

## 激光主动成像图像噪声抑制算法研究

张合新，王强，张腾飞，孟飞，刘贊

(火箭军工程大学, 西安 710025)

**摘要：**为了有效抑制激光主动成像中的散斑噪声以及保护边缘细节信息, 提出一种基于同态滤波和改进阈值整数提升小波变换级联的散斑噪声抑制方法。首先, 使用同态滤波将乘性散斑噪声变为加性噪声, 然后使用整数提升小波变换进行分解; 再次, 在分析经典阈值方法存在不足的基础上, 设计了一种新的阈值函数模型以及自适应阈值计算方法, 并对小波分解系数进行阈值处理; 最后, 进行小波系数重构和同态逆变换, 得到去噪后的图像。仿真实验表明, 该算法能够有效抑制噪声, 同时能够较好地保护图像的边缘, 具有较强的实用性。

**关键词：**激光主动成像；图像去噪；提升小波变换；阈值函数

中图分类号：TN958.98 文献标志码：A 文章编号：1671-637X(2016)11-0052-05

## A Denoising Method for Intensity Images of Laser Active Imaging System

ZHANG He-xin, WANG Qiang, ZHANG Teng-fei, MENG Fei, LIU Yun

(Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** To suppress speckle noise effectively and protect edge details, a method for speckle noise suppression is proposed based on homomorphic filtering and the improved threshold integer lifting wavelet transform. Firstly, the homomrphic filtering is used for converting the multiplicative speckle noise into additive noise, and the integer lifting wavelet transform is used to decompose the image. Then, according to analysis to the shortcomings of the traditional wavelet threshold function, a new threshold function model and an adaptive threshold calculation method are designed, and threshold processing is made to the coefficients of the wavelet decomposition. Finally, inverse wavelet transform and inverse homomopgic transform are carried out and the denoised image is obtained. Simulation experiments show that the proposed algorithm can not only suppress the speckle noise effectively, but also protect the edges properly, thus it has good practicability.

**Key words:** laser active imaging; image denoising; lifting wavelet transform; threshold function

### 0 引言

激光主动成像图像匹配的精准度很大程度上取决于成像图像的质量<sup>[1]</sup>, 然而在实际远距离成像中, 由于激光照度不均匀、大气后向散射、雨雪雾衰减作用以及电子线路干扰等诸多因素的影响, 使得激光强度图像噪声大、对比度低、散斑效应严重<sup>[2]</sup>, 这些都会导致图像的解判性变差, 如果直接对其进行特征提取和图像匹配, 将严重降低匹配识别精度。因此, 研究有效的噪声抑制方法对激光主动成像精确导航与制导至关重要。

收稿日期: 2015-10-19 修回日期: 2015-10-29

基金项目: 陕西省自然科学基金(JQ6226)

作者简介: 张合新(1967—), 男, 河北易县人, 教授, 博导, 研究方向为控制科学与工程。

激光主动成像强度像为256阶灰度图像, 文献[3-5]分析了散斑噪声的噪声模型以及灰度统计特性, 得出散斑噪声是激光主动成像强度像噪声的主要成分的结论, 并证明了散斑噪声是具有负指数分布特性的乘性噪声。

目前, 比较常用的图像去噪方法有均值滤波、Frost滤波、中值滤波、Gamma/MAP滤波、维纳滤波、Kuan滤波和Lee滤波等。由于这些方法去噪种类单一、使用条件受限, 不能很好地满足激光主动成像的去噪需求, 近年来, 在经典理论基础上, 许多学者结合激光主动成像特殊的噪声类型, 提出了新的去噪方法。如文献[3]提出的基于加权均值滤波和多方向形态学滤波的级联算法; 文献[6]提出的Mean-Shift降噪方法; 文献[7]提出的基于信号子空间谱域约束的降噪方法; 文献[8]提出

的基于非下采样 Contourlet 变换和小波 Sten's 无偏估计的降噪方法; 文献[9]提出的同态滤波和双树复值小波变换级联滤波方法等, 都在散斑噪声去除能力或是算法运行效率上有所提升。

为了提高激光主动成像强度像的图像质量, 本文提出了一种基于同态滤波和改进阈值整数提升小波变换级联的去噪算法。同态滤波在增强图像对比度的同时, 可将乘性散斑噪声变为加性噪声, 降低运算的复杂度; 提升小波变换对加性噪声具有出色的抑制能力。由于同态滤波会引起图像细节信息的丢失, 而提升小波变换能弥补同态滤波的不足, 对图像边缘具有很好的保护作用, 采取这两种算法级联的方法进行融合滤波, 能够兼顾散斑噪声抑制、边缘保护以及算法的运行效率。

## 1 整数提升小波变换

20世纪90年代中期, 美国贝尔实验室的SWELD-ENS等人<sup>[10]</sup>提出了提升小波变换(Lifting Wavelet Transform, LWT), 这种小波构造方法在时(空)域内进行变换, 不再依赖Fourier变换。后来DAUBECHIES<sup>[11]</sup>研究表明, 这种变换方式不仅保留了Mallat小波时频局部化等特性, 同时能克服其局限性, 在运算形式上也能大幅度降低小波变换的计算量。

提升小波变换由分裂、预测、更新3个步骤组成。

1) 分裂。使用Lazy小波变换方法, 将初始信号 $x(k)$ 分裂为互不相交的偶数序列 $x_e(k)$ 和奇数序列 $x_o(k)$ , 即

$$\begin{cases} x_e(k) = x(2k) \\ x_o(k) = x(2k+1) \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{Split}[x(k)] = [x_e(k) + x_o(k)]$$

2) 预测。构造与数据集不相关的预测算子 $P$ , 利用偶数序列 $x_e(k)$ 与奇数序列 $x_o(k)$ 的关联性, 通过 $x_e(k)$ 的值预测 $x_o(k)$ 的值, 信号的细节信息(高频分量)即为预测误差 $d(k)$ , 其表达式为

$$d(k) = x_o(k) - P[x_e(k)] \quad (2)$$

预测的作用有两个: 一是分离原始信号 $x(k)$ 的高频分量; 二是紧凑数据。通常 $x(k)$ 具有某种局部相关性,  $d(k)$ 远小于 $x_o(k)$ , 使用 $x_e(k)$ 和 $d(k)$ 来表示 $x(k)$ 数据更加紧凑<sup>[12]</sup>。

3) 更新。更新的目的是使得原始信号的某些全局特性能够在 $x_e(k)$ 中继续保留, 过程是使用预测误差 $d(k)$ 来修正偶数序列 $x_e(k)$ 。定义更新算子 $U[\cdot]$ , 通过更新操作能够得到低频分量 $c(k)$ , 即

$$c(k) = x_e(k) + U[d(k)] \quad (3)$$

初始信号 $x(k)$ 经过 $k$ 次分裂、预测以及更新操作后, 即可得到 $x(k)$ 的提升小波表示方法 $\{c(k), d_k, d_{k-1}, \dots, d_1\}$ 。其中,  $c(n)$ 为低频分量,  $\{d_k, d_{k-1}, \dots,$

$d_1\}$ 为高频分量。

提升小波变换的重构为分解的逆变换, 包括反更新、反预测以及合并。

反预测:

$$x_e(k) = c(k) - U[d(k)] \quad (4)$$

反更新:

$$x_o(k) = d(k) + P[x_e(k)] \quad (5)$$

合并:

$$x(k) = \text{Merge}[x_e(k), x_o(k)] \quad (6)$$

式中,  $\text{Merge}(\cdot)$ 为合并运算。

由于图像的像素值都是用整数来表示, 但是提升小波变换在进行预测以及更新操作时, 会将数据变成浮点数, 既增加了算法的复杂性, 也有可能出现图像失真。因此, 在执行这两项操作时, 对数据进行向下取整运算, 也即

预测:

$$d(k) = x_o(k) - \lfloor P[x_e(k)] \rfloor \quad (7)$$

更新:

$$c(k) = x_e(k) + \lfloor U[d(k)] \rfloor \quad (8)$$

式中,  $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下边界取整。

## 2 阈值函数的选择与阈值的确定

在整数提升小波去噪中, 阈值函数模型的建立与阈值的确定对于最终结果十分重要<sup>[12]</sup>。经典的阈值函数模型有硬阈值函数模型、软阈值函数模型、折中型阈值函数模型以及指数型阈值函数模型。

1) 硬阈值函数模型为

$$\tilde{w}(k) = \begin{cases} w(k) & |w(k)| \geq T \\ 0 & |w(k)| < T \end{cases} \quad (9)$$

2) 软阈值函数模型为

$$\tilde{w}(k) = \begin{cases} \text{sgn}\{w(k)\} [ |w(k)| - T ] & |w(k)| \geq T \\ 0 & |w(k)| < T \end{cases} \quad (10)$$

3) 折中阈值函数模型为

$$\tilde{w}(k) = \begin{cases} \text{sgn}\{w(k)\} \cdot [ |w(k)| - \eta \cdot T ] & |w(k)| \geq T \\ 0 & |w(k)| < T \end{cases} \quad (11)$$

4) 指数型阈值函数模型为

$$\tilde{w}(k) = \begin{cases} \text{sgn}\{w(k)\} \cdot [ |w(k)| - \frac{\exp(\chi \cdot T)}{\exp(\chi \cdot |w(k)|)} \cdot T ] & |w(k)| \geq T \\ 0 & |w(k)| < T \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\text{sgn}$ 为符号函数;  $w(k)$ 为小波变换系数;  $|w(k)|$ 为小波变换系数幅值;  $T$ 为小波系数阈值;  $\tilde{w}(k)$ 为经过阈值函数作用后的小波变换系数;  $\eta, \chi$ 为调节系数。

由于激光主动成像图像受到噪声影响的程度不同,采用不变的调节因子,不能从根本上提高去噪效果。同时,以上几种阈值函数模型存在阈值设定的单一性,当二维激光图像经过整数提升小波变换多层分解后,噪声信号的小波变换系数幅值会迅速减小,而阈值并未随分解层数改变。

针对激光主动成像受噪声影响严重的现象,结合以上几种阈值函数存在的不足,本文设计了一种新的整数提升小波变换阈值函数模型,即

$$\tilde{w}(k) = \begin{cases} \frac{4\sqrt{2}}{3} |w(k)| & |w(k)| > \frac{3}{4}T^* \\ N\sqrt{|w(k)|^N - \frac{1}{2^{N+2}}(T^*)^N} & \frac{1}{2}T^* < |w(k)| \leq \frac{3}{4}T^* \\ \frac{1}{2}\sqrt{2^{N+2} \cdot |w(k)|^N - (T^*)^N} & \frac{1}{4}T^* < |w(k)| \leq \frac{1}{2}T^* \\ 0 & |w(k)| \leq \frac{1}{4}T^* \end{cases} \quad (13)$$

式中: $T^*$ 为新的小波变换系数阈值; $N$ 为小波分解层数。

在以上几种经典阈值函数模型中,通常阈值 $T$ 取值为

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln(m, n)} \quad (14)$$

式中: $m$ 和 $n$ 为图像尺寸; $\sigma$ 为小波变换系数标准差, $\sigma$ 表达式为

$$\sigma = \text{median} \frac{|w(k)|}{0.6745} \quad (15)$$

随着整数提升小波变换分解层数的增加,噪声的小波系数幅值会快速衰减,阈值设定也应遵循这个规则,但从式(14)可以看出,该阈值为固定的全局阈值,不能随分解层数的变化进行自适应阈值调整。因此,本文设计了一种可随分解层数改变而自适应计算阈值的方法

$$T^* = \frac{1 + 2^{2N-2}}{2^{2N-1}} \sigma \sqrt{2 \ln(m, n)} \quad (16)$$

式中, $N$ 表示小波分解层数。

### 3 去噪算法实现

去噪算法步骤如下。

1) 对获取到的激光图像进行同态滤波处理,增强图像对比度,同时将乘性散斑噪声变成加性高斯噪声。

$$F(x, y) = R(x, y) \cdot S(x, y) \quad (17)$$

式中: $F(x, y)$ 为观测到的图像; $R(x, y)$ 为不含噪声的真实激光强度图像; $S(x, y)$ 为噪声系数函数。可以通过等式两边取对数,进行同态变换,把乘性噪声变成加性噪声再进行处理。

$$F' = \lg F = \lg R + \lg S \quad (18)$$

文献[13]证明了 $\lg S$ 的统计特性是高斯分布的,

可用提升小波变换进行去除。

2) 选择双正交 D9/7 小波作为小波基,对同态滤波后的图像进行整数提升小波分解,实现方案如下所述。

① 预测。

$$d_1(2k+1) = x(2k+1) + \alpha[x(2k) + x(2k+2)] \quad (19)$$

② 更新。

$$c_1(2k) = x(2k) + \beta[d_1(2k-1) + d_1(2k+1)] \quad (20)$$

③ 二次预测。

$$d_2(2k+1) = d_1(2k+1) + \gamma[c_1(2k) + c_1(2k+2)] \quad (21)$$

④ 二次更新。

$$c_2(2k) = c_1(2k) + \delta[d_1(2k-1) + d_1(2k+1)] \quad (22)$$

⑤ 系数缩放。

$$d_3(2k) = \zeta \cdot d_2(2k) \quad (23)$$

⑥ 二次系数缩放。

$$c_3(2k+1) = (1/\zeta) \cdot c_2(2k+1) \quad (24)$$

其中, $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \zeta$ 为各变换域的变换算子。

最终得到的 $d_3(2k)$ 和 $c_3(2k+1)$ 分别是提升小波分解的高频分量和低频分量,提升小波变换的重构只需按照分解方案倒推回去即可,去噪过程如图 1 所示。

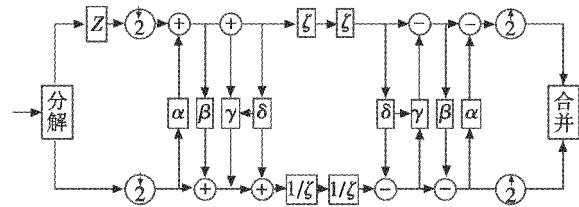


图 1 提升小波去噪过程示意图

Fig. 1 Denoising process of lifting wavelet transform

3) 采用改进的阈值函数模型以及自适应阈值方法对小波分解系数进行阈值处理。

对于二维激光主动成像强度图像,采用先行后列的方法依次对图像矩阵进行提升小波分解,可得到频率不相同的分量 HH, HL, LH, LL。

4) 对得到的新小波系数进行提升小波变换重构。

5) 进行同态逆变换,得到去噪后的激光图像。

去噪算法流程如图 2 所示。

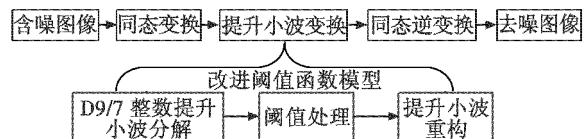


图 2 去噪算法流程图

Fig. 2 The flow chart de-noising algorithm

### 4 仿真验证

#### 4.1 性能评价指标

去噪算法常用的性能评估指标有结构相似度(SSIM)、信噪比(SNR)以及峰值信噪比(PSNR)等,但

这几种指标在计算参数时均需要不受噪声污染的图像, 在实验中难以获取。考虑到后续的边缘特征提取以及图像匹配, 本文采用散斑噪声指数、边缘保持指数以及计算时间作为算法评估指标。

### 1) 散斑噪声指数。

$$N_s = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{\sigma(i,j)}{\mu(i,j)} \quad (25)$$

式中: $m, n$  为图像尺寸;  $\sigma(i,j)$  和  $\mu(i,j)$  分别为像素点  $(i,j)$  的局部灰度标准差和均值。 $N_s$  越小, 表示去噪后图像散斑噪声越少, 算法去噪能力就越好。

### 2) 边缘保持指数。

边缘保持指数反映的是去噪算法对于图像的边缘保护能力, 可分为水平方向边缘保持指数  $E_{PH}$  和竖直方向边缘保持指数  $E_{PV}$ , 定义为

$$\left\{ \begin{array}{l} E_{PH} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n-1} |f'(i,j+1) - f'(i,j)|}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n-1} |f(i,j+1) - f(i,j)|} \\ E_{PV} = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^n |f'(i+1,j) - f'(i,j)|}{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=1}^n |f(i+1,j) - f(i,j)|} \end{array} \right. \quad (26)$$

式中,  $f(i,j)$  为图像在像素点  $(i,j)$  处的灰度值。 $E_{PH}$  与  $E_{PV}$  值越大, 表示去噪算法边缘保护能力越强。

## 4.2 算法有效性验证

为了验证本文算法对激光主动成像强度像散斑噪声的抑制效果, 选择 i7-3770, 3.40 GHz CPU, 16 GB 内存的计算机, 采用 Matlab 7.8 软件对不同大小的实测强度像进行去噪实验。

图 3a 为采用距离选通技术在夜间对 100 m 外的房屋窗户所成强度像的部分截图, 大小为 192 像素  $\times$  192 像素; 图 3b 为夜间对 500 m 外的建筑物所成像, 大小为 256 像素  $\times$  192 像素; 图 3c、图 3d 是经过整数提升小波变换处理的降噪结果; 图 3e~图 3h 是对含噪图像依次进行同态滤波和整数提升小波变换的降噪结果, 其中在进行小波分解系数阈值处理时, 图 3e、图 3f 采用的是指数型阈值函数模型与通用阈值(即阈值  $T = \sigma \sqrt{2 \ln(m,n)}$ ); 图 3g、图 3h 采用的是本文提出的阈值函数模型与自适应阈值计算方法。

从几种算法的去噪效果图以及表 1 评价指标可以看出, 经过去噪算法处理后的图像散斑噪声明显减少。3 种算法中, LWT 算法的边缘保护能力最强, 但散斑噪声滤除能力差, 同时算法运行时间长。后 2 种算法在边缘保持指数上有所下降, 这是因为同态滤波会引起图像细节信息的丢失。经 LN-LWT 算法处理后的图像散斑噪声指数以及边缘保持度明显差于本文算法, 这是因为

随分解层数的增加, 噪声信号的小波变换系数幅值会迅速减小, 而指数型阈值函数以及通用阈值取值方法不能随着分解层数增加而自适应取值。从计算时间上来看, 采用同态变换以及整数提升小波变换的级联滤波方法比 LWT 算法缩短了接近一半。

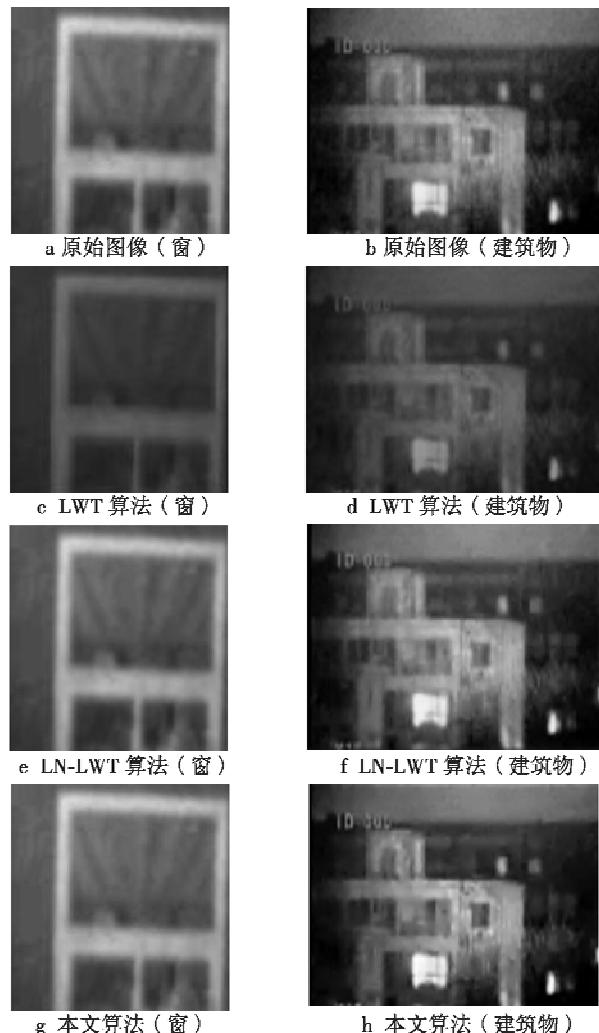


图 3 去噪效果比较

Fig. 3 Denoising effect comparison

表 1 算法性能指标比较

Table 1 The comparison of algorithm performance

	$N_s$	$E_{PH}$	$E_{PV}$	Time/s
窗	原始图像	0.2826	1	1
	LWT 算法	0.2166	0.5698	0.5603
	LN-LWT 算法	0.1235	0.5063	0.4892
	本文算法	0.1080	0.5241	0.5286
建筑	原始图像	0.4633	1	1
	LWT 算法	0.3584	0.4875	0.4819
	LN-LWT 算法	0.1627	0.3929	0.3844
	本文算法	0.1275	0.4536	0.4479

通过实验对比可知, 本文算法能够兼顾散斑噪声抑制、边缘保护以及算法实时性, 更加适用于激光主动成像制导系统。

## 5 结论

本文主要进行了激光主动成像强度像去噪算法的研究。根据散斑噪声的特点,结合同态滤波及小波变换思想,在分析经典阈值方法存在不足的基础上,设计了一种新的阈值函数模型以及自适应阈值计算方法,并提出了一种基于同态滤波和改进阈值整数提升小波变换级联的散斑噪声抑制方法,最后,在 Matlab 环境中,对算法的去噪性能进行仿真验证。从算法的去噪效果对比以及性能评价指标参数证明了本文算法能够兼顾散斑噪声抑制、边缘保护以及算法实时性,具有更高的适用性。

## 参考文献

- [1] 李晓峰,徐军,罗积军,等. 激光主动成像图像噪声分析与抑制[J]. 红外与激光工程,2011,40(2):332-337. (LI X F, XU J, LUO J J, et al. Noise analyzing and denoising of intensity image for laser active imaging system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(2) :332-337.)
- [2] 王灿进,孙涛,陈娟. 基于像素点分类的激光主动成像混合滤波[J]. 中国激光,2014,41(3):1-7. (WANG C J, SUN T, CHEN J. Hybrid filter based on pixel classification for laster active image[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(3) :1-7. )
- [3] 蒋立辉,王春晖,王骐,等. 相干激光雷达图像散斑噪声抑制算法[J]. 光学学报,2003,23(5):541-546. (JIANG L H, WANG C H, WANG Q, et al. Algorithm about suppressing speckle noise in coherent laster radar imgery[J]. Acta Optica Sinica, 2003, 23(5) :541-546. )
- [4] 李自勤,李琦,王骐,等. 由统计特性分析激光主动成像系统图像的噪声性质[J]. 中国激光,2004,31(9):1081-1085. (LI Z Q, LI Q, WANG Q, et al. Noise characteristic in active laser imaging system by statistic analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2004, 31(9) :1081-1085. )
- [5] 李自勤,王骐,李琦,等. 激光成像雷达系统中散斑像的乘法模型及其滤除[J]. 中国激光,2003,30(8):717-720. (LI Z Q, WANG Q, LI Q, et al. Multiplication model of speckle image and speckle suppression in imaging lidar [J]. Chinese Journal of Lasers, 2003, 30(8) :717-720. )
- [6] HYENKYUN W, YUN S. Alternating minimization algorithm for speckle reduction with a shifting technique[J]. Image Processing, 2012, 21(4) :1701-1714.
- [7] 王灿进,孙涛,王锐,等. 基于信号子空间约束的激光主动成像散斑噪声去除[J]. 中国激光,2011,40(11):1-6. (WANG C J, SUN T, WANG R, et al. Speckle noise suppression for laster active imaging based on spectrum-domain constrain in signal subspace [J]. Chinese Journal of Lasers, 2011, 40(11) :1-6. )
- [8] LI X F, XU J, LUO J J, et al. Intensity image denoising for laster active image system using nonsubsampled contourlet transform and sure approach[J]. Optik, 2012, 123 (9) :808-813.
- [9] 吴坤,张合新,孟飞,等. 激光主动成像图像噪声抑制方法[J]. 红外与激光工程,2013,42(9):2397-2402. (WU K, ZHANG H X, MENG F, et al. Denoising method of intensity image for laser active imaging system[J]. Infrared and Laster Engineering, 2013, 42(9) :2397-2402. )
- [10] SWELDENS W. The lifting scheme:a custom-design construction of biorthogonal wavelets [J]. Application Computer Harmonic Analysis, 1996, 3(2) :186-200.
- [11] 许毅玢,徐军,赵法林,等. 基于小波变换的激光主动成像图像去噪方法[J]. 强激光与粒子束,2009,21(21):1786-1790. (XU Y B, XU J, ZHAO F L, et al. Laster active image-denoising method based on wavelet transform[J]. High Power Laster and Particle Beans, 2009, 21(21) :1786-1790. )
- [12] 李迎春,范有臣,杜永红,等. 激光主动成像图像降噪方法[J]. 激光与红外,2011,41(9):1036-1040. (LI Y C, FAN Y C, DU Y H, et al. Novel laser active image-de-noising method[J]. Laster & Infrared, 2011, 41 (9) :1036-1040. )
- [13] HUA X, LELAND E P, FAWWAZ T. Ulaby statistical properties of logarithmically transformed speckle [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(3) :721-727.

(上接第 46 页)

最优载波相位组合观测量[J]. 测绘学报,2012,41(6):797-803. (LI J L, YANG Y X, HE H B. Optimal carrier-phase combinations for triple-frequency GNSS derived from an analytical method [ J ]. Acta Geodaetica et Cartogra-

phica Sinica, 2012, 41(6) :797-803. )

- [10] COCARD M, BOURGON S, KAMALI O, et al. A systematic investigation of optimal carrier-phase combinations for modernized triple-frequency GPS [ J ]. Journal of Geodesy, 2008, 82(9) :555-564.