

## 低信噪比条件下光子探测回波信息恢复方法研究

赵楠翔<sup>1,2\*</sup>, 胡以华<sup>1,2\*\*</sup>, 侯阿慧<sup>1,2</sup>, 方佳节<sup>1,2</sup>, 孙万顺<sup>1,2</sup><sup>1</sup>国防科技大学脉冲功率激光技术国家重点实验室, 安徽 合肥 230037;<sup>2</sup>国防科技大学电子制约技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230037

**摘要** 受光子探测概率和探测器死时间的影响,多次累积得到的光子探测概率分布信号相对于真实目标回波信号往往会产生畸变,影响准确目标信息的提取。为此开展低信噪比条件下光子探测回波信息恢复方法研究,基于光子探测回波模型,提出基于局部退火的目标回波粒子群优化算法。仿真结果表明,不同信噪比条件下目标回波信号恢复性能的稳定性较好,在仿真条件下,算法得到的回波信号与真实回波信号的差异度控制在 0.005 以下,测距误差保持在 3.4 cm 以下。实验结果表明,该算法也能较好地恢复纵深目标信息,得到的目标纵深距离信息误差为 3.45 cm。

**关键词** 遥感; 光子探测; 信息恢复; 波形畸变; 测距误差; 目标回波

中图分类号 O439 文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL220970

## 1 引言

光子计数激光雷达利用光子回波时延测量获取目标距离信息<sup>[1]</sup>,具有高灵敏度优势,被广泛应用于目标测距<sup>[2-3]</sup>、三维成像<sup>[4-12]</sup>等领域中。光子计数激光雷达对回波光子进行探测,并记录对应时间光子事件的有无,因此一次探测不能获得目标回波波形数据。通过多次探测积累,得到光子计数的累积直方图,这一光子计数的概率直方图可以认为是光子回波探测概率波形,与目标真实回波波形密切相关。在激光雷达中,通常通过对回波信号进行质心计算来确定目标的距离<sup>[13-15]</sup>。然而,在光子计数激光雷达中,探测器普遍存在较长的响应死时间,导致光子回波探测概率波形相对于目标回波波形存在较大畸变<sup>[16]</sup>,这严重影响了光子测距准确度以及目标信息的有效获取。

目前,光子探测回波信息的恢复方法主要有基于光子概率的测距误差补偿方法<sup>[17]</sup>、基于探测概率函数的迭代求解法<sup>[18-19]</sup>等。基于光子概率的测距误差补偿方法基于光子探测概率与测距误差的关系,对测距误差进行校正,但在低信噪比条件下误差较大,且难以恢复目标回波波形信息。基于探测概率函数的迭代求解法基于光子概率波形与原始回波分布概率的关系,进行逐位迭代求解,在高信噪比条件具有较好的信息恢复效果,但当回波信噪比较低时,迭代误差将累积并显著上升,造成信息恢复误差严重。

为解决低信噪比条件下光子探测回波信息的恢复

问题,本文分析了光子探测回波与真实回波的关系,通过建立基于部分退火的多粒子群优化算法,对目标真实回波参数进行恢复估计,实现了目标测距和回波波形信息的准确恢复。通过实验对算法进行验证,给出了实际目标的信息获取结果。所提算法为低信噪比条件下光子探测信息的准确获取提供了一定的参考。

## 2 光子探测回波信息恢复算法

## 2.1 光子探测回波模型

对于典型平面目标,假设发射激光脉冲能量服从高斯分布,则在光子探测器端接收到的目标回波信号可表示<sup>[20]</sup>为

$$S_r(t) = S_0(t) \rho_0 \beta \exp\{-4 \ln[2(t-t_0)^2/\tau^2]\}/R^2, (1)$$

式中: $t$ 为时延; $t_0$ 为激光脉冲中心时刻; $S_0(t)$ 为发射激光功率; $\tau$ 为发射激光脉冲半宽; $\rho_0$ 为目标反射率; $\beta$ 为路径及光学衰减; $R$ 为目标距离。

在时间上按照一定时间间隔对探测器信号输出进行划分,由于光子探测概率服从泊松分布,考虑到死时间效应,探测器在第 $i$ 个时间间隔内产生响应的概率<sup>[21]</sup>为

$$P(i) = \{1 - \exp[-\eta N(i)]\} \cdot \exp\left[\sum_{j=i-k}^{i-1} \eta N(j)\right], (2)$$

式中: $j$ 为计数间隔; $N(i) = \int_{t_i} S_r(t) dt / (hv) + N_n$ ,其中, $t_i$ 为间隔时间, $hv$ 为单光子能量, $h$ 为普朗克常量, $v$

收稿日期: 2022-06-15; 修回日期: 2022-07-08; 录用日期: 2022-07-11; 网络首发日期: 2022-07-21

基金项目: 国家自然科学基金(61871389)、国防科技大学科研计划项目(ZK18-01-02)、国防科技大学自主创新科学基金重大项目(22-ZZCX-007)、国防科技创新特区项目(22-TQ23-07-ZD-01-001)

通信作者: \*southfly@163.com; \*\*skl\_hyh@163.com

为光子频率,  $N_n$  为第  $i$  个时间间隔内的噪声光子数; 探测器死时间大小为  $k$  个时间间隔;  $\eta$  为探测器量子效率。

从式(2)可知, 光子探测器在某一时刻输出的信号只表现为光子事件的有无, 通过对若干次探测结果进行累积, 就可以得到接近  $P(i)$  的探测器输出信号  $P'(i)$ 。图 1 给出了光子探测输出信号与真实回波信号的对比, 其中累积次数 ( $N'$ ) 为 1000 次, 单次目标回波有效光子数最大峰值为 0.01, 单个时间间隔内噪声光子数为 0.0016。可以看出, 受泊松概率和探测器死时间的影响, 若干次累积后得到的信号概率分布波形  $P'(i)$  与目标真实信号  $S_i(t)$  之间存在较大差异。直接利用光子探测信号进行目标测距、目标信息提取存在较大误差, 必须寻求目标真实信号的恢复方法。

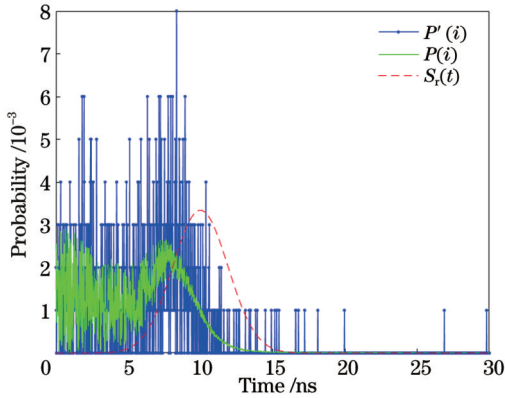


图 1 光子探测输出信号与真实回波信号的对比

Fig. 1 Comparison of photon detection output signal and real echo signal

## 2.2 利用基于部分退火的粒子群优化算法进行目标回波信号恢复

在累积次数和信噪比都较低的情况下, 直接采用基于式(2)的模型, 研究目标真实信号对噪声敏感、迭代误差累积放大等问题。粒子群优化算法作为一种仿生优化算法, 具有结构简单、所需参数少、计算速度快等优点, 适用于光子回波信号恢复。传统的粒子群优化算法易陷入局部最优点, 造成参数估计失败。本文结合模拟退火算法, 对粒子群优化算法进行改造, 改善算法在整个搜索空间内的搜索性能, 提高求解准确度。

粒子群的寻优过程是通过各粒子在搜索空间内的运动来实现的。各粒子的运动策略包括三个方面的信息, 分别是该粒子上次运动速度、自身学习信息和全局学习信息, 表达式为

$$v_i(t+1) = \omega v_i(t) + c_1 r_1 [p_{\text{best}, i'} - x_i(t)] + c_2 r_2 [g_{\text{best}} - x_i(t)], \quad (3)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad (4)$$

式中:  $v_i(t)$  为第  $i'$  个粒子在  $t$  时刻的位移量;  $x_i(t)$  和  $x_i(t+1)$  分别为第  $i'$  个粒子在  $t$  和  $t+1$  时刻的位置;  $\omega$  为惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  分别为自身学习因子和种群学习

因子;  $r_1$  和  $r_2$  为随机数;  $p_{\text{best}, i'}$  为该粒子历史最优解的位置;  $g_{\text{best}}$  为整个种群历史最优解位置。整个粒子群通过不断迭代进化, 各粒子向着最优解的位置运动, 最终获得满足终止条件的最优解结果。

在粒子群寻优过程中, 随着迭代次数的增加, 粒子群中各粒子都向着历史最优值位置运动。在这个过程中, 粒子可能会失去活力并可能陷入局部最优范围, 导致算法不能取得全局最优结果。因此, 引入模拟退火算法, 使粒子离开局部最优位置, 重新取得活力, 有效提高全局搜索能力。另一方面, 为了避免失去可能的优势粒子种群, 在模拟退火时只随机选取部分粒子进行。

根据各粒子历史最优值与全局历史最优值, 判断第  $i'$  个粒子是否由新的粒子代替:

$$\alpha_{i'} = \exp \left[ \frac{-N \cdot (h_{\text{best}, i'} - k_{\text{best}})}{\sum (h_{\text{best}, j'} - k_{\text{best}}) \cdot T} \right] < R_{\text{rand}} \cdot \rho, \quad (5)$$

式中:  $\alpha_{i'}$  为粒子替代因子;  $R_{\text{rand}}$  为随机量;  $h_{\text{best}, i'}$  为第  $i'$  个粒子历史最优值;  $h_{\text{best}, j'}$  为所有  $j'$  个粒子的历史最优值;  $k_{\text{best}}$  为全局历史最优值;  $N$  为粒子总数;  $\rho$  为控制粒子群中新粒子替换速率的比例因子;  $T$  为当前温度。  $\alpha_{i'}$  取值越大, 说明该粒子最接近全局最优位置, 相应陷入局部最优解的可能性也越大。因此, 当式(5)成立时, 则产生新的粒子代替旧粒子, 进而跳出局部最优位置, 重新进行全局搜索。

利用上述算法, 设定种群大小为 3000, 待估计参数包括回波信号强度、信号脉宽、信号峰值位置、平均光子噪声强度等参数。不同信噪比条件下的光子探测信号恢复结果如图 2 所示。其中, 目标单次光子回波峰值强度为 0.01 个光子, 探测累积次数为 1000 次, 图 2(a) 中单个探测单元时间内的噪声光子数为 0.0016, 图 2(b) 中单个探测单元时间内的噪声光子数为 0.0053。

从图 2 可见, 本文提出的算法在低信噪比下仍然可以取得较好的信号恢复效果, 而基于光子探测概率的迭代求解方法则出现了较为严重的信号恢复失真现象。

为了评价恢复信号与目标真实回波信号之间的一致性, 定义如下评价函数:

$$R' = 1 - \frac{\sum [P_1(i) - \bar{P}_1(i)] [S_i(i) - \bar{S}_i(i)]}{\sqrt{\sum [P_1(i) - \bar{P}_1(i)]^2} \sqrt{\sum [S_i(i) - \bar{S}_i(i)]^2}}, \quad (6)$$

式中:  $R'$  为信号差异度;  $\bar{P}_1(i)$  为恢复的回波信号均值;  $\bar{S}_i(i)$  为目标真实回波信号均值;  $P_1(i)$  为恢复出的回波信号;  $S_i(i)$  为目标真实回波信号。  $P_1(i)$  和  $S_i(i)$  越相似, 则  $R$  越接近 0。

同时, 对于恢复出的目标回波信号, 采用峰值法

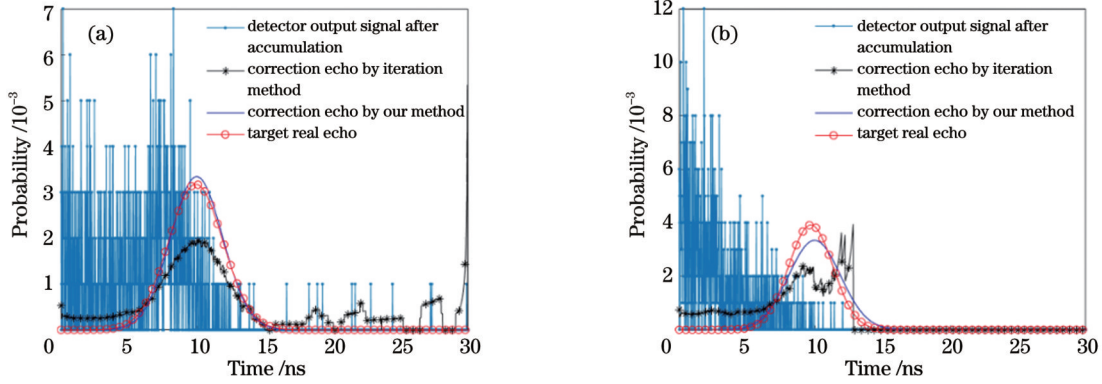


图 2 不同  $N_n$  下的恢复结果对比。(a)  $N_n=0.0016$ ; (b)  $N_n=0.0053$

Fig. 2 Comparison of recovery results under different  $N_n$ . (a)  $N_n=0.0016$ ; (b)  $N_n=0.0053$

确定目标位置信息,计算其与真实目标位置的差异度,进而评价算法准确性。本文算法与基于光子探测

概率的迭代求解方法在不同  $N_n$  下的性能如图 3 所示。

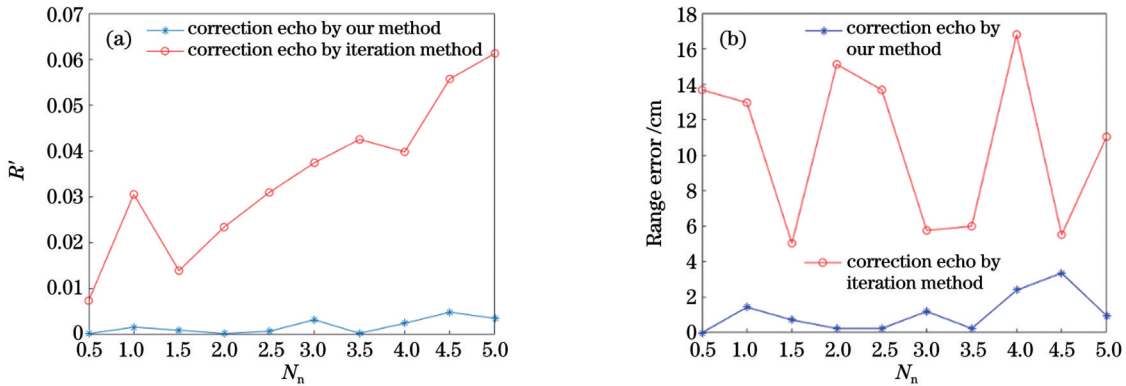


图 3 不同  $N_n$  下的恢复信号误差。(a) 信号差异度; (b) 测距误差

Fig. 3 Recovery signal errors under different  $N_n$ . (a) Signal difference; (b) range error

从图 3 可见,当噪声光子总数从 0.5 上升到 5.0 时,基于光子探测概率的迭代求解方法恢复的信号与真实信号的差异度从 0.007 上升到 0.061,测距误差在 5.5~13.7 cm 之间振荡;而本文算法恢复的信号与真实信号的差异度始终在保持 0.005 以下,测距误差保持在 3.4 cm 以下。本文算法恢复出的信号更加接近真实目标回波信号,测距误差更小,且在较高噪声情况下依然保持较好性能。

将探测累积次数从 1000 次增加到 5000 次,当噪声光子总数为 5.0 时,本文算法与基于光子探测概率的迭代求解方法的性能变化如图 4 所示。

从图 4 可见,当探测累积次数从 1000 次增加到 5000 次时,基于光子探测概率的迭代求解方法恢复的信号与真实信号的差异度从 0.061 逐渐下降到 0.0298,测距误差在 2.88~13.7 cm 之间振荡。本文算法恢复的信号与真实信号的差异度从 0.0035 下降到 0.0012,

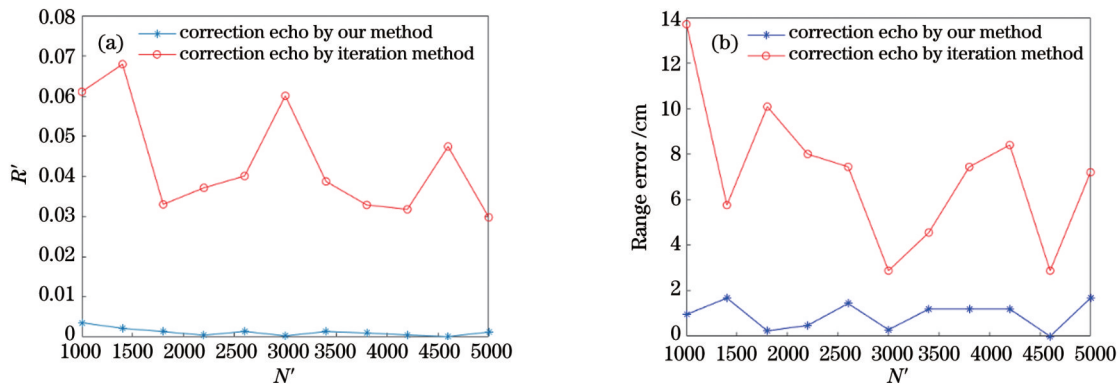


图 4 不同  $N'$  下的恢复信号误差。(a) 信号差异度; (b) 测距误差

Fig. 4 Recovery signal errors under different  $N'$ . (a) Signal difference; (b) range error

测距误差保持在 1.68 cm 以下。随着累积次数的增加,恢复信号性能都有所改善,但本文算法相对更优。

### 3 实验分析

为了对所提算法与仿真结果进行验证,搭建了光子计数探测实验系统,对平面目标进行了光子探测实验,通过多次累积得到光子回波概率分布结果。实验

系统主要参数如下:激光波长为 1064 nm,激光脉冲能量为 5  $\mu$ J,脉宽为 4.5 ns,采样时间间隔为 16 ps。实验系统构成示意图如图 5 所示,其中,BS 为分束器,OAS 为衰减器,BE 为扩束镜,BPF 为滤波片,FCR 为光纤耦合器,TCSPC 为时间相关光子计数器,GM-APD 为盖革雪崩光电二极管,PIN 为光电二极管,L1 为接收透镜 1,L2 为接收透镜 2。

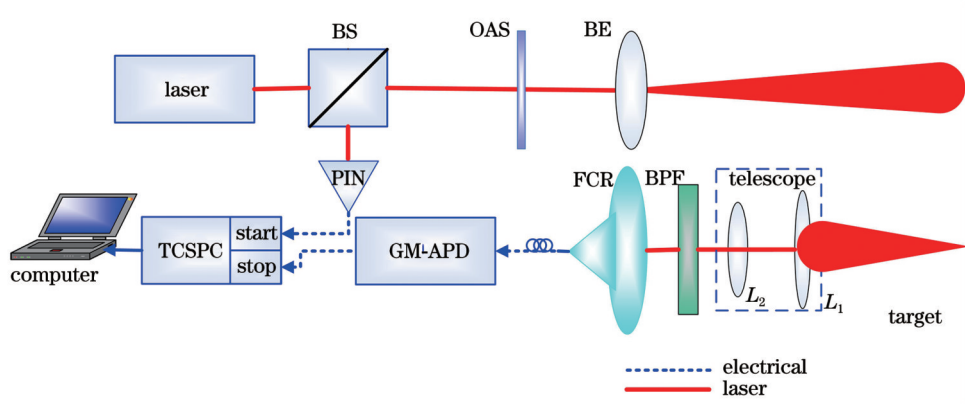


图 5 实验系统示意图

Fig. 5 Schematic of experimental system

首先对单个平面目标进行探测,得到的目标回波信号如图 6 所示。

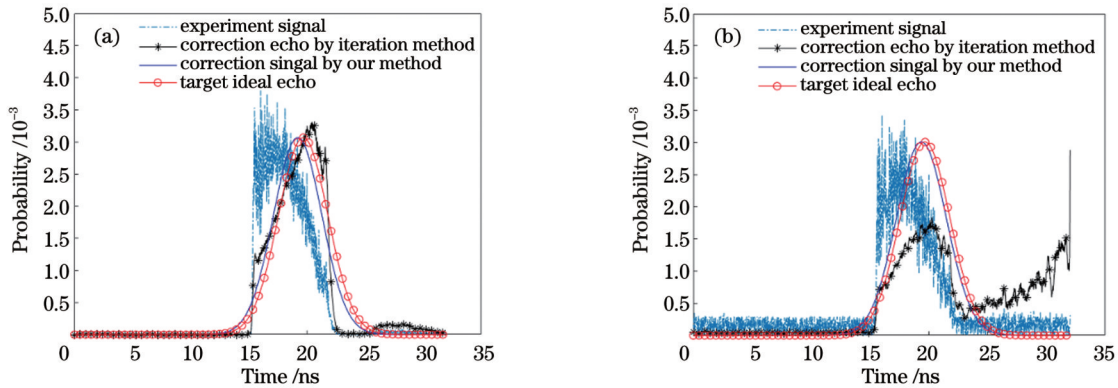


图 6 不同  $N_n$  下单个平面目标的回波信号。(a)  $N_n=8.7004 \times 10^{-7}$ ; (b)  $N_n=0.0003$

Fig. 6 Echo signals of single plane target under different  $N_n$ . (a)  $N_n=8.7004 \times 10^{-7}$ ; (b)  $N_n=0.0003$

在实验中,发射激光脉宽大于采样间隔脉宽,因此在回波信号恢复中考虑了光子高斯分布特性,并比较了理想高斯回波与恢复信号的误差。在图 6(a)中,目标回波信号的光子峰值强度为 0.0033,单个时间间隔内的噪声平均光子数为  $8.7004 \times 10^{-7}$ ,采用本文方法恢复的目标回波信号与目标理想情况下的真实回波信号的差异度为 0.0075,而采用基于光子探测概率的迭代恢复算法得到的信号与真实信号的差异度为 0.0376;本文方法解算得到的目标距离与真实距离的误差为 4.08 cm,采用迭代恢复算法解算得到的目标距离与真实距离的误差为 11.52 cm。在图 6(b)中,目标回波信号的光子峰值强度为 0.0033,单个时间间隔内的噪声平均光子数为 0.0003,采用本文方法恢复的目标回波信号与目标理想情况下的真实回波信号的差异

度为 0.0084,而采用基于光子探测概率的迭代恢复算法得到的信号与真实信号的差异度为 0.2306;本文方法解算得到的目标距离与真实距离的误差为 4.56 cm,采用迭代恢复算法解算得到的目标距离与真实距离的误差为 183.52 cm。当探测信噪比降低时,本文算法依然可以得到较好的回波波形信息恢复结果,而迭代求解算法的误差迅速增大。

为了进一步验证本文算法的有效性,在空间中放置两个平面目标,两个目标之间的距离为 120 cm,激光能够同时照射两个目标。目标回波信号的恢复结果如图 7 所示,目标回波信号的光子峰值强度为 0.0020,单个时间间隔内的噪声平均光子数为  $1.7080 \times 10^{-6}$ 。利用本文方法恢复得到的两个目标回波峰值对应的距离为 123.45 cm,误差为 3.45 cm,而采用迭代恢复算法

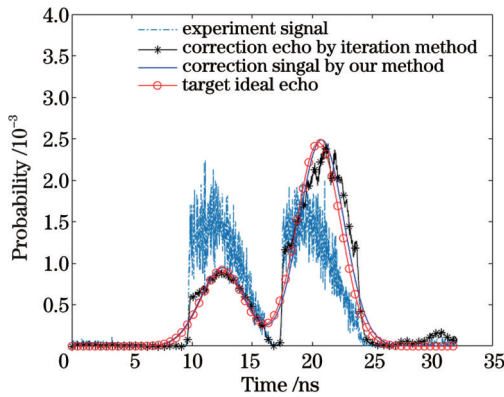


图 7 纵深目标的恢复结果

Fig. 7 Recovery results of deep target

得到的两个目标回波峰值对应的距离为 130.32 cm, 误差为 10.32 cm。本文所提方法能够更好地提取具有纵深结构的目标信息。

## 4 结 论

在建立光子回波模型的基础上,提出了基于部分退火的目标回波粒子群优化算法。与现有的直接基于光子概率的迭代求解法相比,所提算法提高了低信噪比条件下信号恢复的有效性,避免了迭代累积带来的误差扩大。仿真结果表明:当单次光子回波峰值强度为 0.01 个光子,探测累积次数为 1000 次,噪声总光子数在 0.5~5.0 区间变化时,该算法得到的回波信号与真实回波信号的差异度控制在 0.005 以下,测距误差保持在 3.4 cm 以下。实验结果表明:在该低信噪比条件下,目标回波信息的恢复精度依然较好;对于具有纵深结构的目标,目标纵深距离的恢复误差达到 3.45 cm。该算法能够在较低信噪比情况下得到较稳定的目标回波信号恢复结果,在远距离低信噪比情况下的光子探测信号处理方面具有较高的应用价值,能够有效降低测距误差,提高目标信息恢复的准确度。在下一步工作中,将针对复杂形态目标的光子探测信号恢复进行进一步研究,并采用小于采样间隔脉宽的 ps 或 fs 激光器,进一步验证或排除光子高斯分布对实验和算法结果的影响,为远距离复杂目标的光子遥感探测提供更有效的信息提取手段。

## 参 考 文 献

[1] Priedhorsky W C, Smith R C, Ho C. Laser ranging and mapping with a photon-counting detector[J]. *Applied Optics*, 1996, 35(3): 441-452.

[2] Warburton R E, McCarthy A, Wallace A M, et al. Subcentimeter depth resolution using a single-photon counting time-of-flight laser ranging system at 1550 nm wavelength[J]. *Optics Letters*, 2007, 32(15): 2266-2268.

[3] Xue L, Li M, Zhang L, et al. Long-range laser ranging using superconducting nanowire single-photon detectors[J]. *Chinese Optics Letters*, 2016, 14(7): 1671-7694.

[4] 林杰, 何伟基, 叶凌, 等. 基于光子计数的自适应深度成像方法[J]. *光学学报*, 2015, 35(10): 1011001.

Lin J, He W J, Ye L, et al. Photon-counting adaptive depth imaging strategy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(10): 1011001.

[5] Krichel N J, McCarthy A, Buller G S. Resolving range ambiguity in a photon counting depth imager operating at kilometer distances[J]. *Optics Express*, 2010, 18(9): 9192-9206.

[6] Kirmani A, Venkatraman D, Shin D, et al. First-photon imaging[J]. *Science*, 2014, 343(6166): 58-61.

[7] Kong L J, Liu R, Si Y, et al. Time-resolved multiple imaging by detecting photons with changeable wavelengths[J]. *Chinese Optics Letters*, 2017, 15(8): 081101.

[8] McCarthy A, Ren X M, Frera D A, et al. Kilometer-range depth imaging at 1550 nm wavelength using an InGaAs/InP single-photon avalanche diode detector[J]. *Optics Express*, 2013, 21(19): 22098-22113.

[9] Altmann Y, Ren X M, McCarthy A, et al. Lidar waveform-based analysis of depth images constructed using sparse single-photon data[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 1935-1946.

[10] Pawlikowska A M, Halimi A, Lamb R A, et al. Single-photon three-dimensional imaging at up to 10 kilometers range[J]. *Optics Express*, 2017, 25(10): 11919-11931.

[11] Kang Y, Li L F, Liu D W, et al. Fast long-range photon counting depth imaging with sparse single-photon data[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2018, 10(3): 7500710.

[12] Henriksson M, Larsson H, Grönwall C, et al. Continuously scanning time-correlated single-photon-counting single-pixel 3-D lidar[J]. *Optical Engineering*, 2016, 56(3): 031204.

[13] 许万鹏, 黄庚华. 基于恒比定时鉴别的激光雷达时间测量前沿技术研究[J]. *红外*, 2014, 35(4): 18-24.

Xu W P, Huang G H. Research on advanced technology of time measurement for LIDAR based on constant-fraction discrimination[J]. *Infrared*, 2014, 35(4): 18-24.

[14] Chen H M, Jia R L, Li P, et al. Experimental study on laser echo characteristics of typical objects[J]. *Proceedings of SPIE*, 2008, 6625: 66251N.

[15] 赵明波, 何峻, 付强. 全波形激光雷达回波信号建模仿真与分析[J]. *光学学报*, 2012, 32(6): 0628002.

Zhao M B, He J, Fu Q. Simulation modeling and analysis of full-waveform lidar signatures[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(6): 0628002.

[16] Hou A H, Hu Y H, Zhao N X, et al. Full-waveform distortion characteristics of photon counting Lidar at different dead-time[J]. *Optik*, 2020, 223: 165448.

[17] Chen Z D, Li X D, Li X H, et al. A correction method for range walk error in time-correlated single-photon counting using photomultiplier tube[J]. *Optics Communications*, 2019, 434: 7-11.

[18] Xu L, Zhang Y, Zhang Y, et al. Signal restoration method for restraining the range walk error of Geiger-mode avalanche photodiode lidar in acquiring a merged three-dimensional image[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(11): 3059-3063.

[19] Hou A H, Hu Y H, Zhao N X, et al. Full-waveform fast correction method for photon counting Lidar[J]. *Chinese Optics Letters*, 2021, 19(5): 052701.

[20] 侯阿慧, 胡以华, 赵楠翔, 等. 扩展目标光子测距回波特性及误差研究[J]. *中国激光*, 2021, 48(4): 0401016.

Hou A H, Hu Y H, Zhao N X, et al. Echo characteristics and error of extended target for photon ranging[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(4): 0401016.

[21] 黄科, 李松, 马跃, 等. 单光子模式激光测高探测概率模型与精度分析[J]. *中国激光*, 2016, 43(11): 1110001.

Huang K, Li S, Ma Y, et al. Detection probability model of single-photon laser altimetry and its range accuracy[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(11): 1110001.

# Correction Method of Echo Information for Photon Detection Under Low Signal-to-Noise Ratio

Zhao Nanxiang<sup>1,2\*</sup>, Hu Yihua<sup>1,2\*\*</sup>, Hou Ahui<sup>1,2</sup>, Fang Jiajie<sup>1,2</sup>, Sun Wanshun<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>State key Laboratory of Pulsed Power Laser Technology, National University of Defense Technology, Hefei 230037, Anhui, China;

<sup>2</sup>Anhui Key Laboratory of Electronic Restriction, National University of Defense Technology, Hefei 230037, Anhui, China

## Abstract

**Objective** Photon counting LiDAR is widely used in target ranging, three-dimensional imaging, and other fields, owing to the advantage of high sensitivity. The return echo data are obtained in the photon counting LiDAR by recording the presence or absence of photon events at the corresponding time, resulting in the inability to acquire the target echo waveform in one detection. The cumulative histogram of the photon count is obtained by the accumulation of multiple detections. The probability histogram of the photon count is regarded as the photon return detection probability waveform, which is closely related to the true return waveform of the target. In traditional LiDAR, the distance of a target can be determined by calculating the centroid of the return signal. However, in photon counting radar, the detection probability waveform of the photon echo is significantly distorted relative to the target waveform owing to the long response dead time of the detector, which significantly affects the accuracy of the photon ranging and the effective acquisition of the target information. Most researchers recover photon echo information based on the detection probability function with a large data error under low signal-to-noise ratio (SNR), making it difficult to obtain the target echo waveform information. Therefore, we discuss the photon echo correction method for the photon counting signal with a low SNR in this paper.

**Methods** A photon detection echo model is discussed based on the LiDAR detection equation and probability response of photon detection. Combined with the simulated annealing algorithm, the particle swarm optimization algorithm is modified to estimate the photon echo parameters, including the echo signal strength, signal pulse width, peak position of the signal, and average photon noise intensity. The simulated annealing algorithm makes the swarm particles jump out of the local optimal position and effectively improves the global solution search ability. However, to avoid losing the possible dominant particle population, only a few particles are randomly selected for simulated annealing. The consistency between the recovery signal and target true return signal is evaluated by defining the evaluation function. The algorithm's accuracy is evaluated by calculating the difference between the real target location and location information determined by peak method for the recovered target echo signal.

**Results and Discussions** The algorithm proposed in this study can achieve fine signal recovery results at a low SNR, whereas the iterative solution based on the photon detection probability has a severe signal recovery distortion (Fig. 2). When the total number of noise photons increases from 0.5 to 5.0, the difference between the recovered signal recovered by the iterative method and true signal increases from 0.007 to 0.061, and the ranging error oscillates from 5.5 cm to 13.7 cm. The difference between the recovered signal acquired by our algorithm and the real signal is always below 0.005, and the ranging error is below 3.4 cm (Fig. 3). The signal recovered by our algorithm, which still maintains good performance in the case of high noise, is closer to the real target echo signal. The photon detection experiments are conducted on a deep plane target with a distance of 120 cm from the front to the back. Using our method, the recovered distance of the two target signals is 123.45 cm and the error is 3.45 cm. The corresponding distance of the two target signal peaks obtained by the iterative recovery algorithm is 130.32 cm and the error is 10.32 cm (Fig. 6). The method proposed in this study can better extract the target information with the depth structure.

**Conclusions** The simulation and experimental results show that the target signal recovery algorithm based on partial annealing particle swarm optimization can obtain stable target echo signal recovery results under the condition of a low SNR. Compared with the existing iterative method, it improves the effectiveness of signal recovery under the condition of a low SNR and avoids the increase of the error caused by iterative accumulation. Furthermore, the algorithm proposed in this paper has better performance in recovering the depth information of the target.

**Key words** remote sensing; photon detection; information retrieval; waveform distortion; range error; target echo