

基于改进 EWT 的浅水激光雷达回波信号降噪

魏婷婷¹, 杨家志^{1*}, 周国清², 周祥^{2,3}, 农学勤⁴

¹ 桂林理工大学信息科学与工程学院, 广西 桂林 541006;

² 桂林理工大学广西空间信息与测绘重点实验室, 广西 桂林 541006;

³ 天津大学微电子学院, 天津 300072;

⁴ 中国电子科技集团公司第三十四研究所, 广西 桂林 541004

摘要 浅水激光雷达回波信号中混有高频白噪声及系统自由振动时产生的固有频率成分,因此较难从较低信噪比的回波信号中获取目标的距离与特征,需要进行降噪处理。根据全波形回波及固有频率的频域特点,提出了一种改进的经验小波变换方法,并将其用于浅水激光雷达信号的降噪。首先对实验室自制的测深激光雷达系统测到的回波信号进行分解,得到降噪后的回波、噪声及固有频率成分,然后针对降噪后的回波信号,进行非线性阻尼最小二乘算法拟合优化,最终得到全波形回波的分解信号并测得水深。利用 MATLAB 建立信号模型,对比常用降噪算法处理的降噪效果,结果显示,改进的算法在计算时间、信噪比和均方误差等方面有明显优势;对比 0.5~3.0 m 水深范围内不同降噪算法的实测回波处理效果,经所提方法降噪后,回波信号的测深误差小于 0.1 m。

关键词 遥感与传感器;浅水激光雷达;全波形回波信号降噪;经验小波变换;固有频率

中图分类号 TN957.51

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.1109001

1 引言

航行安全、鱼类或藻类养殖、海洋或河流保护、港口设计等都需要获取水域深度数据^[1],作为一种高效、高精度的测距方法,激光雷达(LiDAR)^[2]遥感被广泛应用于浅水研究。本文中实验阶段的浅水 LiDAR 系统由单频激光光源、激光放大器、雪崩二极管探测器、前置跨阻放大器、数据采集及电源模块等组成,其工作原理为发射激光探测信号后,接收并记录整个回波^[3-4],通过处理回波信号,获取回波信号的时间差^[5-6],从而测得水深。无论是 LiDAR 系统、探测目标本身还是探测环境,都会产生噪声,淹没有效信号的特征。全波形回波信号的降噪处理方法关系到所获取的水深精度和数据处理效率。全波形回波信号噪声通常分为背景噪声、探测器噪声和前置放大器噪声^[7],而本文设计的实验系统产生的

回波信号还含有系统自由振动时产生的固有频率成分,表现为随时间呈正弦或余弦规律变化的信号。背景噪声主要来源于人造光源、空气散射、目标散射、水面波动散射及玻璃水槽和反射镜的散射光信号,常加入滤光片以滤除背景噪声^[8]。在探测器将接收到的光信号转化为电信号的过程中,光源的光子及器件的载流子和热离子会产生探测器噪声,探测器噪声为电噪声、散粒噪声、热噪声、闪烁噪声及产生-复合噪声,其中影响较大的是电噪声。前置跨阻放大器会放大微弱信号中的噪声,电路中的元器件还会产生额外噪声。除了闪烁噪声,其他噪声都可以作为加性噪声,且符合高斯分布,频率远高于高斯脉冲信号^[9]。因此,可以使用分解-重构方法,将处于高频的大多数噪声信号滤除。在 0.5~3.0 m 的水深范围内,水底 LiDAR 回波信号的间隔小,甚至出现重叠,因此难以提取目标的距离与特征。本

收稿日期: 2020-10-18; 修回日期: 2020-12-01; 录用日期: 2020-12-23

基金项目: 国家自然科学基金(41961065)、广西创新驱动发展专项资金(桂科 AA18118038)、广西科技基地和人才专项(桂科 AD19254002)

* E-mail: 1791197996@qq.com

文对降噪方法展开了研究,综合降噪性能和算法处理时间等因素,提出了改进的经验小波变换(EWT)。

本文首先结合 LiDAR 回波信号的频域特点,对经验小波变换的边界设置方法进行了改进。利用 MATLAB 建立了高斯信号模型,针对加入了高斯白噪声的高斯信号,对比了多种算法的降噪效果,结果显示,改进后的算法在信噪比、均方误差及计算时间等方面有明显优势。然后用自制 LiDAR 进行了室内测深实验,通过改进的算法分解实测的回波信号,得到了具有高信噪比的回波、系统噪声和固有频率成分,将高信噪比回波用于全波形信号的分解,将系统噪声用于噪声水平估计,将固有频率成分用于后期系统特征分析。最后采用常用的 LM 拟合算法,得到全波形分解信号(水面回波和水底回波)的峰值坐标及半峰全宽,利用高斯脉冲的峰值横坐标即时间差计算水深。利用不同降噪算法处理实测波形,并对比所测得的水深,结果显示,使用本文方法进行数据处理,测量误差小于 0.1 m。

2 基本原理

2.1 LiDAR 回波模型及其测深原理

本文浅水激光雷达系统采用的激光脉冲类似高斯模型,按目标散射的时间顺序记录回波信号 $f(t)$ 。 $f(t)$ 可分解为噪声 $n(t)$ 、固有频率成分和 M 个有效高斯脉冲^[10],表示为

$$f(t) = n(t) + f_{na} + \sum_{i=1}^M a_i \exp \left[-\frac{(t-t_i)^2}{g_i^2/(4\ln 2)} \right], \quad (1)$$

式中: a_i 为第 i 个高斯脉冲的峰值; t_i 为第 i 个高斯脉冲的峰值时刻; g_i 为第 i 个高斯脉冲的半峰全宽; $n(t)$ 为系统噪声,一般为高斯白噪声;固有频率 f_{na} 由系统的位置和材质等决定,是随时间呈正弦或余弦规律变化的信号,可用于后期系统稳定性研究及故障排查^[11]。

水深计算需要提取 LiDAR 波形中水面、水底回波的特征,受到波形采样、有限采样频率、激光脉冲宽度和其他传感器特性等因素的限制。激光穿过水体所用的时差 Δt 是最容易量化和分析的特征参数^[12],水深 Δd_L 可表示为

$$\Delta d_L = \frac{1}{2} c_w \Delta t \cos(\theta_w), \quad (2)$$

式中: c_w 为光在水中的传播速度,取 $2.232 \times 10^8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$; Δt 为水面和水底回波的时间

差; θ_w 为激光脉冲进入水中的入射角,激光垂直进入水中时 θ_w 为 0。

2.2 回波信号处理过程

测深 LiDAR 回波信号的处理过程含回波信号降噪和全波形信号分解^[12-13]。为了从回波信号中获取目标的距离与特征,简单提取的幅值、位置和半峰全宽的误差较大,需要进一步进行拟合优化。目前处理全波形信号的算法主要有回波检测、反卷积及数学逼近^[14]等方法,出发点均为改进特征提取方法,而本文主要围绕回波信号的降噪展开,结合常用的数学逼近方法进行全波形处理,将 LiDAR 回波信号处理为单个高斯脉冲信号。

LiDAR 回波信号的降噪方法通常有低通滤波、高斯平滑滤波^[15]和分解-重构滤波。所谓分解-重构,即针对非线性、非平稳信号,通过经验模态分解(EMD)^[16]、小波分解(WT)^[17]、经验小波变换^[18]等信号分解算法对信号进行分解,将分布在低频或高频的有用信号进行重组以达到剔除噪声的目的。低通滤波虽然处理过程简单、耗时少,但回波特征和降噪效果不可兼得,且截止频率附近的效果不佳,而高斯平滑滤波对高斯核函数脉宽的设置要求较严格,这两种算法都不能较好地提取出固有频率和噪声。LiDAR 回波信号属于非平稳、非线性信号,近年来常用的处理方法有 WT、EMD 等时频分析方法。WT 降噪通过伸缩平移运算,对信号逐步进行多尺度细化,即对高频处的信号进行时间细分,对低频处的信号进行频率细分,计算速度较快,但小波基的选取较难,缺乏一定的自适应性。EMD 具有自适应性但没有严谨的数学推导,且存在端点效应^[19]、频谱混叠^[20]等问题,其改进算法如集合经验模态分解(EEMD)、互补集合经验模态分解(CEEMD)及完整集成经验模态分解(CEEMDAN)等以计算时间为代价,不适合处理数据量很大的 LiDAR 回波。EWT 算法克服了 WT 和 EMD 的缺点,本文将其引入到 LiDAR 回波信号的降噪中。EWT 算法是 Gilles^[21]提出的一种算法,多用于心电信号^[22]和振动信号的特征分析^[23]。

数学逼近方法是利用数学函数的组合来拟合波形以完成波形分解,全波形信号分解需要进行初值估计及优化。通过求解回波信号的极值和拐点完成初值估计^[24-25],测深 LiDAR 中的优化常使用四边形函数^[26]、二阶多项式模型(EFSP)的指数函数^[27]、期望最大化(EM)方法和非线性阻尼最小二乘(LM)算法。由于本文实验是在室内完成的,系统

稳定且探测环境良好,则选用 LM 优化算法^[28]。

2.3 EWT 算法原理

改进的 EWT 算法是对信号进行频谱划分,在各频带上构建经验小波带通滤波器组并重构有用的分解信号,其具体实现步骤如图 1 所示,其中 FFT 为傅里叶变换。

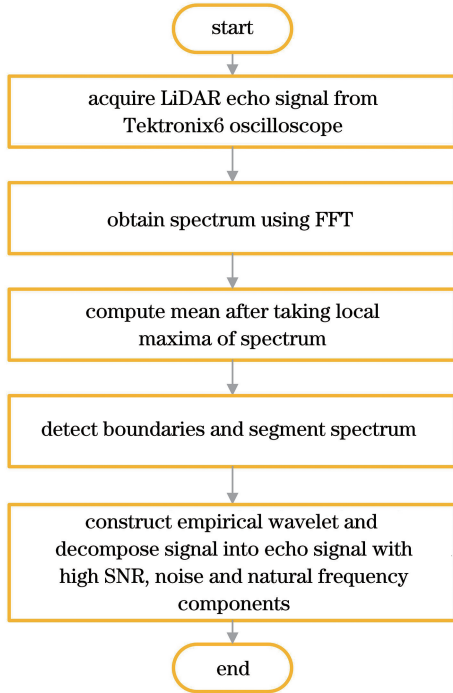


图 1 改进 EWT 算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of improved EWT algorithm

2.3.1 频谱划分

根据香农准则,将信号的傅里叶频谱以一定的比例定义在 $[0, \pi]$ 范围内,通过设置边界将傅里叶频谱分割为连续的 N 个频带,第 n 个频带为 $\Lambda_n =$

$[\omega_{n-1}, \omega_n]$,其中 ω_n 为第 n 个频带的边界值。EWT 算法中寻找边界常用的方法有 LocalMax, LocalMaxMin 和 Scalespace 等^[29]。信号进行傅里叶变换后,LocalMax 函数通过取信号频谱的 N 个局部极大值之间的中点,将信号频谱分段为 N 频段;LocalMaxMin 函数检测出信号频谱的 N 个局部极大值之间的最低局部极小值,并将其作为边界;Scalespace 函数利用高斯尺度空间检测边界。高斯脉冲频谱集中在低频,本文通过改进边界检测方法,求出了 $[0, \pi]$ 范围内信号频谱所有极大值的均值 p_i ,根据 p_i 的值设置频谱边界并提取有效信号,通过经验值设置固有频率边界,在保证降噪效果的前提下缩短计算时间。

2.3.2 在每个频带上构建经验小波带通滤波器组

带通滤波器组是将回波信号和噪声划分为高频和低频成分,能达到忽略阻带波纹的效果,且能解决频谱混叠的问题。小波基在正交性、衰减性、紧支集性、正则性等方面呈现多样性,不同的小波函数处理 LiDAR 回波信号的效果也会不同。本文为了减少实验变量,沿用了 Gilles 的理论,采用 Littlewood-Paley 及 Meyer 小波构建经验小波带通滤波器组。在正交小波基中, Littlewood-Paley 的运算量最小且频域局部特性较好, Meyer 小波的光滑性、频域紧支集性、无限可导性及衰减性均优于任意多项式的倒数,可使频域不产生混叠^[30]。将二者结合,在频带边界处形成了一组相互正交的三角函数,并在频带内形成了一个常数,可用于本文浅水 LiDAR 回波信号的频谱划分。EWT 的尺度函数 $\hat{\phi}_n(\omega)$ 和小波函数 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 在频域里构成的滤波器组框架定义为

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right], & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$\hat{\psi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n + \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left\{ \frac{\pi}{2} \beta \left[\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right] \right\}, & \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left\{ \frac{\pi}{2} \beta \left[\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right] \right\}, & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: ω 为频率; ω_n 和 ω_{n+1} 为各频段间的两边界; $\tau_n = \gamma \omega_n$, 其中系数 $\gamma < \min_n \left(\frac{\omega_{n+1} - \omega_n}{\omega_{n+1} + \omega_n} \right)$; β 为转换

函数, $\beta(x) = x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3)$, $0 < x < 1$ 。

2.3.3 信号的分解与重构

尺度函数 $\phi_1(t)$ 与信号 $f(t)$ 的内积产生逼近(近似)系数 $W_f^s(0, t)$, 小波函数 $\psi_n(t)$ 和信号 $f(t)$ 的内积给出了细节系数 $W_f^e(n, t)$, 则信号重构表示为

$$W_f^s(0, t) = \langle f(t), \phi_1(t) \rangle, \quad (5)$$

$$W_f^e(n, t) = \langle f(t), \psi_n(t) \rangle, \quad (6)$$

$$f(t) = f_0(t) + f_n(t) = W_f^s(0, t) * \phi_1(t) + \sum_{n=1}^N W_f^e(n, t) * \psi_n(t), \quad (7)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 表示内积; \bar{x} 为 x 的复共轭; $*$ 为卷积运算; t 为时间; $f_n(t)$ 为第 n 个边界对应的模态函数。尺度函数 $\phi_1(t)$ 和小波函数 $\psi_n(t)$ 的傅里叶变换分别为 $\hat{\phi}_1(\omega)$ 和 $\hat{\psi}_n(\omega)$ 。

3 降噪性能参数的对比

为了方便对算法进行计算时间、信噪比、均方

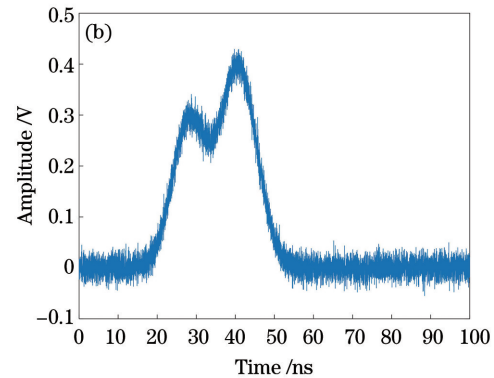
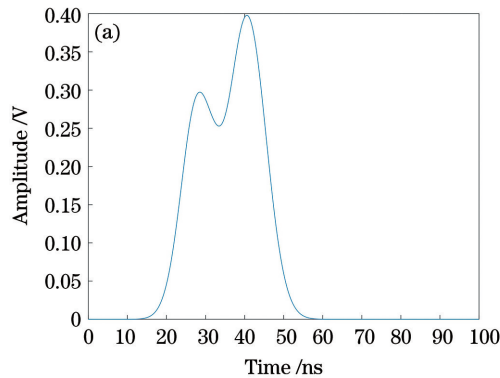


图 2 浅水 LiDAR 回波信号模型。(a) 无噪声回波信号; (b) 含高斯白噪声的回波信号 (SNR 为 20 dB)

Fig. 2 Shallow-water LiDAR echo signal model. (a) Echo signal without noise; (b) echo signal with Gaussian white noise (SNR is 20 dB)

将本方法与 WT 相关算法、EMD 相关算法及 EWT 原始降噪方法进行了对比, 对具有 15 dB 信噪比的同一信号进行降噪处理, 利用均方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE)、信噪比、峰值信噪比

误差等降噪性能指标对比, 初步验证本文改进算法的适用性。基于 (1) 式, 使用 MATLAB 建立高斯模型, 通过加入指定信噪比的高斯白噪声, 完成了 LiDAR 回波信号模型的建立, 然后利用多种算法处理该信号, 计算性能指标并进行对比。由于固有频率仅与物体的固有特性如质量、形状、材质有关且频谱分布集中, 因此在 MATLAB 建立的信号模型中不加入固有频率。自制 LiDAR 系统采用 VENUS-M 系列的 532 nm 脉冲激光器, 泵浦功率在 0~2000 mW 范围内可调, 脉宽为 1~10 ns 可调, 重复频率为 2 kHz。将高斯脉冲的峰值 a_i 、峰值时刻 t_i 、半峰全宽 g_i 分别设为 0~1 V、0~40 ns 和 1~10 ns 范围内的随机数, LiDAR 回波信号模型如图 2 所示, 水深较浅情况下水面回波和水底回波会出现重叠现象, 其中 SNR 为信噪比。

(PSNR)、相关系数 (Cross Correlation) 及计算时间 (T) 共 6 个指标综合评估各降噪算法的性能, 结果如表 1 所示。由表 1 可以看出, CEEMDAN 算法的降噪效果较好, 但是计算时间过长; 改进 EWT 算法

表 1 降噪性能参数的对比

Table 1 Comparison of denoising performance parameters

Type of denoising algorithm	Denoising algorithm	MSE / m	MAE / m	SNR / dB	PSNR / dB	T / s	Cross correlation
WT	Soft thresholding	0.397	0.478	19.706	29.773	1.010	0.993
	Hard thresholding	0.363	0.468	20.097	30.164	1.040	0.993
	Fixed thresholding	0.688	0.625	17.321	27.388	1.150	0.987
	EMD	0.306	0.393	20.843	30.909	1.300	0.995
	EEMD	0.321	0.434	20.634	30.701	3.890	0.994
	CEEMDAN	0.216	0.359	22.350	32.417	5.761	0.996

续表

Type of denoising algorithm	Denoising algorithm	MSE / m	MAE / m	SNR / dB	PSNR / dB	T / s	Cross correlation
EWT	LocalMax	0.867	0.754	16.315	26.382	0.590	0.988
	LocMaxMin	1.045	0.854	15.504	25.571	0.510	0.981
	Scalespace	0.288	0.438	21.093	31.159	0.770	0.994
	Improved EWT	0.183	0.326	23.071	33.138	0.560	0.997

的计算时间短、SNR 最高,比 CEEMDAN 算法高约 0.721 dB,且 MSE 和 MAE 在各算法中最小,即效果最好。综合 6 个性能指标,初步验证了改进 EMT 算法更适用于 LiDAR 回波降噪。

用改进的 EWT 算法处理 MATLAB 生成的信号,信噪比为 15 dB 的原始信号及其经验模态分量如图 3(a)所示,降噪前后的信号及二者的残差如

图 3(b)所示。由于未加入固有频率成分,信号分解为两组经验模态分量(EMF);经验模态分量 EMF1 处于低频,可作为降噪后提取出来的有效信号,较平滑且相邻两回波的波峰未失真;EMF2 处于高频,可作为噪声,即信号降噪前后的残差。降噪后信号的信噪比达 23.071 dB。由图 3 可直观判断本文降噪方法的实用性。

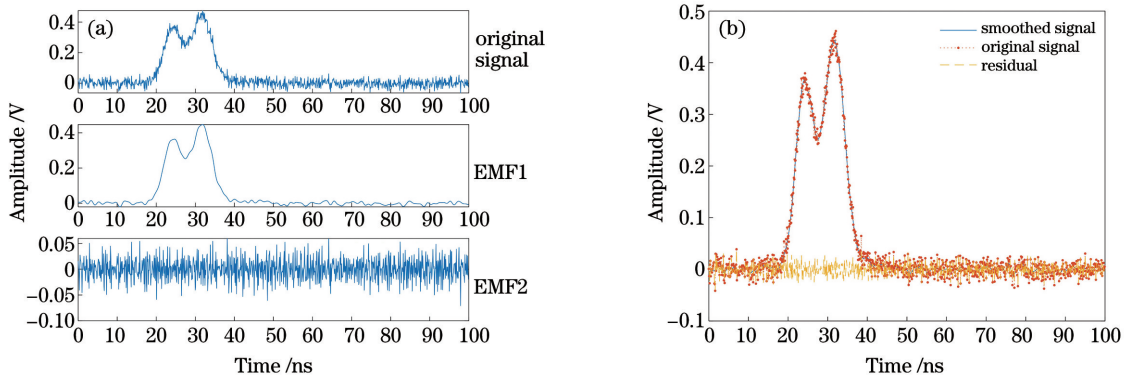


图 3 改进 EWT 算法处理信号模型的结果。(a)含噪信号及其经验模态分量(SNR 为 20 dB);(b)含噪信号降噪前后的对比

Fig. 3 Processing results of signal model using improved EWT. (a) Signal with noise and its EMFs (SNR is 20 dB);

(b) comparison of signal with noise before and after denoising

4 改进的 EWT 算法在实测回波信号处理中的应用

4.1 测深实验

在室内进行回波信号实测,并利用本文降噪算

法进行降噪处理,将降噪后的回波用于全波形分解及水深计算。实验系统如图 4 所示,LiDAR 系统发射的 532 nm 激光经过与水平面呈 135°夹角的反射镜 1 进入水下,再被水下的与水平面呈 45°夹角的反射镜 2 反射至目标,水中反射镜 2 反射的光束与水

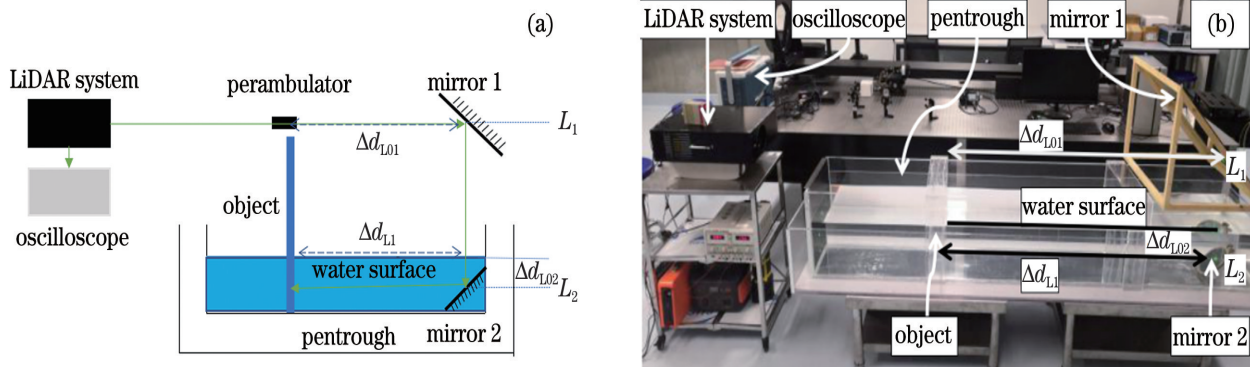


图 4 浅水 LiDAR 实验系统。(a)原理图;(b)实物图

Fig. 4 Shallow-water LiDAR experimental system. (a) Principle diagram; (b) practical map

平面保持平行。水面回波和水底目标反射回波按原光路返回至接收部分,被示波器收集并存储。

在透明玻璃水槽外部任意设定四个目标点,将目标板分别垂直放入水槽内目标点位置处,保持 Leica DISTO X310 测距仪出光面与目标板反射激光面在同一平面,并保证其红色出光线与本 LiDAR 系统绿色出光线平行。反射镜 1 上的红色光斑及绿色光斑在同一水平线上的距离为 Δd_{L01} (测 5 组取均值),利用同一测距仪测量水面到反射镜 2 的距离 Δd_{L02} (测 5 组取均值),令 $\Delta d_{L0} = \Delta d_{L01} + \Delta d_{L02}$,由

于水上激光光线 L_1 、水下激光光线 L_2 与水面平行,则测得的距离 Δd_{L0} 为实际水深 Δd_{L1} ,得四个目标点对应的水深分别为 2.127, 1.621, 1.434, 0.774 m。使用 Tektronix6 系列 MSO 示波器以 $25 \times 10^9 \text{ Sampling} \cdot \text{s}^{-1}$ 采样率进行数据采集,不同水深对应的回波分别如图 5(a)~(d)所示。由于镜面不是绝对水平或水槽玻璃镜面的反射,存在椭圆标注的微弱散射波,得到的全波形分解信号不参与深度计算。改进 EWT 算法降噪后的回波信号如图 6 所示。

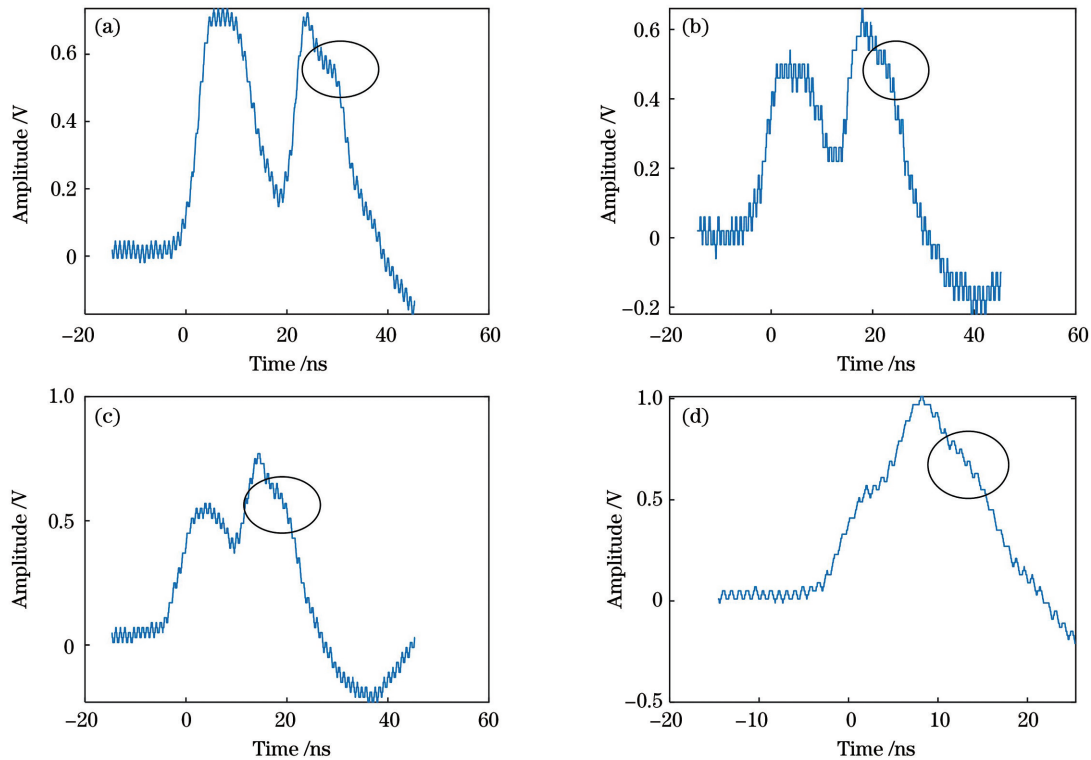


图 5 不同水深条件下的实测波形。(a) $\Delta d_{L1} = 2.127 \text{ m}$; (b) $\Delta d_{L1} = 1.621 \text{ m}$; (c) $\Delta d_{L1} = 1.434 \text{ m}$; (d) $\Delta d_{L1} = 0.774 \text{ m}$
Fig. 5 Measured waveforms under different water depths. (a) $\Delta d_{L1} = 2.127 \text{ m}$; (b) $\Delta d_{L1} = 1.621 \text{ m}$; (c) $\Delta d_{L1} = 1.434 \text{ m}$; (d) $\Delta d_{L1} = 0.774 \text{ m}$

以 1.434 m 水深实验的回波信号处理为例,分别用 LocalMax、LocalMaxMin、Scalespace 及本文改进的 EWT 算法处理水深,对应的三条边界的设定如图 7 所示。利用 LocalMax 方法检测到的边界进行频谱分割,如图 7(a)所示,可以看出,第二个频带内的噪声过多。利用 LocalMaxMin 方法检测到的边界进行频谱分割,如图 7(b)所示,可以看出,第三个频带中还含有部分回波信号、噪声和固有频率成分。利用 Scalespace 方法检测到的边界进行频谱分割,如图 7(c)所示,可以看出,提取固有频率成分时混有大量噪声。采用本文改进的 EWT 边界检测方法进行频谱分割,如图 7(d)所示。将 $\Lambda_1 =$

$[0, 0.096]$ 频带内提取的去噪回波信号的经验模态分量 EMF1 用于波形分解并计算水深; $\Lambda_3 = [0.259, 0.307]$ 内提取固有频率成分(即 EMF3),固有频率为 29.196 Hz,可用于后期系统稳定性研究及故障排查; $\Lambda_2 = [0.096, 0.295]$ 和 $\Lambda_4 = [0.307, \pi]$ 频带内的噪声分量即为 EMF2 和 EMF4 的和,将其用于噪声水平估计,以噪声最大数值为阈值求回波信号的极值和拐点,完成初值估计。四种边界检测方法对应的信号分量 EMF1、EMF2、EMF3 和 EMF4 如图 8 所示其中,实线为频谱,虚线为频谱边界。

4.2 结果分析

针对本文降噪算法、CEEMDAN 降噪算法、未

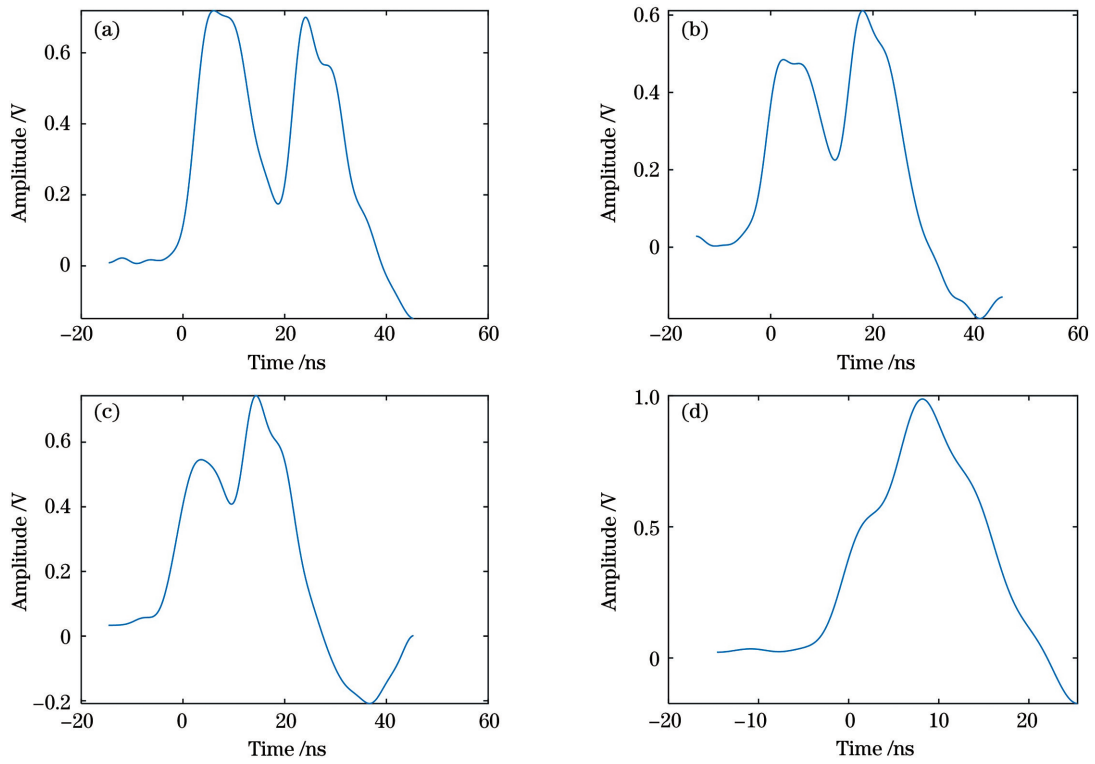


图 6 不同水深条件下的降噪波形。(a) $\Delta d_{L1} = 2.127$ m; (b) $\Delta d_{L1} = 1.621$ m; (c) $\Delta d_{L1} = 1.434$ m; (d) $\Delta d_{L1} = 0.774$ m
 Fig. 6 Denoised waveforms under different water depths. (a) $\Delta d_{L1} = 2.127$ m; (b) $\Delta d_{L1} = 1.621$ m; (c) $\Delta d_{L1} = 1.434$ m; (d) $\Delta d_{L1} = 0.774$ m

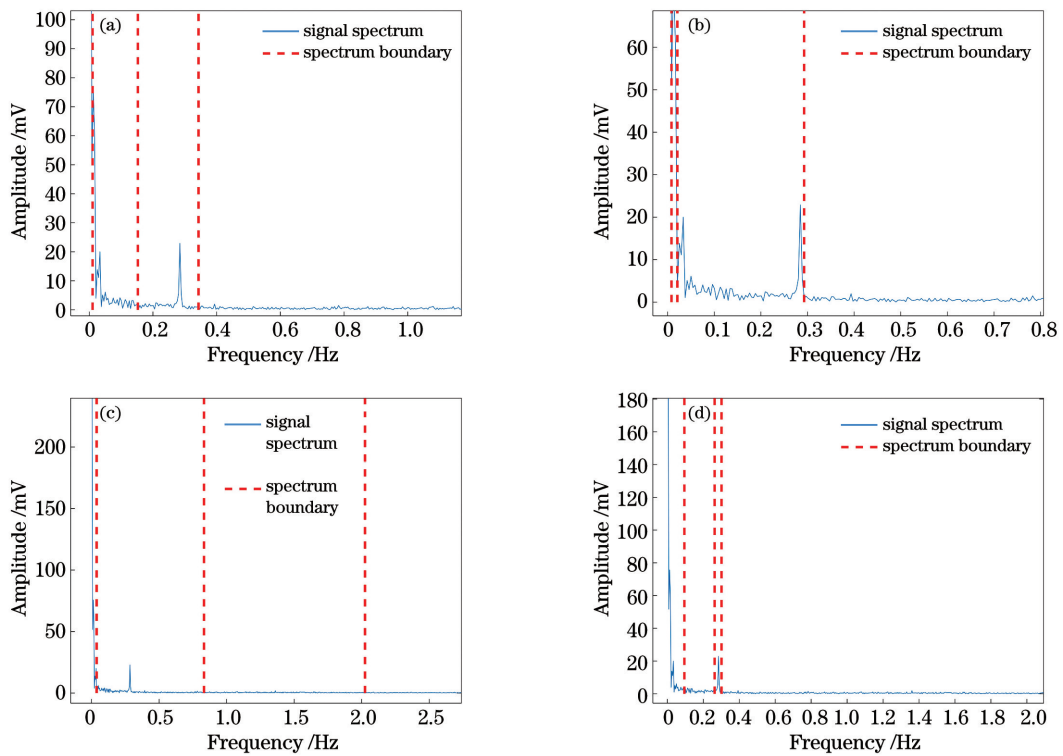


图 7 不同边界检测方法下的频谱分割。(a) LocalMax; (b) LocalMaxMin; (c) Scalespace; (d)改进的 EWT
 Fig. 7 Spectral segmentation under different boundary detect methods. (a) LocalMax; (b) LocalMaxMin; (c) Scalespace; (d) improved EWT

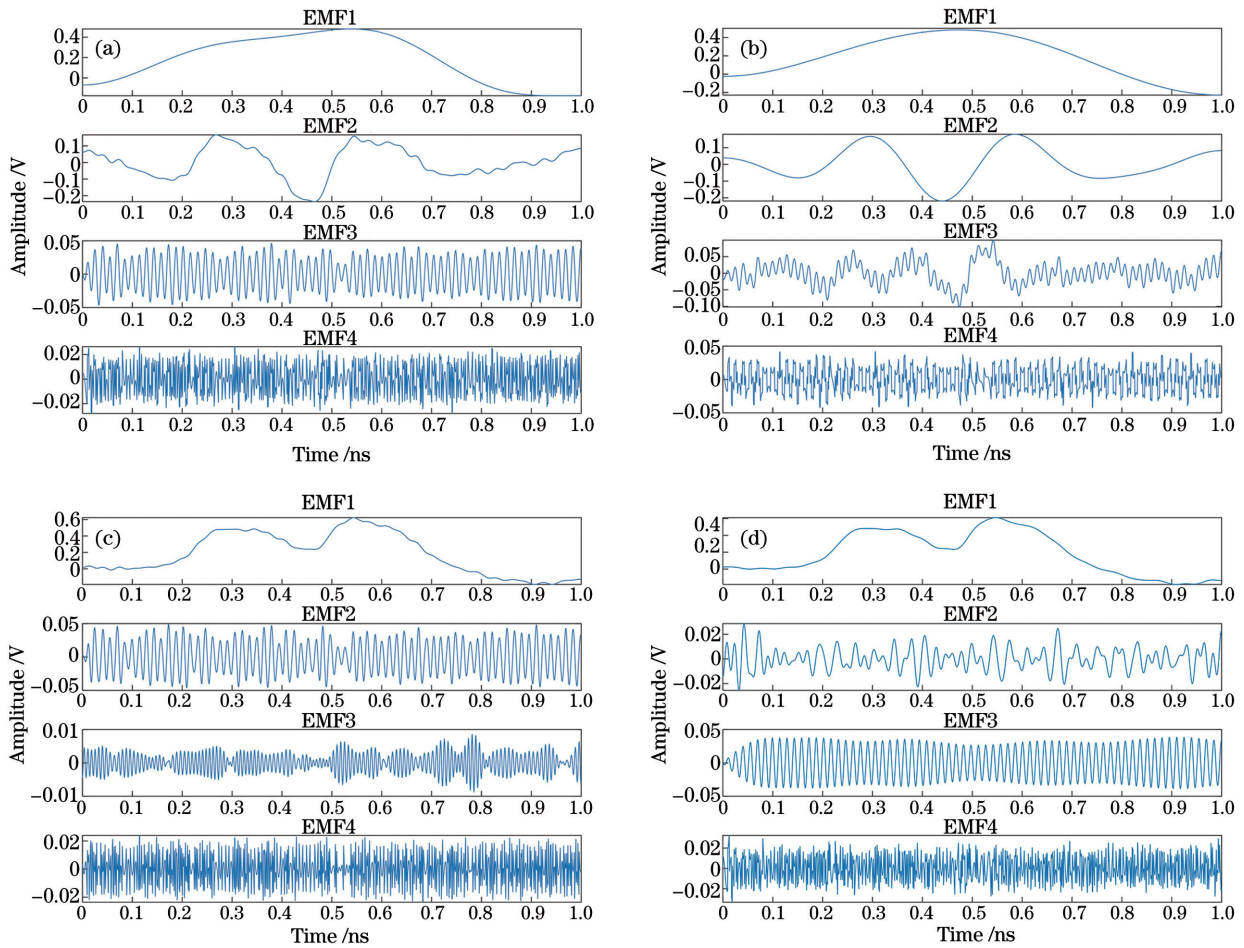


图 8 不同边界检测方法下的经验模态分量。(a) LocalMax; (b) LocalMaxMin; (c) Scalespace; (d)改进的 EWT

Fig. 8 EMFs under different boundary detect methods. (a) LocalMax; (b) LocalMaxMin; (c) Scalespace; (d) improved EWT

改进的 EWT 算法 (LocalMax 边界检测法) 降噪处理过的实验回波信号, 利用 LM 算法进行拟合优化。在表 1 中, CEEMDAN 算法降噪后的信噪比和本文方法最接近, LocalMax 降噪后的信噪比

与本文方法相差较大。LM 算法对降噪后的波形进行处理, 得到三组全波形回波分解信号, 对应的高斯脉冲峰值、峰值时刻和半峰全宽如表 2 所示。

表 2 回波信号分解

Table 2 Echo signal decomposition

Denoising method	Group	Surface echo			Bottom echo			$\Delta d_{L2}/m$	$\Delta d_{L1}/m$
		Position / ns	Height / V	Width / ns	Position / ns	Height / V	Width / ns		
CEEMDAN	1	19.100	0.322	1.995	38.155	0.490	2.127	2.149	2.127
	2	18.301	0.186	1.647	32.010	0.238	2.375	1.546	1.621
	3	18.136	0.408	3.774	30.342	0.606	4.697	1.376	1.434
	4	15.855	0.258	2.072	22.767	0.329	2.480	0.776	0.774
LocalMax boundary detect method	1	23.672	0.480	6.502	42.001	0.400	5.673	2.067	2.127
	2	24.068	0.098	4.845	33.256	0.168	4.117	1.036	1.621
	3	18.593	0.473	3.841	29.067	0.594	2.749	1.181	1.434
	4	16.048	0.321	1.881	22.585	0.861	2.500	0.737	0.774

续表

Denoising method	Group	Surface echo			Bottom echo			$\Delta d_{L2}/m$	$\Delta d_{L1}/m$
		Position / ns	Height / V	Width / ns	Position / ns	Height / V	Width / ns		
Improved EWT method	1	22.708	0.445	5.003	40.684	0.527	5.136	2.027	2.127
	2	19.467	0.151	2.698	33.992	0.231	3.195	1.638	1.621
	3	15.563	0.446	2.258	28.726	0.644	2.379	1.484	1.434
	4	16.084	0.386	2.110	22.284	0.848	2.777	0.699	0.774

实际测量深度与三种降噪算法处理深度之间的误差如图 9 所示。可以看出,在 0.5~3.0 m 深度测量中,降噪性能较低的 LocalMax 边界检测方法的误差最大,本文降噪算法与 CEEMDAN 算法的降噪性能较好,误差在 0.1 m 以内,总体来看本文方法的误差较小。

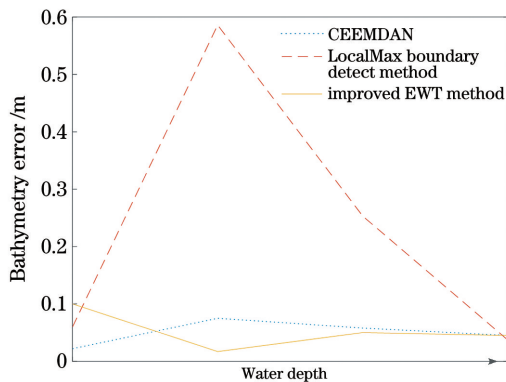


图 9 不同降噪方法的测深误差

Fig. 9 Bathymetric errors of different denoising methods

5 结 论

提出了一种基于 EWT 的降噪算法。通过建立信号模型并处理实测信号,验证了所提方法的优越性。将实测回波信号分解为降噪后的回波、噪声及固有频率成分,利用所提方法进行降噪处理并进行全波形分解,0.5~3.0 m 范围内的水深测量误差小于 0.1 m,在保证降噪效果的同时缩短了数据处理时间,为获得高精度点云数据提供了参考。主要验证了基于 EWT 的降噪算法的边界检测方法在测深激光雷达回波信号方面的适用性,下一步工作将验证 EWT 算法中小波的选择对降噪性能的影响。

参 考 文 献

[1] Kogut T, Bakula K. Improvement of full waveform airborne laser bathymetry data processing based on waves of neighborhood points[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1255.

[2] Zhou G Q, Zhou X. Principle, technology and application of array LiDAR imaging [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2017:1-11.
周国清, 周祥. 面阵激光雷达成像原理、技术及应用 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2017: 1-11.

[3] Chen X C, Yu X N, Tong S F, et al. An investigation on a pulse-shaping circuit in lidar systems [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(19): 192804.
陈星驰, 于笑楠, 佟首峰, 等. 激光雷达系统中脉冲整形电路研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(19): 192804.

[4] Zhou G Q, Zhou X, Yang J Z, et al. Flash LiDAR sensor using fiber-coupled APDs [J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(9): 4758-4768.

[5] Hu S J, He Y, Yu J Y, et al. Method for solving echo time of pulse laser ranging based on deep learning [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(10): 1010001.
胡善江, 贺岩, 俞家勇, 等. 基于深度学习的脉冲激光测距回波时刻解算方法 [J]. 中国激光, 2019, 46(10): 1010001.

[6] Ma J P, Shang J H, Sun J T, et al. Laser ranging system based on high-speed pulse modulation and echo sampling [J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(8): 0810004.
马建平, 尚建华, 孙嘉瞳, 等. 基于高速脉冲调制和回波采样的激光测距系统 [J]. 中国激光, 2019, 46(8): 0810004.

[7] Zhang L Y, Chang J H, Li H X, et al. Noise reduction of LiDAR signal via local mean decomposition combined with improved thresholding method [J]. IEEE Access, 2020, 8: 113943-113952.

[8] Cao N W, Zhu C X, Kai Y F, et al. A method of background noise reduction in lidar data [J]. Applied Physics B, 2013, 113(1): 115-123.

[9] Lai X D, Zheng M. A denoising method for LiDAR full-waveform data [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 10(1): 99-111.

[10] Li H P, Li G Y, Cai Z J, 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.
- [11] Xia L L, He Z Y, Li X P, et al. A fault location method based on natural frequencies and empirical mode decomposition for mixed overhead-cable lines [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2010, 34(18): 67-73.
- 夏璐璐, 何正友, 李小鹏, 等. 基于行波固有频率和经验模态分解的混合线路故障测距方法 [J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(18): 67-73.
- [12] Schwarz R, Mandlbürger G, Pfennigbauer M, et al. Design and evaluation of a full-wave surface and bottom-detection algorithm for LiDAR bathymetry of very shallow waters [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 150: 1-10.
- [13] Huang D M, Xu J H, Song W, et al. Comparison and analysis of Gaussian decomposition and Gaussian wavelet decomposition for GLAS full waveform data [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(11): 112801.
- 黄冬梅, 徐基衡, 宋巍, 等. GLAS 全波形数据的高斯分解与高斯小波基分解对比分析 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(11): 112801.
- [14] Wang C S, Li Q Q, Liu Y X, et al. A comparison of waveform processing algorithms for single-wavelength LiDAR bathymetry [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 101: 22-35.
- [15] Hofton M A, Minster J B, Blair J B, et al. Decomposition of laser altimeter waveforms [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38(4): 1989-1996.
- [16] Wang H X, Liu J G, Zhang T S, et al. An empirical mode decomposition algorithm based on cross validation and its application to lidar return signal denoising [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(10): 1014001.
- 王欢雪, 刘建国, 张天舒, 等. 一种基于交叉认证和经验模态分解的滤波算法及其在激光雷达回波信号降噪处理中的应用 [J]. *中国激光*, 2014, 41(10): 1014001.
- [17] Li D, Xu L J, Li X L, et al. Full-waveform LiDAR echo decomposition based on wavelet decomposition and particle swarm optimization [J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28(4): 045205.
- [18] Xu Y G, Deng Y J, Zhao J Y, et al. A novel rolling bearing fault diagnosis method based on empirical wavelet transform and spectral trend [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, 69(6): 2891-2904.
- [19] Xia S, Zhou G H. Endpoint effect suppression based on multipoint extension in bearing fault diagnosis [J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2019, 33(9): 1950015.
- [20] Xue W, Dai X Y, Zhu J C, et al. A noise suppression method of ground penetrating radar based on EEMD and permutation entropy [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(10): 1625-1629.
- [21] Gilles J. Empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [22] Liu C, Xie H, Xiao Y L, et al. Research on empirical wavelet transform algorithm in ECG signal filtering [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(11): 1835-1842.
- 刘春, 谢皓, 肖奕霖, 等. EWT 算法在 ECG 信号滤波中的研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(11): 1835-1842.
- [23] Huang H R, Li K, Su W S, et al. An improved empirical wavelet transform method for rolling bearing fault diagnosis [J]. *Science China Technological Sciences*, 2020, 63(11): 2231-2240.
- [24] 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*, 2014, 11(4): 813-817.
- [25] Duan Y H, Zhang A W, Liu Z, et al. A Gaussian inflexion points matching method for Gaussian decomposition of airborne LiDAR waveform data [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(10): 102801.
- 段乙好, 张爱武, 刘诏, 等. 一种用于机载 LiDAR 波形数据高斯分解的高斯拐点匹配法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(10): 102801.
- [26] Xing S, Wang D, Xu Q, et al. A depth-adaptive waveform decomposition method for airborne LiDAR bathymetry [J]. *Sensors*, 2019, 19(23): 5065.
- [27] Ma H, Zhou W, Zhang L, et al. Decomposition of small-footprint full waveform LiDAR data based on generalized Gaussian model and grouping LM optimization [J]. *Measurement Science Technology*, 2017, 28(4): 045203.
- [28] Guo K, Liu Y X, Xu W X, et al. Comparison of LM and EM parameter optimization methods for airborne laser bathymetric full-waveform decomposition [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2020, 49(1): 117-131.

- 郭锴, 刘焱雄, 徐文学, 等. 机载激光测深波形分解中 LM 与 EM 参数优化方法比较 [J]. 测绘学报, 2020, 49(1): 117-131.
- [29] Gilles J, Heil K. A parameterless scale-space approach to find meaningful modes in histograms-application to image and spectrum segmentation [J]. International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, 2014, 12(6): 1450044.
- [30] Ayache A. Some methods for constructing nonseparable, orthonormal, compactly supported wavelet bases [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2001, 10(1): 99-111.

Shallow-Water LiDAR Echo Signal Denoising Based on Improved EWT

Wei Tingting¹, Yang Jiazhi^{1*}, Zhou Guoqing², Zhou Xiang^{2, 3}, Nong Xueqin⁴

¹ College of Information Science and Engineering, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541006, China;

² Guangxi Key Laboratory of Spatial Information and Geomatics, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541006, China;

³ School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

⁴ The 34th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Guilin, Guangxi 541004, China

Abstract

Objective It is difficult to reap the target distance and features from the shallow-water LIDAR echo signals with a low SNR, hence noise reduction is imperative. The noises in full-waveform echo signals caused by the LiDAR system in our laboratory can be divided into background noise, detector noise and preamplifier noise. Background noises stem from artificial light sources and the scattering of air, target, water surface, glass pentrough and mirrors, which are usually filtered by optical filters. Detector noises, such as shot noise, thermal noise, flicker noise and composite noise, are generated by the photons of the light source and current carriers or thermions of the device during the conversion of the optical signals received by the detector into electrical signals. In the trans-impedance amplifier, not only these noises in the weak signals will be amplified, but also its circuit devices will produce new noise. While the echo signal obtained by our experimental system also contains a natural frequency (eigen-frequency) component, which is represented as a signal that changes over time according to the law of sine or cosine. Except flicker noise, all other noises can be regarded as additive noises and conform to a Gaussian distribution. The eigen-frequency is much higher than that of a full-waveform echo signal, and the decomposition and reconstruction method can be consequently utilized to filter out most noises at high frequencies.

Methods The processing process of shallow-water LiDAR echo signals comprises echo signal noise reduction and full-waveform signal decomposition. The extractions of amplitude, position and full width at half maximum are associated with the distance and characteristics of the target, accordingly the procedure needs to further fit and optimize. And noise reduction of the model signal and the measured signal can be considered to verify the usability of the EWT. First, the improved boundary detect method of EWT based on the frequency characteristics of shallow-water LiDAR echo signals and established Gaussian LiDAR echo signals was used with MATLAB. Then, different algorithms were used to address same signal with a certain signal-to-noise ratio and ensure whether the improved algorithm is suitable for our echo signals with different noise reduction performance parameters. In addition, in order to further test the feasibility of the improved denoising algorithm, a self-made LiDAR was adopted to indoor bathymetric experiments. After decomposing the measured signals by EWT, the high SNR echo in the first boundary can be used to decompose full waveform signals, the system noises in the second and fourth boundaries can be used to estimate the noise levels, and the natural frequency components in the third boundary can be used to troubleshoot the fault of the LiDAR system. Finally, the peak and the full width at half maximum of the full-waveform decomposition signal (clean echoes from the water surface and bottom) were calculated using the frequently-used LM algorithm. The time interval among the peaks contributes to measure the shallow-water depth, therefore a comparison of depth measurement errors can be acquired.

Results and Discussions Common noise reduction algorithms were employed in the processing of the signals established by MATLAB (Fig. 2). Compared with other algorithms (Table 1), the improved empirical wavelet transform is advanced in the performances of computation time, cross correlation, MSE, MAE, SNR and PSNR.

Adopting different algorithms to address the measured echo signals from the shallow water (from 0.5 m to 3 m) (**Figs. 6 and 7**), the echo signal was decomposed into the clean signal, noise and natural frequency components because the improved EWT was used to decompose the actual measurement signals in different frequency bands (**Fig. 8**). By comparison, the bathymetric measurement errors of the LiDAR system are less than 0.1 m using different denoising methods (**Table 2 and Fig. 9**).

Conclusions In present study, the improved EWT detected the boundary according to the frequency characteristics of echo signals. The functionality of the proposed method was examined by processing the model signal established in MATLAB and the measured signal from the shallow water LiDAR system in our laboratory. High performances of noise reduction and accuracy decomposition were actualized by the method, and the measured echo signal was decomposed into different components (the useful echo signal, system noise and eigenfrequency component) with dissimilar effects. After filtering the noise through the improved EWT, the data processing time could be shortened and the measurement error of shallow water depth could be cut down. This paper mainly shows the applicability of boundary detect method based on EWT algorithm in noise reduction of LiDAR echo signal. However, the setting of WT in EWT algorithm will influence the performance of noise reduction and a further research is needed.

Key words Remote Sensing and Sensors; shallow-water LiDAR; full-waveform echo signal denoising; empirical wavelet transform; natural frequency

OCIS codes 070.1170; 010.3640; 070.2615; 350.7420