

doi:10.3788/gzxb20154405.0501002

时间相关单光子计数型激光雷达距离判别法

尹文也¹, 石峰², 何伟基¹, 顾国华¹, 陈钱¹

(1 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 南京 210094)

(2 西安微光夜视重点实验室, 西安 710065)

摘要:为了解决光子计数型激光雷达测量系统, 收集到的信号存在不确定性的问题, 提出一种贝叶斯推论下的马尔可夫信号法, 可实现回波峰值位置、峰值幅度等参量的提取, 达到信号重建的目的. 依据贝叶斯理论, 利用后验预设分布模型近似描述参量的先验分布, 有效提高对参量存在空间的探测速度. 在求解过程中, 将这些参量构成一个全局近似解, 利用贝叶斯推论对所有全局近似解进行评估, 挑选出最合适的全局近似解作为问题的全局最优解. 实验表明, 该方法具有较高的准确性和良好的鲁棒性.

关键词:激光雷达; 光子计数; 贝叶斯推论; 马尔可夫; 鲁棒性

中图分类号: O438; O211.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2015)05-0501002-6

Distance Estimation Method Based on Photon Counting LIDAR

YIN Wen-ye¹, SHI Feng², HE Wei-ji¹, GU Guo-hua¹, CHEN Qian¹

(1 School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing university of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

(2 Science and Technology on Low-light-level Night Vision Laboratory, Xi'an 710065, China)

Abstract: In order to solve the certain randomness in the signal received of photon counting. Light detection and ranging a method of Markov techniques based on the Bayesian inference was proposed to extract the peak position, peak amplitude and the noise of the present sampling data, so that the accurate distance was easily got. In Bayesian inference, the posterior distribution can be adopted to describe the prior distribution as approximately, which could effectively improve the exploration of the parameter spaces. During processing, the updated parameter and other parameters constituted a global approximate solution, and the Bayesian inference was used for the optimal solution in the global approximation solutions. Experiments demonstrated show that the parameters can be estimated to a high degree of accuracy and the method is robust.

Key words: Light Detection and Ranging (LIDAR); Photon counting; Bayesian inference; Markov; Robust

OCIS Codes: 010.3640; 030.5260; 010.3920; 010.0280

0 引言

激光雷达系统自问世以来一直备受关注, 它通过主动激光照射目标进行探测的方式, 得到目标的距离及其它姿态信息, 被广泛应用于军事^[1]和民用领域^[2]. 大部分激光雷达采取测量光束的飞行时间实现间接测

量. 使用时间相关单光子计数技术 (Time-Correlated Single-Photon Counting, TCSPC)^[3] 或者突发照明 (Burst Illustration Laser, BIL) 技术^[4] 的激光雷达, 在系统时间分辨率和探测准确度上具有明显优势^[5-7], 其中, 光子计数型激光雷达通过对目标进行多次测量累积形成光子统计直方图, 可以减小随机误差, 得到更为

基金项目: 国家自然科学基金 (Nos. 61101196, 61271332)、中国博士后科学基金 (No. 2012M521085) 和微光夜视技术重点实验室开放基金 (No. J20130501) 资助

第一作者: 尹文也 (1991-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为光电信号处理. Email: yy910105@163.com

导师 (通讯作者): 何伟基 (1982-), 男, 副研究员, 博士, 主要研究方向为光电成像与光电探测. Email: hewj@mail.njust.edu.cn

收稿日期: 2014-11-04; **录用日期:** 2015-01-14

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

精确的目标距离信息。

常用的距离判别方法有:峰值判别法、均值法、中心均值法等。峰值判别法是根据光子统计直方图峰值在时间轴的位置判别距离,简单实用、计算量小,但是其准确度取决于峰值信噪比和时间分辨率。均值法的准确度一般要比峰值判别法高,但是计算量也比峰值判别法大,更多地利用整个有效数据,对整个时间轴做均值,会引入过多的噪音而造成测量误差。中心均值法利用峰值及峰值附近的几个点做平均运算,有效提高了测量准确度。这几种方法的测量准确度均依赖于光子统计直方图,光子统计直方图的时间分辨率依赖系统的计时系统。光子统计直方图的每个计数点可以看成是对目标回波的分段积分。当系统时间分辨率低的时候,探测到的光子会累积到同一个时间点上,这种条件下峰值信噪比较高,但是其距离分辨有限;而时间分辨率高时,受噪音及其它随机因素影响,信号信噪比不够高,容易导致判断误差^[8]。

本文提出一种基于统计理论的距离判别方法,重建出目标信号在连续时间轴上的分布,以去除噪音等随机因素对信号的影响。首先对目标信号进行建模,将信号重建简化成几个参量求解的问题。基于马尔可夫理论^[9]的 Metropolis 算法^[10]作为各个参量的求解手段,完成所有参量的更新和求解。选用贝叶斯推论^[11]对每次更新后的参量进行评价,求出最优解。

1 数据模型和贝叶斯推论

由于时间相关单光子计数型激光雷达的工作特性,通过统计多次测量结果,才能得到一个非常准确的目标距离。以一次测量为例,分析多次测量的意义。

首先控制微脉冲激光器向外辐射一束激光脉冲,用一个函数描述激光脉冲在时间轴上的形态。这里不具体讨论激光脉冲的形状。理想的冲击式的激光脉冲难以获得,工程上只能尽可能地减小脉宽,而不可能消除。时域上的激光脉冲强度与时间的关系表示为 $S(t)$ 。

激光脉冲通过时间相关单光子计数型激光雷达系统的光学系统,激光脉冲能量不可避免发生损耗,再通过大气传输照射到目标表面,此时激光脉冲为 $\eta_b \eta_{s1} S(t - t_0 - t_{s1})$ 。其中, η_{s1} 为探测系统的衰减因子、 η_b 为大气衰减因子、 t_{s1} 为激光脉冲从激光器出射到从时间相关单光子计数型激光雷达系统出射的时间差、 t_0 为光子从时间相关单光子计数型激光雷达系统飞行到目标表面所需要的时间。

到达目标表面的激光脉冲强度非常微弱,激光脉冲在目标表面会产生反射、折射和散射等,但是最快到达光电探测器表面的是沿原路返回的激光脉冲回波。若测量次数足够多,同一像素内所有目标信息均有可能被探测到。微光下的光子发射过程是一个泊松过程,

极微弱的激光脉冲回波并不是绝对会被探测到的。目标如果有混沌介质的特性,则能够改变激光脉冲相位或者脉宽。从目标返回的激光脉冲回波表示为 $\eta_b \eta_{s1} \eta_s S(t - t_0 - t_{s1})$, η_s 为目标对激光脉冲回波的衰减因子。

激光脉冲回波再次经过大气传输到达时间相关单光子计数型激光雷达系统,衰减为 $\eta_b^2 \eta_{s1} \eta_s S(t - 2t_0 - t_{s1})$ 。时间相关单光子计数型激光雷达系统的光学接收系统接收到激光脉冲回波,并将其聚焦照射到光电探测器的表面,此时激光脉冲信号表示为 $\eta_b^2 \eta_{s1} \eta_{s2} S(t - 2t_0 - t_{s1} - t_{s2})$, η_{s2} 为光学接收系统对激光脉冲的衰减系数、 t_{s2} 为激光脉冲在光学接收系统中传输所需要的时间。光电探测器的响应延迟特性与光输入有关,即目标距离、探测器量子效率、目标反射特性均会对光子统计直方图产生影响。这种响应延迟的随机性最多为 1 ns,合理地分析可以得到一个更加精确的结果。

光子统计直方图是若干次测量结果的统计柱状图。时间相关单光子计数型激光雷达的计时模块具有一定的时间分辨率。所以,光子统计直方图是一个激光光斑内,对测量目标回波信号在时间上的分段积分,若时间分辨率足够高,测量目标回波信号 F 在离散时间上为

$$F(i) = \int_{i\tau}^{(i+1)\tau} f(t) dt + B \approx f(i, \beta, t_0) + B \quad (1)$$

式中, $f(i, \beta, t_0)$ 为探测目标反射的光子数在光子飞行时间 i 的能量分布; $f(t)$ 为光子统计直方图在连续时间 t 上的表示; τ 是系统可分辨的最小时间单元; B 为噪音; t_0 是回波信号 $f(i, \beta, t_0)$ 的峰值位置; β 是回波信号 $f(i, \beta, t_0)$ 的峰值幅度。一般可以用分段指数模型^[12]或者高斯模型^[13]近似描述 $f(i, \beta, t_0)$, 本文采用比较简单的高斯模型。

探测到的目标回波信号 y 可以看成是对目标回波信号 F 的抽样,那么,探测到的目标回波信号在第 i 个时间点强度 y_i 服从参量为 $F(i)$ 的泊松分布。因此有

$$P(y_i | t_0, \beta, B) = \exp(-F(i)) \frac{F(i)^{y_i}}{y_i!} \quad (2)$$

利用激光雷达信号 y 求解参量 t_0, β, B , 其过程即为基于后验信息对先验信息的估计。其中的后验信息是信号 y , 相对应的待估计的先验信息是参量 t_0, β, B 。各时间点的 y_i 相互独立,那么在条件 F 下, $(y_1, y_2 \dots y_{i_{\max}})$ 的联合分布概率为

$$P(y_i | t_0, \beta, B) = \exp(-F(i)) \frac{F(i)^{y_i}}{y_i!} \quad (3)$$

没有先验信息条件下,高出阈值的时间点均有可能是准确的光子飞行时间,参量 t_0 服从均匀分布;而关于幅度参量 β 及 B , 各自服从 Gamma 分布,尺度参量和形状参量均为正数。这些参量的联合分布概率密度函数可以写为

$$f(t_0, \beta, B) = \left(\frac{1}{i_{\max}}\right) f_G(B|c, d) f_G(\beta|a, b) \quad (4)$$

f_G 表示一个 Gamma 分布的概率密度函数.

在贝叶斯推论中,后验分布属于条件分布的范畴,因此按照条件分布的概念,先验参量预估值(t_0, β, B)在后验信息 y 的条件下的后验分布概率密度函数为

$$\pi(t_0, \beta, B | y) = \frac{L(y | t_0, \beta, B) f(t_0, \beta, B)}{\int L(y | t_0, \beta, B) f(t_0, \beta, B) d(t_0, \beta, B)} \quad (5)$$

在相同的抽样下,分母近似为一个常量,且所有全局近似解的后验分布概率仅需要作为一个比较,因此式(5)可以写为

$$\pi(t_0, \beta, B | y) \propto L(y | t_0, \beta, B) f(t_0, \beta, B) \quad (6)$$

2 马尔可夫方法

图 1 是各时间分辨率条件下的目标光子统计直方图,数据来源于实验室研制的时间相关单光子计数型激光雷达.

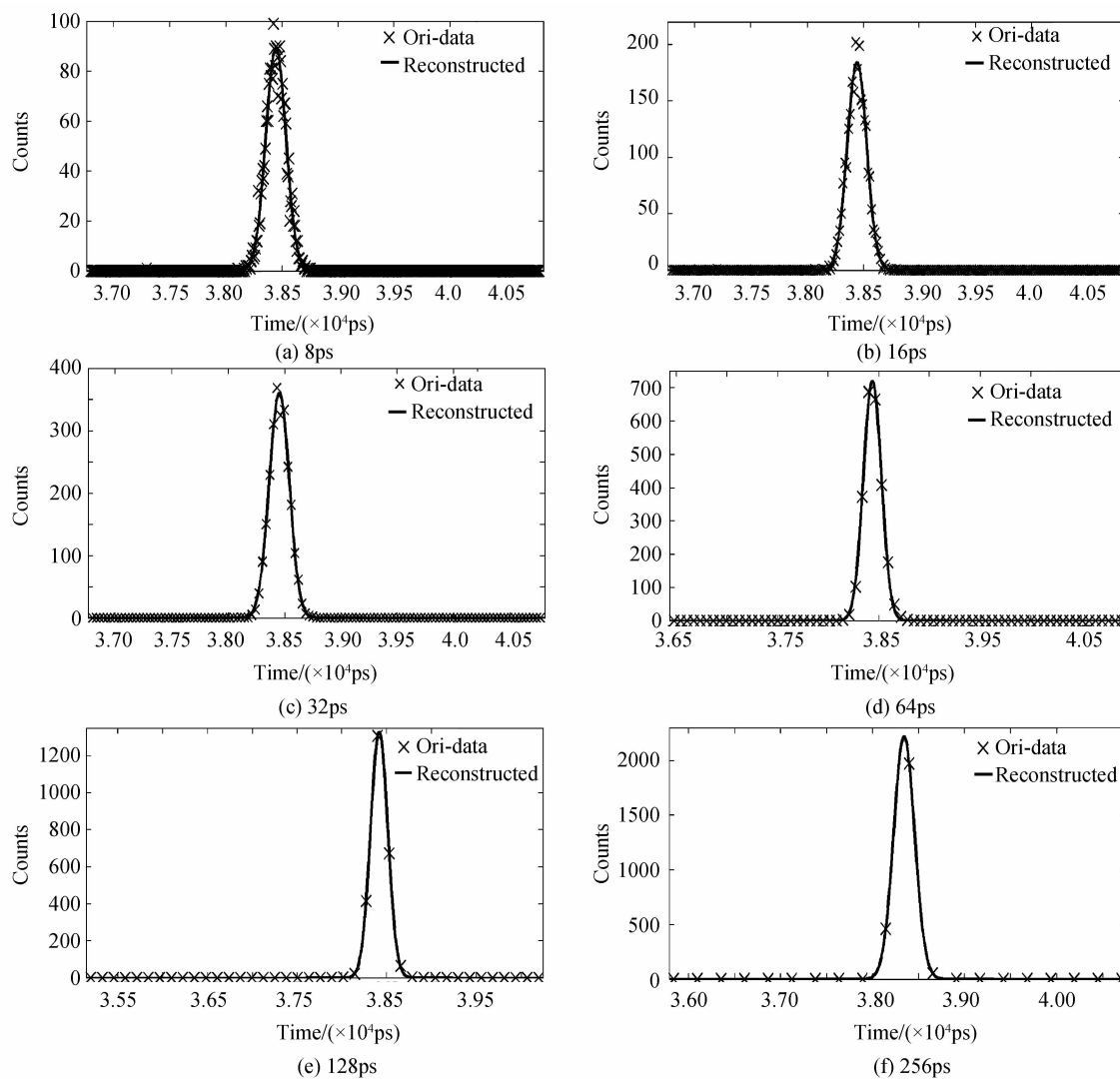


图 1 不同时间分辨率下的光子计数统计直方图高斯最小二乘法拟合

Fig. 1 Gaussian least squares fit of the photon histogram in different time resolutions

很明显,时间分辨率越高的统计直方图所包含的目标信号越丰富.随着时间分辨率降低,光子统计直方图的峰值幅度显著提高,峰值信噪比较好,这是由于原先靠近时间点的光子计数累积到同一个时间点上,但是依赖这种方法判定的距离准确度有限.同时随着时间分辨率的进一步降低,式(1)不再适用.由图 1 可以看出,当时间分辨率足够低的时候,光子计数型激光雷达的优势也将丧失.而时间分辨率足够高的测量系统,

能为距离的判断提供更多的信息,但也更容易受到噪声影响.

信号重建的问题可简化为几个参量的求解问题.马尔可夫技术认为这些参量构成一个马氏链的向量参量.其中三个参量作为三个子马氏链的参量,独立交叉进行更新求解,从而完成对解空间的探测.依据贝叶斯推论,最终解析出的三个参量构成一个对先验信息的估计.

常用的马尔可夫技术通常来源于 Gibbs 算法^[14]、M-H 算法^[15] 和以及 Metropolis 算法. Gibbs 和 M-H 算法均是基于 Metropolis 算法的改进,可以实现马氏链较为快速的更新.但是本方法中,可以确定回波信号的峰值位置在后验采样信号峰值位置附近,且峰值幅度也相近,解存在的空间相当有限.而 M-H 算法实际上扩大了解空间,Gibbs 算法可以看成是多个 M-H 算法的组合,因此,Metropolis 算法更为简单实用.

构造马氏链的过程是一个迭代过程,运算量越大,运算结果越收敛,并逐步趋向最优解.但是在实际问题处理中,由于条件限制,运算量无法保证,运算结果的稳定性仅能依靠经验,即依赖经验设置终止条件.

Metropolis 算法是一种求解最优解的算法,也是最早构造马氏链的算法.假设 $\pi(x)$ 是在空间 Ω 的某个分布, $M(X_0, X_1, X_1 \dots X_N)$ 为马氏链, $E(x)$ 为辅助函数,那么从马氏链的状态 $X_i = x$ 转移到状态 $X_{j+1} = y$ 的概率为

$$\alpha(x, y) = \frac{\pi(y) \cdot E(y)}{\pi(x) \cdot E(x)} \quad (7)$$

同时在空间 Ω 上对任意 x 和 y , $R(x, y)$ 与 $\pi(y)$ 存在关系

$$\begin{cases} R(x, y) = \frac{E(y) \cdot \pi(y)}{E(x) \cdot \pi(x)} \\ \lim_{j \rightarrow \infty} R^j(x, y) = \pi(y) \end{cases} \quad (8)$$

噪音 B 使用 Gamma 分布,即 $B' \sim \Gamma(1.5, B)$, 转移概率为

$$\alpha(B, B') = \frac{L(y|t_0, \beta, B') f_G(B'|1.5, B)}{L(y|t_0, \beta, B) f_G(B|1.5, B')} \quad (9)$$

f_G 为 Gamma 函数.

β 的更新使用高斯分布,即 $\beta' \sim N(\max(y), \sigma_1)$, 其中 σ_1 为一个较小的正数以限定 β 的探测空间范围,达到快速更新的目的.

$$\alpha(\beta, \beta') = \frac{L(y|t_0, \beta', B)}{L(y|t_0, \beta, B)} \quad (10)$$

t_0 的更新使用高斯分布,即 $t'_0 \sim N(T, \sigma_2)$, 或者 $t'_0 \sim N(t_0, \sigma_3)$. 其中, T 为 $\max(y)$ 所在的时间点, σ_2 和 σ_3 均为一个较小的正数以限定探测空间的范围,达到快速更新的目的.

$$\alpha_1(t_0, t'_0) = \frac{L(y|t'_0, \beta, B) f_N(t'_0|T, \sigma_2)}{L(y|t_0, \beta, B) f_N(t_0|T, \sigma_2)} \quad (11a)$$

$$\alpha_2(t_0, t'_0) = \frac{L(y|t'_0, \beta, B)}{L(y|t_0, \beta, B)} \quad (11b)$$

f_N 为高斯函数.

3 实验

时间相关单光子计数型激光雷达用不同时间分辨率测量目标距离、对目标回波信号进行采样.用本文方法处理 TCSPC 测距方式得到的光子计数型激光雷达

数据.为了避免后验概率值太大或者太小,设置算法初始条件: $a=10, b=1, c=1.1, d=100$; 待解的 3 个参量 B 设置为一个较小的任意值, t_0 选择 $\max(y)$ 所在的位置, β 设置为 $\max(y)$. 所有参量的更新次数总和为 1000. 目标距离测量系统约为 6m, 使用时间选通的方式截取数据以减小计算量.

对比图 2(a)中各时间分辨率下的信号,各信号峰值幅度明显不同,不能作为目标反射的信号强度,只能作为在同一分辨率下回波强度的参考量.目标的反射信号强度为计数值.从图中可以发现,还原出的波形峰值位置越来越集中,并且随着时间分辨率的进一步提高,这种趋势越来越明显.因为低时间分辨率下的原始数据过少,后验信息越少,推断出的先验信息越不稳定,因此 256 ps 的数据准确度不如比其它数据.而高时间分辨率下的数据后验信息相对更丰富,推断出的先验信息更准确.

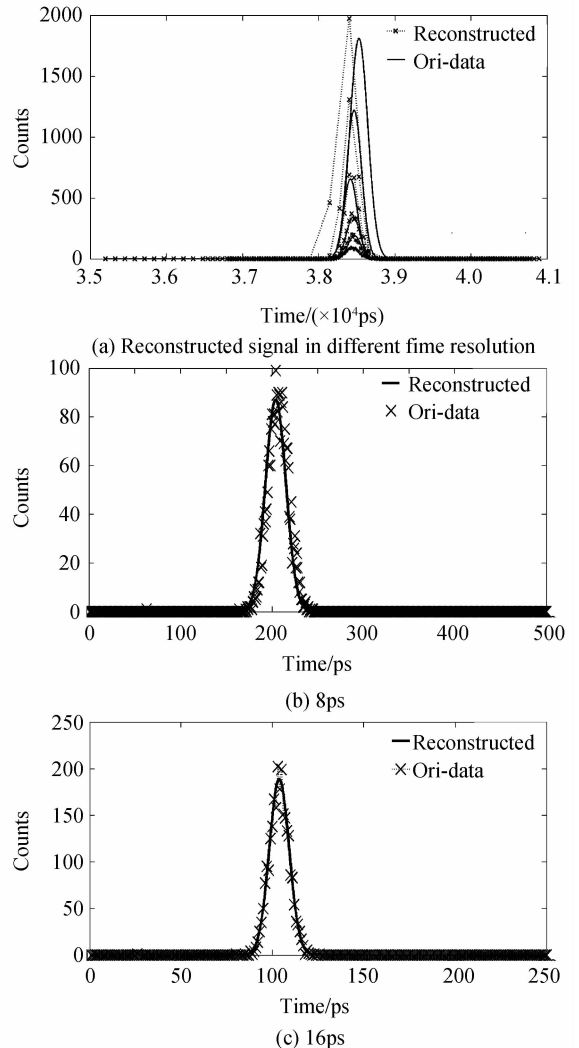


图 2 不同时间分辨率下的光子统计直方图的信号分解波形
Fig. 2 Decomposition of the photon histogram in different time resolution

图 3 中源数据是对同个目标间隔为 1 cm 左右的

两次测量结果,系统的时间分辨率为 64 ps. 图中实线和虚线即重建出的信号,区分出的距离差为 1.006 cm, 64 ps 对应的最小距离分辨为 0.96 cm,但是由于测量系统采用的探测器、激光光源等因素,系统的时间分辨率并不是测量系统的最小距离分辨.

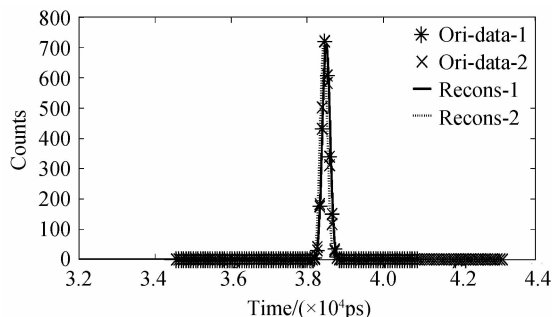


图3 64 ps 分辨率光子统计直方图的信号分解波形
Fig. 3 Decomposition of the photon histogram in 64 ps resolution

为了进一步检验本方法的稳定性,对时间分辨为 8 ps、16 ps、32 ps、64 ps 和 128 ps 的数据进行了均值 μ 和均方差 σ 的统计实验. 迭代次数为 1 000 次,每种时间分辨率的数据样本是 100 组,以最简单的峰值判断法进行距离的判断. 显然,时间分辨率越小,对同一个距离的判断越稳定,而当时间分辨率变高时,累积的光子计数直方图容易受到噪音等因素影响,从而产生小范围内的波动,这种波动在时间分辨率高的情况下容易被观测到. 时间分辨率提高后,虽然稳定性有所降低,但是准确度得到提高. 从本方法统计得到的数据中看出,随着时间分辨率的提高,可以获得更加稳定的运算结果. 但是在 128 ps 处标准差比峰值判断法大,这是由于时间分辨率太低,高出阈值的点不够多,导致信息量不足所做出的误判. 时间分辨为 8 ps 时,本方法的稳定性远高于峰值判断法.

表 1 不同分辨率下的距离值统计

Table 1 Range statistics in different resolution

Time resolution/ps	The peak method	The proposed method
	$\mu_1 / \text{cm}, \sigma_1$	$\mu_2 / \text{cm}, \sigma_2$
128	576.0000, 0	576.0192, 0.9305
64	576.6912, 0.1877	576.6606, 0.0458
32	576.6768, 0.0656	576.5060, 0.0410
16	576.6840, 0.0621	576.4591, 0.0405
8	576.6168, 0.0832	576.3600, 2.0399×10^{-28}

以上两组实验所采用的数据相对理想,计数值较高,因此控制激光脉冲数,获得不同激光脉冲数下的测量数据,处理结果如图 4. 图中横轴对应激光脉冲数,纵轴对应相对距离,其中 5 000 个激光脉冲下的光子统计直方图中最大计数值只有 22.

由于本方法采用高斯模型,因此峰值判别法和均值法没有区别. 图 4 中马尔科夫法与峰值判别法均不如均值法的趋势平缓,本方法提取的距离均方差为

0.085 2,另外两种分别是 0.105 9, 0.202 5. 此外,本方法属于迭代算法,若条件允许,可以得到更加稳定的运算结果. 不准确的数据模型必然会导致错误的信号还原,选用的数据模型与实际的模型有差异,这也是标准差一直不为 0 的原因之一.

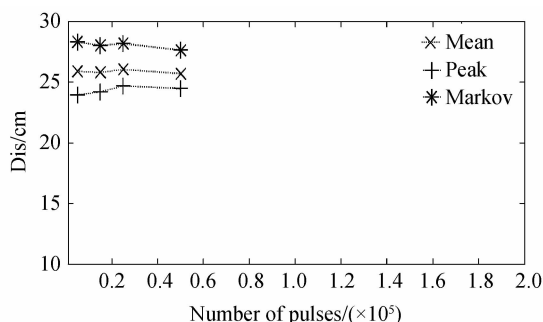


图4 不同方法得到的相对距离

Fig. 4 Relative distance of different method

4 结论

本文解释了光子统计直方图产生随机性的原因,提出了一种光子计数型激光雷达信号重建的方法,这种方法在光子计数激光雷达信号重建和距离判断上具有较高的准确性,有效克服了低分辨率信号后验信息不完整的缺点. 通过合理的预设分布能够减小计算量,避免重复计算. 依据有用的后验信息和简单的 Metropolis 算法可以实现较快的运算. 时间分辨率足够高的情况下,虽然峰值位置容易产生波动,但是系统的测量准确度仍然处于较高的水平,本方法可以得到更为稳定的测量结果,具有良好的鲁棒性. 由于信号存在多样性,不能标定运算结果的置信度,但是运算结果的均方差为 0.082,表面出高度的准确性.

参考文献

- [1] ALBOTA M A, AULL B F, FOUICHE D G, *et al.* Three-dimensional imaging laser radars with Geiger-mode avalanche photodiode arrays[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2002, **13**(2): 351-370.
- [2] RUAN Hang, WU Yan-hong, JIA Xin, *et al.* Inverse synthetic aperture lidar imaging algorithm for spinning target [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(10): 1238-1243. 阮航, 吴彦鸿, 贾鑫, 等. 自旋目标逆合成孔径激光雷达成像算法[J]. *光子学报*, 2013, **42**(10): 1238-1243.
- [3] ALBOTA M A, HEINRICHS R M, KOCHER D G, *et al.* Three-dimensional imaging laser radar with a photon-counting avalanche photodiode array and microchip laser[J]. *Applied Optics*, 2002, **41**(36): 7671-7678.
- [4] BUSCK J, HEISELBERG H. Gated viewing and high-accuracy three-dimensional laser radar[J]. *Applied Optics*, 2004, **43**(24): 4705-4710.
- [5] MASSA J S, WALLACE A M, BULLER G S, *et al.* Laser depth measurement based on time-correlated single-photon counting[J]. *Optic Letters*, 1997, **22**(8): 543-545.
- [6] MCCARTHY A, COLLINS R J, KRICHEL N J, *et al.* Long-range time-of-flight scanning sensor based on high-speed time-correlated single-photon counting[J]. *Applied Optics*, 2009,

- 48**(32): 6241-6251.
- [7] MASSA J S, BULLER G, WALKER A, *et al.* Optical design and evaluation of a three-dimensional imaging and ranging system based on time-correlated single-photon counting[J]. *Applied Optics*, 2002, **41**(6): 3261-3276.
- [8] WANG Fei, ZHAO Yuan, ZHANG Yu, *et al.* Range accuracy limitation of pulse ranging systems based on geiger mode single photon detectors[J]. *Applied Optics*, 2010, **49**(29): 5561-5566.
- [9] XUE Yong-hong, ZHANG Tao, CHEN Rong-li, *et al.* Multi-shape infrared target detection algorithm based on markov random field[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(10): 1231-1237.
薛永宏, 张涛, 陈荣利, 等. 基于马尔可夫随机场的红外有形目标检测算法[J]. 光子学报, 2013, **42**(10): 1231-1237.
- [10] DIACONIS P, SALOFF-COSTE L. What do we know about the metropolis algorithm [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1998, **57**: 20-36.
- [11] ZHENG S. The estimation of lower refractivity uncertainty from radar sea clutter using the Bayesian—MCMC method [J]. *Chinese Physics B*, 2013, **22**(2): 029302.
- [12] PELLEGRINI S, BULLER G, SMITH J, *et al.* Laser-based distance measurement using picosecond resolution TCSPC [J]. *Measurement Science and Technology*, 2000, **11**: 712-716.
- [13] CHAUVE A, MALLET C, BRETAR F, *et al.* Processing full-waveform lidar data: modelling raw signals. international archives of photogrammetry[J]. *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2007, Espoo, Finland: 102-107.
- [14] CASELLA G, GEORGE E I. Explaining the Gibbs sampler [J]. *The American Statistician*, 1992, **46**(3): 167-174.
- [15] HASTINGS W K, MONTE C. Sampling methods using markov chains and their applications[J]. *Biometrika*, 1970, **57**(1): 97-109.