

基于人群搜索算法的机载激光雷达回波波形分解

沈俊^{1,3}, 尚建华^{1*}, 孙嘉瞳¹, 贺岩²

¹ 东华大学信息科学与技术学院, 上海 201620;

² 中国科学院上海光学精密机械研究所空间激光传输与探测重点实验室, 上海 201800;

³ 中国科学院上海微系统与信息技术研究所微系统技术重点实验室, 上海 200050

摘要 为提高机载激光雷达回波信号的分解精度,以偏正态分布函数作为拟合基函数,采用层层剥离策略以及人群搜索算法与全局收敛 LM 算法相结合的方法,实现了机载激光雷达回波信号的波形分解,并通过实验加以验证。结果表明:回波信号可被分解为一系列偏正态分布函数的叠加,获得了信号幅值、中心位置、半宽和偏态系数等关键参数;拟合波形和回波信号的相关系数均在 99% 以上,波形分解精度得以有效提高。所提方法能够实现全波形机载激光雷达回波信号的精确分解。

关键词 遥感; 机载激光雷达; 波形分解; 参数拟合; 人群搜索算法

中图分类号 P208

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.1110004

Waveform Decomposition of Echoes for Airborne Lidar Based on Seeker Optimization Algorithm

Shen Jun^{1,3}, Shang Jianhua^{1*}, Sun Jiatong¹, He Yan²

¹ School of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China;

² Space Laser Transmission and Detection Key Laboratory, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

³ Key Laboratory of Microsystem Technology, Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China

Abstract In order to improve the waveform decomposition precision of echoes for the airborne lidar, the waveform decomposition of echo signals for the airborne lidar is realized and also experimentally verified by taking the skewed normal distribution functions as fitting basis functions and by means of the layer stripping strategy as well as the combination of the seeker optimization algorithm and the LM algorithm with global convergence. The results show that the echo signal can be decomposed into the superposition of a series of skewed normal distribution functions and the key parameters such as signal amplitude, central position, half width and skewness coefficient can be obtained. The correlation coefficients of the fitted waveform and the echo signal are both larger than 99%, indicating an effective improvement of waveform decomposition precision. The proposed method can be used to realize the accurate decomposition of echo signals for the full-waveform airborne lidar.

Key words remote sensing; airborne lidar; waveform decomposition; parameter fitting; seeker optimization algorithm

OCIS codes 280.3400; 280.3640; 100.6890

1 引言

随着机载激光雷达技术的快速发展,其应用范围不断扩大,主要包括数字地表模型、城市和森林等

地区的三维信息高精度获取、海岸线和沙丘等地形的轮廓线绘制以及冰面变化的实时监测等。随着科技水平的迅速提高,机载激光雷达中绝大部分的硬件技术及系统集成等问题都得到了有效解决,出现

收稿日期: 2018-04-15; 修回日期: 2018-06-27; 录用日期: 2018-07-03

基金项目: 国家自然科学基金(51403034)

* E-mail: jhshang@dhu.edu.cn

了一些成熟的商用级机载激光雷达测量系统。大多数商用系统均属于小光斑激光雷达,其发射激光脉冲的重复频率高且照射面积小。然而,在机载激光雷达的发展过程中,有关其数据后处理技术的研究相对滞后,各种数据处理算法依然存在着一定的局限性,一些处理环节仍需人工干预,且在成熟度、智能度、综合性等方面略显欠缺。因此,研究通用型机载激光雷达的数据处理算法具有重要意义^[1-2]。

2 机载激光雷达发射脉冲的波形分析

目前,机载激光雷达回波信号的分解大多采用波形分解法,即认为回波信号可以分解为一系列分量和的形式,每个分量分别代表光斑内各地物目标的回波信号。针对机载激光雷达发射脉冲形状近似对称的情况,Wagner等^[3]提出了以高斯函数作为波形分解基函数的方法,并证明了该方法的有效性,为机载激光雷达的波形分解提供了重要途径。针对发射脉冲并不完全对称的情况,Chauve等^[4]提出了将广义高斯函数作为分解基函数的方法,胡津健等^[5-6]对发射脉冲的形状进行了研究。然而,发射脉冲的形状通常会随着系统及制造商的不同而有所区别,因而在适用性方面,上述基函数的选择均有一定的局限性。

为使机载激光雷达发射脉冲的表达更具通用性,这里采用偏正态分布函数^[7]作为发射脉冲的模型,其表达式为

$$f(x' | A, s, \alpha, \omega) = A \cdot \exp\left[-\frac{(x' - s)^2}{2\omega^2}\right] \left[1 + \operatorname{erf}\left(\alpha \frac{x' - s}{\sqrt{2}\omega}\right)\right], \quad (1)$$

式中: A 为振幅; s 为脉冲信号的均值; ω 为脉冲信号的半峰全宽; $\operatorname{erf}()$ 为误差函数; α 为偏态系数。由(1)式可知:当偏态系数 α 为0时,偏正态分布函数为传统的高斯函数;当偏态系数大于0时,偏正态分布函数呈正偏态;当偏态系数小于0时,偏正态分布函数呈反偏态,如图1所示。

3 机载激光雷达的回波信号处理

采用波形分解法处理回波信号,并选择偏正态分布函数作为基函数进行波形数据的拟合。首先,利用滤波算法对原始波形数据进行降噪滤波处理,以去除背景噪声等对有用回波信号的干扰;然后,对波形特征参数进行估计,即估算得到分量的个数,以及各分量的特征参数;最后,对所预估的特征参数进行优化处理以得到其精确值,同时提高回波信号的

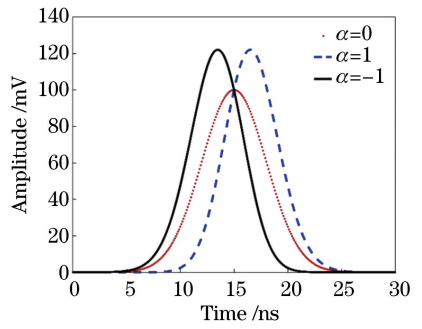


图1 采用偏正态分布函数表达的机载激光雷达发射脉冲
Fig. 1 Transmitted pulse of airborne lidar described by skewed normal distribution functions

波形拟合度。

3.1 滤波处理

机载激光雷达的回波信号通常表现为多模复杂曲线,并夹杂着各种背景噪声(包括大气、云层、太阳等辐射源形成的干扰以及大气中各种粒子的散射作用)、电路噪声和暗电流噪声等。在滤除噪声时,传统的频域低通滤波法和经验模态分解法均无法兼顾去除噪声和保留波形特征的需求^[8-11]。因此,采用小波滤波的方法进行去噪处理。

小波阈值去噪是一种灵活多变的去噪方法,它在小波变换多分辨分析的基础上,基于不同频率处噪声与信号的小波分解系数分布强度不同的特征,在去除各频率处噪声对应的小波系数的同时能保留原始信号的小波分解系数,然后再对阈值处理后的系数进行重构,最终可得到滤波后的信号。

均方根误差 e_{ERMS} 、信噪比 r_{RSN} 和平滑度 r 是小波去噪效果的主要评价指标,其表达式分别为

$$e_{\text{ERMS}} = \sqrt{(x - y)^2 / n}, \quad (2)$$

$$r_{\text{RSN}} = 10 \times \lg_{10} \left[\frac{\sum_n x^2}{n} \bigg/ \frac{(x - y)^2}{n} \right], \quad (3)$$

$$r = \frac{\sum_{n-1} (x_{n+1} - x_n)^2}{\sum_{n-1} (y_{n+1} - y_n)^2}, \quad (4)$$

式中: x 为滤波后的回波信号值; y 为原始回波信号值; n 为采样点数。信噪比是去噪前后信号的功率比,可评价信号的去噪程度,该值越大越好。均方根误差体现了去噪前后信号间的差异,其值越小,表明去噪效果越好。平滑度 r 是小波去噪后信号的差分数的方差根与原信号的差分数的方差根之比,反映了信号的平滑程度,该值越小越好。

3.2 波形特征参数估计

由于测量环境的地形复杂,回波信号及噪声在地物目标间可能存在多次漫反射,因此回波信号中

包含了很多难以识别的弱波和叠加波,需要采用层层剥离策略^[12-13]来估算波形分量的个数和参数初值。与传统的拐点法^[14-15]相比,层层剥离策略受到的滤波去噪的影响较小,可以得到较为理想、准确的特征参数初值。

层层剥离策略的具体流程图如图 2 所示。

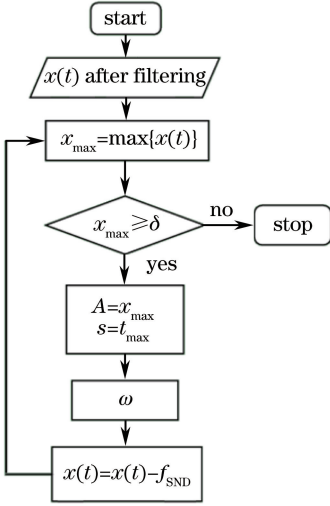


图 2 层层剥离策略的流程图

Fig. 2 Flow chart of layer-stripping strategy

首先,在已进行滤波处理的波形数据 $x(t)$ 中寻找最大值 x_{\max} ,并将该值与所设阈值 δ 进行比较。若 $x_{\max} < \delta$,则退出流程;若 $x_{\max} \geq \delta$,则将最大值 x_{\max} 设为幅值 A ,并将最大值所在的时刻 t_{\max} 对应的位置设为中心位置 s ,将偏态系数 α 置为 0。

然后,根据表达式 $\omega = |t_g - s| / \sqrt{2 \ln 2}$ 计算波形的半峰全宽 ω 。其中, t_g 为信号波形半峰值对应的时刻。由于波形数据 $x(t)$ 是离散的,因此在确定 t_g 时,分别判断波形中心位置两侧的半峰值对应的时刻。如果第 $k-1$ 个数据大于 $A/2$,且第 $k+1$ 个数据小于 $A/2$,则认为第 k 个波形数据所在的时刻为 t_g 的近似值 t_{g+} ;如果第 $k-1$ 个数据小于 $A/2$,且第 $k+1$ 个数据大于 $A/2$,则认为第 k 个波形数据所在时刻为 t_g 的近似值 t_{g-} 。在得到两个半峰值对应的时刻 t_{g+} 和 t_{g-} 后,就可以得到 t_g ,即: $t_g = \min(t_{g+}, t_{g-})$ 。

最后,将计算所得的分量参数代入偏正态分布函数 f_{SND} 中,并用原始波形数据 $x(t)$ 减去 f_{SND} ,再将所得的剩余波形返回继续迭代,直至不满足迭代条件为止。

3.3 人群搜索算法

与原始回波相比,将通过层层剥离策略得到参数初值代入偏正态分布函数所形成的波形仍然存在

很大误差。因此,还需采用人群搜索算法^[16-17]对其进行迭代和拟合。人群搜索算法能够模拟人的随机搜索行为,在连续空间的搜索过程中,较优解的周围可能存在着最优解,且最优解可能分布在较优解的邻域范围内。因此,当搜索者所处位置较优时,应在较小邻域范围内进行搜索;当位置较差时,则需扩大邻域范围再次进行搜索。

3.3.1 种群初始化

执行人群搜索算法时,首先需要进行初始化,在可行解域内随机产生若干个初始位置,每个位置即为所求问题的一个解,将这些解集合起来即为一个种群。具体执行时,在初始化过程中采用随机和先验知识相结合的方法,即:一部分种群完全随机生成,其余部分种群在层层剥离策略所得的初始值的基础上进行小范围变化,然后再将两部分合为一个种群。采用均方根误差函数作为目标函数,依次计算每个位置的目标函数值,并评价其优劣。

3.3.2 搜索步长

在对目标函数值进行递减排序时,可利用线性隶属度函数。将隶属度与函数值直接相关,即最好位置的隶属度 u_{\max} 为 1,最差位置的隶属度 u_{\min} 为 0.0111,其他位置的隶属度小于 1,即

$$u_i = u_{\max} - \frac{s' - I_i}{s' - I}(u_{\max} - u_{\min}), i = 1, 2, \dots, s', \quad (5)$$

$$u_{ij} = \text{rand}(u_i, 1), j = 1, 2, \dots, D, \quad (6)$$

式中: u_i 为目标函数值 i 的隶属度; u_{ij} 为 j 维搜索空间中目标函数值 i 的隶属度; I_i 为适应度函数值降序排列的序号; D 为待优化的参数个数; s' 为种群规模; $\text{rand}()$ 为随机数产生函数。

根据不确定性的推理行为,可将 j 维搜索空间内的搜索步长 α_{ij} 表示为

$$\alpha_{ij} = \delta_{ij} \sqrt{-\ln(u_{ij})}, \quad (7)$$

式中: δ_{ij} 为高斯隶属度函数的参数,其表达式为

$$\delta_{ij} = \omega' \cdot \text{abs}(x'_{\min} - x'_{\max}), \quad (8)$$

其中

$$\omega' = (T_{\max} - t) / T_{\max}, \quad (9)$$

式中: x'_{\min} 和 x'_{\max} 分别为同一子群中适应度函数值最小和最大的位置; ω' 为惯性权值,随着迭代的进行惯性权值从 0.9 线性减小为 0.1; t 为当前的迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。

3.3.3 搜索方向

搜索方向 $d_i(t)$ 由利己行为 $d_{i,\text{ego}}(t)$ 、利它行为 $d_{i,\text{alt}}(t)$ 和预动行为 $d_{i,\text{pro}}(t)$ 共同决定,它们的表达

式分别为

$$d_{i,ego}(t) = p_{i,best} - x_i(t), \quad (10)$$

$$d_{i,alt}(t) = g_{i,best} - x_i(t), \quad (11)$$

$$d_{i,pro}(t) = x_i(t_1) - x_i(t_2), \quad (12)$$

$$d_i(t) = \text{sign}(\omega d_{i,pro} + \varphi_1 d_{i,ego} + \varphi_2 d_{i,alt}), \quad (13)$$

式中: $p_{i,best}$ 为个体的历史最佳位置; $g_{i,best}$ 为个体的历史邻域最佳位置; φ_1 和 φ_2 为区间 $[0,1]$ 内的随机数; $x_i(t_1)$ 和 $x_i(t_2)$ 分别为 $\{x_i(t-2), x_i(t-1), x_i(t)\}$ 中的最佳位置; $\text{sign}()$ 为符号函数。

3.3.4 种群更新

在得到搜索方向和步长值之后,更新每个搜寻者位置的方式为

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + \alpha_{ij}(t)d_{ij}(t), \quad (14)$$

式中: $x_{i,j}(t)$ 为第 i 个种群个体在 j 维空间中的位置; $d_{ij}(t)$ 为第 i 个种群个体在 j 维空间中的搜索方向。

若满足停止条件,则停止搜索;否则重新计算初始位置,再重新进行搜寻并更新位置。通过人群搜索算法进行迭代优化之后,参数初值得以改善,粗糙度得以有效降低,但其拟合效果仍需进一步提高。

3.4 全局收敛 Levenberg-Marquardt(LM)优化算法

全局收敛 LM 优化算法^[18-21]是专门针对非线性最小二乘问题而提出的一种修正方法,该算法能够有效修正黑塞矩阵可能存在的奇异问题。LM 迭代算法的表达式为

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{x}^k - \alpha_k [\mathbf{F}(\mathbf{x}^k) + \mu_k \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{g}_k, \quad (15)$$

式中 \mathbf{x}^k 为 k 时刻待优化参数的值; α_k 为步长; μ_k 为修正参数; $\mathbf{F}(\mathbf{x}^k)$ 为黑塞矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵; \mathbf{g}_k 为函数的导数。当修正系数 μ_k 的值较小时,LM 算法与牛顿法的效果比较接近;当 μ_k 的值较大时,LM 算法的效果接近于最速下降法。LM 算法对初值异常敏感,因此,将人群搜索算法得到的值作为初值代入到全局收敛 LM 算法中,就可以有效避免黑塞矩阵出现奇异,获得更优的特征参数,且信号波形的拟合效果更佳。

为了达到全局搜索的目的,在使用 LM 算法的同时,可借助 Armijo 准则进行步长更新。Armijo 准则是一种非精确线搜索方法,使用简单方便。在执行 Armijo 准则时,首先给定参数 β 和 σ , $\beta \in (0, 1)$, $\sigma \in (0, 0.5)$, 并令步长因子 $\alpha_k = \beta^m$, 其中 m 满足

$$f(\mathbf{x}_k + \beta^m \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \sigma \beta^m \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (16)$$

式中: m 为满足(16)式成立的最小非负整数; \mathbf{d}_k 为 k 时刻函数值下降最快的方向。

然后从序列 $\alpha_k = \beta^m (m = 0, 1, 2, \dots)$ 中选择一

个能够满足条件的最大值作为步长,依次从备选值中持续回溯,直至停止。

4 数据处理及验证

为了验证所提回波信号处理算法的有效性,以 2015 年 12 月中国科学院上海光学精密机械研究所空间激光传输与探测重点实验室在海南三亚附近水域开展的机载激光雷达海洋测深数据作为原始信号。系统发射激光的重复频率为 100 kHz,该发射脉冲是带有拖尾的类高斯信号,回波信号的采样率为 1 GSa/s。原始波形数据包含两种典型的陆地回波;对于海滩、建筑物等非森林地物目标,只有单个回波;对于森林地形,则会产生多个回波,波形的峰值能量大,且波形的上升沿和下降沿均十分陡峭^[22]。

以一个森林地形形成的回波波形为例进行验证。高速数据采集卡采集的原始回波信号如图 3(a)所示。结合实际数据,在确定小波去噪的方法及参数时,综合考虑均方根误差 e_{RMS} 、信噪比 r_{RSN} 和平滑度 r 等指标,并对小波基的对称性、正交性、消失矩等参数特性进行多次对比实验,最终选择小波族为 sym8,分解层数为 3 层,并采用启发式阈值估计和硬阈值处理方法进行小波滤波。滤波后的波形如图 3(b)所示,此时原始信号中的噪声能被较好地抑制,且信号中的细节特征也得到了较好的保留。然后,采用层层剥离策略估算参数的初值及其数量,结果如图 3(c)所示,可以剥离得到 8 个波形分量和 32 个参数初值。图 3(d)所示为采用拐点法得到的结果,可以看出,拐点法所得结果出现了较多的伪拐点,因此还需再次判断这些拐点的真伪性。可见:层层剥离策略具有较好的拐点特征。

经去噪处理后,估算得到的初值仍然过于粗糙,若将其直接代入 LM 优化算法则可能会造成矩阵奇异。因此,需先通过人群搜索算法迭代优化初值。对于多峰问题,人群搜索算法具有较好的优化能力,其性能优于粒子群等智能算法。故先后采用人群搜索算法和 LM 算法进行处理,所得的最终拟合结果如图 4 所示。利用相关系数 ρ 和均方根误差 y_{rmse} 衡量拟合效果。相关系数和均方根误差的表达式分别为

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n [f_i(x) - \overline{f(x)}] (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n [f_i(x) - \overline{f(x)}]^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (17)$$

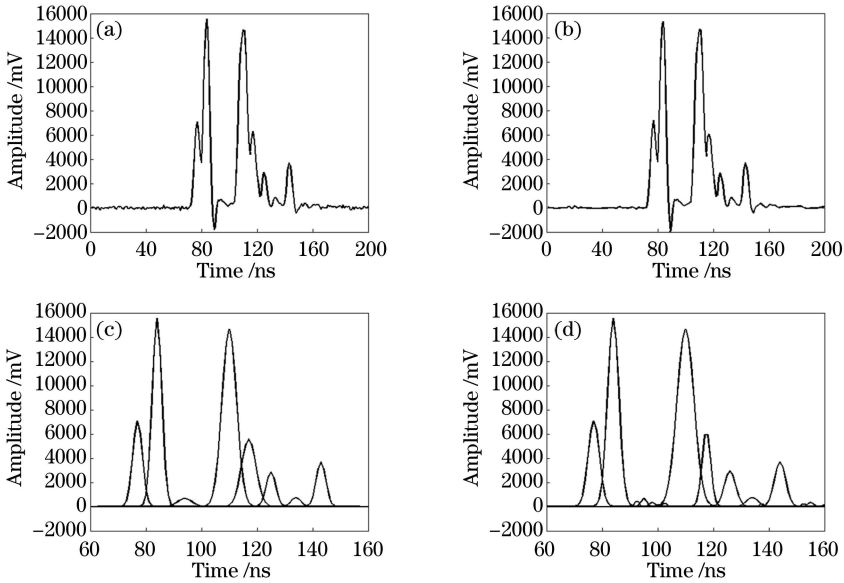


图 3 海洋测深数据的处理结果。(a)原始信号;(b)小波滤波法;(c)层层剥离策略;(d)拐点法
Fig. 3 Processing results of ocean sounding data. (a) Original signal; (b) wavelet filtering; (c) layer-stripping strategy; (d) inflection point method

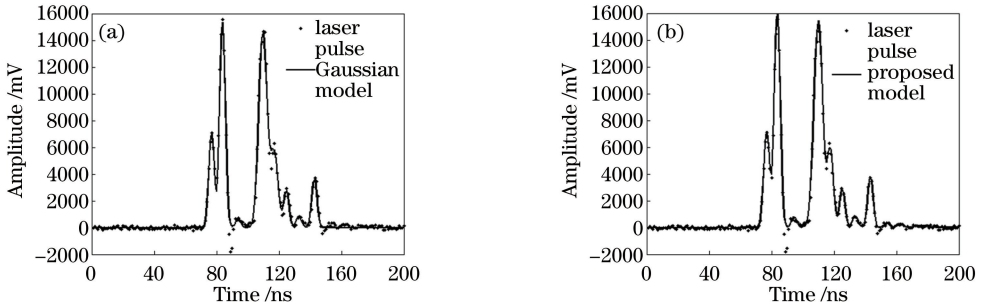


图 4 拟合结果。(a)基于高斯函数;(b)基于偏正态分布函数

Fig. 4 Fitting results. (a) Based on Gaussian function; (b) based on skewed normal distribution function

$$y_{\text{rmse}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [f_i(x) - y_i]^2}{n}}, \quad (18)$$

式中: y 为原始值; $f_i(x)$ 为拟合结果; (\cdot) 代表均值。相关系数 ρ 表示滤波前后波形的相似程度,相关系数 ρ 越接近 1,波形的拟合效果越好。均方根误差越小,波形的拟合效果越好。

传统的处理方法以高斯函数作为基函数,采用拐点法进行特征参数估计并去除伪拐点,再借助传统 LM 算法进行优化,所得的波形分解结果如图 4 (a)所示。图 4(b)所示为采用所提方法得到的分解结果。

借助传统高斯波形分解方法得到的回波信号波形参数如表 1 所示,基于所提偏正态分布函数分解方法所获得的波形参数如表 2 所示。对比可知,所提方法可获得具有较高拟合精度的信号波形,其由

8 个不含噪声的偏正态分布函数叠加而成。借助表 2 所示参数可以进一步得到相关地物目标的详细信息,如偏态和峰度等。将偏正态分布函数和人群搜索算法结合,可以有效增大信号波形的相关系数,降低均方根误差。对于机载激光雷达海洋测深系统的发射脉冲为带有拖尾的类高斯信号的情况,偏正态分布函数分解法所采用的基函数仍然能够有效实现回波信号的分解。

为了进一步比较传统高斯波形分解法和所提偏正态分布函数分解法的信号分解性能,验证偏正态分布函数分解方法的适用性,选取 6 组具有不同特征(单峰、多峰以及叠加波等)的机载激光雷达海洋测深的外场实验数据进行比对和分析。图 5 为采用高斯波形分解法得到的回波信号分解结果,图 6 为基于偏正态分布函数分解法获得的分解波形,两种分解方法对应的各组信号的评价指标如表 3 所示。

表 1 基于高斯波形分解方法的回波信号波形参数及评价指标

Table 1 Waveform parameters of echo signals based on Gaussian waveform decomposition algorithm and evaluation indicators

Number of echoes	Amplitude /mV	Mean value	Half width	Correlation coefficient	Root mean square error
1	16235.18	83.60	1.83	0.9858	40.72
2	15362.58	109.90	2.74		
3	7270.81	76.87	1.79		
4	550.62	117.65	1.94		
5	3605.38	143.30	1.69		
6	2864.04	125.23	1.67		
7	769.15	133.61	1.92		
8	673.58	94.32	2.01		

表 2 基于偏正态分布函数分解法的回波信号波形参数及评价指标

Table 2 Waveform parameters of echo signals based on skewed normal distribution function decomposition algorithm and evaluation indicators

Number of echoes	Amplitude /mV	Mean value	Half width	Partiality coefficient	Correlation coefficient	Root mean square error
1	15586.94	84.15	1.91	-0.39	0.9951	22.35
2	14719.58	110.74	2.86	-0.41		
3	7099.78	77.08	1.81	-0.16		
4	5585.31	117.25	1.96	0.26		
5	3708.94	142.83	1.69	0.39		
6	2867.92	124.91	1.67	0.24		
7	766.97	134.43	1.91	-0.37		
8	672.88	94.71	2.04	-0.26		

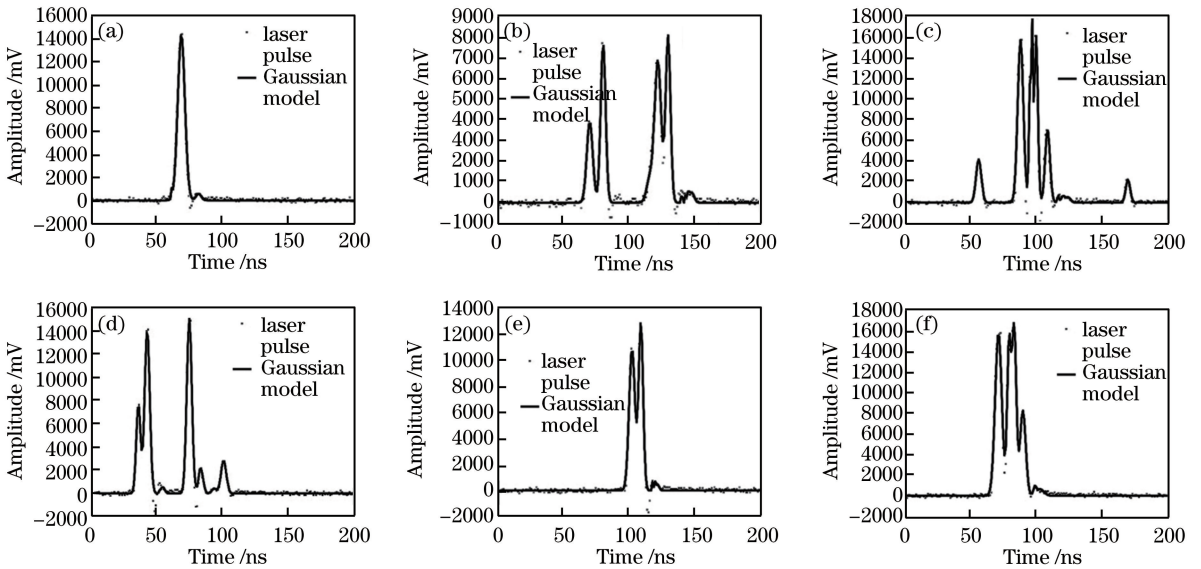


图 5 6 组回波信号及基于高斯波形分解方法所得的结果。

(a)第 1 组;(b)第 2 组;(c)第 3 组;(d)第 4 组;(e)第 5 组;(f)第 6 组

Fig. 5 Six groups of echo signals and their corresponding decomposition results based on Gaussian waveform decomposition algorithm. (a) The first group; (b) the second group; (c) the third group; (d) the fourth group; (e) the fifth group; (f) the sixth group

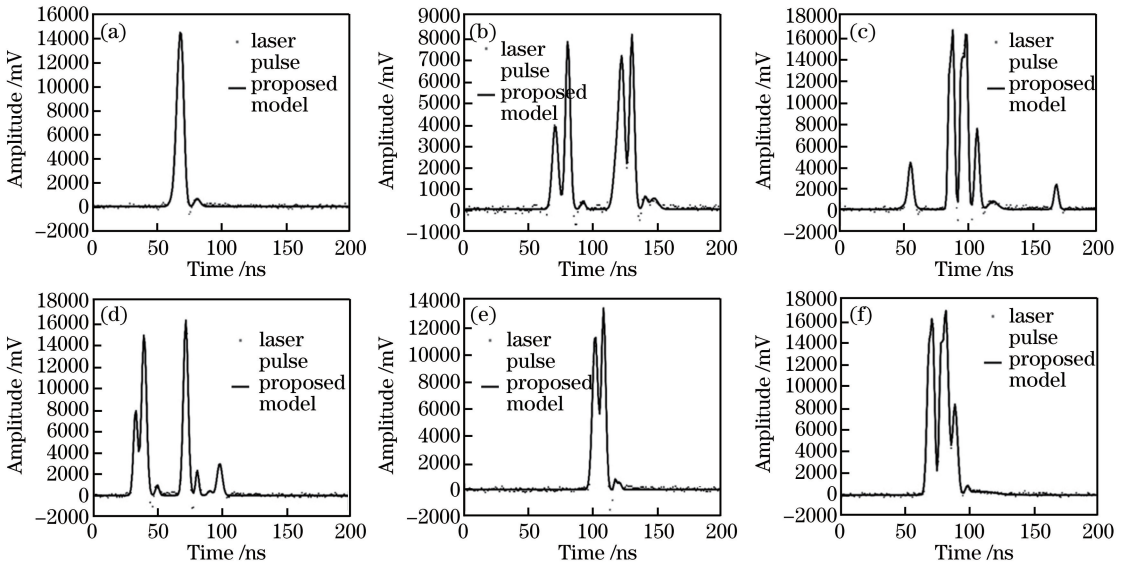


图 6 6 组回波信号及基于偏正态分布函数分解法的结果。(a)第 1 组;(b)第 2 组;(c)第 3 组;(d)第 4 组;(e)第 5 组;(f)第 6 组

Fig. 6 Six groups of echo signals and their corresponding decomposition results based on skewed normal distribution function decomposition algorithm. (a) The first group; (b) the second group; (c) the third group; (d) the fourth group; (e) the fifth group; (f) the sixth group

表 3 基于高斯波形分解法和偏正态分布函数分解法的回波信号评价指标

Table 3 Evaluation indicators of echo signals based on Gaussian waveform decomposition and skewed normal distribution function decomposition algorithm

Number of echo signals	Correlation coefficient ρ		Root mean square error y_{rmse}	
	Gaussian waveform decomposition	Skewed normal distribution function decomposition	Gaussian waveform decomposition	Skewed normal distribution function decomposition
1st group	0.9934	0.9985	18.21	9.25
2nd group	0.9875	0.9965	19.56	10.41
3rd group	0.9732	0.9954	56.97	23.64
4th group	0.9922	0.9948	26.86	20.92
5th group	0.9918	0.9948	20.12	16.04
6th group	0.9935	0.9984	28.87	14.99

由表 3 可知:对于以上 6 组回波信号,偏正态分布函数分解法得到的回波信号的相关系数均在 99% 以上,优于传统高斯波形分解法所得的结果;基于偏正态分布函数分解法得到的回波信号的均方根误差明显减小。因此,对于单峰回波、多峰回波以及叠加回波等不同类型的回波信号,所提偏正态分布函数分解法均可以有效提高信号的拟合效果,具有良好的通用性。

5 结 论

以偏正态分布函数作为基函数,在利用小波阈值滤波法去除背景噪声后,借助层层剥离策略实现特征参数的估计,并将人群搜索算法与全局收敛 LM 算法相结合,进一步优化数据波形的特征参数,

最终获得了具有较高拟合度和较低均方根误差的回波信号波形参数,达到了有效还原原始信号波形的目的。对实际海洋测深数据进行拟合实验,结果显示:波形相关系数得到了提高,均方根误差也得到了有效降低。经过比较可知:基于偏正态分布函数对波形进行分解,不仅能够有效克服传统高斯函数分解法的缺点,还具有较好的适应性;当机载激光雷达的发射脉冲信号为非对称以及回波信号为单峰、多峰、叠加波等时,该方法均能提供较好的信号拟合效果。

参 考 文 献

[1] Zhang X H. Theory and method of airborne lidar measurement technology [M]. Wuhan: Wuhan

- University Press, 2007: 9-17.
- 张小红. 机载激光雷达测量技术理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2007: 9-17.
- [2] Wang C Y, Chen J B, Meng Y, *et al.* Data processing technology for novel aerial remote sensing [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2016: 25-80.
- 汪承义, 陈静波, 孟瑜, 等. 新型航空遥感数据处理技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2016: 25-80.
- [3] Wagner W, Ullrich A, Ducic V, *et al.* Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2006, 60(2): 100-112.
- [4] Chauve A, Mallet C, Bretar F, *et al.* Processing full waveform lidar data: modeling raw signals [J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2007, 36(52): 102-107.
- [5] Hu J J, Yang X Y, Heng X, *et al.* Study of data processing optimization in full waveform LADAR[J]. Laser Journal, 2017, 38(3): 58-60.
- 胡津健, 杨兴雨, 衡晓, 等. 全波形 LADAR 数据处理优化的研究[J]. 激光杂志, 2017, 38(3): 58-60.
- [6] Dai C, Wang Y Q, Xu F. 3-D lidar echo decomposition based on particle swarm optimization [J]. Laser Technology, 2016, 40(2): 284-287.
- 戴臻, 王元庆, 徐帆. 基于粒子群算法的 3 维激光雷达回波分解[J]. 激光技术, 2016, 40(2): 284-287.
- [7] Bruggisser M, Roncat A, Schaeppman M E, *et al.* Retrieval of higher order statistical moments from full-waveform LiDAR data for tree species classification[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 196: 28-41.
- [8] He L. Research on small-footprint ALS full-waveform data processing technology[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015: 1-34.
- 何亮. 小光斑 ALS 全波形数据处理技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015: 1-34.
- [9] Jiao Y T, Xing Y Q, Huo D, *et al.* A review on full-waveform airborne LiDAR data processing and its application to forestry[J]. World Forestry Research, 2015, 28(3): 42-46.
- 焦义涛, 邢艳秋, 霍达, 等. 机载全波形 LiDAR 数据处理及林业应用研究综述[J]. 世界林业研究, 2015, 28(3): 42-46.
- [10] Xu F. Research and implementation of en/decoding and signal processing technologies for array-modulated 3D imaging lidar [D]. Nanjing: Nanjing University, 2016: 71-87.
- 徐帆. 阵列调制激光三维成像雷达编解码及信号处理技术研究及实现[D]. 南京: 南京大学, 2016: 71-87.
- [11] Liang M, Ma K. Study on the method of echo signal denoising based on gauss filter [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2017, 40(1): 40-42.
- 梁敏, 马凯. 基于高斯滤波的回波信号去噪方法的研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(1): 40-42.
- [12] Lai X D, Qin N N, Han X S, *et al.* Iterative decomposition method for small LiDAR waveform [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2013, 32(4): 319-324.
- 赖旭东, 秦楠楠, 韩晓爽, 等. 一种迭代的小光斑 LiDAR 波形分解方法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(4): 319-324.
- [13] Wang J H. Research on the key techniques of the airborne LiDAR data processing [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012: 5-8.
- 王俊宏. LiDAR 数据处理关键技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012: 5-8.
- [14] 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.
- [15] Xu G C. Research on airborne LiDAR waveform data processing and classifying [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2010: 13-17.
- 徐光彩. 机载 LiDAR 波形数据处理及分类研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2010: 13-17.
- [16] Gao F. MATLAB intelligent algorithm super learning manual[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2017: 417-421.
- 高飞. MATLAB 智能算法超级学习手册[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2017: 417-421.
- [17] Sun Z Q, Bai S J, Zheng Y B, *et al.* An introduction of optimization [M]. 4th ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016: 116-117.
- 孙志强, 白圣建, 郑永斌, 等. 最优化导论[M]. 第 4 版. 北京: 电子工业出版社, 2016: 116-117.
- [18] Yu S W, Cao Z Q. Optimization parameters of PID controller parameters based on seeker optimization algorithm[J]. Computer Simulation, 2014, 31(9): 347-350.
- 余胜威, 曹中清. 基于人群搜索算法的 PID 控制器参数优化[J]. 计算机仿真, 2014, 31(9): 347-350.

- [19] Liang M, Wang R L, Li G X. Study of decomposition based on full-waveform LiDAR data [J]. *Geomatics World*, 2016, 23(5): 51-54.
梁敏, 王仁礼, 李国新. 基于全波形激光雷达数据分解方法的研究[J]. *地理信息世界*, 2016, 23(5): 51-54.
- [20] Wang S Y, Ma H C, Wang J D, *et al.* Gaussian decomposition of full-waveform LiDAR based on grouping LM algorithm [J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2016, 39(7): 144-147.
王素元, 马洪超, 王杰栋, 等. 基于分组 LM 算法的全波形 LiDAR 高斯分解[J]. 2016, 39(7): 144-147.
- [21] Li P C, Xu Q, Xing S, *et al.* Full-waveform LiDAR data decomposition method based on global convergent LM[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(8): 2262-2267.
李鹏程, 徐青, 邢帅, 等. 全局收敛 LM 的激光雷达波形数据分解方法[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(8): 2262-2267.
- [22] Huang T C, Tao B Y, Mao Z H, *et al.* Classification of sea and land waveform based on multi-channel ocean lidar [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(6): 0610002.
黄田程, 陶邦一, 毛志华, 等. 基于多通道海洋激光雷达的海陆波形分类[J]. *中国激光*, 2017, 44(6): 0610002.