft morphological OC filter

滤波器的变化参数为四个结构元的重复度 k_1 、 k_2 、 k_3 、 k_4 .

3 离散差分进化搜索

由于四个重复度参量可能的组合形式比较多, 因此需要借助一定的寻优搜索算法来确定最合适的组合形式. 本文采用进化速度最快的差分算法解决这一问题.

3.1 目标函数

对于滤波算法来说, 噪音平滑能力和边缘保护能力是衡量其性能的两个重要方面. 设原始图像 f 处理后的图像为 \hat{f} . 对于噪音平滑能力采用散斑指数表征, 其定义为^[11]

$$SI = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{\sigma(i, j)}{\mu(i, j)} \quad (10)$$

式中 $\mu(i, j)$ 和 $\sigma(i, j)$ 分别是以滤波后的图像点 (i, j) 为中心的一定大小窗口的均值和标准差. 滤波器的滤波能力越强, 图像越平滑, 则图像的局部标准差越小, 因而散斑指数越小. 对于滤波器的边缘保护能力采用边缘能量来表征, 其定义为

$$EE = \frac{1}{MN} \sqrt{\sum_x \sum_y [(\Delta_x \hat{f}(x, y))^2 + (\Delta_y \hat{f}(x, y))^2]} \quad (11)$$

式中 Δ_x 和 Δ_y 分别是 $\hat{f}(x, y)$ 在 x 和 y 方向的导数. 边缘能量表征了图像滤波后边缘的尖锐程度, 因而滤波器的边缘保护能力越强则边缘能量越大. 定义

$$\text{SaE} = EE^\alpha / SI^\beta \quad (12)$$

把两个目标的优化问题转化为一个目标的最优问题, 所要搜索的就是 SaE 的最大值. α 和 β 是调整参量.

3.2 离散差分进化

差分进化 (Differential Evolution, DE) 算法是一种基于种群差异的新型进化算法^[12]. 其进化流程与遗传算法基本相同, 也包括变异、交叉和选择, 但在变异环节中利用种群中个体间的差分向量对个体进行扰动, 实现个体差异. 在 1996 年首届 IEEE 进化算法大赛中差分进化算法被证明是最快的进化算法^[13], 所以本文采用该算法进行重复度组合搜索. 但差分进化是解决连续空间优化问题的, 对于本文的排列组合问题需要进行离散化处理. 本文的离散处理体现在两个方面, 一是初始化, 二是变异操作时用概率来替换原来的缩放因子. 算法具体描述为:

1) 初始化. 每一个染色体代表一组可行解, 它包括四个基因, 分别对应四个结构元的重复度. 为了处理的方便, 把基因的变化范围 $[1, 21]$ 变换到 $[-10, 10]$. 设种群规模为 NP, 建立优化搜索的初始点, 则

$$x_{i,j}(0) = x_{i,j}^L + \text{Int}_{\text{rand}}(0, x_{i,j}^U - 1)$$

$$i = 1, 2, \dots, NP; j = 1, 2, \dots, D \quad (13)$$

式中 $x_{i,j}(0)$ 表示种群中第 0 代的第 i 条染色体的第

j 个基因, $x_{i,j}^L$ 和 $x_{i,j}^U$ 分别是基因的上下限. Int_{rand} ($x_{i,j}^L, x_{i,j}^U$) 表示 $x_{i,j}^L$ 和 $x_{i,j}^U$ 之间的随机整数. D 是基因的数目, 这里为 4.

2) 变异操作. 在原来的变异公式

$$v_{i,j}(g+1) = x_{r1}(g) + F \cdot (x_{r2}(g) - x_{r3}(g))$$

$$i \neq r1 \neq r2 \neq r3 \quad (14)$$

中, 把 F 看成是一个概率. 设 $x_n = x_{r2} - x_{r3}$, 对每一个基因, 其变异操作为

$$\begin{cases} v_{i,j}(g+1) = x_{r1,j}(g) + x_{n,j}(g), & \text{rand} \leq F \\ v_{i,j}(g+1) = x_{r1,j}(g), & \text{rand} > F \end{cases} \quad (15)$$

这里 g 表示进化的代数, rand 是 $[0, 1]$ 之间的随机数.

3) 交叉操作. 首先生成一个随机整数 $\text{Int}_{\text{rand}}(1, D)$, 然后在第 g 代种群 $\{x_i(g)\}$ 与变异中间体 $\{v_i(g+1)\}$ 之间进行交叉操作生成试验个体, 即

$$u_{i,j}(g+1) = \begin{cases} v_{i,j}(g+1), & \text{rand} \leq CR \mid |j = \text{Int}_{\text{rand}}(1, D) \\ x_{i,j}(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

式中 CR 为交叉概率.

4) 选择操作. 采用贪婪算法, 将试验体 $\{u_i(g+1)\}$ 解码后带入软形态滤波器计算图像质量, 然后与第 g 代种群 $\{x_i(g)\}$ 之间进行选择操作

$$x_i(g+1) = \begin{cases} u_i(g+1), & \text{SaE}(u_{i+1}) \geq \text{SaE}(x_i) \\ x_i(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

4 实验结果

以实际距离选通水下激光成像系统采集的图像测试本文所提算法的性能. 实验分两部分, 首先以图 1(a) 为目标, 详细研究算法性能; 接着以不同实验条件下采集的图像测试算法的普适性.

首先, 利用上文所述的软形态滤波算法对图像 1(a) 进行处理. 离散 DE 进化中相关参量的设定如表 1. 一共进化了 100 代, 图 4 显示了进化过程中各个染色体的适应度的变换情况, 可以看出 45 代之

后, 整个群落基本上就稳定下来了. 最终得到的重复度为: $k_1=4, k_2=7, k_3=4, k_4=7$, 可以看出这与含噪图像的特征是一致的. 因为原始图像主要的特征是水平和垂直的边缘, 因此沿着这两个方向的平滑能力可以大一些(重复度等于 4), 而 45 度与 135 度的平滑能力就减弱一些(重复度等于 7), 否则会伤害目标大多数的边缘.

表 1 DE 算法中的参量设定

Table 1 Arguments setting of DE

Name	Value
NP	20
F	0.8
CR	0.8
α	0.3
β	1.2

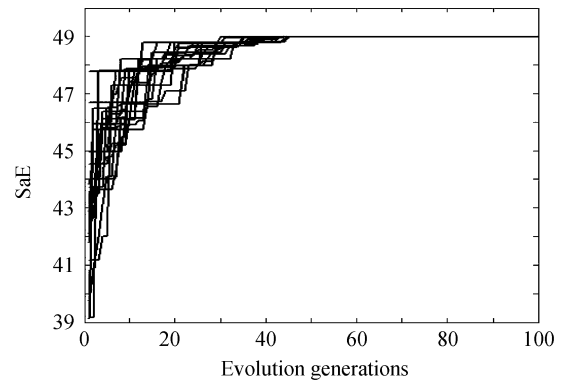


图 4 染色体适应度的变化情况

Fig. 4 The adaptability variance of chromosome

图 5 显示在不同重复度条件下滤波器所输出的图像. 其中左面一幅是当 $k_1=k_2=k_3=k_4=21$ 时滤波器的输出结果, 中间一幅是经过 DE 优化后的结果, 而右面一幅是 $k_1=k_2=k_3=k_4=1$ 时, 也就是用 5×5 的平面结构元进行开闭操作的结果. 可以看出, 当四个结构元的重复度全等于 21 时, 也就是类似于文献[6]中的方法(定义该方法为 F_1), 虽然改善了图像质量, 但图像中仍然留有大量噪音. 而采用 5×5 的平面结构元进行开闭操作(定义为 F_2)则对

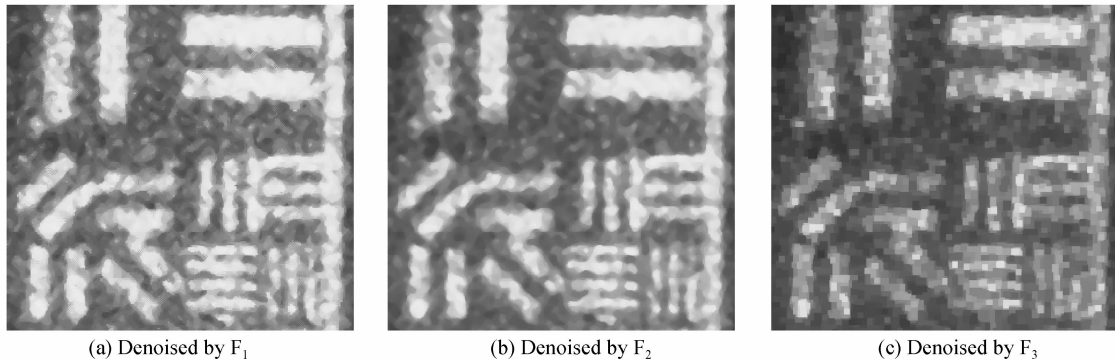


图 5 不同重复度条件下的输出图像

Fig. 5 The output image under different k_i

目标细节伤害很大,以 SaE 为目标,DE 优化的方法(定义为 F_3)较好地把握了滤波强度和边缘保护之间的平衡,输出图像的 SaE 值最高,也与人眼的视觉特性相合。

为了进行纵向的比较,采用 3×3 、 5×5 大小窗

表 2 不同滤波方法的结果

Table 2 The results of different filters

	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7	F_8
EE	0.367 6	0.336 4	0.328 4	0.734 3	0.491 7	0.051 8	0.378 8	0.383 0
SP	0.035 4	0.030 3	0.033 7	0.053 5	0.043 1	0.580 1	0.037 7	0.034 5
SaE	40.841 7	48.241 6	41.853 9	30.632 1	35.156 3	29.617 3	38.186 3	42.680 1

从实验数据中可以看出,当计算窗口较小时, Lee 滤波最差,当窗口尺寸扩大后, Lee 优于中值滤波但弱于形态学滤波;基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法优于标准形态学算法,而本文提出的算法又优于该算法,性能最好。

接下来以另外四幅(分别定义为 test1~test4)不同实验条件下获得图像测试算法的普适性。其中 test1 和 test2 与图 1(a)一样针对的是黑白条纹目标,而 test2 和 test3 中的目标板则是一块彩色墙纸覆盖的目标板,其反射率低于黑白条纹板。此外,采集四幅图像时 ICCD 的门宽都是 10 ns,且仍采用逐步增加延迟的方法获得一幅对应脉冲峰值的图像。

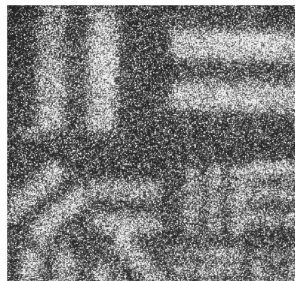
口的中值滤波(定义为 F_4 、 F_5)、 3×3 、 5×5 大小窗口的 Lee 滤波(定义为 F_6 、 F_7)以及基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法^[14](计算两级,定义为 F_8)对含噪图像进行处理,所得结果与 F_1 、 F_2 、 F_3 一起列于表 2 中。

采集四幅图像时具体的实验条件见表 3。图 6 是四幅图像的原始图像与经本文所提算法处理后的图像。此外,四幅图像经 F_7 、 F_8 和 F_2 处理后的 SaE 值也在表 3 中。

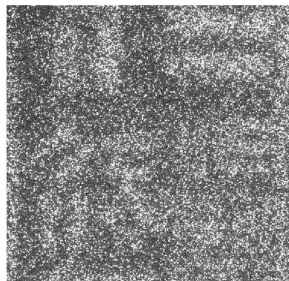
表 3 实验条件与 F_7 、 F_8 和 F_2 的 SaE 值

Table 3 Experiment condition and the SaE among F_7 , F_8 and F_2

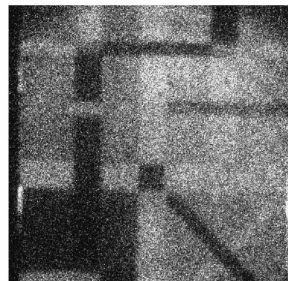
Test number	Target range	Laser power	ICCD gain	F_7	F_8	F_2
test1	30 m	50%	250	10.542 4	20.521 5	31.830 3
test2	36 m	100%	250	12.367 7	27.812 0	37.268 3
test3	30 m	100%	200	10.210 7	20.257 5	25.170 1
test4	35 m	100%	250	8.443 6	15.871 7	23.893 0



(a) The original test1



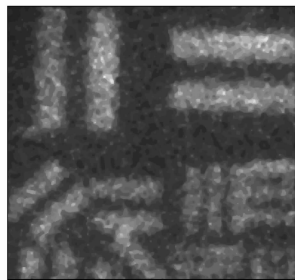
(b) The original test2



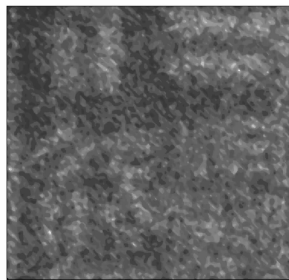
(c) The original test3



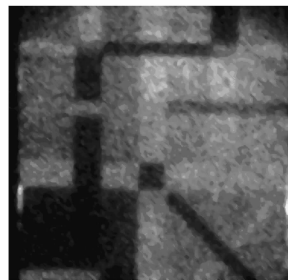
(d) The original test4



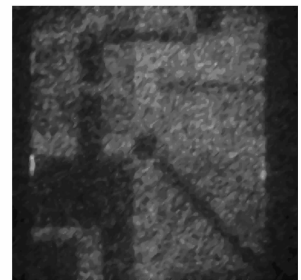
(e) The denoised test1



(f) The denoised test2



(g) The denoised test3



(h) The denoised test4

图 6 原始图像与去噪处理后的结果

Fig. 6 The original and denoised images

从实验结果可以看出,对于不同条件下获得的图像,算法性能的排序为基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法优于 Lee 滤波,本文所提算法最好,且性能较基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法提升至少 24% 以上,说明算法具有一定的普适性。

5 结论

针对水下激光距离选通图像的去噪问题,采用基于软形态学的多方向极化开-闭级联算法,以散斑指数和边缘能量为目标,通过离散差分进化搜索重复度参数的最优值,实验验证了本算法的有效性。

此外,本文还得出了一些其他结论.首先,水下激光距离选通图像含有以乘性噪声为主的混合噪声.其次,评价滤波器的性能不能仅仅以平滑能力为标准,而要考虑人眼的接收程度,即平滑能力和边缘保护能力要综合考虑.最后,针对不同图像的特点,在设计形态学滤波器时不一定要开-闭、闭-开同时使用,基于非线性加权的多方向广义形态滤波算法的差强人意大概与此有关.

参考文献

- [1] FU Bo, YANG Ke-cheng, RAO Jiong-hui, *et al.* Analysis of MCP gain selection for underwater range-gated imaging applications based on ICCD[J]. *Journal of Modern Optics*, 2010, **57**(5): 408-417.
- [2] NI Wei, GUO Bao-long, YANG Liu, *et al.* Speckle reduction algorithm for laser underwater image based on curvelet transform[J]. *Chinese Optics Letters*, 2006, **4**(5): 279-281.
- [3] PADMAVATHI G, SUBASHINI P, KUMAR M M, *et al.* Comparison of filters used for underwater image pre-processing [J]. *International Journal of Computer Science and Network Security*, 2010, **10**(1): 58-65.
- [4] LI Hai-lan, WANG Xia, BAI Ting-zhu, *et al.* Image enhancement of range gated underwater imaging system based on least square error [C]. *SPIE*, 2009, **7443**: 74432B-74432B-8.
- [5] LI Hai-lan, WANG Xia, BAI Ting-zhu, *et al.* Speckle noise suppression of range gated underwater imaging system [C]. *SPIE*, 2009, **7443**: 74432A-74432A-8.
- [6] WANG Yi-feng, LIU Zhi-shen. A denoising method for underwater laser image based on mathematical morphology [J]. *Electro-optic Technology Application*, 2006, **21**(3): 51-53.
王义峰,刘智深.基于数学形态学的水下激光成像消噪法[J].
光电技术应用,2006, **21**(3): 51-53.
- [7] SU Xiu-qin, LING Jin-feng, LU Tao, *et al.* IR target detection & tracking algorithm based on sea-sky background [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(5): 1309-1312.
苏秀琴,梁金峰,陆陶,等.海天复杂背景下红外目标的检测跟踪算法[J].光子学报,2009, **38**(5): 1309-1312.
- [8] ZANG Jun-heng, LI Si-ning, WANG Qi, *et al.* Noise analyzing and processing of streak Image for STREAK TUBE IMAGING Lidar [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(8): 1533-1538.
臧俊恒,李思宁,王骐,等.多条纹管激光成像雷达条纹图像噪声分析与处理[J].光子学报,2008, **37**(8): 1533-1538.
- [9] KOSKINEN L, ASTOLA J T, NEUVO Y A. Soft morphological filters [C]. *SPIE*, 1991, **1568**: 262-270.
- [10] XIANG Jin-bo, SU Xiu-qin, LU Tao. Image enhancement based on the contourlet transform and mathematical morphology [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(1): 224-227.
向静波,苏秀琴,陆陶.基于Contourlet变换和形态学的图像增强方法[J].光子学报,2009, **38**(1): 224-227.
- [11] LAI Xu-dong, WAN You-chuan. A kind of filter algorithms for lidar intensity image based on evenness terrain [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2005, **32**(10): 1325-1329.
赖旭东,万幼川.基于平坦度的激光雷达强度图像的滤波算法[J].中国激光,2005, **32**(10): 1325-1329.
- [12] QIAN Bin, WAN Ling, HUANG De-xian, *et al.* An effective hybrid DE-Based algorithm for multi-objective flow shop scheduling with limited buffers [J]. *Computer & Operations Research*, 2009, **36**(1): 209-233.
- [13] GAO Yue-lin, LIU Jun-min. Parameter study of differential evolution algorithm [J]. *Journal of Natural Science of Helongjian University*, 2009, **26**(1): 81-85.
高岳林,刘军民.差分进化算法的参量研究[J].黑龙江大学自然科学学报,2009, **26**(1): 81-85.
- [14] JIANG Li-hui, ZHAO Chun-hui, WANG Qi. Speckle noise suppressing based on a new nonlinear weighted averaging multidirectional morphological filtering algorithm [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2004, **31**(1): 81-84.
蒋立辉,赵春晖,王骐.用非线性加权均值多方向形态滤波算法抑制散斑噪声[J].中国激光,2004, **31**(1): 81-84.

A Mixed Noise Reduction Algorithm for Underwater Laser Images Based on Soft-Morphological Filter

HAN Hong-wei, ZHANG Xiao-hui, GE Wei-long

(Department of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Besides the adoption of range-gated to eliminate the backscatter, another way to advance the performance of underwater laser imaging is denoising of the images. Soft-morphological was introduced based on the analysis of the characteristic of noise in the underwater laser range-gated images. The multidirectional structures and polarized soft transformation were designed to build a OC filter. Discrete DE algorithm was used to search the best value of repletion degree aiming at the speckle index and edge energy. The experiments show that the proposed algorithm is robust because of the ability to filter the noise and protect the edge at the same time. When compared to Lee filter and nonlinear weighted averaging multidirectional generalized morphological filter, the performance of the proposed algorithm which is universal at a certain extent is better.

Key words: Range-gated; Speckle noise; Soft morphological; Discrete differential evolution