

# 自适应噪声阈值估计联合 AICC 的全波形激光 雷达波形分解方法

程赛, 周梅\*, 姚强强, 王金虎, 周春城, 腾格尔, 李传荣

中国科学院空天信息创新研究院中国科学院定量遥感信息技术重点实验室, 北京 100094

**摘要** 传统基于阈值法滤波去噪并结合 AIC(Akaike information criterion)的期望最大(EM)分解方法,难以完全有效地消除噪声影响,而在面向小样本目标数据时,AIC 的适应性较差。针对该问题,提出了一种改进的 EM 波形分解方法,采用自适应噪声阈值估计一次性消除背景噪声与随机噪声;针对存在的小样本、弱回波目标数据,使用 AICC(Akaike information criterion, corrected)辅助完成 EM 波形分解。基于多组实测数据对本文方法进行了波形分解,验证了本文方法的有效性和准确性。

**关键词** 遥感; 全波形激光雷达; 波形分解; 去噪; 期望最大分解

中图分类号 TP79

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1228003

## Full-Waveform LiDAR Decomposition Method Using AICC Integrated Adaptive Noise Threshold Estimation

Cheng Sai, Zhou Mei\*, Yao Qiangqiang, Wang Jinhu, Zhou Chuncheng,  
Teng Geer, Li Chuanrong

Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing Information Technology, Aerospace Information Research Institute,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

**Abstract** The conventional expectation maximum (EM) decomposition method combining threshold-based denoising and AIC (Akaike information criterion) is ineffective for eliminating the noisy completely. Moreover, the AIC is less flexible for a small sample target data. To solve this problem, an improved EM waveform decomposition method is proposed, which uses adaptive noise threshold estimation to eliminate background noise and random noise at one time. For the small samples and weak echo target data, the waveform decomposition is performed using EM algorithm collaborated with AICC (Akaike information criterion, corrected). The effectiveness and accuracy of the proposed method are validated based on several sets of measured data.

**Key words** remote sensing; full-waveform LiDAR; waveform decomposition; denoising; expectation maximum

## 1 引言

机载激光雷达测量技术是一种集成激光扫描仪、全球导航卫星系统与惯性导航系统为一体,可主动获取地表三维信息的探测技术<sup>[1]</sup>。根据采样反向散射回波能力的不同,机载激光雷达可分为全波形

激光雷达与离散型激光雷达,相较于离散型激光雷达系统,全波形激光雷达可以提供更多信息,包括脉冲时间、脉宽、幅宽和多回波的分布等<sup>[2]</sup>。通过对全波形回波数据的分解,能够进一步获得表征目标物理属性的信息,这可为地物目标精细分析提供重要依据,因此全波形激光雷达被广泛应用于地形测绘、

收稿日期: 2021-11-30; 修回日期: 2022-01-07; 录用日期: 2022-01-27

基金项目: 国家自然科学基金(61771456)

通信作者: \*zhoumei@aoe.ac.cn

隐蔽目标提取<sup>[3]</sup>、参数反演<sup>[4]</sup>等领域。2004 年,奥地利 RiegI 公司研制了第一套小光斑全波形激光雷达系统 LMS-Q560,该系统能同时记录距离测量值和目标的反向散射强度等,这开启了全波形激光雷达数据处理与应用研究的时代。一般情况下,全波形激光雷达的数据处理包括原始回波去噪与滤波平滑、波形分解得到各组分、进一步提取组分的波形特征并进行校正。

全波形数据采集过程容易受到背景噪声与随机噪声的影响,两种噪声的存在对全波形数据的参数估计、波形分解、特征提取等处理的效率及稳定性带来了挑战,有效的滤波去噪是波形后处理与应用的前提。Soederman 等<sup>[5]</sup>在 2005 年提出,通过计算每个反向散射回波波形中采样值的标准差中值并将其作为阈值,可去除反向散射回波波形中的噪声。常见的滤波算法还包括维纳滤波<sup>[6]</sup>、高斯滤波<sup>[7]</sup>、小波分解<sup>[8]</sup>和 Savitzky-Golay(S-G)滤波<sup>[9]</sup>等,也有部分学者就高斯滤波与小波分解等算法进行了改进或针对不同区域进行验证分析<sup>[10-11]</sup>。目前,国内外滤波去噪算法大多通过将阈值法与滤波算法相结合,实现回波波形的平滑去噪。该类方法中阈值的确定一般是通过截取一定回波数据的前端或末端数据的均值来估计背景噪声,如赵泉华等<sup>[12]</sup>取前 100 个高程点能量值的标准差的 4 倍为误差阈值。该类方法虽然可以快速估计背景噪声,但未能充分考虑波形之间的不一致性,可能导致背景噪声估计值并非完全适用于所有的波形数据,且如果波形采集过程中的随机噪声未得到有效估计,会导致滤波去噪后的波形数据中仍存在部分杂小波,这不利于后续的波形分解。

波形分解模型认为回波信号是激光路径内各地物对激光脉冲响应的总和,通过对回波数据进行分解可以获得不同目标物的脉冲信号,进而用于分析不同目标物的距离信息与特征信息。目前应用较多的还是通过建立波形分解模型进行分析<sup>[13]</sup>。Wagner 等<sup>[14]</sup>基于高斯函数全波形激光雷达波形分解的方法,直接获得振幅、波宽、波峰位置与回波次数等波形参数<sup>[15]</sup>。刘俊等<sup>[16]</sup>提出一种参数优化小波降噪算法,以提高全波形数据的滤波效果。在确定拟合波形数据使用的函数模型后,波形分解的下一步是计算模型参数。参数优化是波形分解中的重要步骤,当前主流算法是通过组分探测获取模型的参数初值,进而根据期望最大(EM)算法或 Levenberg-Marquardt 优化模型确定最优解。AIC

(Akaike information criterion)<sup>[17]</sup>可以快速获取反向散射回波波形中的组分数信息,且算法简单,能有效探测曲线拟合法不能探测到的组分,成为波形分解中确定组分的主流方法之一。但在树冠遮挡导致回波信号较少、较弱,回波样本较少的区域,以及反向散射回波波形较复杂或去噪未彻底等情况下,参数估计不准确会导致波形分解后拟合效果较差。

针对现有方法在滤波去噪和波形分解中的不足,本文提出了一种自适应噪声阈值估计联合 AICC(Akaike information criterion, corrected)的改进 EM 波形分解方法:首先结合发射脉冲辅助估计背景噪声与随机噪声,采用自适应噪声阈值的方法同时消除背景噪声与随机噪声;在波形分解环节,AICC 在 AIC 的基础上增加关于样本容量的约束项,在小样本数据下具有更好的效果,当样本数据量增加时,AICC 收敛为 AIC,能适应在任何样本大小的情况,因此本文使用 AICC<sup>[18]</sup>进行组分数的确定。最后基于北京密云地区采集的全波形激光雷达实测数据对本文方法进行了验证,结果表明本文方法能有效、完整、可靠地完成对全波形激光雷达回波数据的分解。

## 2 全波形激光雷达波形分解

本文算法流程包括波形数据建模、发射脉冲辅助的噪声估计、自适应噪声阈值去噪、回波波形数据的迭代分解和基于 AICC 确定组分数,最终完成波形的最优分解。图 1 所示为本文算法流程。

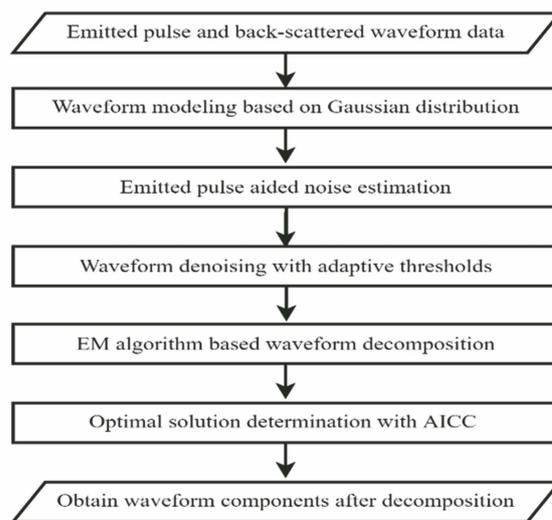


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

### 2.1 波形建模与 EM 分解

对波形数据进行建模、检测波形中的峰值并将

其参数化,是实现有效分解的先决条件。回波信号相较于发射脉冲,其波形存在振幅衰减、脉冲宽度被展宽且回波存在多组分的特点,而目标对发射脉冲的反向散射具有各向同性的特点,因此可认为反向散射回波波形是各组分的叠加<sup>[2]</sup>。基于此,可将波形建模为高斯分布的总和:

$$Y = \sum_{j=1}^{K_{\max}} \omega_j f_j(x), f_j(x) \sim N(u_j, \delta_j^2), \quad (1)$$

式中: $j$  为组分; $\omega_j$  为第  $j$  个高斯组分  $f_j(x)$  的相对权重; $u_j$  为第  $j$  个高斯组分  $f_j(x)$  的均值; $\delta_j^2$  为第  $j$  个高斯组分  $f_j(x)$  的标准差; $K_{\max}$  为最大组分数。通过无监督学习选择最适应数据的组分数。对于每一组回波数据,首先确定拟合分量数为  $K_{\min} \sim K_{\max}$ ,其中  $K_{\min}$  为最小组分数。而对于各组分  $j$ ,其均值  $u_j$ 、标准差  $\delta_j^2$  和权重  $\omega_j$  可通过 EM 算法进行极大似然估计,最后选择评价标准确定最优组分解<sup>[5]</sup>。

各组分参数的极大似然估计  $Y_{ij}$  可通过迭代计算得到:

$$Y_{ij} = \frac{\omega_j f_j(i)}{\sum_{j=1}^K \omega_j f_j(i)}, \quad (2)$$

各组分参数为

$$\omega_j = \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_{ij}}{\omega_j \sum_{i=1}^M x_i}, \quad (3)$$

$$u_j = \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_{ij} i}{\omega_j \sum_{i=1}^M x_i}, \quad (4)$$

$$\delta_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^M x_i y_{ij} (i - u_j)^2}{\omega_j \sum_{i=1}^M x_i}, \quad (5)$$

式中: $M$  为样本数; $y_{ij}$  为样本  $i$  属于分量  $j$  的概率; $x_i$  为样本  $i$  的强度值。

## 2.2 噪声估计

全波形回波采集过程中,由于受到包括背景噪声与随机噪声的影响,这些噪声在波形中的表现形式一般是振幅较小的抖动曲线<sup>[19]</sup>,拟合分解前需首先对原始波形进行噪声估计与滤波平滑,消除噪声对波形脉冲个数的影响。

### 2.2.1 发射脉冲辅助的噪声估计

由于发射波有且只有一组有效高斯组分,因此

本文首先基于 EM 算法对发射波进行波形分解,提取唯一有效组分后残差的数字特征,完成响应回波的噪声估计。具体实现如下:

设原始发射波的波形数据为  $T_{\text{emit}}^{(0)} = \{(x_1^{(0)}, y_1^{(0)}), (x_2^{(0)}, y_2^{(0)}), \dots, (x_{\text{emit}}^{(0)}, y_{\text{emit}}^{(0)})\}$  其中  $(x_1^{(0)}, y_1^{(0)})$  为一组发射波内的第 1 个采样点的原始波形数据,  $(x_2^{(0)}, y_2^{(0)})$  为一组发射波内的第 2 个采样点的原始波形数据,  $(x_{\text{emit}}^{(0)}, y_{\text{emit}}^{(0)})$  为一组发射波内的最后一个采样点的原始波形数据。发射波波形分解后唯一有效组分数据为  $T'_{\text{emit}} = \{(x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_{\text{emit}}, y'_{\text{emit}})\}$ , 其中,  $(x'_1, y'_1)$  为一组发射波分解后的第 1 个采样点的波形数据,  $(x'_2, y'_2)$  为一组发射波分解后的第 2 个采样点的波形数据,  $(x'_{\text{emit}}, y'_{\text{emit}})$  为一组发射波分解后的最后一个采样点的波形数据。由于发射波有且只有一组有效高斯组分,因此设定组分数  $K=1$ , 基于 EM 算法完成发射波的分解。图 2 所示为发射波的分解图,其中实线为发射波原始波形,虚线为发射波拟合波形。

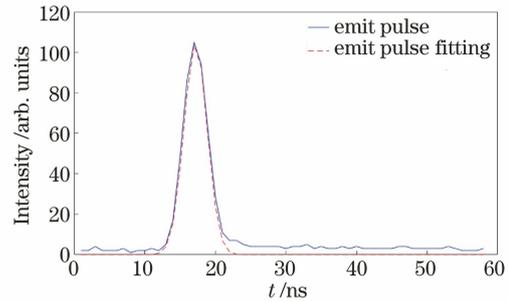


图 2 发射脉冲波形数据分解结果图

Fig. 2 Result of decomposition of transmitted pulse waveform data

进一步将提取唯一有效组分后的残差均值和标准差分别设定为背景噪声  $N_b$  和随机噪声  $N_r$ :

$$N_b = \frac{\sum_{i_{\text{emit}}=0}^{N_{\text{emit}}} [y_{i_{\text{emit}}}^{(0)} - y'_{i_{\text{emit}}}]^2}{N_{\text{emit}}}, \quad (6)$$

$$N_r = \sqrt{\frac{\sum_{i_{\text{emit}}=0}^{N_{\text{emit}}} [y_{i_{\text{emit}}}^{(0)} - y'_{i_{\text{emit}}} - N_b]^2}{N_{\text{emit}}}}, \quad (7)$$

式中: $N_{\text{emit}}$  为发射波的采样数; $i_{\text{emit}}$  为一次发射波内的第  $i$  个采样点; $y_{i_{\text{emit}}}^{(0)}$  为原始发射波第  $i$  个采样点的强度值; $y'_{i_{\text{emit}}}$  为发射波分解后的第  $i$  个采样点强度值。

### 2.2.2 自适应噪声阈值的回波波形数据去噪

为有效消除噪声对回波分解的影响,本文首先对回波数据进行滤波处理。S-G 滤波能最大限度地

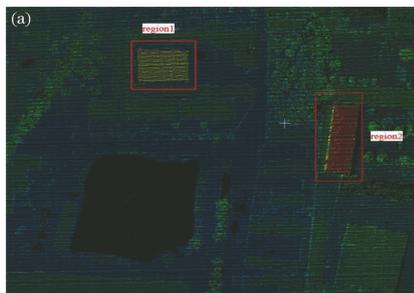
保持原始波形数据的信息,同时原始数据的噪声也得到了有效抑制,滤波效果较好,因此本文采用 S-G 滤波方法对回波数据进行滤波处理。

滤波处理消除了部分噪声产生的毛刺。但回波数据中仍存在背景噪声和随机噪声产生的杂小波,相较于传统采用固定阈值去噪的方法,本文提出一种自适应噪声阈值估计的去噪方法,即顾及相邻采样值强度关联性的回波波形数据滤波去噪,一次性滤除背景噪声与随机噪声。其核心思想涉及待定采样值在其相邻前后各一个采样值邻域内的噪声估计:

首先设原始回波数据为  $T_{\text{echo}}^{(0)} = \{(x_1^{(0)}, y_1^{(0)}), (x_2^{(0)}, y_2^{(0)}), \dots, (x_{\text{echo}}^{(0)}, y_{\text{echo}}^{(0)})\}$ , 其中  $(x_{\text{echo}}^{(0)}, y_{\text{echo}}^{(0)})$  为一组回波内最后一个采样点的波形数据;滤波后的回波数据为  $T'_{\text{echo}} = \{(x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_{\text{echo}}, y'_{\text{echo}})\}$ , 其中  $(x'_{\text{echo}}, y'_{\text{echo}})$  为一组回波经滤波后最后一个采样点的波形数据;滤波去噪后的回波数据为  $T''_{\text{echo}} = \{(x''_1, y''_1), (x''_2, y''_2), \dots, (x''_{\text{echo}}, y''_{\text{echo}})\}$ , 其中  $(x''_{\text{echo}}, y''_{\text{echo}})$  为一组回波经滤波、去噪后最后一个采样点的波形数据。本文提出的自适应阈值的去噪算法如下:若  $y'_{\text{echo}} \geq N_b + N_r$ , 则  $y''_{\text{echo}} \geq y'_{\text{echo}} - N_b$ ; 若  $y'_{\text{echo}} \leq N_b$ , 则  $y''_{\text{echo}} = 0$ ; 若  $N_b < y'_{\text{echo}} < N_b + N_r$ , 则对前后相邻采样值  $y'_{i_{\text{echo}}-1}$  与  $y'_{i_{\text{echo}}+1}$  进行判断。判断依据为:若  $y'_{i_{\text{echo}}-1} \leq N_b$  和  $y'_{i_{\text{echo}}+1} \leq N_b$  同时成立,则认定为噪声,  $y''_{\text{echo}} = 0$ ; 若  $N_b < y'_{i_{\text{echo}}} < N_b + N_r$ , 且存在  $y'_{i_{\text{echo}}-1} > N_b$  或  $y'_{i_{\text{echo}}+1} > N_b$ , 则认定为有效采样值,  $y''_{\text{echo}} = y'_{\text{echo}} - N_b$ 。

### 2.3 基于 EM 算法的回波波形分解

通过对回波数据进行滤波与去噪处理,基本消除了噪声对波形分解的影响,基于本文第 2.1 节建立的模型,对回波波形进行分解并提取各组分特征。



首先,由于回波波形数据中最少存在一个高斯组分,因此设定最小组分数  $K_{\min} = 1$ 。而最大组分数  $K_{\max}$  为

$$K_{\max} = \text{floor} \left[ \frac{N(T''_{\text{echo}})}{S} \right], \quad (8)$$

式中:  $N(T''_{\text{echo}})$  为去噪后回波波形数据中的非 0 数据个数;  $\text{floor}[\cdot]$  表示向上取整;  $S$  为在一个高斯组分内采样的最小个数。而  $S$  为经验值,与全波形激光雷达的采样频率有关<sup>[5]</sup>,本文根据经验设  $S$  取值为 5。

根据设定的最小、最大组分数,确定组分数满足  $K_{\min} < K < K_{\max}$ , 基于 EM 算法计算在各组分数  $K$  条件下的波形分解结果。AICC 定义如下:

$$R_{\text{AICC}} = \ln(R_{\text{ss}}/M) + \frac{M + N}{M - N - 2}, \quad (9)$$

式中:  $R_{\text{ss}}$  为分解后的拟合残差;  $N$  为待估计参数个数,由于每个高斯组分包含三个待估计参数,因此  $N$  为

$$N = 3K. \quad (10)$$

图 3 为回波波形分解示意图。

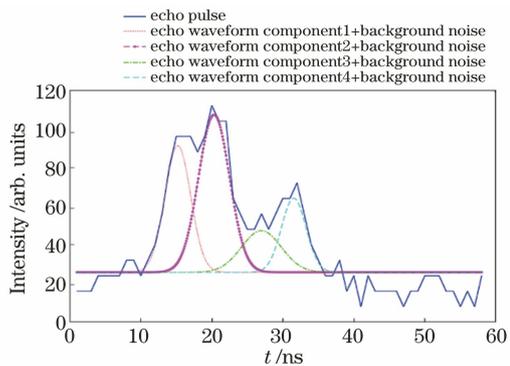


图 3 回波分解结果

Fig. 3 Results of echo decomposition

进一步地,本文分别使用 AICC 和 AIC 对同一区域进行实验,其对比结果如图 4 所示。其中图

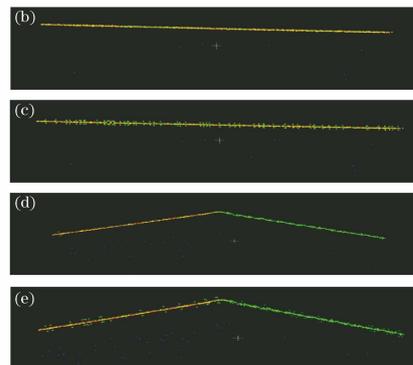


图 4 AICC 与 AIC 效果对比图。(a) 点云图; (b) AICC 的硬化地; (c) AIC 的硬化地; (d) AICC 的屋顶; (e) AIC 的屋顶

Fig. 4 Comparison of effects of AICC and AIC. (a) Point cloud map; (b) hardened ground of AICC; (c) hardened ground of AIC; (d) roof of AICC; (e) roof of AIC

4(a)为实验区点云数据,图 4(b)、(c)分别为基于 AICC 和 AIC 确定的回波波形分解中的组分数生成的区域 1 硬化地面的点云,图 4(d)、(e)为区域 2 屋顶的回波点云。可以明显看出,基于 AIC 确定组分数时产生了过拟合现象,在同一平面出现了明显的分层现象。根据理论推导与实际实验结果,AICC 具有更好的效果。

### 3 实验与结果

#### 3.1 实验数据简介

实验所选用的数据集为 2012 年 9 月于北京市密云区采集的全波形激光雷达数据,使用的设备为

德国 IGI 公司的 LiteMapper5600 全波形机载激光雷达,具体数据见表 1,部分数据如图 5 所示。

表 1 LiteMapper5600 全波形激光雷达参数

Table 1 Parameters of LiteMapper5600 full waveform LiDAR

Parameter	LiteMapper5600 from IGI
Flying height / m	700
Wavelength / nm	1550
Ranging accuracy / m	0.15
Point cloud density / (point · m <sup>-2</sup> )	4
Laser emission angle / mrad	0.5
Sampling frequency / GHz	1
Maximum scanning angle / mrad	0.5

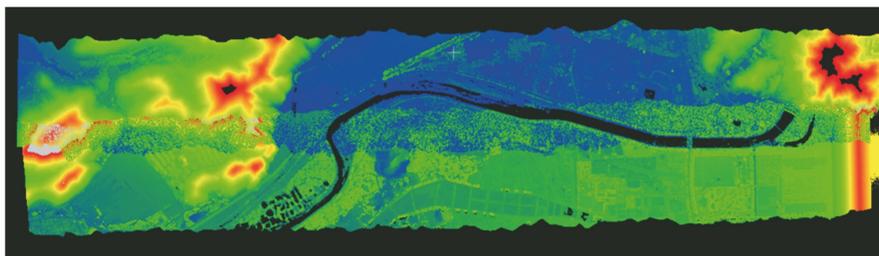


图 5 探测区全波形激光雷达数据图

Fig. 5 Full-waveform LiDAR data in detection area

#### 3.2 自适应噪声阈值的去噪

通过对回波波形数据进行 S-G 滤波处理,噪声得到了一定的消除,但仍存在背景噪声与随机噪声带来的杂小波。为验证本文提出的自适应去噪方法的有效性,分别使用本文方法和传统阈值法进行去噪实验。如图 6 所示,其中实线为原始回波波形数据,虚线为本文方法的滤波去噪结果+背景噪声,点划线为阈值法的滤波去噪结果+噪声阈值。不难看出,传统阈值法使用回波前后部分一定数量的回波估计噪声阈值,无法完全有效地消除随机噪声对回波的影响,导致滤波去噪后仍存在杂小波。

为进一步对比杂小波噪声对后续波形分解的影响,分别使用本文方法和传统阈值法去噪后的结果作为波形分解的输入,再结合 AICC 确定组分数,定量比较波形分解结果与残差,并定性对比生成的点云质量,结果见图 7~9。

如图 7(b)所示,杂小波的存在导致在对用阈值法去噪后的回波进行波形分解时分量 1 和分量 5 处产生了 2 个错误分量;而本文提出的方法在有效抑制噪声的同时,完成对有效组分的分解,如图 7(a)所示。

为检验两种方法滤波去噪的拟合效果,本文从

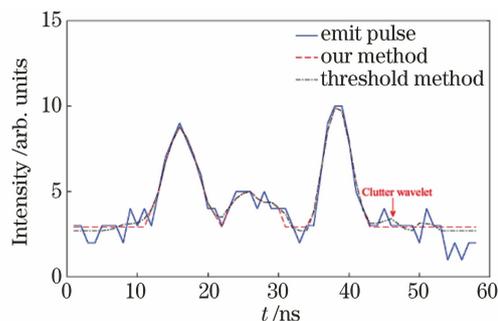


图 6 本文方法与阈值法滤波去噪对比图

Fig. 6 Comparison of method in this paper and threshold method for filtering and denoising

实验数据中随机选择 50 组回波,计算 EM 分解后的残差平方。从图 8 不难看出,基于阈值法计算的残差平方在整体上能基本保持在较低的范围,说明拟合的有效性;但阈值法未充分考虑波形之间的一致性,导致在局部回波中误差较大,当分解的回波数据中存在一定量误差较大的回波波形数据时,误差的累积容易造成生成的点云局部区域误差较大。而本文方法计算的残差平方整体小于阈值法所得到的残差值,表明本文方法具有更好的拟合效果。

从图 9(a)、(b)可以看出,使用传统阈值法去噪整体能获得探测区的点云。对比图 9(c)、(d)、(g)、(h)可以发现,基于阈值法去噪后生成的点云

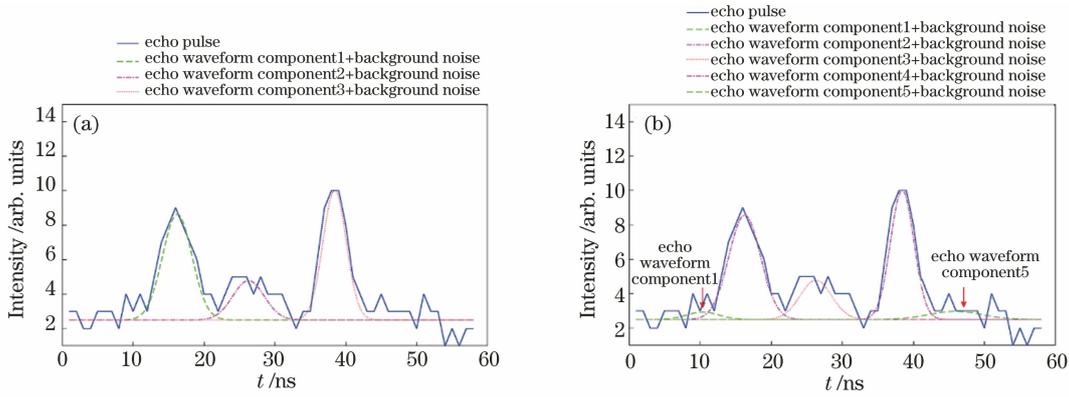


图 7 本文方法与阈值法得到的分解波形对比图。(a)本文方法;(b)阈值法

Fig. 7 Waveform decomposition comparison between method in this paper and threshold method.

(a) Method in this paper; (b) threshold method

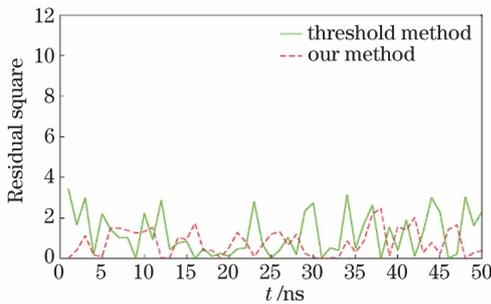


图 8 残差平方对比图

Fig. 8 Comparison of residual square

局部噪声明显。图 9(e)、(f)、(i)、(j) 分别为基于本文方法和阈值法获得的场景 1、场景 2 区域点云的轮廓线,这两种方法均使用 AICC 确定回波分解的组分数。可以明显看出,相较于本文方法,阈值法生成的点云杂点较多,点云也更厚重。这是由于阈值法未能充分考虑波形之间的不一致性,导致噪声阈值的估计值不能完全适用于所有的波形数据,使得算法对随机噪声的处理效果较差,造成了局部区域的误差较大,最终造成生成的局部点云效果较差。上述实验结果有效验证了本文方法的优势。

### 3.3 波形分解精度评价

为进一步对波形分解结果进行定量评价,分别基于本文自适应阈值法和传统阈值法进行波形分解,计算实验区原始波形与拟合波形之间的相关系数  $\rho$  与 KS(Kolmogorov-Smirnov)距离<sup>[12,20]</sup>:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (y_m - \bar{y}_m)(\hat{y}_m - \bar{\hat{y}}_m)}{\sqrt{\sum_{m=1}^n (y_m - \bar{y}_m)^2} \sqrt{\sum_{m=1}^n (\hat{y}_m - \bar{\hat{y}}_m)^2}}, \quad \rho \in [-1, 1], \quad (11)$$

$$L_{KS}(y, \hat{y}) = \frac{\sup_m (|y_m - \hat{y}_m|)}{\max\{y_m\}}, \quad L_{KS} \in [0, 1], \quad (12)$$

式中:  $y_m$  为原始波形中第  $m$  个高程点的能量值;  $\hat{y}_m$  为拟合波中第  $m$  个高程点的能量值;  $\bar{y}_m$  和  $\bar{\hat{y}}_m$  分别为  $y_m$  和  $\hat{y}_m$  对应的均值;  $\sup_m(\cdot)$  代表最小上界。相关系数  $\rho$  用于衡量两变量间的相关性,其值越大(越接近 1)说明相关性越强,拟合效果越好。而 KS 距离可以检测脉冲的丢失与拟合数据间的局部变化,KS 距离越小(越接近 0)说明拟合精度越高。

本文随机选择 5 个区域计算拟合参数,结果见表 2。可以看出,相较于传统阈值法,本文提出的自适应阈值法去噪后分解的拟合波更接近原始回波,具有更好的拟合效果。本文方法最终得到的拟合波与回波之间的相关系数  $\rho$  都在 0.95 以上,而 KS 距离均在 0.2 以下,表明本文方法具有更好的拟合效果和更高的拟合精度。

## 4 结 论

相较于离散激光雷达,全波形激光雷达的回波数据经波形分解处理能提供更多目标的物理属性信息。背景噪声与随机噪声的存在给波形分解带来较大的挑战,传统阈值法去噪方法未充分考虑波形之间的一致性,导致背景噪声估计值并非完全适用于所有的波形数据,难以消除杂小波等影响。此外,在受遮挡的目标区域,回波信息呈现小样本、弱回波的特点,若采用 AIC 对这类小样本数据进行波形分解,效果往往较差。针对上述研究现状,提出一种改进的 EM 波形分解方法:首先,利用发射脉冲波形数据完成背景噪声和随机噪声的估计;提出采用顾及相邻采样值强度关联性的波形数据滤波去噪

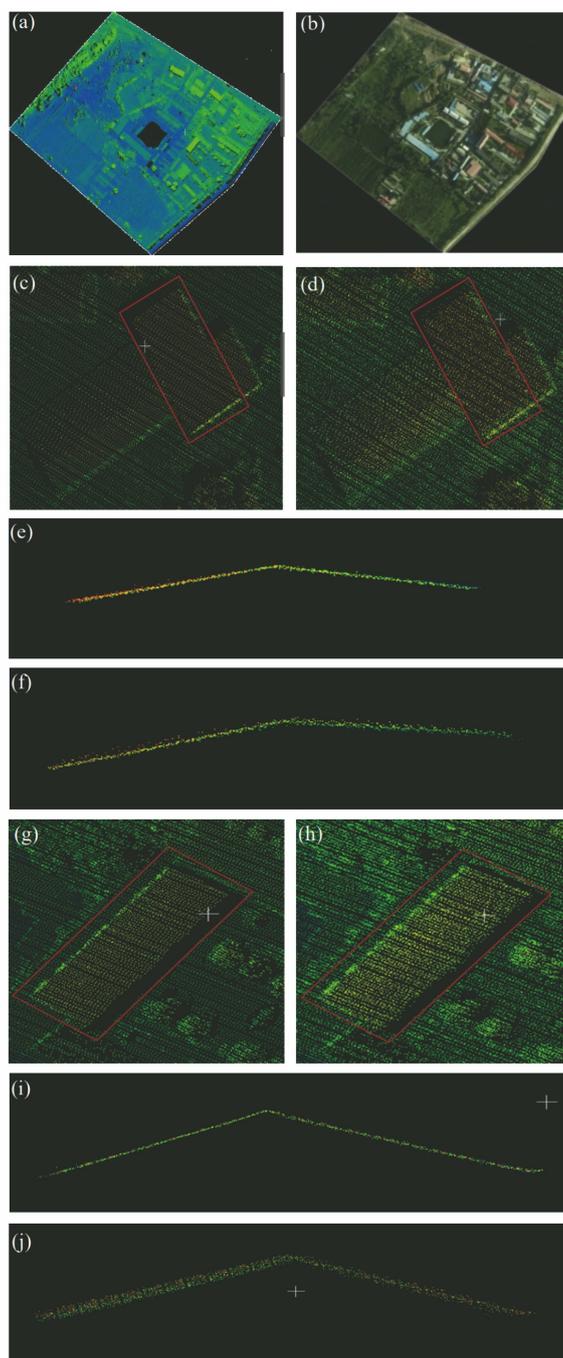


图 9 本文方法与阈值法生成的点云对比。(a)实验区点云;(b)实验区影像;(c)本文方法生成的点云局部场景 1;(d)阈值法生成的点云局部图场景 1;(e)本文方法生成的点云场景 1 轮廓线;(f)阈值法生成的点云场景 1 轮廓线;(g)本文方法生成的点云局部场景 2;(h)阈值法生成的点云局部场景 2;(i)本文方法生成的点云场景 2 轮廓线;(j)阈值法生成的点云场景 2 轮廓线

Fig. 9 Comparison of point clouds generated by method in this paper and threshold method. (a) Point cloud in experimental area; (b) image of experimental area; (c) point cloud local scene 1 generated by proposed method; (d) point cloud local map scene 1 generated by threshold method; (e) contour of point cloud scene 1 generated by proposed method; (f) contour of point cloud scene 1 generated by threshold method; (g) point cloud local scene 2 generated by proposed method; (h) point cloud local scene 2 generated by threshold method; (i) contour of point cloud scene 2 generated by proposed method; (j) contour of point cloud scene 2 generated by threshold method

表 2 本文方法和阈值法得到的相关系数  $\rho$  与 KS 距离Table 2 Correlation coefficient  $\rho$  and KS distance obtained by proposed method and threshold method

Parameter	Area 1		Area 2		Area 3		Area 4		Area 5	
	Our method	Threshold method								
$\rho$	0.963	0.957	0.978	0.962	0.981	0.961	0.953	0.9526	0.951	0.942
KS distance	0.149	0.194	0.142	0.185	0.146	0.158	0.182	0.217	0.172	0.385

思路,同时滤除背景噪声和随机噪声;其次,针对 AIC 在面对小样本目标数据应用的不足,通过理论推导与实验证明了优选 AICC 确定 EM 分解组分数的优势,最终完成 EM 波形分解;最后,基于实测数据验证了本文方法的有效性和准确性。但本文方法需对比附近邻域点的噪声值,在处理大数据量时效率较低,后续的工作中将对算法效率进行进一步优化。

### 参 考 文 献

- [1] Ackermann F. Airborne laser scanning: present status and future expectations[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54(2/3): 64-67.
- [2] 王金虎,李传荣,周梅.全波形激光雷达数据在点云分类中的应用研究[J].遥感信息,2013,28(5):21-27.  
Wang J H, Li C R, Zhou M. Analysis of airborne full-waveform LiDAR data for supervised point cloud classification[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(5): 21-27.
- [3] Li C R, Zhou M, Liu M H, et al. A concealed car extraction method based on full-waveform LiDAR data[J]. Mobile Information Systems, 2016, 2016: 3854217.
- [4] 王滨辉,宋沙磊,曹雄,等.多光谱激光雷达波形数据应用[J].红外与激光工程,2020,49(S2):20200368.  
Wang B H, Song S L, Cao X, et al. Processing and application of multispectral lidar waveform data[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(S2): 20200368.
- [5] Soederman U, Persson A, Toepel J, et al. On analysis and visualization of full-waveform airborne laser scanner data[J]. Proceedings of SPIE, 2005, 5791: 184-192.
- [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] Hofton M A, Minster J B, Blair J B. Decomposition of laser altimeter waveforms[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(4): 1989-1996.
- [8] Li D, Xu L J, Li X L. Full-waveform LiDAR echo decomposition based on wavelet decomposition and particle swarm optimization [J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(4): 045205.
- [9] Savitzky A, Golay M. Smoothing and differentiation of data by simplified least square procedure [J]. Analytical Chemistry, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [10] 魏婷婷,杨家志,周国清,等.基于改进 EWT 的浅水激光雷达回波信号降噪[J].中国激光,2021,48(11):1109001.  
Wei T T, Yang J Z, Zhou G Q, et al. Shallow-water LiDAR echo signal denoising based on improved EWT[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(11): 1109001.
- [11] 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.  
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.
- [12] 赵泉华,李红莹,李玉.全波形 LiDAR 数据分解的可变分量高斯混合模型及 RJMCMC 算法[J].测绘学报,2015,44(12):1367-1377.  
Zhao Q H, Li H Y, Li Y. Gaussian mixture model with variable components for full waveform LiDAR data decomposition and RJMCMC algorithm [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(12): 1367-1377.
- [13] 杨学博,王成,习晓环,等.大光斑 LiDAR 全波形数据小波变换的高斯递进分解[J].红外与毫米波学报,2017,36(6):749-755.  
Yang X B, Wang C, Xi X H, et al. Wavelet transform of Gaussian progressive decomposition method for full-waveform LiDAR data[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(6): 749-755.
- [14] 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.
- [15] 赖旭东, 袁逸飞, 徐景中, 等. 基于改进差分进化算法的机载激光雷达波形分解 [J]. 红外与毫米波学报, 2021, 40(3): 381-390.  
Lai X D, Yuan Y F, Xu J Z, et al. LiDAR waveform decomposition based on modified differential evolution algorithm [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2021, 40(3): 381-390.
- [16] 刘俊, 姚予木, 李培楠, 等. 激光测高卫星全波形回波数据的参数优化小波降噪 [J]. 中国激光, 2021, 48(23): 2310001.  
Liu J, Yao Y M, Li P N, et al. Parameter optimization wavelet denoising algorithm for full-waveforms data of laser altimetry satellite [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(23): 2310001.
- [17] Akaike H. A new look at the statistical model identification [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1974, 19(6): 716-723.
- [18] Sugiura N. Further analysis of the data by Akaike's information criterion of model fitting [J]. Communications in Statistics, Theory and Methods, 1978, A7: 13-26.
- [19] 彭泊涵, 周薇薇. 基于 LM 算法的机载 LiDAR 全波形数据分解研究 [J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(9): 171-174.  
Peng B H, Zhou W W. Research on full waveform airborne laser radar data decomposition based on LM algorithm [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2017, 40(9): 171-174.
- [20] Mallet C, Lafarge F, Roux M, et al. A marked point process for modeling lidar waveforms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3204-3221.