

引用格式: MENG Fanxing, ZHANG Tongyi, KANG Yan, et al. High Photon Efficiency Image Reconstruction Algorithm Based on Depth Range Selection for Single Photon Counting LiDAR[J]. Acta Photonica Sinica, 2023, 52(9):0910001
孟凡星,张同意,康岩,等. 基于深度范围选取的单光子激光雷达高效率图像重建算法[J]. 光子学报, 2023, 52(9):0910001

基于深度范围选取的单光子激光雷达高效率 图像重建算法

孟凡星^{1,2}, 张同意^{1,2}, 康岩¹, 薛瑞凯^{1,2}, 王晓芳^{1,2}, 李薇薇^{1,2}, 李力飞¹

(1 中国科学院西安光学精密机械研究所 瞬态光学与光子技术国家重点实验室, 西安 710119)

(2 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对在低信噪比、极少量回波光子环境下, 三维场景重建能力会受噪声光子及空缺像素影响而下降的问题, 提出一种基于深度范围选取的单光子计数激光雷达高光子效率图像重建算法。首先, 通过成像场景深度范围选取, 去除深度范围外的噪声; 然后, 采用自适应邻域补充极少回波光子造成的空缺像素以确保场景的连续; 最后, 使用全变分正则化去除深度范围内残余噪声。通过仿真数据和实验数据验证了所提算法在低信噪比和少光子(小于1)情况下仍能有效重建场景的三维图像。

关键词: 深度范围选取; 高光子效率; 三维重建; 低信噪比; 少光子

中图分类号: TN958.98

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20235209.0910001

0 引言

主动光学成像系统凭借自身的照明可在夜晚、水下、浓雾等低照度环境下实现目标探测, 更重要的是其可获得目标的距离信息, 譬如三维成像激光雷达。相比于被动成像系统具有更强的鲁棒性和全天时成像能力, 广泛应用于遥感测绘、生物医学成像、城市建模等领域^[1-5]。光子计数激光雷达三维成像技术是一种新型主动成像激光雷达技术, 具有单光子的探测灵敏度, 与时间相关单光子计数(Time-correlated Single-photon Counting, TCSPC)技术结合能实现皮秒的高时间分辨率, 从而进行高距离分辨率三维成像^[6-11]。时间相关单光子计数激光雷达的传统工作方式是通过向目标重复发射激光脉冲, 探测每个激光脉冲反射回来的光子并进行计数累积。当目标的每个像素点都累积成千上万回波光子后, 可以抑制背景噪声光子和探测器暗计数的不利影响, 降低光子飞行时间抖动带来的距离不确定性, 测距精度可达毫米甚至微米, 从而获得远距离目标的高分辨三维图像。但这种传统的重复测量工作方式需要很长的数据采集时间, 限制了其在城市建模、动态目标遥感等的实际应用。在没有足够长的数据采集时间, 只获得极少回波光子数据的情况下, 如何从低信噪比、极少回波光子的数据重建高精度三维图像成为时间相关单光子计数激光雷达当前亟待解决的问题。

为解决上述问题, 2014年, 美国麻省理工学院的KIRMANI A等^[12]提出了首光子成像方法, 该方法用激光脉冲逐像素照射目标, 每个像素只记录第一个光子计数事件, 通过建立首光子的探测概率模型, 利用每个像素探测到首个光子前系统所发射的激光脉冲个数, 以及所探测光子的飞行时间来重构目标反射率和距离图像, 并利用场景相邻像素距离和反射率相近的空间相关性先验知识进行图像降噪与图像平滑处理。首光子成像在每个像素仅仅检测到一个光子的情况下实现了三维成像, 相比于通常每个像素需要几十、几百甚至成千上万光子才能成清晰的图像, 光子的利用效率大大提升。但首光子成像方式每个像素所需的数据采

基金项目: 国家自然科学基金(Nos. 62171443, 62001473), 陕西省重点研发计划(Nos. 2022GY-009, 2023-YBGY-427), 西安市青年人才托举计划(No. 095920211305)

第一作者: 孟凡星, 17863927679@163.com

通讯作者: 张同意, tyzhang@opt.ac.cn

收稿日期: 2023-03-16; **录用日期:** 2023-04-14

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

集时间是不确定的且不同像素所需的时间也不相同,使得该成像算法无法直接应用于采用阵列单光子探测器的系统,因为对于阵列探测器,所有像素的光子收集时间是相同的,但每个像素上的光子计数数目却不同。2015年SHIN D等^[13]通过修改首光子成像的探测模型,采用逐像素等时扫描工作方式,实现了平均每像素一个光子的高光子效率目标三维重建,并在2016年实现了基于阵列探测器的平均每像素一个光子的目标三维重建^[14]。但首光子三维成像及改进的高光子效率三维成像都仅适用于信噪比不是太低的环境,在信噪比低于1的情况下对噪声的滤除效果不显著,获得的三维图像质量会较差。针对信噪比低于1的工作情况,2017年美国波士顿大学的RAPP J等^[15]提出利用噪声光子到达时间的均匀性和信号光子到达时间的聚集性,通过逐像素自适应设置局域门控的方法进行信号光子和噪声光子分离,并对空缺像素进行邻域像素均值填充,在信噪比低至0.04、平均每像素2个信号光子的低信噪比少光子条件下重建了目标场景的三维图像。但该算法因为要进行逐像素自适应局域时间窗计算,计算量非常大,图像重构时间太长,难以满足快速成像的要求。

为了进一步提高对低信噪比、极少量回波光子的场景重建效果和速度,提出一种基于全局多深度范围选取的高光子效率重建算法。该方法首先选取场景信号的范围,剔除信号范围外的噪声数据。相较于传统的设置全局单一门控的方法,此过程可以更准确地确定信号范围,尤其适用于探测场景中存在多个不同深度目标的情况;而传统的全局单一门控对于多个不同深度目标的情况必须把不同深度目标全部包含进来,目标之间距离间隔对应的时间段内的背景噪声光子数据也会包含进来,不仅增加了噪声带来的距离估计精度降低,而且无效数据的扩充会增加图像重构的计算时间。然后针对少量回波光子造成的像素空缺问题,自适应地进行邻域补充,相较于固定邻域补充能更好地解决光子稀少的问题。最后,使用总变分(Total-variation, TV)正则化来去除信号范围内的残余噪声,进一步改善图像质量。仿真和实验验证了所提算法可用于低信噪比、极少量回波光子环境下的三维图像重建。

1 算法原理

图1为单光子计数激光雷达的工作原理示意。激光器向目标重复发射激光脉冲,从目标表面返回的光子利用光电探测器探测,TCSPC模块将探测周期等间隔划分为若干个时间片(Time Bin)。根据返回光子到达时刻其统计到不同的时间片内,经过一段重复探测时间后对时间片内的光子个数进行统计,形成光子达到时间分布直方图。通过解算算法从光子达到时间分布直方图获得光子的飞行时间,从而确定系统和目标之间的距离。通过单点扫描或阵列探测方式对每个像素都这样进行大量回波光子累积,获取每个像素的光子飞行时间分布直方图^[16-18],进而得到场景每个像素的深度信息,完成场景三维重建。

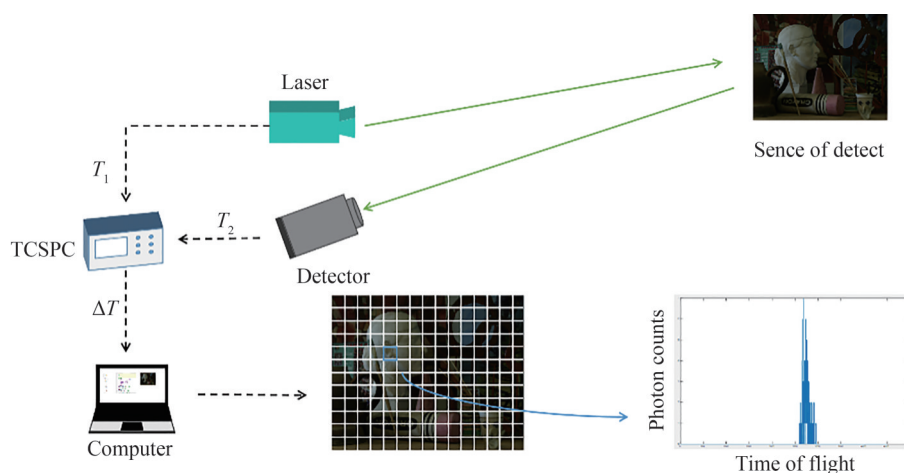


图1 单光子激光雷达成像系统示意

Fig. 1 Schematic of a single-photon lidar imaging system

从光子达到时间分布直方图获得光子飞行时间的传统解算方法是将光子到达时间直方图与系统仪器响应函数(Instrument Response Function, IRF)进行互相关计算,也称为匹配滤波算法^[19]。但该算法只适用

于背景噪声光子较少且回波信号光子充分累积的情况,对于只收集到较少回波光子的情形无法精确重建场景的距离图像。在极少量回波光子和低信噪比的情形下,单个像素典型的光子到达时间直方图如图2,只稀疏地在不同的时间片中存在几个光子探测事件,且有可能这些光子探测事件并非目标的回波光子,而是背景噪声光子引起的。单个像素的光子到达直方图信号聚集性和噪声均匀性不够明显,在这种情况下逐像素进行直方图与IRF的互相关计算会导致获取的深度信息很不可靠,因而需要研究针对这种情况下的光子效率图像重构算法。

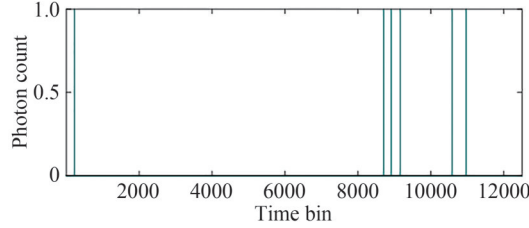


图2 极少回波光子情形下单个像素典型的光子到达时间直方图

Fig. 2 Typical histogram of photon arrival time of single pixel in the case of very few echo photons

为此提出一种基于全局多深度范围选取的高光子效率重建算法。首先把所有像素的光子到达时间数据归并在一起,依靠全部数据形成一个总的光子飞行时间直方图;然后对总直方图进行信号全局距离范围的选取,删除各个像素点中距离范围外的噪声光子,并采用自适应邻域来补充空缺像素及光子较少像素的光子计数;最后使用TV正则化来平滑残余噪声形成目标的距离和反射率图像。整体算法流程如图3。

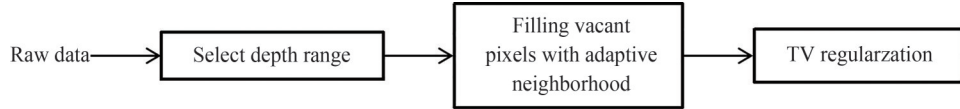


图3 整体算法流程

Fig. 3 Flowchart of overall algorithm

接着结合一组低信噪比、不同量级回波光子的仿真数据^[20]对所提算法进行详细说明,重建效果及与SHIN D^[13-14]和RAPP J^[15]这两种最新技术处理结果的对比分析在第2节实验结果部分给出。

1.1 回波光子模型

研究表明弱回波条件下目标回波光子分布满足泊松分布^[21-23],用 $P_{i,j}(k)$ 表示第 (i,j) 个像素中一个探测周期 T 内回波光子数为 k 的概率,即

$$P_{i,j}(k) = \frac{\lambda_{i,j}^k}{k!} e^{-\lambda_{i,j}} \quad (1)$$

式中, $\lambda_{i,j}$ 为一个探测周期 T 内探测器的平均响应数,表示为

$$\lambda_{i,j} = \eta \alpha_{i,j} \int_0^T f(t) dt + (\eta S_v + S_d) T \quad (2)$$

式中, η 为探测器的量子效率, $\alpha_{i,j}$ 为第 (i,j) 个像素的反射率, $f(t)$ 为仪器响应函数, S_v 、 S_d 分别为像素 (i,j) 中环境光在光学操作频率 ν 下引起的光通量和探测器暗计数引起的光通量。由于单光子探测器SPAD存在死时间,对于反射回波脉冲多于一个光子的情况,SPAD记录到一个光子后,对后续到达的另外几个光子会没有记录。在一个探测周期内,一个有效光电子探测和多个有效光电子探测都只能记录一个脉冲事件,因此在一个探测周期内记录有光子触发事件的概率表示为

$$P_{i,j} = 1 - P_{i,j}(k=0) = 1 - \exp(-\lambda_{i,j}) \quad (3)$$

这造成了光子的到达概率与光子的探测概率不一致。光子到达时间直方图会向较早时刻偏移,形成所谓的堆积变形,影响距离估计的准确度。为了避免探测器死时间的影响,TCSPC通常设置成极低通量工作模式,经验法则是使得每发射一个脉冲,记录到光子探测事件的概率低于5%^[18,24],即在一个探测周期内检测到一个光子的概率远小于1。因此很多脉冲周期内实际上没有回波光子,偶尔一个脉冲会探测到一个回波

光子,而具有一个以上光子的概率几乎为零,低到可以忽略。本文关注的极少量信号回波光子的应用场景正是这种情况,故可不考虑探测器死时间对探测概率的影响,假定光子探测概率与光子到达概率都遵从式(1)的泊松分布。

1.2 深度范围选取

噪声光子具有均匀分布性,偏差较大的噪声直接通过TV正则化处理会使图像过于平滑。因此,首先进行全局多深度范围选取,把目标场景所占据的一段或几段深度范围选定出来,把这些范围之外所对应的时间片中的光子计数数据删除掉,可在后续处理过程中不被偏差较大的噪声所影响。图4为深度范围选取的流程,包括所有像素光子探测数据合并形成总直方图,直方图峰值搜索,潜在深度区间确定,深度区间审查,确定有效深度范围五个步骤。

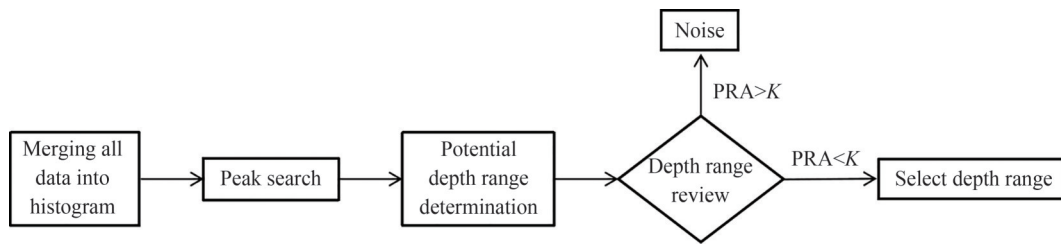


图4 深度范围选取的流程
Fig. 4 Flowchart of depth range selection

步骤1:全局总直方图形成。

如前所述,极少回波光子情形下单个像素典型的光子探测事件只稀疏地在不同的时间片中,且有可能这些光子探测事件并非目标的回波光子,而是背景噪声光子引起的。因此不能逐像素单独处理,为此,把所有像素的光子探测事件合并在一起,形成一个全局光子飞行时间的总直方图。由于目标占据有限几段空间,全局累积的结果,可以形成一个多峰的直方图,如图5(a)。

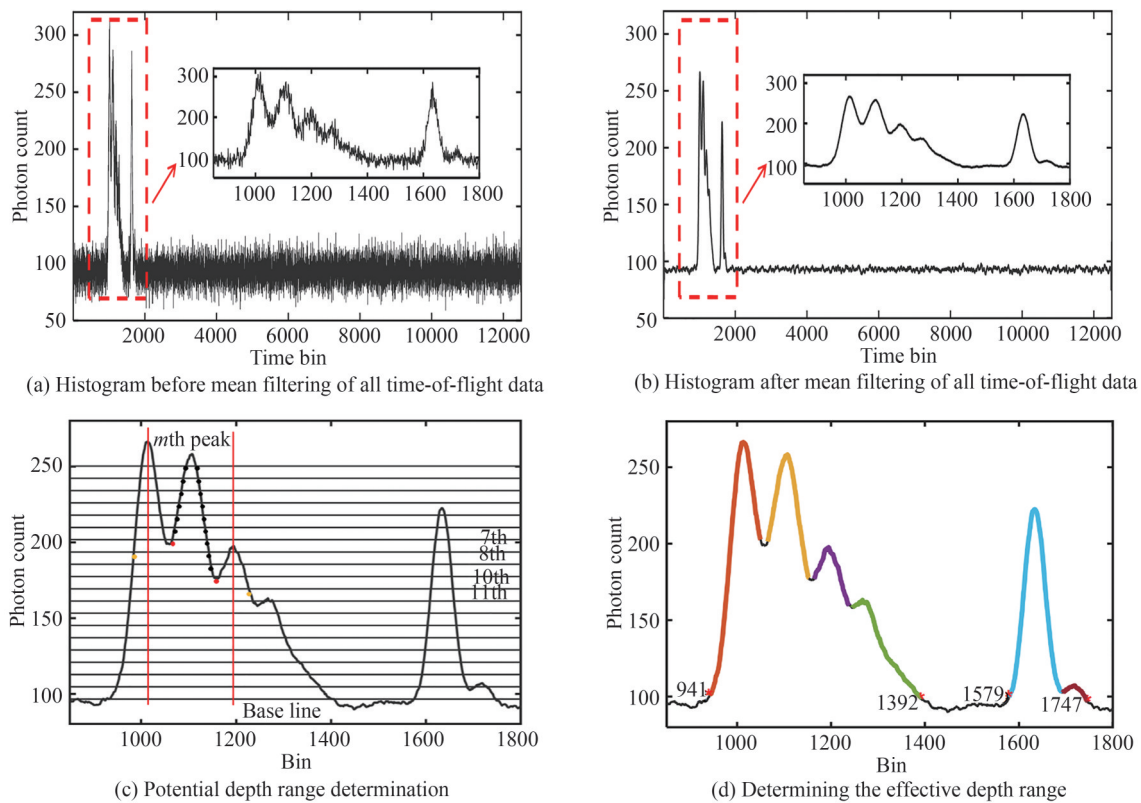


图5 目标场景深度范围选取原理
Fig. 5 Schematic of the depth range selection of the target scene

步骤2:直方图峰值搜索。

深度范围需要联合目标的直方图峰值区间来获得,因此首先进行直方图峰值及峰值区间提取。全部数据直方图具有明显波动,为便于提取峰值位置,对直方图进行均值滤波,这可以很大程度上减小直方图波动,但不会造成峰值位置偏移。均值滤波前后对比如图5(a)、(b)。在处理后的直方图上提取 M 个极值作为峰值点,这是由目标、噪声及内反射等引起的。

步骤3:潜在深度区间确定。

逐个确定每个峰值区间的过程如图5(c)。以第 $m(m>1)$ 个峰值区间的左界限判断过程为例,第 m 个峰值与基线之间的高度被 $N+1$ 等分(图5(c)中 $N=19$),基线高度通过对直方图求均值获得。从上往下依次寻找小于第 n 个等分线、分布在峰值左侧,最近的一个点的时间bin位置,并将这个bin位置记为 s_{n1} 。若满足判定条件:第 $m-1$ 个峰值在 (s_{n1}, bin_m) 区间内,则第 m 个峰值左界限 L_m 被确定为上一等分线确定的 s_{n1}^* 。此过程及边界条件由下方的伪代码给出,右界限 R_m 的判定同理。

Initial

Initialize: Set $\text{bin}_m; m=1,2,3,\dots,M; n=1,2,3,\dots,N;$

for $m \leq M$ do

 for $n \leq N$ do

 Computing the height of the nth bisector; Computing $s_{n1};$

 if $m \neq 1$ and $\text{bin}_{m-1} > s_{n1}$ and $L_m == []$

 if $n == 1$

$L_m = \text{bin}_{m-1};$

 else

$L_m = s_{n1}^*;$

 End if

 End if

$s_{n1}^* = s_{n1};$

 End for

 if $L_m == []$

$L_m = s_{n1};$

 End if

End for

步骤4:深度区间审查。

用同样的方法获得以此 M 个峰值为中心确定的潜在信号区间右界限,为了去掉由噪声(内反射作为噪声处理,但内反射仅在实验数据中存在)引起的峰值以获得目标的深度范围,对 M 个峰值进行审查。设置参数PRA,定义为所属峰值区间内光子位置标准差(用STD表示)与所属峰值区间内光子数目NO的比值,即

$$\text{PRA} = \frac{\text{STD}}{\text{NO}} \quad (4)$$

对飞行时间数据进行匹配滤波,根据匹配滤波结果计算审查参数。目标区域,STD和NO成正比,PRA也较小;噪声均匀分布在整个场景内,STD大,NO小,所以PRA大。因此,通过PRA可以将噪声和信号有效地区分。对0.04信噪比、0.3平均信号光子(Signal Photon Per Pixel, SPPP)的保龄球模拟数据^[20]进行参数审查之后可得到表1。其中,NAN代表STD为0,即小的噪声波动。SPPP定义为

$$\text{SPPP} = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} C_{i,j}}{N_r \cdot N_c} \quad (5)$$

式中, $C_{i,j}$ 表示第 (i,j) 个像素中信号光子的个数, N_r, N_c 分别表示图像像素的行数和列数。

步骤5:确定有效深度范围。

对符合要求的峰值区间(表1中第二行到第七行数据)进行连接,若前一个峰右界限与后一个峰左界限

表1 审查参数表

Table 1 Review parameter table

PRA	L_m	bin_m	R_m
1.1357×10^3	16	17	18
4.430 0	941	1 012	1 050
4.215 1	1 066	1 105	1 156
8.979 3	1 164	1 195	1 239
4.358 3	1 245	1 267	1 392
7.158 0	1 579	1 634	1 692
31.781 3	1 694	1 720	1 747
NAN	12 400	12 489	12 490

的距离小于阈值,则将两个峰值区间连接起来。否则,不进行连接。最终,获得深度范围如图5(d)。获得深度范围之后,将每个位置的飞行时间数据进行筛选,去除不属于深度范围内的光子,完成光子筛选过程。

1.3 空缺像素自适应补充与图像正则化重建

针对于极少量回波光子环境中存在大面积空白像素,对筛查范围后的飞行时间数据进行自适应邻域补充。如果光子数小于等于 X ,则不断扩大邻域补充光子,直到邻域光子数大于 X 。 X 的值根据经验确定。一般来说, X 越大,重建效果越好。然而,当 X 超过某一阈值时,重建效果将不再改变。仿真数据 X 取10,实验场景1中 X 取40,实验场景2中 X 取20。自适应邻域补充的流程如图6,对于像素 (i, j) ,首先进行光子计数,记为 $N_{i,j}$ 。如果 $N_{i,j} > X$,则不进行邻域补充,否则,扩大邻域范围并将以 (i, j) 为中心的 $(2\omega + 1)^2$ 个像素的光子作为像素 (i, j) 的光子,其中, $\omega = 1, 2, 3, \dots$ 为扩大邻域的次数。重复此过程,直至 (i, j) 内的光子计数满足 $N_{i,j} > X$ 。传统的局部邻域补充在极少光子环境下仍会存在很多空白像素,因此自适应邻域补充非常必要。

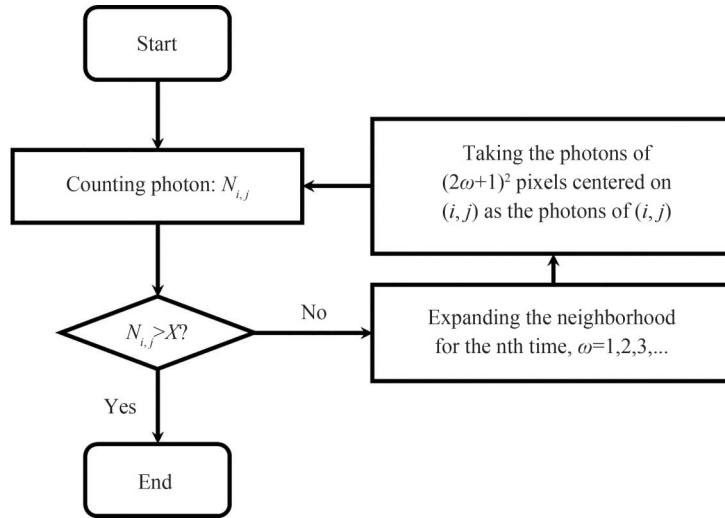


图6 空缺、少光子像素进行自适应邻域光子补充流程

Fig. 6 Flowchart of adaptive neighborhood photon supplementation for vacant and few photon pixels

完成空缺像素自适应补充后,通过TV正则化图像重构过程可以进一步去除残留深度范围内的噪声。带TV正则项的最小化问题求解表达式为^[13]

$$\hat{Z} = \arg \min_Z \left\{ \sum_i \sum_j -L_Z(Z_{i,j} | \{t_{i,j}^\epsilon\}_{\epsilon \in V_{i,j}}) + \tau \cdot \text{pen}(Z_{i,j}) \right\} \quad (6)$$

式中, \hat{Z} 为深度图像估计值, $L_Z = \sum_{i,j} \ln \{t_{i,j}^\epsilon - 2Z_{i,j}/c\}$ 为关于深度图像的对数似然函数, $\epsilon \in V_{i,j}$ 表示经深度范围选取和邻域补充之后的信号光子数据集, c 为光速常数, $\text{pen}(Z_{i,j})$ 为所选择的TV正则项函数:

$\|Z\|_{TV} = \sum_{i=1}^{N_r-1} \sum_{j=1}^{N_c} |Z_{i,j} - Z_{i+1,j}| + \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c-1} |Z_{i,j} - Z_{i,j+1}|$, τ 为正则化参数(或惩罚参数)。采用稀疏泊松强度重构算法^[25]对式(6)最小化问题进行求解,可以得到深度图像估计。最终,可获得低信噪比、极少量回波光子的情况下三维重建结果。

2 实验结果

2.1 仿真数据验证

为验证所提算法的三维重建能力,通过仿真数据^[20]进行了低信噪比、不同量级回波光子的重建,并与 SHIN D 等^[14]提出的高光子效率算法、RAPP J 等^[15]提出的 Unmixing 方法进行了对比。将经过所提方法预处理的数据输入到 Unmixing 方法中进行处理(Preprocess-unmixing, PP-Unmixing),以验证深度范围选取这一过程的贡献,预处理仅包括深度范围选取。采用信噪比说明仿真条件,信噪比的定义为

$$SBR = \frac{\gamma \eta \alpha_{i,j} \int_0^T f(t) dt}{\gamma (\eta S_v + S_d) T} = \frac{\eta \alpha_{i,j} \int_0^T f(t) dt}{(\eta S_v + S_d) T} \quad (7)$$

即 γ 个重复探测周期 T 内探测器对信号的平均响应数与噪声的平均响应数之比。实验中信噪比的测量可如下进行:先关闭照明激光光源,由 TCSPC 获得背景光子和探测器暗计数引起的背景噪声计数;然后打开照明激光光源,由 TCSPC 获得信号光子与背景噪声计数之和的总光子计数,信号计数由总计数减去噪声计数得出;最后, SBR 用信号计数与背景噪声计数之比给出。用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)表征重建图像的质量, RMSE 的表达式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_r \cdot N_c} \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} (Z_{i,j} - T_{\text{ruth } i,j})^2} \quad (8)$$

式中, $Z_{i,j}$ 是重建后的深度值, $T_{\text{ruth } i,j}$ 是目标真实深度值。表 2 为这些重建结果的均方根误差 RMSE 和消耗时间。图 7 是四种方法在信噪比为 0.04 时,对不同 SPPP 数据的重建结果。图 7 和表 2 仅展示部分 SPPP 情况下的重建效果。

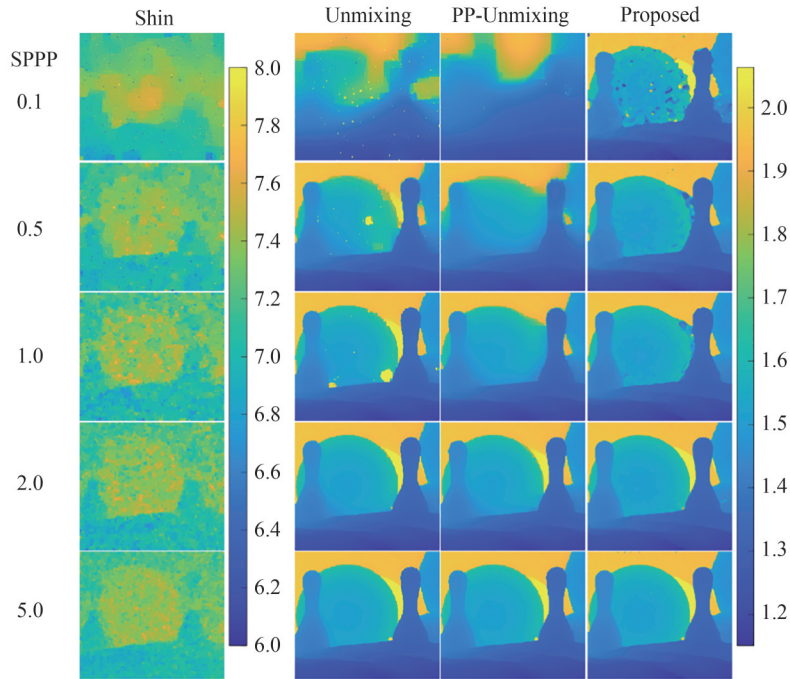


图 7 信噪比为 0.04 时,四种方法对于 SPPP 为 0.1、0.5、1、2、5 的保龄球数据的重建结果

Fig. 7 When SBR=0.04, the reconstruction results of the four methods for bowling data with SPPP of 0.1, 0.5, 1, 2, and 5

由图 7 和表 2 可知,在信噪比为 0.04 的强噪声环境中,SHIN D 提出的方法虽然运算速度很快,但对深度范围的估计具有较大偏差,因此场景一直淹没在噪声中, RMSE 也维持在米量级。Unmixing 方法对噪声的

表2 信噪比为0.04时,四种方法的重建结果随SPPP变化的均方根误差和消耗时间
Table 2 The RMSE and consumption time of the reconstruction results of the four methods vary with various SPPP at SBR=0.04

	Methods	SPPP=0.1	SPPP=0.5	SPPP=1	SPPP=2	SPPP=5
RMSE/m	Shin	5.722	5.693	5.693	5.690	5.694
	Unmixing	0.372	0.463	0.338	0.081	0.029
	PP-Unmixing	0.161	0.094	0.083	0.041	0.031
	Proposed	0.067	0.090	0.084	0.033	0.028
Time/s	Shin	20.8	20.3	37.6	37.6	40.7
	Unmixing	94.5	148.7	215.2	313.9	632.3
	PP-Unmixing	71.0	87.6	85.7	106.8	136.6
	Proposed	44.0	27.3	23.6	23.8	23.1

抵抗能力较强,但在SPPP小于2时仍会有一些残余噪点没有被消除。在SPPP为0.1的极端环境中,Unmixing方法的处理结果已经不能分辨出场景信息。且该方法运算速度与SPPP成反比,当SPPP为5时,耗时达到632.3 s。PP-Unmixing方法相较于Unmixing方法,无论在重建效果还是运算速度方面都有提升,证明了深度范围选取的必要性。但在SPPP为0.1时不能分辨场景信息。相比之下,本文所提方法在任何一种情况中都可分辨出场景边缘,且对噪点的处理优于其他三种方法。另外,方法平均耗时(全部数据)仅为25.1 s。该方法更适用于低信噪比和少光子环境,同时也是一种快速重建方法。

2.2 实验数据验证

除仿真验证之外还开展了实验验证。实验系统如图8(a),照明光源是波长为532 nm、脉宽为70 ps的脉冲激光器,型号LDH-D-TA-530(德国PicoQuant公司)。32×32的SPAD阵列PF32探测器用来接收回波光光子,阵列尺寸是1.6 mm×1.6 mm,探测器每个像素自带独立的时间数字转换器(Time to Digital, TDC),计时分辨率为55 ps。

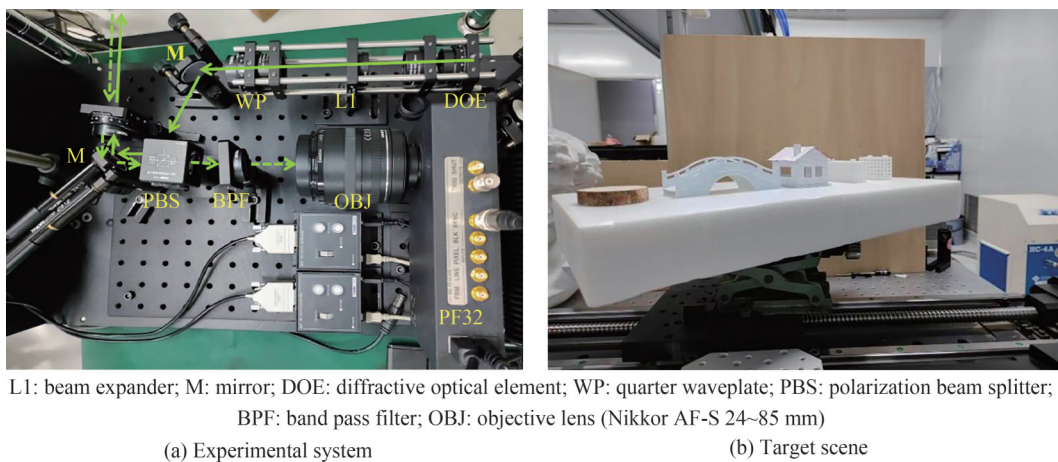


图8 实验系统与目标场景
Fig. 8 Experimental system and target scene

目标场景为如图8(b)所示的倾斜街景模型,从目标到探测器SPAD阵列距离约为3.04 m,激光脉冲重复频率为20 MHz。在开灯环境下采集飞行时间数据,信噪比约为0.09。在此环境下,开展了多组数据的重建,这些数据的SPPP在0.47~18.73不等。实验中,仅对比SHIN D的方法、Unmixing方法及所提的方法。部分对比结果如图9。三种方法处理结果的RMSE和耗时随SPPP的变化情况如表3。

由图9可知,SHIN D的方法不能准确估计深度范围,导致重建深度图具有较大偏差。但由表3可知其运算速度仍然迅速。Unmixing方法在重建效果上优于SHIN D的方法,但场景不够完整且对噪声处理不够

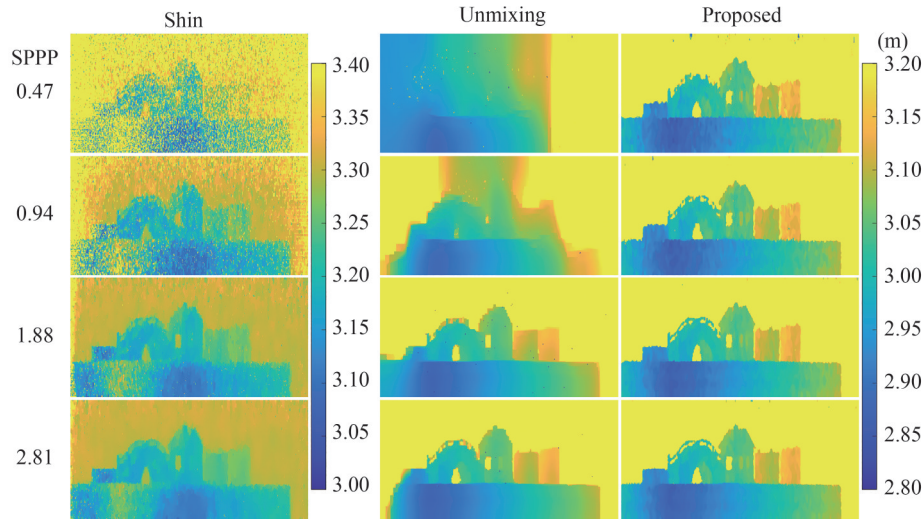


图9 信噪比为0.09时,三种方法对于SPPP为0.47、0.94、1.88、2.81的街景数据的重建结果

Fig. 9 When SBR=0.09, the reconstruction results of the three methods for street view data with SPPP of 0.47, 0.94, 1.88, and 2.81

表3 信噪比为0.09时,三种方法的重建结果随SPPP变化的均方根误差和消耗时间

Table 3 The RMSE and consumption time of the reconstruction results of the three methods vary with various SPPP at SBR=0.09

Methods		SPPP=0.47	SPPP=0.94	SPPP=1.88	SPPP=2.81
RMSE/m	Shin	0.974	0.362	0.159	0.153
	Unmixing	0.168	0.086	0.058	0.046
	Proposed	0.032	0.027	0.023	0.022
Time/s	Shin	10.3	10.0	8.5	8.8
	Unmixing	107.3	81.0	129.7	133.5
	Proposed	37.2	25.3	20.3	17.8

彻底,在SPPP为0.47和0.94时,不能分辨场景细节信息。且其运行速度很慢,最短耗时也达到81.0 s。相比之下,所提方法即使在SPPP最小的情况下依然能够分辨场景,且能保持0.032 m的RMSE,最长耗时也仅为37.2 s。

除了街景场景,还对另一实验目标场景进行了重建,目标场景及其深度参考真值如图10(a),包含模拟街景:房屋、花、树、墙四部分,以A、B、C、D表示,从左至右两两间距分别为7 cm、3 cm、6 cm。目标场景距离成像系统约3 m,成像区域大小为10 cm×10 cm,所获取的飞行时间数据信噪比约为0.3,其他具体实验细节参考本课题组之前的工作^[26]。

同样地,实验中仅对比SHIN D的方法、Unmixing方法及所提方法。对比结果如图10(b)。三种方法处理结果的RMSE和耗时随SPPP的变化情况如表4。可以看出,相较于其他两种方法,在SPPP大于2时,所提方法可以将树木和花的轮廓清晰地呈现出来,且细节信息更加丰富,在SPPP大于4时,房子的轮廓及细节信息也逐渐完善。在SPPP为0.7的少光子环境下,所提方法虽然没有将场景完整地重建出来,但相较于另外两种方法在目标的完整度和重建分辨率方面仍具有明显的优势。除此之外,从RMSE和消耗时间的结果来看,SHIN D的方法仍然保持着最快的重建速度,但RMSE仍是最大的,Unmixing方法的RMSE与所提方法不相上下,但重建速度仍是最慢的。因此,总体来看所提方法在各种光子环境下的重建效果都优于其他两种方法。

综上,所提方法无论对仿真数据还是实验数据的重建均具有显著效果,证明该方法可用于低信噪比、各种光子水平的情况,在运算速度上也表现良好。

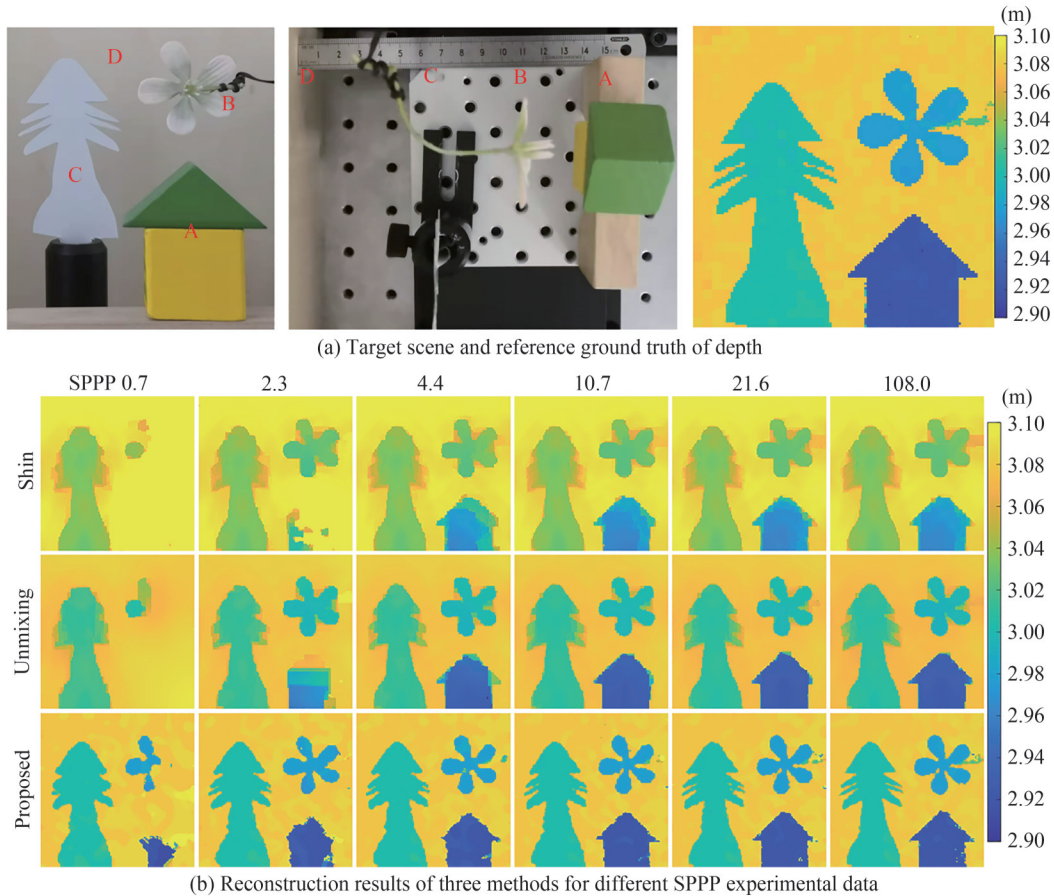


图 10 目标场景、深度参考真值及三种方法对 SPPP 为 0.7、2.3、4.4、10.7、21.6、108.0 的飞行时间数据的重建结果
 Fig. 10 Target scene, depth reference ground truth and reconstruction results of time-of-flight data with SPPP of 0.7, 2.3, 4.4, 10.7, 21.6 and 108.0 by three methods

表 4 三种方法的重建结果随 SPPP 变化的均方根误差和消耗时间

Methods	SPPP=0.7	SPPP=2.3	SPPP=4.4	SPPP=10.7	SPPP=21.6	SPPP=108.0
RMSE/m	Shin	0.372	0.120	0.034	0.031	0.031
	Unmixing	0.059	0.041	0.019	0.017	0.015
	Proposed	0.050	0.030	0.022	0.018	0.016
Time/s	Shin	1.6	1.6	1.5	1.5	1.6
	Unmixing	6.3	6.0	5.8	5.1	5.0
	Proposed	8.0	3.9	3.5	3.2	3.0

3 结论

本文提出并验证了基于深度范围选取的高光子效率重建算法。通过目标深度区间选取、空缺像素自适应补充与图像正则化重建两个步骤实现了对噪声的强抵抗能力,并提高了光子利用效率。其中,基于场景深度范围选取的光子筛选可以有效地去除大部分噪声,为后续处理过程提供较高质量的数据。自适应邻域补充提高了光子利用效率,解决了极少量回波光光子像素空缺问题。最后,TV 正则化过程去除了残余噪声,进一步提高图像质量。通过仿真与实验数据测试,该方法可以在低信噪比、极少光子环境下进行目标精确三维重建,此外所提方法对场景内存在多个深度目标的情况有较好的适用性。

参考文献

- [1] CHENG Y, ZHAO X Y, LI L J, et al. First-photon imaging with independent depth reconstruction[J]. APL Photonics, 2022, 7(3): 036103.

- [2] 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.
- [3] SCHWARZ B. Mapping the world in 3D[J]. *Nature Photonics*, 2010, 4(7): 429-430.
- [4] LIANG J Y, GAO L, HAI P F, et al. Encrypted three-dimensional dynamic imaging using snapshot time-of-flight compressed ultrafast photography[J]. *Scientific Reports*, 2015, 5(1): 15504.
- [5] ZHAO X C, JIANG X D, HAN A J, et al. Photon-efficient 3D reconstruction employing an edge enhancement method[J]. *Optics Express*, 2022, 30(2): 1555-1569.
- [6] XUE R K, KANG Y, ZHANG T Y, et al. Sub-pixel scanning high-resolution panoramic 3D imaging based on a SPAD array[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2021, 13(4): 1-6.
- [7] KANG Y, LI L F, DUAN X J, et al. Photon-limited depth and reflectivity imaging with sparsity regularization[J]. *Optics Communications*, 2017, 392: 25-30.
- [8] SHCHESLAVSKIY V I, SHIRMANOVA M V, DUDENKOVA V V, et al. Fluorescence time-resolved macroimaging [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(13): 3152-3155.
- [9] GARIEPY G, KRSTAJIĆ N, HENDERSON R, et al. Single-photon sensitive light-in-flight imaging [J]. *Nature Communications*, 2015, 6(1): 1-7.
- [10] LIZ P, YE J T, HUANG X, et al. Single-photon imaging over 200 km[J]. *Optica*, 2021, 8(3): 344-349.
- [11] XU Lu, LIU Xiaxia, YANG Xu, et al. Study of wide-pulse photon counting polarization lidar to detect shallow water layer (Invited)[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(3): 20200452.
徐璐, 刘霞霞, 杨旭, 等. 宽脉冲光子计数偏振激光雷达探测浅水层研究(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(3): 20200452.
- [12] KIRMANI A, VENKATRAMAN D, SHIN D, et al. First-photon imaging[J]. *Science*, 2014, 343(6166): 58-61.
- [13] SHIN D, KIRMANI A, GOYAL V K, et al. Photon-efficient computational 3-D and reflectivity imaging with single-photon detectors[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2015, 1(2): 112-125.
- [14] SHIN D, XU F H, VENKATRAMAN D, et al. Photon-efficient imaging with a single-photon camera [J]. *Nature Communications*, 2016, 7(1): 12046.
- [15] RAPP J, GOYAL V K. A few photons among many: unmixing signal and noise for photon-efficient active imaging[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2017, 3(3): 445-459.
- [16] 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.
- [17] BULLER G, WALLACE A. Ranging and three-dimensional imaging using time-correlated single-photon counting and point-by-point acquisition[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2007, 13(4): 1006-1015.
- [18] BECKER W. *Advanced time-correlated single photon counting techniques*[M]. New York: Springer Science & Business Media, 2005.
- [19] DOLFI-BOUTEYRE A, CANAT G, LOMBARD L, et al. Long-range wind monitoring in real time with optimized coherent lidar[J]. *Optical Engineering*, 2017, 56(3): 031217-031217.
- [20] SCHARSTEIN D, PAL C. Learning conditional random fields for stereo[C]. *IEEE*, 2007: 1-8.
- [21] RAPP J, TACHELLA J, ALTMANN Y, et al. Advances in single-photon Lidar for autonomous vehicles: working principles, challenges, and recent advances[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2020, 37(4): 62-71.
- [22] FOUCHE D G. Detection and false-alarm probabilities for laser radars that use Geiger-mode detectors [J]. *Applied Optics*, 2003, 42(27): 5388-5398.
- [23] TUCKER L R. Some mathematical notes on three-mode factor analysis[J]. *Psychometrika*, 1966, 31(3): 279-311.
- [24] O'CONNOR D V, PHILLIPS D. *Time-correlated single photon counting*[M]. Orlando: Academic, 1984.
- [25] HARMANY Z T, MARCIA R F, WILLET R M. This is SPIRAL-TAP sparse poisson intensity reconstruction algorithms theory and practice[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1084-1096.
- [26] KANG Y, XUE R K, WANG X F, et al. High-resolution depth imaging with a small-scale SPAD array based on the temporal-spatial filter and intensity image guidance[J]. *Optics Express*, 2022, 30(19): 33994-34011.

High Photon Efficiency Image Reconstruction Algorithm Based on Depth Range Selection for Single Photon Counting LiDAR

MENG Fanxing^{1,2}, ZHANG Tongyi^{1,2}, KANG Yan¹, XUE Ruikai^{1,2}, WANG Xiaofang^{1,2},
LI Weiwei^{1,2}, LI Lifei¹

(1 *State key Laboratory of Transient Optics and Photonics, Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an 710119, China*)

(2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Photon counting imaging technology is a new type of active imaging technology, which obtains depth information of the target by accumulating histograms of echo photons. It can be combined with Time-correlated Single-photon Counting (TCSPC) to achieve high temporal resolution. Compared with passive imaging systems, it has stronger robustness and is widely used in fields such as biomedicine, target recognition and remote sensing imaging. But it takes a long time to accumulate thousands of echo photons. In some environments with low Signal-to-background Ratio (SBR) and very few echo photons, such as military reconnaissance and other fields, long-term data collection can not be satisfied, and the ability to reconstruct 3D scenes is affected by noise photons and vacant pixels. This paper proposes a high photon efficiency image reconstruction algorithm based on depth range selection. The algorithm achieves strong resistance to noise and fully improves photon utilization efficiency through two steps: selection of target depth range, adaptive supplementation and TV regularization. Specifically, the selection of the target depth range allows us to gain depth range at the initial stage of the reconstruction process, paving the way for subsequent processing. This process is divided into five steps: merging all data into histogram, peak searching for the histogram, potential signal range determination, signal range review and select signal range. These five processes can ensure that the depth range we obtain is more accurate than setting threshold gating to the histogram. The photon screening process can remove all the noise outside the depth range, thereby reducing the error we introduce when we fill in the vacant pixels. Compared with relying on fixed neighborhood data to supplement vacancies, supplementation using adaptive neighborhood data has a higher photon utilization efficiency and will be more suitable for environments with very few echo photons. Finally, TV regularization is used to smooth the residual noise in the depth range. The simulation and experimental process have verified that even in the case of low SBR and very few echo photons, our algorithm can still effectively reconstruct the 3D image of the scene. We reconstructed the simulation data of different degrees of echo photons when $SBR=0.04$ and compared it with the high photon efficiency algorithm and the Unmixing method. We also input the data preprocessed by the proposed method into the Unmixing method for processing (Preprocess-unmixing, PP-Unmixing) to verify the contribution of accurately selecting the target depth range. The preprocessing here only includes the selection of target depth range. The results show that our method can distinguish scene edges in any case, and the reconstruction effect and RMSE are better than the other three methods. Our proposed method is also a fast reconstruction method. In addition, a comparison between the PP-Unmixing method and the Unmixing method proves the necessity of accurately selecting the target depth range. In addition to the simulated data, two experimental scenarios further verify the feasibility of the proposed algorithm. In experimental scenario 1, SHIN D's method can not accurately estimate the depth range, resulting in a large deviation in the reconstructed depth map. And as the number of echo photons decreases, the image becomes increasingly blurred and the scene cannot be resolved, even though it has a fast reconstruction speed. The Unmixing method is better than SHIN D's method in terms of reconstruction effect, but it still can not completely reconstruct the scene in the case of fewer echo photons, the filtering for noise is not thorough enough, and its running speed is still the slowest. The method proposed in this paper can clearly distinguish the scene in any case. Even in the extreme environment with $SPPP=0.47$, the time-consuming and RMSE of results are only 0.032 m and 37.2 s. In experimental scenario 2, our method can retain more detailed information than the other two methods, especially in the extreme case when the $SPPP=0.7$, and the other two methods can hardly detect the house information. Further, in terms of RMSE and time

consumption, SHIN D's method is the fastest, but its RMSE is the largest, and the RMSE of the Unmixing method is comparable to our method, but the reconstruction speed is still the slowest. Therefore, our method has more advantages in comprehensive ability and is more suitable for an environment with few echo photons and low SBR. In summary, our method has a significant reconstruction effect on both simulation data and experimental data, which proves that this method is more suitable for the situation of extremely low SBR and a very small number of echo photons. In terms of computing speed, it is also a fast reconstruction method. In addition, the proposed method has better applicability to the situation where there are multiple depth targets in the scene, and further research and verification will be carried out in the future.

Key words: Depth range selection; High photon efficiency; Three-dimensional reconstruction; Low signal-to-background ratio; Few photons

OCIS Codes: 100.3010; 100.3020; 100.6890; 110.6880