

基于可变量量的参数随机抽样的激光雷达脉冲波形分解

罗敏, 石岩, 周辉*, 李松, 马跃, 张文豪, 张颖

(武汉大学电子信息学院, 湖北武汉 430072)

摘要: 激光雷达脉冲回波的波形分解方法是提取其波形参数的重要手段, 也为反演目标高度、倾斜度和粗糙度、反射率提供直接的参数来源。针对部分信噪比较差且具有一定混叠程度的脉冲回波, 提出一种基于可变量量的参数随机抽样方法的波形分解算法(WDVCM)。该算法以高斯混合函数为优化模型, 通过随机产生高斯分量的特征参数以及删减或生成高斯分量等操作, 并分别基于能量函数和拟合标准差作为参数优化的判据, 从而实现波形的分解及其参数提取。利用该算法对美国国家航空航天局(NASA)的对地观测星载激光雷达(GLAS)一个条带中的 4584 个原始波形进行了处理分析。结果发现, 约 99% 的 WDVCM 和 97% 的 NASA 拟合波形结果的相关系数均超过 0.95, 其中两者相关系数差异不超过 0.05 占 98%。同时, WDVCM 和 NASA 拟合波形的标准差系数均值分别为 2.21 和 3.28, 约 89% 的 WDVCM 拟合波形的标准差系数均小于 NASA 拟合波形的标准差系数。所得结果表明, WDVCM 对混叠高斯波形的拟合效果更好, 适用性更强。

关键词: 激光雷达; 波形分解; 特征参数; 相关系数; 拟合标准差

中图分类号: TN958.98 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.1005009

Waveform decomposition of lidar pulse based on the variable component parameter random sampling method

Luo Min, Shi Yan, Zhou Hui*, Li Song, Ma Yue, Zhang Wenhao, Zhang Ying

(Electronic Information School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The waveform decomposition method of Lidar pulse signal is an important way to extract the waveform parameters, which provides significant data sources for retrieving the elevation, slope, roughness and reflectance of target. A waveform decomposition algorithm on variable component parameter random sampling method (WDVCM) was proposed to process waveforms with poor SNR and certain overlapping. The algorithm regarded the compounded Gaussian function as the optimization model, and achieved the decomposition and extraction of raw waveforms by generating randomly characteristic parameters and deleting or creating Gaussian component, based on the energy function and the standard deviation of fitting as the criterion for parameter optimization. About 4584 raw waveforms in a stripe of Geoscience Laser Altimeter System (GLAS) developed by National Aeronautics and Space

收稿日期: 2019-06-11; 修订日期: 2018-07-21

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41971302)

作者简介: 罗敏(1993-), 男, 硕士生, 主要从事星载激光雷达数据处理方面的研究。Email: 1142900601@qq.com

导师简介: 周辉(1979-), 男, 副教授, 博士, 主要从事激光遥感、激光测距和激光合作目标技术等方面的研究。Email: abidingmyself@163.com

通讯作者: 石岩(1970-), 女, 高级实验师, 硕士生, 主要从事光学实验与教学方面的研究。Email: sy@whu.edu.cn

Administration (NASA) were processed using the WDVCM. The result indicates that proportions of fitting waveforms originated from WDVCM and NASA with correlation coefficient over 0.95 are 99% and 97% respectively. Wherein, the ratio with the differences of correlation coefficient less than 0.05 is about 98%. The averages of standard deviation coefficient (SDC) of fitting waveforms provided by WDVCM and the NASA are 2.21 and 3.28, and about 89% of SDC of fitting waveforms processed by WDVCM is less than that from NASA. It proves that the WDVCM is more applicable for decomposing overlapping waveforms with better fitting effect.

Key words: Lidar; waveform decomposition; characteristic parameter; correlation coefficient; standard deviation of fitting

0 引言

全波形激光雷达是一种激光遥感设备,其接收子系统能够采集不同测量目标的脉冲回波信号。通过对波形数据的处理分析,可以提取得到脉冲回波的时间重心、脉冲幅值和均方根脉宽等特征参数,从而实现对目标高度、倾斜度、粗糙度和反射率等参数的精确反演^[1]。因此,全波形激光雷达在林业遥感、海洋和陆地测绘、冰雪消融监测等方面具有十分广泛的应用^[2-3]。

目前,常见的经典波形处理方法主要包括两大步骤,初始参数确定和参数优化,初始参数可以通过拐点匹配法^[4]确定,参数优化方法包括基于最大期望的极大似然法^[5]和基于非线性最小二乘的 LM (Levenberg-Marquardt)算法^[6-7]。美国国家航空航天局(NASA)采用了 LM 算法,对星载对地激光雷达(Geoscience Laser Altimeter System, GLAS)的回波数据进行了处理,方法的处理时效性和精度都较高,例如在对冰川区域回波的处理就取得了很好的效果^[8]。然而,对于某些信噪比较差且具有一定混叠程度的波形数据,其初始参数的获取精度受到一定程度的影响,使得波形处理效果变差,导致波形分量出现错判与遗漏。因此,赵泉华等利用可逆跳转马尔科夫链蒙特卡洛(Reversible-Jump Markovchain Monte Carlo, RJMCMC)算法^[9-10],对参数后验概率模型进行模拟求解,实现混叠波形的分解。这种方法通过参数的先验分布及概率模拟的过程求解混叠波形的分解参数,取得了较好的结果。

针对上述波形处理方法中存在的问题,文中提出了一种基于可变分量的参数随机抽样方法的波形

分解算法 WDVCM (Waveform Decomposition on Variable Component Parameter Random Sampling Method)。该算法利用随机抽样产生高斯分量参数,通过生成和删除分量来优化分量个数,并基于能量函数和拟合标准差作为参数更新和迭代搜索的判据,从而提取得到各高斯分量的特征参数值。

1 基于可变分量的参数随机抽样方法的波形分解原理

全波形激光雷达所记录的脉冲回波是激光雷达发射激光脉冲经过大气传输和目标反射或散射后,由其接收系统采集得到的时域信号。通常情况下,激光雷达的脉冲回波信号可以看作是若干高斯分量的叠加^[11],即表示为:

$$Y(w, u, a, m) = \sum_{i=1}^m I_i \exp \left[-\frac{(t-u_i)^2}{2a_i^2} \right] + N(t) = \sum_{i=1}^m w_i \frac{1}{\sqrt{2\pi} a_i} \exp \left[-\frac{(t-u_i)^2}{2a_i^2} \right] + N(t) \quad (1)$$

式中: m 为高斯分量的总个数; $u=(u_1, u_2, \dots, u_m)$ 为高斯分量的时间重心序列; $a=(a_1, a_2, \dots, a_m)$ 为高斯分量的均方根脉宽序列; $w=(w_1, w_2, \dots, w_m)$ 为高斯分量的能量(权重)序列; I_i 为高斯分量的振幅; $N(t)$ 为叠加在脉冲回波信号上的噪声。

根据高斯分量的分布特点,采用 WDVCM 方法从噪声中提取出有效高斯分量的特征参数(包括时间重心、均方根脉宽和振幅),其实现过程分为高斯分量参数的初始化设置、特征参数的更新和高斯分量个数的更新三个方面,具体流程如图 1 所示。

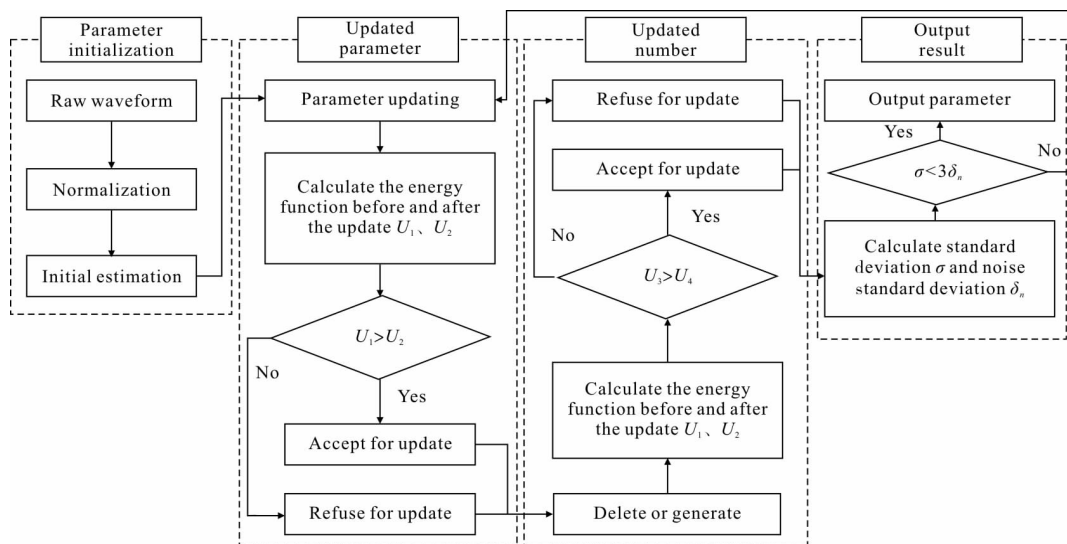


图 1 可变变量的参数随机抽样波形分解算法的实现流程

Fig.1 Flowchart of implementing waveform decomposition on variable component parameter random sampling

1.1 参数的初始化设置

(1) 高斯分量个数的初始化设置

高斯分量个数的设定与被测目标的回波分布特征密切相关,对于海面、冰层和贫瘠的陆地而言,其波形的高斯分量个数也较少;然而对于林地或者崎岖的山地而言,其波形的高斯分量个数则较大,通常情况下,高斯分量的最大数目不超过 6 个,因此,高斯分量个数的初始值可在 [1, 6] 范围内随机选取。

(2) 权重参数的初始化设置

为便于后期波形数据的处理,将激光雷达采集得到的波形数据进行归一化处理,即:

$$y_i = \frac{f(i)}{\sum_{i=1}^m f(i)} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中: n 为波形采样点的总数; $f(i)$ 为各采样点的信号幅值; y_i 为对应的归一化幅值。很显然,归一化波形中各高斯分量的权重因子均小于 1,因此,对应的高斯分量权重参数可在 [0, 1] 范围内随机选取。

(3) 时间重心参数的初始化设置

理论上而言,高斯分量的时间重心可以选取为波形数据的任意时间采样点位置。但是,考虑到所采集波形数据中包含噪声,即有效高斯分量对应的数据段仅为实际波形数据的一部分。通过设置信号阈值,可以确定有效高斯分量的起始时刻和终止时刻,其实现原理如图 2 所示。

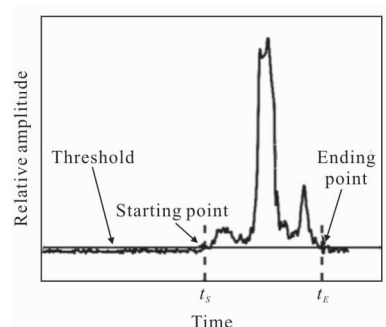


图 2 高斯分量起始和终止时刻的设置方法

Fig.2 Setting method of starting point and ending point for Gaussian component

一般而言,信号阈值 V_t 可以基于噪声的统计参量来优化设置,即 $V_t = M_n + 4\delta_n$,其中, M_n 和 δ_n 分别为噪声的均值和标准差。图 2 中,高斯分量的起始和终止时刻分别为 t_s 和 t_e ,则高斯分量的时间重心初始值可在 $[t_s, t_e]$ 范围内随机选取。

(4) 均方根脉宽参数的初始化设置

当激光脉冲入射至具有一定坡度和倾斜度的目标表面时,对应的接收脉冲回波信号会发生展宽效应,其均方根脉宽 a 可以表示为^[12]:

$$a^2 = \sigma_f^2 + \frac{4z^2 \tan^2 \theta_T}{c^2 \cos^2 \varphi} \left[\tan^2 \theta_r + \tan^2(\varphi + s_{\parallel}) + \frac{\tan^2 s_{\perp} \cos^2 s_{\parallel}}{\cos^2(\varphi + s_{\parallel})} \right] + \frac{4}{c^2} \frac{\text{Var}(\Delta h) \cos^2 s_{\parallel}}{\cos^2(\varphi + s_{\parallel})} \quad (3)$$

式中： σ_f 为发射脉冲的均方根脉宽； z 为卫星到地面的距离； θ_T 为激光发散角； φ 为激光指向角； c 为光速； s_{\parallel} 和 s_{\perp} 分别为沿轨方向和垂轨方向的目标倾斜度； $\text{Var}(\Delta h)$ 为目标粗糙度。特殊地，当被测目标为水平面时，接收脉冲回波信号的均方根脉宽取值最小，即 $a_{\min}=\sigma_f$ ；当被测目标的倾斜度和粗糙度较大时^[13]，接收脉冲回波信号的均方根脉宽取值最大 a_{\max} 。因此，高斯分量的均方脉宽可以在 $[a_{\min}, a_{\max}]$ 之间随机选取。

1.2 高斯分量特征参数的更新

随机选取第 k 个高斯分量，依次对该分量的时间重心、均方根脉宽和权重进行更新。其中，更新后的时间重心和均方根脉宽是按照正态分布随机抽样产生，而更新后的权重则由均匀分布产生。假设更新后的时间重心、均方根脉宽和权重分别为 u_k^* 、 a_k^* 、 w_k^* ，则它们可以表示为：

$$u_k^* \sim N(u_k, \sigma_u), a_k^* \sim N(a_k, \sigma_a), w_k^* \sim \gamma(0, 1) \quad (4)$$

式中：函数 N 和 γ 分别表示正态分布和均匀分布； u_k 和 a_k 为更新前的时间重心和均方根脉宽，它们对应于正态分布的均值； σ_u 和 σ_a 为对应于正态分布的标准差，它们可以设置为 $\sigma_u=(t_E-t_S)/6$ ， $\sigma_a=(a_{\max}-a_{\min})$ ； w_k^* 服从0到1的均匀分布，考虑到更新后高斯分量的总权重值之和保持不变，则随机选择第 j 个高斯分量，使其权重也发生改变，保证 $w_j+w_k=w_j^*+w_k^*$ 。

因此，更新后的高斯分量的时间重心序列、均方根脉宽序列和权重序列可以分别描述为 $u^*=\{u_1, u_2, \dots, u_k^*, u_m\}$ 、 $a^*=\{a_1, a_2, \dots, a_k^*, a_m\}$ 和 $w^*=\{w_1, w_2, \dots, w_k^*, w_m\}$ 。

定义能量函数 U 为归一化的波形数据与高斯混合模型差值的绝对值之和，作为判断更新后的高斯分量特征参数是否被接受的依据，归一化的波形数据与高斯混合模型差值的绝对值之和与归一化的波形数据与高斯混合模型差值的平方和是等效的，当绝对值之和最小时平方和也是最小的。假定更新前的能量函数值记为 $U(w, u^*, a, m)$ ，高斯分量时间重心序列更新后的能量函数值记为 $U(w, u^*, a, m)$ ，则实际更新后的时间重心序列 $u^{\#}$ 应满足以下形式：

$$u^{\#} = \begin{cases} u^* & U(w, u^*, a, m) < U(w, u, a, m) \\ u & U(w, u^*, a, m) \geq U(w, u, a, m) \end{cases} \quad (5)$$

相应地，高斯分量均方根脉宽序列更新前后的能量函数值分别为 (w, u^*, a, m) 和 $(w, u^{\#}, a^{\#}, m)$ ，则实际更新后的均方根脉宽序列可以表达成：

$$a^{\#} = \begin{cases} a^* & U(w, u^{\#}, a^*, m) < U(w, u^{\#}, a, m) \\ a & U(w, u^{\#}, a^*, m) \geq U(w, u^{\#}, a, m) \end{cases} \quad (6)$$

同理，采用类似的处理方式，通过比较高斯分量权重序列更新前后的能量函数值 $U(w, u^{\#}, a^{\#}, m)$ 和 $U(w^{\#}, u^{\#}, a^{\#}, m)$ ，可以得到实际更新后的权重序列 $w^{\#}$ 。

1.3 高斯分量个数的更新

考虑到初始高斯分量个数是随机选取的，因此，需要通过删除或者重新生成高斯分量，来获得高斯分量的实际个数。执行删除或生成高斯分量操作的基本原则是：(1) 若高斯分量个数达到最大值6个，则执行删除操作；(2) 若高斯分量个数仅为最小值1，则执行生成操作；(3) 若高斯分量个数在2~5之间，则随机执行删除或生成操作。

对于删除操作而言，随机选取第 i 个高斯分量进行删除，并将该分量的权重随机加到第 p 个高斯分量上，则删除操作后的高斯分量的时间重心序列 u^- 、均方根脉宽序列 a^- 和权重序列 w^- 可以分别表示为： $u^-=\{u_1, u_2, \dots, u_p, \dots, u_{i-1}, u_{i+1}, \dots, u_k^{\#}, \dots, u_{m-1}\}$ ， $a^-=\{a_1, a_2, \dots, a_p, \dots, a_{i-1}, a_{i+1}, \dots, a_k^{\#}, \dots, a_{m-1}\}$ ， $w^-=\{w_1, w_2, \dots, w_p, \dots, w_{i-1}, w_{i+1}, \dots, w_k^{\#}, \dots, w_{m-1}\}$ ，且 $w_p^{\#}=w_p+w_i$ ，其中， w_p 和 $w_p^{\#}$ 分别表示第 p 个高斯分量在删除操作前后的权重， $(u_k^{\#}, a_k^{\#}, w_k^{\#})$ 为实际更新后的第 k 个高斯分量的特征参数。

对于生成操作而言，随机选取某个高斯分量，并基于该高斯分量的特征参数和关系式(4)，生成新高斯分量的时间重心 u_{m+1} 、均方根脉宽 a_{m+1} 和权重 w_{m+1} 。为保证高斯分量的总权重值不发生改变，再随机选取第 p 个高斯分量，使得 $w_p^{\#}=w_p+w_{m+1}$ ，其中， w_p 和 $w_p^{\#}$ 分别表示第 p 个高斯分量在生成操作前后的权重。因此，生成操作后的高斯分量的时间重心序列 u^+ 、均方根脉宽序列 a^+ 和权重序列 w^+ 可以分别表示为：

$$u^+ = \{u_1, u_2, \dots, u_p, \dots, u_k, \dots, u_m, u_{m-1}\}, a^+ = \{a_1, a_2, \dots, a_p, \dots, a_k, \dots, a_m, a_{m+1}\}, w^+ = \{w_1, w_2, \dots, w_p, \dots, w_k, \dots, w_m, w_{m+1}\}。$$

同样地，采用能量函数作为判断删除或生成操作后的高斯分量特征参数是否被接受的依据。若 $U(w^-, u^-, a^-, m-1) < U(w^#, u^#, a^#, m)$ ，则接受删除操作后的高斯分量特征参数；同理，若 $U(w^+, u^+, a^+, m+1) < U(w^#, u^#, a^#, m)$ ，则接受生成操作后的高斯分量特征参数。

1.4 迭代搜索的判据

重复执行高斯分量特征参数更新及其个数更新的操作，直至拟合波形与实际波形的标准差满足以下关系式：

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^m [Y(w, u, a, m) - y_i]^2} < \varepsilon \quad (7)$$

式中： ε 可由波形数据中噪声的水平来决定，通常情况下，它可以设置为 $3\delta_n$ 。

在波形分解完成后可以得到每个高斯分量的特征参数值以及拟合波形数据，将拟合波形数据与实际采集的脉冲回波波形进行相关运算，以衡量两者之间的相关程度，即：

$$\rho = \frac{Cov(y, Y)}{\sqrt{D(y)} \sqrt{D(Y)}} \quad (8)$$

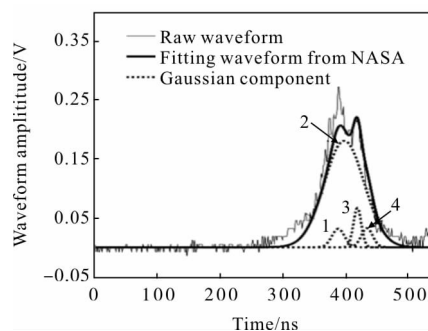
式中： ρ 为相关系数； Cov 和 D 分别表示协方差和方差运算。

2 激光雷达脉冲回波处理与分析

激光足印范围内的目标空间分布不同，将直接导致激光雷达所接收脉冲回波的形态出现不同的特征。若目标是由多个高度差异较小的漫反射体组成，则高斯分量相互之间的混叠程度较为明显。同时，若接收脉冲回波信号的信噪比较差，则有效的高斯分量将可能湮没在噪声中。因此，当接收脉冲回波是由多个具有一定混叠程度的高斯分量组成且部分分量的信噪比较差时，其高斯分量特征参数的提取将存在困难。以美国对地观测星载激光雷达 (GLAS) 观测数据为输入，从中选取该种类型的波形数据作为分析对象，利用 WDVCM 方法提取高斯分量的特征参数，并将其与美国国家航空航天局 (NASA) 公布的结果进行比较分析。

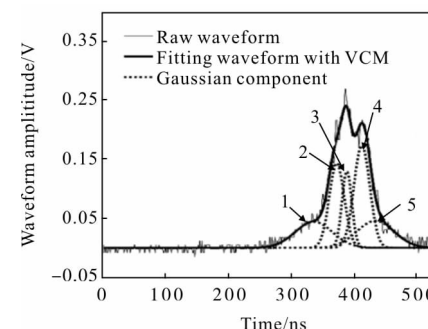
图 3 给出了一组林地目标的原始波形数据，从数

据的分布特征可以看出，波形的起始端和终止端附近的噪声较强而信号较弱。基于 NASA 公布的波形参数结果和 WDVCM 的分解结果，绘制了拟合波形及其高斯分量的分布，分别见图 3(a)、(b)所示。图中 WF(Lidar Waveform)表示激光波形，VCM 表示 WDVCM 方法。



(a) NASA 公布的拟合结果

(a) Fitting result published by NASA



(b) 文中方法的拟合结果

(b) Fitting result in this paper

图 3 一组混叠高斯分量的激光雷达波形拟合结果

Fig.3 Fitting results of one lidar waveform with aliasing Gaussian components

图 3 显示，两种方法得到的波形拟合结果存在一定的差异，对应的拟合波形与原始波形之间的相关系数和标准差也不同。根据图 3 的拟合结果，提取得到高斯分量的特征参数和个数，并统计出相应的相关系数和标准差值，具体见表 1。表 1 中，标准差的计算是以信号起始点和终止点范围内(图 2 定义)的数据为参考，并以噪声标准差系数形式来描述。

从表 1 中可以看出，由 NASA 公布结果得到的拟合波形与原始波形的相关系数和噪声标准差系数分别为 0.970 2 和 2.85，而 WDVCM 得到的相关系数和标准差系数分别为 0.9914 和 1.58。这表明两种

方法得到的拟合波形与原始波形都具有非常强的相关性,但是,基于 WDVCM 得到的拟合波形与原始波形的噪声标准差系数更小,即文中方法的波形拟合精度更高,拟合效果更好。

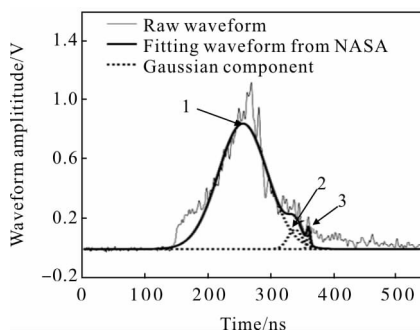
表 1 一组原始波形的高斯分量参数及其波形拟合结果

Tab.1 Parameters for Gaussian components parameters and fitting results of one raw waveform

Method	Gaussian component	Feature parameters				
		u_i /ns	a_i /ns	I_i /V	ρ	γ
LM for NASA	1	386.66	9.98	0.031	0.970 2	2.85
	2	396.32	31.64	0.180		
	3	417.22	6.32	0.066		
	4	432.47	9.09	0.032		
VCM	1	336.87	29.73	0.045	0.991 4	1.58
	2	373.56	12.07	0.145		
	3	388.89	7.89	0.131		
	4	413.84	12.74	0.175		
	5	435.52	30.97	0.046		

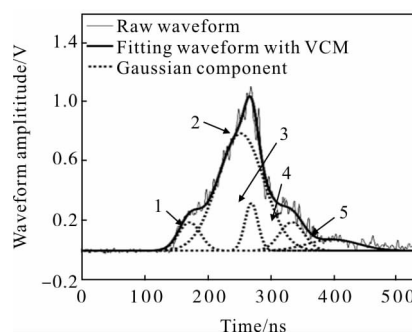
同时,表 1 显示,由于 NASA 忽略了原始波形数据的首尾高斯分量特征,导致其公布的高斯分量个数和特征参数与基于 WDVCM 得到的参数结果存在一定的区别。考虑到被测目标的高度、倾斜度、粗糙度和反射率等信息都是由各高斯分量的特征参数来反演的,因此,NASA 拟合高斯分量的误差将对目标参数反演精度产生不同程度的影响。

图 4 提供了另一组山地目标的原始波形数据,该组数据的信噪比更差且波形的混叠程度更为明显。通过波形数据的处理,得到 NASA 公布的波形分解结果和 WDVCM 的结果如图 4(a)、(b)所示。



(a) NASA 公布的拟合结果

(a) Fitting result published by NASA



(b) 文中方法的拟合结果

(b) Fitting result in this paper

图 4 另一组混叠高斯分量的激光雷达波形拟合结果

Fig.4 Fitting results of another lidar waveform

with aliasing Gaussian components

从图 4 中可以看出,两种方法所得到的波形拟合结果存在较为明显的差异,其高斯分量个数和特征参数、对应的波形拟合相关系数和标准差也发生了较大程度的变化,具体结果见表 2 所示。

表 2 另一组原始波形的高斯分量参数及其波形拟合结果

Tab.2 Parameters for Gaussian components parameters and fitting results of another raw waveform

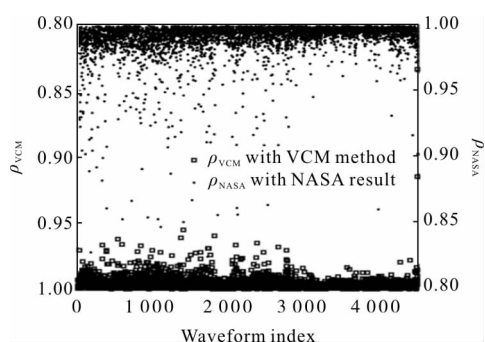
Method	Gaussian component	Feature parameters				
		u_i /ns	a_i /ns	I_i /V	ρ	γ
LM for NASA	1	254.51	39.25	0.85	0.971 5	4.62
	2	337.75	11.32	0.13		
	3	361.40	2.50	0.11		
VCM	1	171.93	17.33	0.19	0.990 6	2.98
	2	252.29	36.53	0.79		
	3	270.26	10.39	0.32		
	4	334.50	18.41	0.19		
	5	399.97	39.89	0.07		

由表 2 中的数据可以看出,基于 NASA 公布结果和基于 WDVCM 得到的波形拟合相关系数差异仍然较小,分别为 0.971 5 和 0.990 6。但是,噪声标准差系数的差异则较大,对应的取值分别为 4.62 和 2.98。这也反映出 WDVCM 方法的波形拟合精度和拟合效果比 NASA 公布结果要更好。同理,表 2 中高斯分量个数及其特征参数结果的差异,也说明:

针对这种分布特征的原始波形,若利用 NASA 公布结果来反演目标参数,将会引入一定的误差。

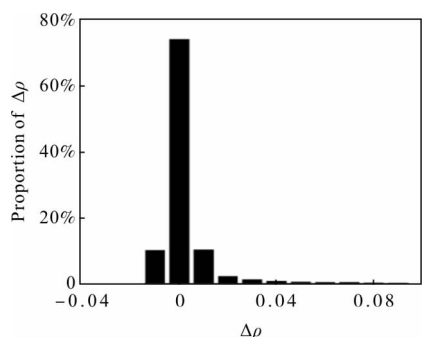
选取 GLAS 过境我国南京林地地区的一个条带的波形数据作为处理对象,剔除其中的无效波形后,剩余有效波形数据个数为 4 584 个。利用 WDVCM 方法对 4 584 个波形数据进行处理,解算出拟合波形与原始波形的相关系数和标准差系数。

图 5(a)绘制了 4 584 个拟合波形的相关系数的分布,其中, ρ_{NASA} 和 ρ_{VCM} 分别表示由 NASA 公布结果和文中方法解算得到的波形相关系数。同时,为了表征两种相关系数之间的差异程度,其差值 $\Delta\rho = \rho_{VCM} - \rho_{NASA}$ 的统计直方图分布显示在图 5(b)中。



(a) 相关系数

(a) Correlation coefficient



(b) 相关系数差值的直方图

(b) Histogram of the difference of correlation coefficient

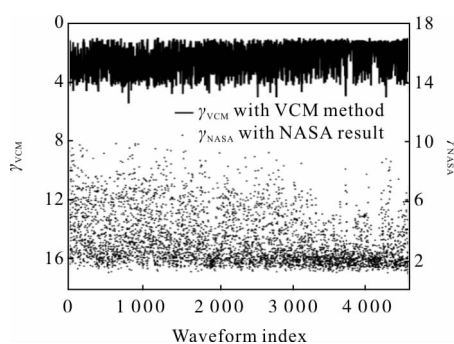
图 5 一个条带的波形数据的相关系数分布

Fig.5 Distribution of correlation coefficient for one stripe of waveforms

图 5(a)表明,两种相关系数的取值都较大,其中,相关系数 ρ_{NASA} 和 ρ_{VCM} 超过 0.95 的拟合波形数量占总有效波形个数的 97%和 99%,即绝大部分拟合波形结果都与其原始波形存在很强的相关性。同时,从图 5 (b) 中的统计结果可以看出,绝大多数

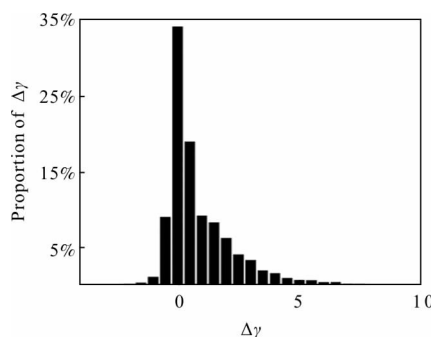
(90%)的波形数据的相关系数 ρ_{VCM} 都超过 ρ_{NASA} ,其中,大约 74%的波形数据的 $\Delta\rho$ 不超过 0.01,约 98%的波形数据的 $\Delta\rho$ 不超过 0.05,这说明,NASA 公布的拟合波形和文中方法得到的拟合波形与原始波形数据的相关系数差异非常小,几乎可以忽略不计。

图 6(a)显示出对应的标准差系数分布,其中, γ_{NASA} 和 γ_{VCM} 分别表示由 NASA 公布结果和文中方法解算得到的标准差系数。类似地,为了表征两种标准差系数之间的差异性,图 6(b)给出了其差值 $\Delta\gamma = \gamma_{VCM} - \gamma_{NASA}$ 的统计直方图。



(a) 标准差系数

(a) Coefficient of standard deviation



(b) 标准差系数差值的直方图

(b) Histogram of the difference of standard deviation coefficient

图 6 一个条带的波形数据的标准差系数分布

Fig.6 Distribution of coefficient of standard deviation for one stripe of waveforms

从图 6(a)可以看出,由 NASA 公布结果解算得到的标准差系数 γ_{NASA} 分布较为发散,其绝大部分数据集中在[1,7]之间,其均值为 3.28;而文中方法解算得到的标准差系数基本集中在[1,4]之间,其均值仅为 2.21。同时,图 6(b)中的差值直方图表明,大约 89%的拟合波形数据的 γ_{VCM} 小于 γ_{NASA} ,即基于

WDVCM 所得到的拟合波形更能反映原始波形的时域分布,其拟合效果也更佳。

3 结论

针对部分信噪比较差且具有一定混叠分布特征的激光雷达波形数据,提出了一种基于可变分量的参数随机抽样方法的波形分解算法。利用该算法对一个条带的 GLAS 原始波形数据进行了分析处理,结果表明:

(1) WDVCM 与经典的 NASA 波形处理方法,所得到绝大部分拟合波形的相关系数都较大,两种相关系数之间的差异在 5% 以内的占 98%,两者相关系数之间的差异很小,基本可以忽略不计。

(2) WDVCM 所得到的绝大部分拟合波形的标准差系数都比 NASA 拟合波形的标准差系数小,标准差系数降低了近 50%。

因此,相比于相关系数而言,拟合波形与实际波形的标准差的大小应该作为波形拟合效果好坏的直接判据。这也说明了,基于可变分量的参数随机抽样方法在处理某些复杂波形时的拟合精度更高。同时,这种波形处理方法对于实际波形的先验知识要求很低,不需要对信号进行滤波处理并且可以对波形数据进行批量处理,对未来星载激光雷达的数据处理具有一定的参考意义。但是,这种方法随机性较强且优化结果的收敛速度较慢,导致波形处理耗时较长,在未来研究过程中,有待增加更多的约束条件,提高波形的处理速度。

参考文献:

- [1] Allouis T, Durrieu S, Coueron P. A new method for incorporating hillslope effects to improve canopy-height estimates from large-footprint LIDAR waveforms [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 730-734.
- [2] Park T, Kennedy R E, Choi S, et al. Application of physically-based slope correction for maximum forest canopy height estimation using waveform LiDAR across different footprint sizes and locations: Tests on LVIS and GLAS [J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(7): 6566-6586.
- [3] Clément Mallet, Frédéric Bretar, Roux M, et al. Relevance assessment of full-Waveform lidar data for urban area classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2011, 66(6): S71-S84.
- [4] 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.
- [5] Li Q. Decomposition of airborne laser scanning waveform data based on EM algorithm [J]. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2008, 37(PART B1): 211-218.
- [6] Hong-Chao M A. Modified EM algorithm and its application to the decomposition of laser scanning waveform data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2009, 13(1): 35-41.
- [7] Jung J, Crawford M M. A two-stage approach for decomposition of ICESat waveforms [C]//IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium. IEEE, 2009.
- [8] Slobbe D C, Lindenebergh. Estimation of volume change rates of Greenland's ice sheet from ICESat data using overlapping footprints [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(12): 4204-4213.
- [9] Mallet C, ment, Lafarge F. A marked point process for modeling lidar waveforms [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2010, 19(12): 3204-3221.
- [10] Zhao Quanhua, Li Hongying, Li Yu. 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. (in Chinese)
- 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.
- [11] Mallet C, Lafarge F, Roux M, et al. A marked point process for modeling lidar waveforms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2010, 19(12): 3204-3221.
- [12] Gardner C S. Ranging performance of satellite laser altimeters [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 1992, 30(5): 1061-1072.
- [13] Harding D J, Bufton J L, Frawley J J. Satellite laser altimetry of terrestrial topography: vertical accuracy as a function of surface slope, roughness, and cloud cover [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(2): 329-339.