

引用格式: YE Mao, WANG Pinquan, ZHAO Yiqiang, et al. A Denoising Method for LiDAR Bathymetry System via Multidimensional Temporal-spatial Analysis[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9):0907001

叶茂,王品权,赵毅强,等. 基于多维时空分析的LiDAR测深系统去噪方法[J].光子学报,2021,50(9):0907001

基于多维时空分析的LiDAR测深系统去噪方法

叶茂^{1,2},王品权^{1,2},赵毅强^{1,2},陈瑞^{1,2},胡彬^{1,2},周国清³

(1 天津大学 微电子学院,天津 300072)

(2 天津市成像与感知微电子技术重点实验室,天津 300072)

(3 桂林理工大学 广西空间信息与测绘重点实验室,广西 桂林 541004)

摘要:为了提高激光雷达海洋测深系统探测精度,提出了一种基于时空联合分析的去噪方法。利用激光雷达系统在多个脉冲触发采集周期内的回波信号之间较强的时空相关性,对任意一个周期内的回波信号,通过匹配分析找到多组相似的回波序列,把各组高度相关的回波序列转换成矩阵形式进行多维时空相关分析,在2-D变换域应用硬阈值收缩算子衰减噪声,以加权聚合的方式获得基础去噪结果。在基础去噪数据集上再次进行匹配分析,应用基于维纳收缩算子的多维分析进一步去除剩余噪声,实现了真实信号与非相关噪声分离。实验结果表明,与常用的激光雷达去噪方法相比,提出的方法在噪声抑制和边缘保持方面都达到了较好的效果,提高了海底信号峰值信噪比。

关键词:激光雷达;波形去噪;匹配分析;海洋测深;时空相关性;收缩算子;边缘保持

中图分类号:TN958.98

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215009.0907001

A Denoising Method for LiDAR Bathymetry System via Multidimensional Temporal-spatial Analysis

YE Mao^{1,2}, WANG Pinquan^{1,2}, ZHAO Yiqiang^{1,2}, CHEN Rui^{1,2}, HU Bin^{1,2}, ZHOU Guoqing³

(1 The School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

(2 Tianjin Key Laboratory of Imaging and Sensing Microelectronic Technology, Tianjin 300072, China)

(3 Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: A denoising technique is proposed based on the temporal-spatial joint analysis to improve the detection accuracy of the LiDAR bathymetry system. Utilize the strong temporal-spatial correlation between echo signals in multiple pulse trigger sampling periods of the LiDAR system, multiple set of similar echo sequences can be found through matching analysis for echo signal of any period. Convert each set of highly correlated echo sequences into a matrix for multidimensional temporal-spatial correlation analysis, and the hard-thresholding shrinkage operator is used in 2-D transform domain to attenuate the noise. Then the basic denoising results are obtained by weighted aggregation. The matching analysis is performed again on the basic denoising data set, and the multidimensional analysis based on the Wiener shrinkage operator is further applied to remove the residual noise. The real signals can be separated from uncorrelated noise. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves good effect in noise suppression and edge preservation compared with the widely used LiDAR denoising methods, and improves the peak signal to noise ratio of seafloor signal.

Key words: LiDAR; Waveform denoising; Matching analysis; Bathymetry; Temporal-spatial correlation; Shrinkage operator; Edge preservation

基金项目:广西创新驱动发展专项(No.桂科AA18118038)

第一作者:叶茂(1987—),男,副教授,博士,主要研究方向为激光雷达芯片与系统。Email:mao_ye@tju.edu.cn

通讯作者:赵毅强(1964—),男,教授,博士,主要研究方向为光电探测。Email:yq_zhao@tju.edu.cn

收稿日期:2021-02-09;录用日期:2021-04-14

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

全波形激光雷达(Light Detection and Ranging, LiDAR)记录特定时间段内的完整回波信号,可以获取更多特征^[1],为后续的目标识别、海底分类和三维信息提取提供关键支持。但是,激光脉冲能量随水体的深度呈指数下降,下降速度与水的浊度成正相关,导致深水或浑浊水的海底信号相对较弱^[2]。此外,回波信号受到背景光以及探测器和电路相关噪声干扰,通常属于加性高斯噪声^[3],对海底信号提取产生不利影响。

SAYLAM K等^[4]将移动平均法应用于LiDAR测深系统回波信号去噪,但该方法不适用于峰值接近的浅水或低信噪比的浑浊水体。XIA X Z等^[5]使用自适应梯度引导滤波(Adaptive Gradient Guided Filtering, AGGF)在梯度域获取自适应核宽度,并通过调整灵敏度项,增强对波形边沿的保留,但无法消除不敏感的边沿噪声。JUTZIB等^[6]使用维纳滤波器来降低LiDAR横截面响应的噪声。但是,维纳滤波器需要在估计信号和输入信号之间建立先验互相关向量,在边沿附近会产生振铃效应。DUAN Yihao等^[7]提出了一种连续小波变换算法,并将其应用于机载LiDAR回波信号处理,小波滤波器的去噪效果取决于小波基函数、分解尺度和重构方法的选择,导致其不适用于所有回波信号。LONG S H等^[8]设计了一种无偏风险估计的小波去噪方法来自适应地确定阈值,新的阈值功能结合了硬阈值和软阈值的优点。

传统的降噪方法针对单帧回波利用一维时序信息。RONCAT A等^[9]、MADER D等^[10]和PFENNIGBAUER M等^[11]使用基于邻域的回波,利用多维时空信息,采用波形叠加的方法进行微弱海底信号的恢复和点云补全,能够有效提高微弱海底信号探测率。但是波形叠加方法根据相邻回波的叠加平均结果,仅定性做出海底点的判决,无法达到波形去噪的目的,也无法提升系统探测精度。若希望通过波形叠加方法提升回波信噪比,从而改善系统的测深性能,则会以降低系统的空间分辨率为代价。除此之外,波形叠加方法依赖稳定的海底地形,当局部海底深度变化较大时,海底点的判决将出现歧义。波形叠加方法将等权重地使用空间相邻回波,无论其信噪比的高低或海底深度的变化。本文重点研究LiDAR测深系统回波的时空联合去噪,利用多维时空相关性辅助主回波去噪。通过搜索匹配相似子序列,可以适应实际海底的深度变化,当相邻回波与主回波之间的形状差异大时,匹配失效,不会影响去噪结果。此外,提出的方法通过幅值补偿和动态权重,调整相似子序列对去噪结果的贡献,以保留主回波的边沿和结构特征。

1 时空联合去噪方法

LiDAR测深系统的高频脉冲经历了彼此相似的环境和传输过程,如图1所示,光束在水中扩散成光斑,

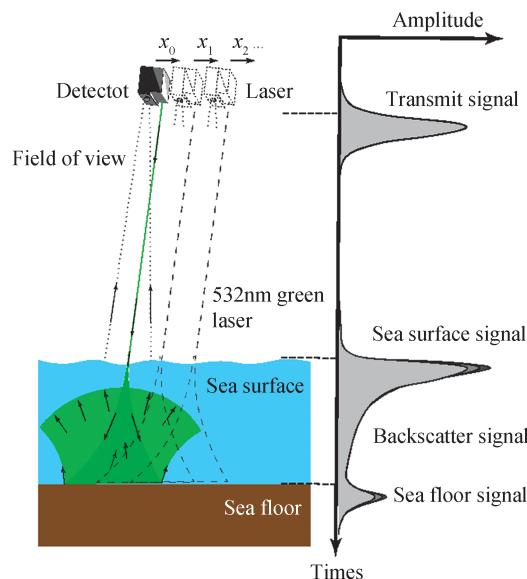


图1 多周期回波时空相关性示意图

Fig. 1 Temporal-spatial correlation in multiple periods of echo signals

光斑覆盖区域存在一定程度的重叠,体现在空间相邻波束由海表信号、后向散射信号、海底信号组成的回波结构具有高度相关性。时空联合去噪方法的框架如图2所示,首先,从待去噪数据集中提取一维回波信号,并对其相邻采样周期内回波信号进行自适应幅值补偿。之后,遍历提取的一维回波信号,以子序列匹配的方式搜索相邻回波,堆叠形成多个二维相似子序列集合,每个集合中子序列高度相关,并通过2-D域变换去相关,应用硬阈值收缩算子衰减噪声,逆变换后获得多个估计的相似子序列集合,以加权聚合的方式获得噪声初步抑制结果。最后,在基础去噪数据集上应用基于维纳收缩算子的最终去噪。

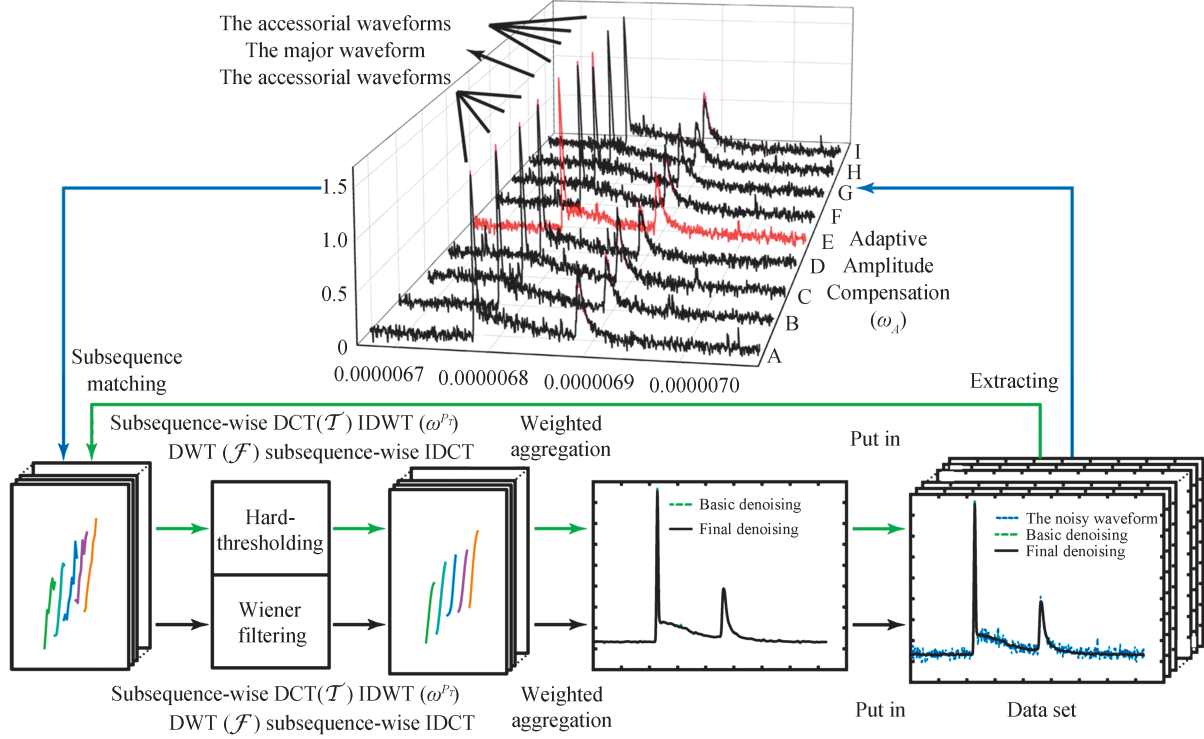


图2 时空联合去噪方法框架
Fig. 2 Framework of temporal-spatial joint denoising method

1.1 自适应幅值补偿

由于探测位置和海浪的变化,回波在海表、海底信号处存在强度差异。然而,水体后向散射信号形状在不同水深几乎是恒定的^[12]。海表信号强度与水面有效反射率成正比,在很大程度上取决于瞬时海浪的状态。许多自然沿海地形坡度可能会在局部空间变化,激光脉冲与不同斜率海底相互作用,导致海底信号强度发生变化,产生“脉冲拉伸效应”,WANG C K和PHILPOT W D使用佛罗里达州Egmont Key以北的SHOALS-400数据集验证了这种现象^[13]。后向散射信号的叠加对于高强度海表、海底信号线性补偿的形状影响可以忽略,低于预设条件的海表、海底信号不进行补偿。为了充分利用LiDAR测深系统回波的时空相关性,避免匹配失准,进行自适应幅值补偿。

从深水回波中提取水体后向散射信号的完整形状,使用指数函数 H 拟合,得到自适应阈值

$$T(p_i) = \begin{cases} \max(H) + \text{MAD} & p_i < p_{\text{match}} \\ H(p_i - p_{\text{match}}) + \text{MAD} & p_i \geq p_{\text{match}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, p_i 为回波第 i 个采样点, p_{match} 为拟合函数 H 与回波匹配度最高的时刻点,MAD基于中位数绝对偏差算法计算^[14],是一种抗噪声干扰的稳健度量。将回波中不含有有效信号的前150个采样点 Y_{noise} 纳入计算,得到

$$\delta_{\text{noise}} = c \times \text{median}(|Y_{\text{noise}} - \text{median}(Y_{\text{noise}})|) \quad (2)$$

$$\text{MAD} = \text{median}(Y_{\text{noise}} + 3 \cdot \delta_{\text{noise}}) \quad (3)$$

式中, δ_{noise} 为中位数绝对偏差项, c 是常数,通常取1.4826,median为中位数运算符。

从数据集中提取的一维回波信号称为主序列,与其空间相邻的 N 个回波称为辅助序列。

将主序列、辅助序列幅值大于 $T(p_i)$ 且持续时间大于激光发射脉宽的采样点分别定义为 $p_{R_i} \in [a, b]$, $p_{A_i} \in [p, q]$ 。设 r 为搜索半径, 当满足 $a - r < p, b + r > q$ 时, 根据主序列对辅助序列对应的幅值线性补偿, 即

$$Y'(p_{A_i}) = Y(p_{A_i}) \cdot \zeta = Y(p_{A_i}) \cdot \frac{\text{sum}(p_{A_i})}{\text{sum}(p_{A_i} \cdot Y(p_{A_i}))} \cdot \frac{\text{sum}(p_{R_i} \cdot Y(p_{R_i}))}{\text{sum}(p_{R_i})} \quad (4)$$

式中, $Y(p_{R_i})$ 为 p_{R_i} 对应的主序列幅值, $Y(p_{A_i})$ 为 p_{A_i} 对应的辅助序列幅值, $Y'(p_{A_i})$ 为补偿后的辅助序列幅值, ζ 为自适应比例系数。可以得到辅助序列中与 ζ 成反比的补偿权重, 即

$$\omega_A(p_i) = \begin{cases} \frac{1}{\zeta} & p_i \in p_{A_i} \\ 1 & p_i \notin p_{A_i} \end{cases} \quad (5)$$

对于主序列而言, 当 $\zeta < 1$ 时, 按比例衰减后的 $Y'(p_{A_i})$ 部分噪声方差更小, 获得更大的权重; 当 $\zeta > 1$ 时, 按比例增大后的 $Y'(p_{A_i})$ 部分噪声方差更大, 获得更小的权重。

1.2 基础去噪

对自适应幅值补偿后的主序列及其辅助序列执行基础去噪, 取主序列内长度为 L 的目标子序列, 以步长 ϵ 遍历主序列, 同时以搜索半径 r 在主序列和辅助序列中进行相似子序列匹配。由于噪声会影响匹配精度, 在计算子序列相似度距离 d 时, 在频域对高幅值噪声进行初步抑制, 即

$$d(E_{p_T}^{p_T}, E_{p_i}^{p_i}) = \frac{\|R(\mathcal{T}(E_{p_T}^{p_T}), \eta \cdot \lambda_{th}) - R(\mathcal{T}(E_{p_i}^{p_i}), \eta \cdot \lambda_{th})\|_2^2}{L^2} \quad (6)$$

式中, $E_{p_T}^{p_T}$ 为主序列中心点为 p_T 的目标子序列, $E_{p_i}^{p_i}$ 为匹配搜索过程中心点为 p_i 的子序列, R 为硬阈值滤波算子, \mathcal{T} 为 1-D 离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 算子, η 为主序列的噪声方差, 可通过 Y_{noise} 进行估计, λ_{th} 为阈值参数, $\|\cdot\|_2^2$ 表示 l_2 范数。当 \mathcal{T} 正交时, 可以直接从频域计算相似度距离 d , 与逆变换至时域的欧氏距离衡量效果一致。

主序列点集 P 中, 对于中心点为 p_T 的目标子序列 $E_{p_T}^{p_T}$, 将相似度距离 d 小于阈值 τ_{match}^{ht} 的相似子序列 $E_{p_s}^{p_s}$ 集合定义为 E^{p_T} , 其尺寸为 $(L \times |E^{p_T}|)$, $|E^{p_T}|$ 为集合的势, 即

$$E^{p_T} = \{p_T \in P: d(E_{p_T}^{p_T}, E_{p_i}^{p_i}) \leq \tau_{match}^{ht}\} \quad (7)$$

由于子序列匹配引入了强相关性, 在酉变换域中相似子序列不满足稀疏性。执行特殊的 2-D 域变换, 等效于对 E^{p_T} 中所有的子序列分别进行 1-D DCT, 然后对变换后的子序列矩阵进行 2-D 离散小波变换 (Discrete Wavelet Transform, DWT), 从而获得稀疏表达形式。本文选择 DCT, 因其具有很强的能量集中特性, LiDAR 回波信号能量主要集中在 DCT 的低频部分, 尤其是当信号具有接近于 Markov 过程的统计特性时, DCT 的去相关性能接近具有最佳去相关性能的 Karhunen-Loève 变换 (Karhunen-Loève Transform, KLT)。2-D 酉变换选择 DWT, 因为它具有良好的时空频域定位能力, 可以得到真实信号的稀疏表示。

通过在变换系数应用收缩算子 (基础去噪中采用硬阈值收缩算子 R), 可以在保留特征的同时衰减噪声。对于中心位于 p_T 的目标子序列, 分别获得估计的相似子序列集合 Z^{p_T} 和估计权重 ω^{p_T} , 即

$$Z^{p_T} = \mathcal{T}^{-1} \mathcal{F}^{-1} (R(\mathcal{F}(\mathcal{T}(E^{p_T})), \eta \cdot \lambda_{th2D})) \quad (8)$$

式中, \mathcal{T}^{-1} 是 \mathcal{T} 的逆变换, 表示对每个子序列进行逆离散余弦变换, \mathcal{F} 是 2-D 酉变换 DWT 算子, \mathcal{F}^{-1} 是 \mathcal{F} 的逆变换, Z^{p_T} 是由 $Z_{p_s}^{p_T}$ 组成的集合, $Z_{p_s}^{p_T}$ 代表估计的相似子序列, 由 $E_{p_s}^{p_s}$ 经过硬阈值滤波得到, λ_{th2D} 为阈值参数。

定义估计权重

$$\omega^{p_T} = \begin{cases} \frac{1}{N_{ht}} & N_{ht} \geq 1 \\ 1 & N_{ht} < 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中, N_{ht} 是硬阈值滤波后非零的变换系数数量。由时空相关性估计的 Z^{p_T} 噪声水平将随着 E^{p_T} 稀疏性的增

加而减小,同时相应的权重 ω^{p_T} 增大。

遍历主序列,获得全部估计的相似子序列集合 Z^{p_T} 和对应的估计权重 ω^{p_T} 。

估计权重 ω^{p_T} 和补偿权重 $\omega_A(p_m)$ 用于聚合所有估计的相似子序列。 ω_A 用来平衡自适应补偿后的辅助序列对聚合的贡献, ω^{p_T} 可以减小高噪声水平的相似子序列集合的贡献,并保留来自无噪声信号的更多信息。基础去噪结果 z_{ht} 由加权聚合得到,即

$$z_{ht}(p_i) = \frac{\sum_{p_T \in P} \sum_{p_m \in E^{p_T}} \omega_A(p_m) \cdot \omega^{p_T} \cdot Z_{p_m}^{p_T}(p_i)}{\sum_{p_T \in P} \sum_{p_m \in E^{p_T}} \omega_A(p_m) \cdot \omega^{p_T} \cdot \chi_{p_m}(p_i)} \quad \forall p_i \in P \quad (10)$$

式中, p_m 为相似子序列集合 E^{p_T} 中的采样点, χ_{p_m} 为中心位于 p_m 的子序列对应的同尺寸 $\{0, 1\}$ 特征函数,边界处采用零填充。

1.3 最终去噪

噪声已经在基础去噪中被显著消除,用基础去噪数据集替换待滤波数据集。最终去噪的流程与基础去噪相同,主要区别在于:通过式(11)直接计算子序列匹配的相似度距离 d ;用维纳滤波器代替硬阈值滤波器,并通过式(12)获得收缩算子(最终去噪中采用维纳滤波算子 W^{p_T});通过式(13)获得相应的估计权重 ω^{p_T} 。

$$d(E_{p_T}^{p_T}, E_{p_i}^{p_T}) = \frac{\|E_{p_T}^{p_T} - E_{p_i}^{p_T}\|_2^2}{L^2} \quad (11)$$

$$W^{p_T} = \frac{|\mathcal{F}(\mathcal{T}(E^{p_T}))|^2}{|\mathcal{F}(\mathcal{T}(E^{p_T}))|^2 + \eta^2} \quad (12)$$

$$\omega^{p_T} = \frac{1}{\sum_{p_m \in E_{p_S}^{p_T}} \sum_{E_{p_S}^{p_T} \in E^{p_T}} |W^{p_T}|^2} \quad (13)$$

2 实验内容及结果

设计了三组实验验证本文方法。为了与常用方法对比去噪效果,在实验中将提出方法的参数 N 、 L 、 ϵ 和 r 分别调整为8、8、2、32,使用文献[5-8]中设置的参数测试了AGGF、维纳滤波和小波滤波。

2.1 特征波形验证

如图3和4所示,特征波形包含方波信号、高斯波信号和三角波信号,实验中对连续帧特征波形进行处理。为了验证提出方法的适应性,波形结构在竖直虚线附近存在随机时间偏移,同时幅值动态变化。根据实验结果,AGGF对波形边沿梯度大的区域执行更大程度的保留,但同时保留了更多的噪声,在高噪声水平的边沿区域效果欠佳;而小波滤波、维纳滤波均不适合保留波形边沿,小波滤波在突变边沿处产生伪吉布斯现象,有较大的失真;维纳滤波要求输入信号广义平稳,有先验的统计特征,同时也会在边沿附近引起一定程度的振铃效应,低信噪比下效果欠佳。提出的方法通过子序列匹配,提取了空间相邻回波信号的非连续

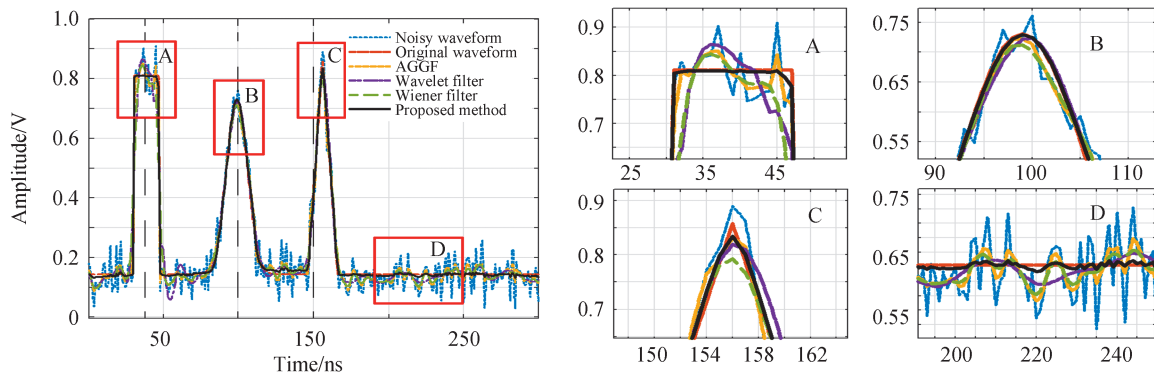


图3 自适应梯度域引导滤波、小波滤波、维纳滤波和提出的方法处理特征波形结果对比

Fig. 3 Comparison on processing characteristic waveform by AGGF, Wavelet Filter, Wiener Filter and proposed method

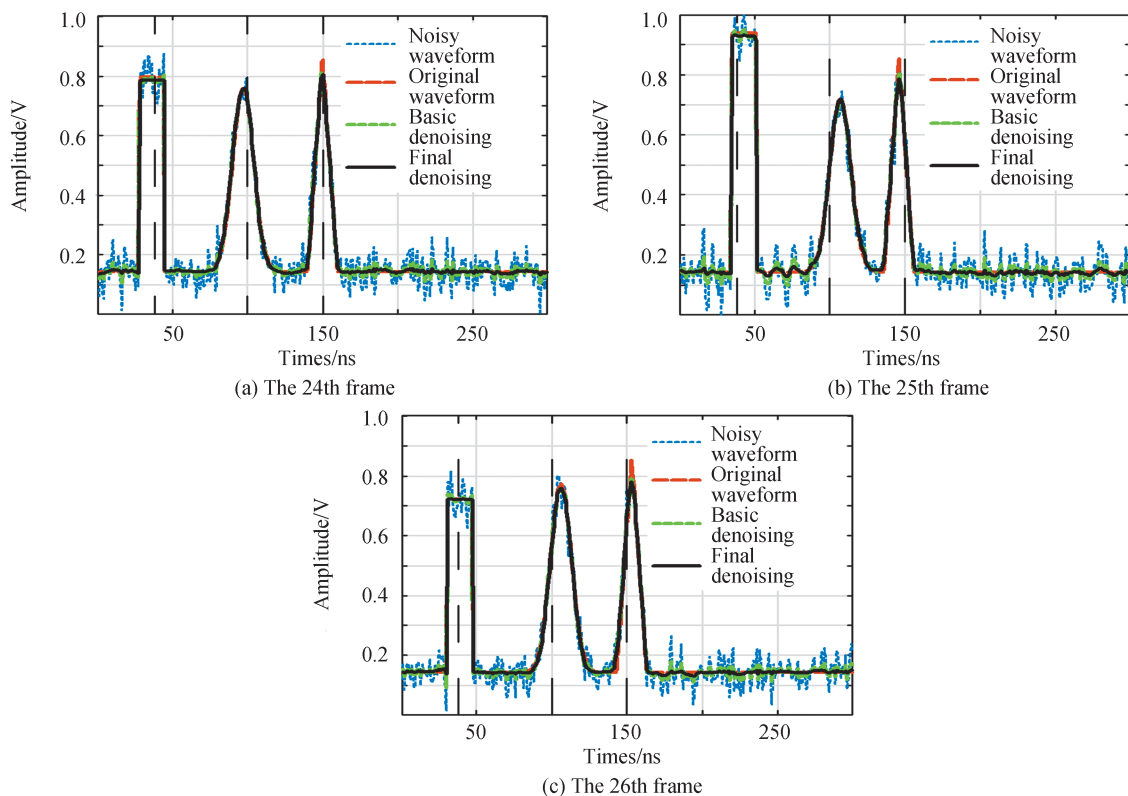


图4 对连续帧特征波形进行基础去噪、增强去噪结果

Fig. 4 Results of processing continuous characteristic waveforms by basic denoising and final denoising

结构相似性,结合自适应幅值补偿,同时具备适应时间偏移和幅值变化的能力,较好地恢复了特征波原本形状。

2.2 仿真波形验证

在仿真实验中,基于蒙特卡罗方法构造了LiDAR测深系统仿真回波。单次跟踪100万个光子,按照Henry-Greenstein相函数在水中随机行走并散射,根据统计结果获得随时间变化的能量序列。海底深度以34 m为基准存在随机偏移,发射脉冲宽度为3 ns,数字化采样率为2 GHz。

表1统计了不同噪声方差下,各方法的均方误差(Mean Square Error, MSE)和海底信号峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),PSNR定义为海底信号峰值与噪声均方根值的比值^[15]。MSE表明时空联合去噪方法在降低高斯噪声方面比传统方法具有优势,PSNR表明去噪后的海底信号更加明显,有利于LiDAR测深系统的深度解算。在低信噪比情况下,时空联合去噪方法依然能有稳定表现。图5展示噪声方差为3.5时100帧连续回波的马塞和PSNR值,结果表明提出的方法能够利用相邻回波的相关性,从噪声中

表1 仿真实验中不同噪声方差下的MSE和PSNR值

Table 1 MSE and PSNR values of different noise variance in simulated experiment

Noise variance	Evaluation Index	Original	AGGF	Wavelet	Wiener	Proposed method
1.5	MSE	1.05×10^{-4}	9.14×10^{-5}	8.48×10^{-5}	1.58×10^{-4}	5.12×10^{-5}
	PSNR	-1.278	7.858	4.805	5.476	9.205
2.5	MSE	1.95×10^{-4}	1.01×10^{-4}	1.18×10^{-4}	1.72×10^{-4}	5.16×10^{-5}
	PSNR	-7.770	7.193	3.049	2.474	9.099
3.5	MSE	3.11×10^{-4}	1.28×10^{-4}	1.53×10^{-4}	1.89×10^{-4}	5.27×10^{-5}
	PSNR	-11.587	6.950	2.259	2.174	8.767
4.5	MSE	4.55×10^{-4}	1.33×10^{-4}	1.91×10^{-4}	2.07×10^{-4}	5.30×10^{-5}
	PSNR	-17.526	3.527	-1.954	-2.857	7.664

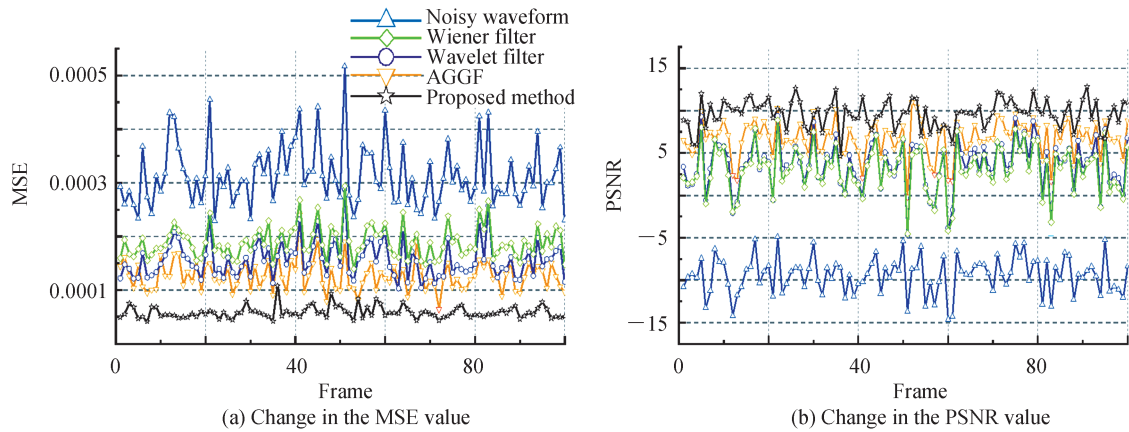


图5 不同去噪方法的逐帧MSE和PSNR值

Fig. 5 Per-frame MSE and PSNR value of different methods

恢复低信噪比回波的结构信息。

在波形细节和边沿保持方面,图6中的波峰A显示,AGGF可以恰当地保留海表信号的波峰,这取决于引导滤波以在梯度域中边沿保留特性和自适应核方差。小波滤波具有局部细化的能力,可以很好地刻画信号非平稳特性,并保留了仅6个采样点的窄波峰信号。而维纳滤波未能有效保留海表信号的波峰结构。波峰B和C显示,提出的方法可以在滤除噪声的同时恢复边沿结构,AGGF的效果次之。如图7所示,提出的方法具有较强适应性,能够充分利用不同水深的相邻回波进行时空联合去噪,同时保留每个波形独特的形状结构。

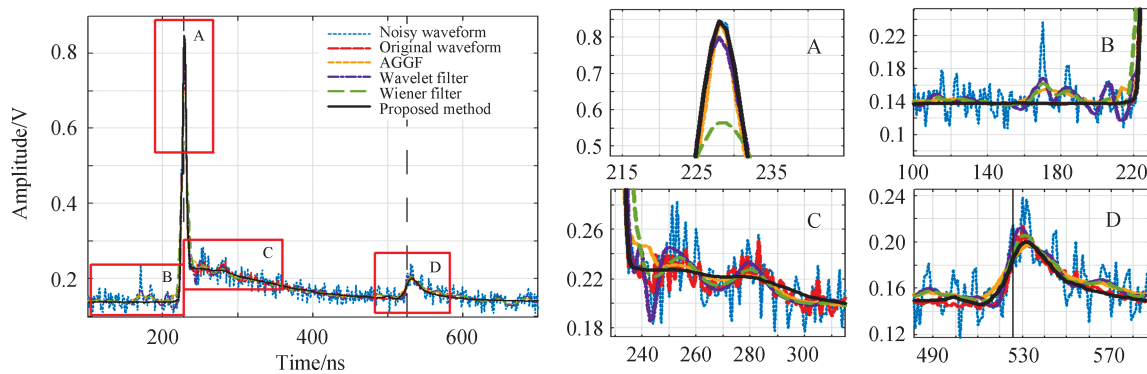
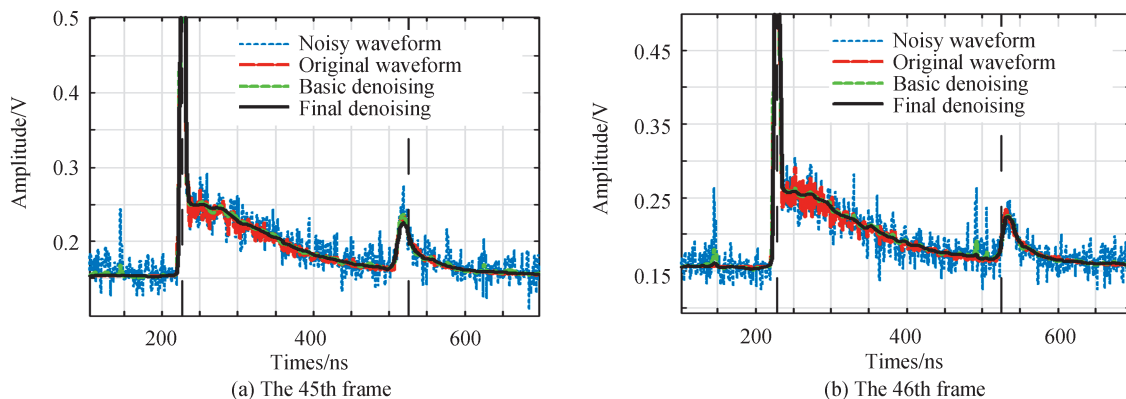


图6 自适应梯度域引导滤波、小波滤波、维纳滤波和提出的方法处理仿真回波结果对比

Fig. 6 Comparison on processing simulation waveform by AGGF, Wavelet Filter, Wiener Filter and proposed method



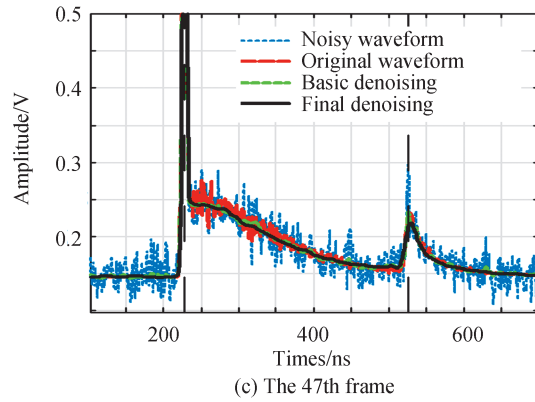


图7 对连续帧仿真回波进行基础去噪、最终去噪结果

Fig. 7 Results of processing continuous simulation waveforms by basic denoising and final denoising

如图8所示,为验证对不同去噪方法对系统探测精度的影响,在 80 m^2 空间范围内仿真回波数据集应用各去噪方法后,采用四边形拟合(Quadrilateral Fitting, QF)算法^[16]求取各回波的海底深度信息,绘制点云图对比噪声抑制前后的距离精度。表2统计了滤波前后海底解算深度与真实海底深度的标准差(Standard Deviation, SD)和最大绝对偏差(Maximum Absolute Error, MAE)值。数据表明提出的方法有效抑制了回波噪声引起的海底深度解算偏差,提高了海底点云数据源精度。

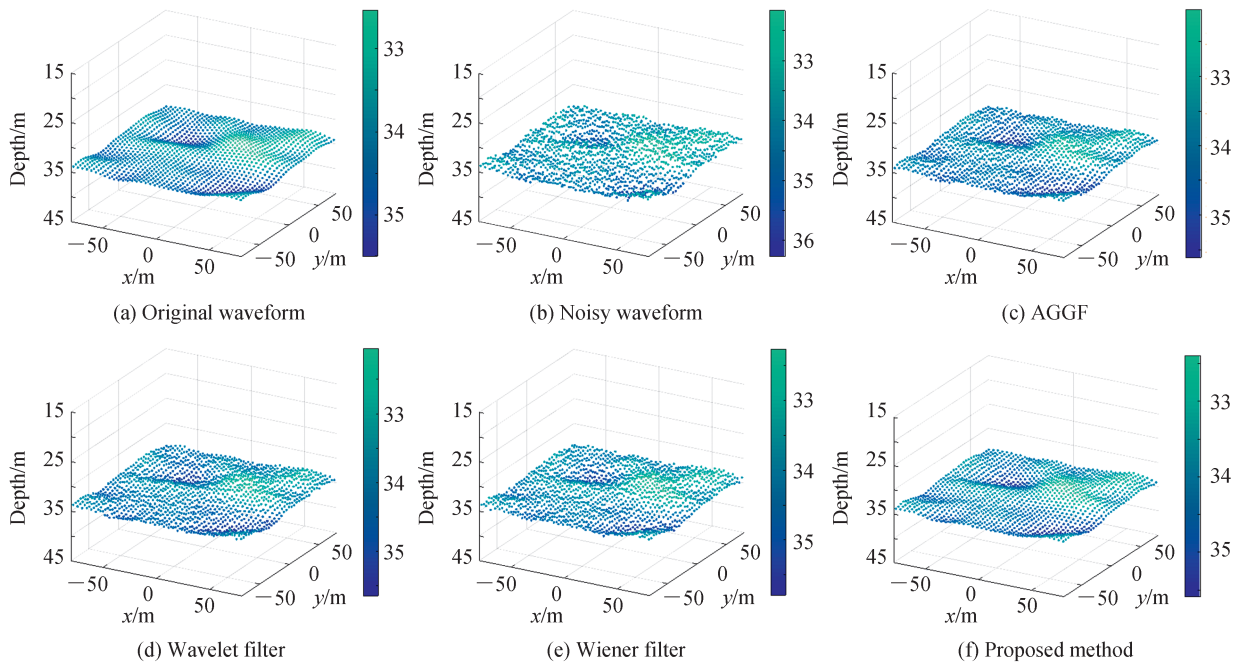


图8 不同方法去噪后回波数据集的海底点云

Fig. 8 Seafloor point cloud of waveform set denoised by different methods

表2 去噪回波数据集海底解算深度与真实深度的SD和MAE值

Table 2 SD and MAE values between depth extracted from denoised waveform set and true depth

Evaluation index	Original	AGGF	Wavelet	Wiener	Proposed method
SD/m	0.1010	0.0159	0.0232	0.0341	0.0082
MAE/m	1.1658	0.5862	0.8509	0.8844	0.5130

2.3 实测波形验证

为了验证本文方法对实测场景产生回波的适用性,采集储存了连续帧实测水下回波数据,并在上位机进行处理。测试平台激光重频为 5.5 kHz ,脉冲宽度为 5 ns ,数字采样率为 2.5 GHz ,激光器 532 nm 输出单脉

冲能量为 3 mJ,使用光电倍增探测器(Photomultiplier Detector, PMT)接收激光回波能量,信号动态范围达 30 dB。图 9 中的波峰 C 表明提出的方法可以消除大多数随机干扰,更清晰、准确地表达海底信息。图 10 展示了连续帧实测回波应用时空联合去噪方法的结果,在边沿保留和波形平滑方面表现良好。但是,处理后的信号存在少量稀疏属性的结构性噪声,对应目标子序列未能匹配足够数量相似子序列的情况,时空联合去噪方法倾向于保留结构性信息,未来考虑通过构建低秩矩阵模型进一步消除结构性噪声。

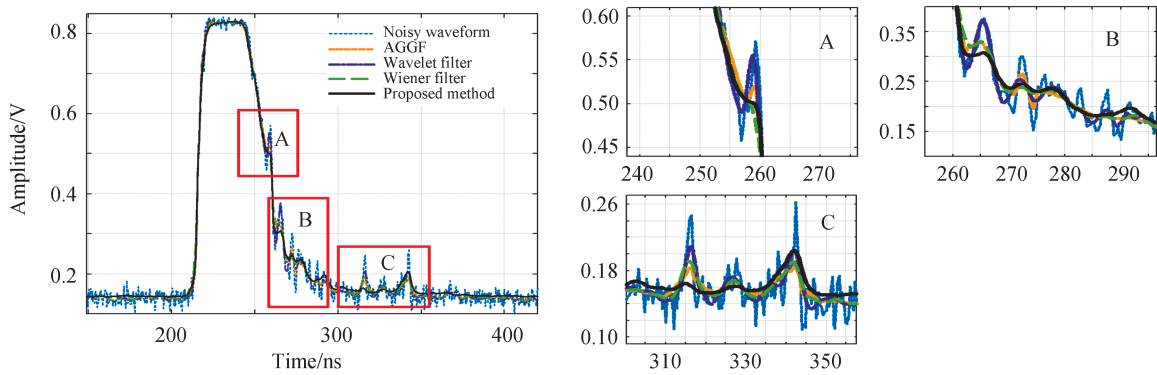


图 9 自适应梯度域引导滤波、小波滤波、维纳滤波和提出的方法处理实测回波结果对比

Fig. 9 Comparison on processing measured waveform by AGGF, Wavelet Filter, Wiener Filter, and proposed method

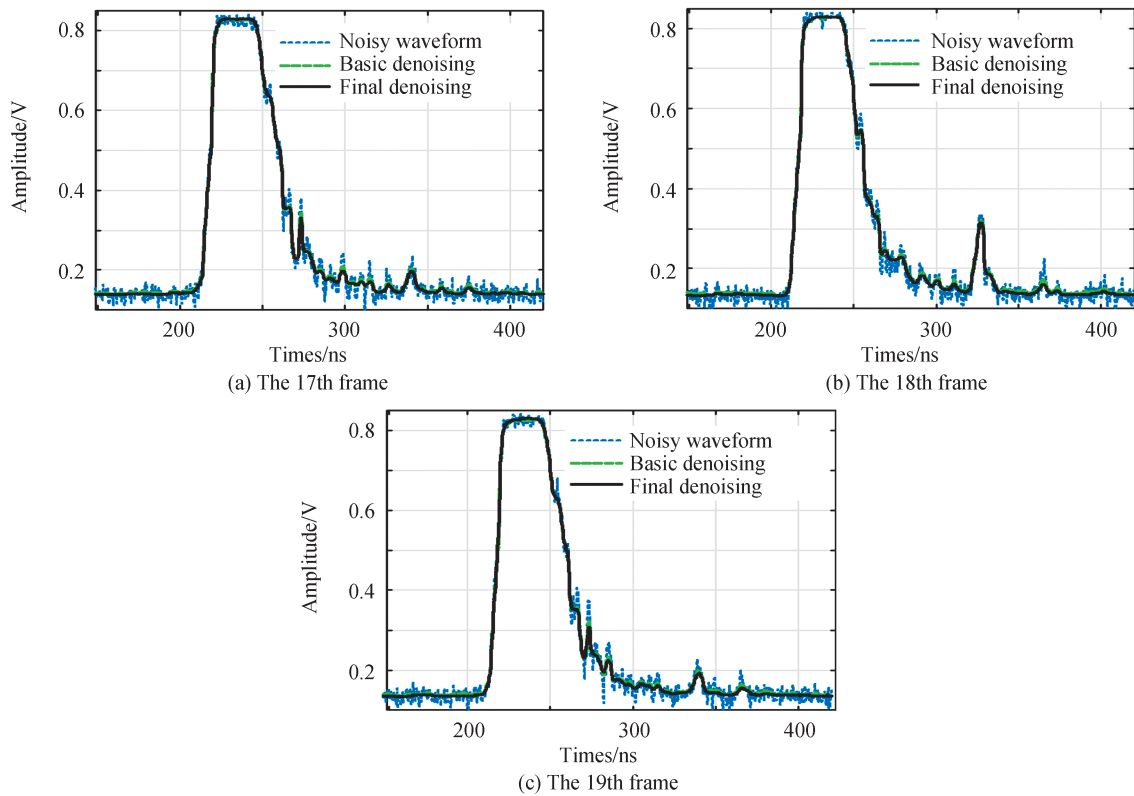


图 10 对连续帧实测回波进行基础去噪、最终去噪结果

Fig. 10 Results of processing continuous measured waveforms by basic denoising and final denoising

3 结论

本文介绍了一种针对 LiDAR 测深系统的回波信号去噪技术,通过匹配分析提取空间相邻回波信号的非连续结构相似性,利用 2-D 域变换去相关,对变换系数应用收缩算子衰减噪声,从矩阵分析的角度探究了一维回波信号的噪声抑制问题,恢复被噪声干扰的边沿结构特征,并有效提高了海底信号峰值信噪比和系统探测精度。理论分析和实验结果验证了该方法的适应性和适用性。

参考文献

- [1] LI Hongpeng, LI Guoyuan, CAI Zhijian, et al. Full-waveform LiDAR echo decomposition method[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(1): 89-98.
李洪鹏, 李国元, 蔡志坚, 等. 全波形激光雷达回波分解方法[J]. *遥感学报*, 2019, 23(1): 89-98.
- [2] PEERI S, MORGAN L V, PHILPOT W D, et al. Land-water interface resolved from airborne LiDAR bathymetry (ALB) waveforms[J]. *Journal of Coastal Research*, 2011 (62): 75-85.
- [3] XU F, ZHANG X F, ZHU D Y. Generalized wavelet thresholding technique for optimal noise reduction of Lidar echo signals[C]. *Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing Systems*, 2017: 140-145.
- [4] SAYLAM K, BROWN R A, HUPP J R. Assessment of depth and turbidity with airborne Lidar bathymetry and multiband satellite imagery in shallow water bodies of the Alaskan North Slope[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 58: 191-200.
- [5] XIA X Z, CHEN R, WANG P Q, et al. Robust noise suppression technique for a LADAR system via eigenvalue-based adaptive filtering[J]. *Sensors*, 2019, 19(10): 2311.
- [6] JUTZI B, STILLA U. Range determination with waveform recording laser systems using a Wiener filter [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2006, 61(2): 95-107.
- [7] DUAN Yihao, ZHANG Aiwu, LIU Zhao, et al. A combination method of wavelet transform and generalized Gaussian model for airborne laser scanning waveform decomposition[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(12): 228-238.
段乙好, 张爱武, 刘诏, 等. 一种用于机载激光雷达波形分解的小波变换与广义高斯模型组合法[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(12): 228-238.
- [8] LONG S H, ZHOU G Q, WANG H Y, et al. Denoising of LIDAR echo signal based on wavelet adaptive threshold method[J]. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2020, 42: 215-220.
- [9] RONCAT A, MANDLBURGER G. Enhanced detection of water and ground surface in airborne laser bathymetry data using waveform stacking[C]. *EGU General Assembly Conference Abstracts*, 2016, 18: 17016.
- [10] MADER D, RICHTER K, WESTFELD P, et al. Detection and extraction of water bottom topography from laserbathymetry data by using full-waveform-stacking technoques [C]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2019, W13: 1053-1059.
- [11] PFENNIGBAUER M, ULLRICH A, SCHWARZ R. Waveform-averaging airborne laser bathymetry scanner[C]. *Laser Radar Technology and Applications XXV, International Society for Optics and Photonics*, 2020, 11410:114100I.
- [12] XING S, WANG D D, XU Q, et al. A depth-adaptive waveform decomposition method for airborne LiDAR bathymetry [J]. *Sensors*, 2019, 19(23): 5065.
- [13] WANG C K, PHILPOT W D. Using SHOALS LIDAR system to detect bottom material change[C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2002: 2690-2692.
- [14] HAMPEL F R. The influence curve and its role in robust estimation[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1974, 69(346): 383-393.
- [15] ABDALLAH H, BAILLY J S, BAGHDADI N N, et al. Potential of space-borne LiDAR sensors for global bathymetry in coastal and inland waters[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2013, 6(1): 202-216.
- [16] ABADY L, BAILLY J S, BAGHDADI N, et al. Assessment of quadrilateral fitting of the water column contribution in lidar waveforms on bathymetry estimates[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 11(4): 813-817.