

复杂场景下单光子激光雷达深度估计方法

李岩, 邬淼, 何伟基*, 陈钱

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 单光子激光雷达广泛应用于三维场景的深度和强度信息获取。在复杂场景中存在多个具有不同深度不同反射率的目标, 在少返回光子和高背景噪声的情况下, 传统方法对这些目标无法做出针对性处理。因此, 提出一种复杂场景下单光子激光雷达深度估计方法。该方法充分利用回波信号的时域相关性, 对激光雷达三维点云数据进行时域上的全局多深度开窗, 并利用空间相关性进行空像素的加权填补。在优化框架下, 基于预处理后的激光雷达三维点云数据建立泊松分布模型。最终采用交替方向乘法求解成本函数的最小值, 以得到准确的深度估计。实验结果表明, 相较于常规方法, 在远距离复杂场景下, 所提方法估计深度图像的重建信噪比提高了至少 15%, 有效改善了深度图像的质量, 提升了对低光子水平的鲁棒性。

关键词 单光子激光雷达; 光子计数; 深度估计; 泊松过程; 交替方向乘法

中图分类号 TN958.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222990

Depth Estimation of Single Photon Lidar in Complex Scenes

Li Yan, Wu Miao, He Weiji*, Chen Qian

School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology,
Nanjing 210094, Jiangsu, China

Abstract Single photon lidar is widely used to obtain depth and intensity information of 3D scenes. In a complex scene, there are multiple targets with different depths and different reflectivity. In the case of few return photons and high background noise, traditional methods cannot make targeted treatment for these targets. As a result, a single photon lidar depth estimation technique for complex scenes is proposed. The method makes full use of the time-domain correlation of the echo signal to conduct global multi-depth windowing on the lidar 3D point cloud data in the time domain. Additionally, the weighted filling of vacant pixels uses spatial correlation. Under the optimization framework, a Poisson distribution model is established based on the pre-processed lidar 3D point cloud data. To acquire an accurate depth measurement, the minimum of the cost function is finally found using the alternating direction multiplier approach. Experimental results demonstrate that the proposed method enhances the reconstruction signal-to-noise ratio of the estimated depth image by at least 15% compared with other methods. Compared with other methods under complicated sceneries from a distance, it successfully raises the estimated quality of depth images and increases the robustness to a low photon level.

Key words single photon lidar; photon counting; depth estimation; Poisson process; alternating direction multiplier algorithm

1 引言

随着科技发展, 光子计数激光雷达以作用距离远、成像分辨率大、成像精度高等特点, 在军事和民用领域的应用也逐渐增多^[1-4]。激光雷达系统采用工作于盖革模式下的雪崩光电二极管(GM-APD), 具有单光子灵敏度和皮秒级时间分辨率^[5]。由时间相关单光子计数(TCSPC)技术^[6]得到每个像素的光子计数统计直

方图, 其中计数的位置和数量分别对应深度和强度信息, 从而重建 3D 场景。光子计数激光雷达尽管取得了重要的进展^[7-9], 但进一步扩展成像范围面临巨大的挑战。由于远距离场景的多目标和多深度, 往往只有弱回波光子的返回, 并混合了强噪声, 信号往往被强噪声淹没, 因此精确的激光雷达深度估计具有挑战性。

2014 年 Kirmani 等^[10]仅使用光栅扫描场景中的每个像素中所检测到的第一个光子来形成 3D 图像和反

收稿日期: 2022-11-08; 修回日期: 2022-11-28; 录用日期: 2022-12-12; 网络首发日期: 2023-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(61875088)

通信作者: hewj@mail.njust.edu.cn

射率图像,其计算复杂度低,但无法处理多深度情况。2016年 Shin 等^[11]将多深度重建问题解释为一个利用单光子观测的稀疏反卷积问题,通过离散和松弛创建一个凸问题,并使用一个改进的迭代收缩阈值算法来有效地求解最优的多深度解,但其计算时间较长。2017年 Feng 等^[12]将泊松统计模型与信号和噪声在时间轴上的不同分布特征相结合,通过选择合适的阈值,过滤噪声和信号。其运行速度快但没有考虑空间相关性,并且对于所有目标采用相同阈值,不能适应远距离复杂场景。2017年, Halimi 等^[13]在极少数光子计数的极限下,对由 TCSPC 测量构建的深度图像和强度图像进行联合恢复,其求解速度快,但只考虑了二维图像,忽略了激光雷达三维点云时间维度的影响。

本文提出一种新的复杂场景下单光子激光雷达深度估计方法。首先基于信号响应的时域相关性,采用多深度层去噪方法针对性处理不同深度的目标,设置自适应阈值分离噪声和信号,缩短激光雷达数据时间轴的长度;其次利用空间相关性,使用大小窗口加权填补空像素的方式进一步补充信号集;最后采用优化框架,结合光子计数激光雷达的泊松分布模型与引入目标的空间相关性的平均曲率正则化项,建立深度估计成本函数,使用快速收敛的交替方向乘子法(ADMM)从成本函数中估计出深度图像。

2 单光子泊松概率模型

利用光子计数激光雷达系统对远距离目标进行扫描成像,探测过程中 TCSPC 将一个探测周期以最小分辨率分为若干时间单元,即时间仓(time bin),利用目标回波光子的相关特性记录光子的飞行时间,保留目标的深度信息。

光子计数激光雷达系统发射的脉冲响应函数用 g_0 表示,背景光子和暗噪声光子常数为 $b_{i,j}$,物体目标点

表面与单光子探测器之间的光子飞行时间为 $t_{i,j}$,物体目标点表面强度为 $r_{i,j}$,则在目标点 (i,j) 处有激光雷达理论数据 $s_{i,j,t}$:

$$s_{i,j,t} = r_{i,j}g_0(t - t_{i,j}) + b_{i,j} \quad (1)$$

结合光子计数激光雷达概率探测模型,观测到的光子计数服从泊松分布^[14],表达式为

$$y_{i,j,t} \sim P(s_{i,j,t}), \quad (2)$$

式中: $y_{i,j,t}$ 为激光雷达观测数据,表示目标点 (i,j) 处的第 t 个时间单元内的光子计数。

3 所提算法内容

3.1 多深度层去噪方法

在远距离和短积分时间的情况下,光子计数激光雷达的信号极度衰减导致最终探测器接收的信号光子淹没在了大量噪声光子中,传统的图像处理方法无法准确地对目标深度进行估计。

本文结合时域相关性提出了多深度层去噪方法,对激光雷达三维点云数据进行时域上的全局多深度开窗,具体步骤如下。

利用回波信号的时域相关性,对激光雷达三维点云数据在时域上进行自适应全局多深度开窗,对每个深度层设置自适应阈值,分离噪声和信号,更好地对目标进行针对性处理。如图 1 所示,设置深度层窗口大小为 L ,将所有点累加,形成关于光子计数的全局直方图;识别全局直方图峰值 $P_i (i = 1, 2, 3, \dots)$,以峰值位置为中心,前和后 $L/2$ 位置作为此深度层位置;若峰值 P_i 与 P_{i-1} 间隔不足 L ,则进行合并,合并深度层位置的上限为 $M_s = L/2 + P_i$,下限为 $M_x = P_{i-1} - L/2$,若合并后的深度层长度 D 大于 $2L$,则将其拆分为长度为 $D/2$ 的两个深度层。经过这些步骤后,得到 N_L 个大小为 L 左右的深度层窗口,同时舍弃窗口之外的数据,只保留深度层窗口内的数据。

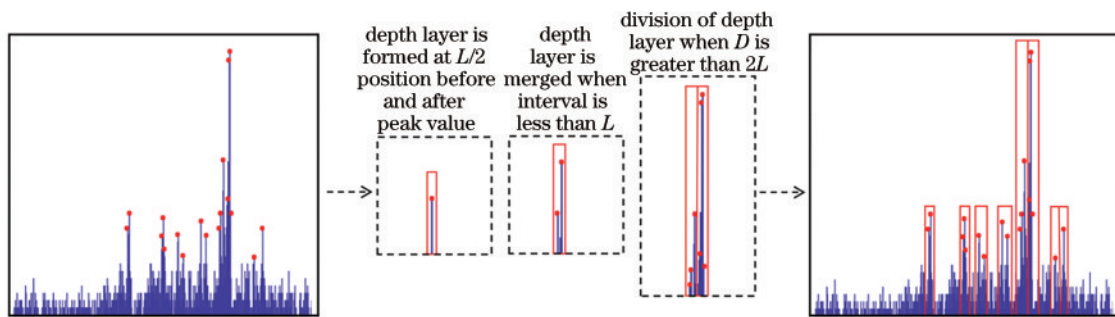


图 1 多深度层划分方法

Fig. 1 Multi depth layer division method

基于深度层的噪声水平,对单个像素内的每个深度层自适应设定阈值 $K_{N_L} (N_L = 1, 2, 3, \dots)$,如果不考虑激光在传输中发生的展宽效应和系统的内部时间抖动,单从光子计数事件来说,假设某个光子计数事件是信号响应,则该响应对应的光子有较大的概率来自该

次脉冲的脉宽时间 T_p 内。噪声在时间轴上均匀分布,所以 K_{N_L} 的具体公式为

$$K_{N_L} = \frac{G_z - G_r}{L_{N_L} N_r N_c}, \quad (3)$$

式中: G_z 为该深度层所有光子数; G_r 为该深度层信号

峰值前后 $T_p/2$ 内的光子数; L_{N_i} 为该深度层长度; N_r 和 N_c 分别为重建图像的长和宽像素数。如果该深度层内像素的光子计数 $\bar{y}(i, j) = \sum_{t=M_s}^{M_e} y_{i,j,t}$ 小于 K_n , 则忽略该像素的所有计数; 反之, 则保留该深度层内的光子计数, 在像素 (i, j) 上得到一个响应集合,

$$\bar{y}_{i,j,n} = \begin{cases} \bar{y}_{i,j}, & \bar{y}(i, j) \geq K_n \\ \emptyset, & \bar{y}(i, j) < K_n \end{cases} \quad (4)$$

数据尺寸由 $N_r \times N_c \times N_l$ 变为 $N_r \times N_c \times nL$, 大大减小了数据尺寸。

3.2 空像素加权填补方法

对于稀疏光子所产生的空像素情况, 在多深度层

去噪之后进行空像素信号集的重建, 步骤如图 2 所示, 首先使用 0-1 矩阵 MASK 标记空像素位置, 公式为

$$\text{MASK}(i, j) = \begin{cases} 0, & (i, j) \text{ is null pixel} \\ 1, & (i, j) \text{ is not null pixel} \end{cases} \quad (5)$$

对于空像素, 使用 3×3 的小窗口; 对于窗口内的所有非空像素, 结合强度信息对该窗口内非空像素进行约束, $|r - r_{i,j}| < R$, 窗口内所有像素与像素 (i, j) 的强度差小于阈值 R 时被认为是可以接受的像素。判断 3×3 窗口内符合要求的像素是否大于 3 个, 若不满足填补要求, 则使用 9×9 的大窗口以同样的要求判断可接受的像素个数, 若满足要求, 则进行下一步, 不满足则放弃填补该像素。

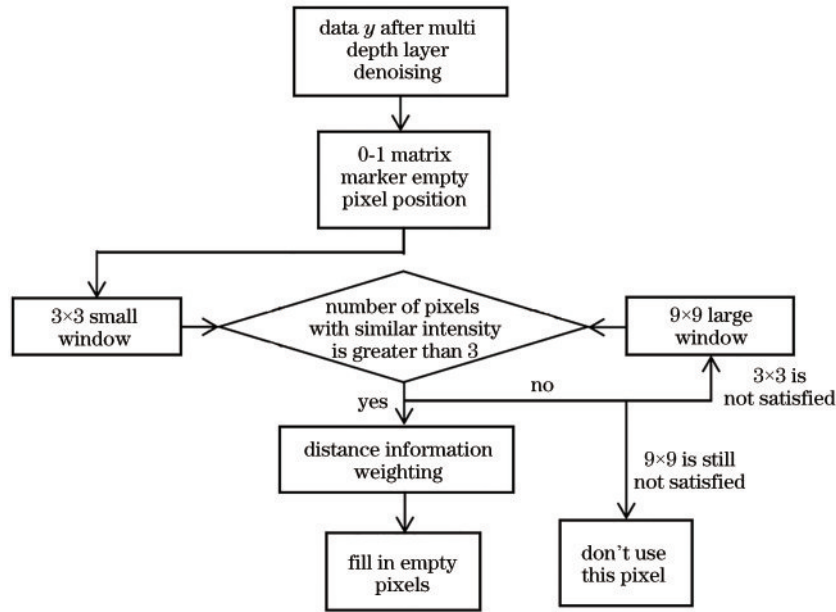


图 2 空像素加权填补方法

Fig. 2 Weighted filling method for empty pixels

利用反距离加权函数, 以距离的 p 次幂的倒数进行权重的计算:

$$F_{\text{IPD}} = \frac{1}{(i_{\text{neighborhood}} - i)^p + (j_{\text{neighborhood}} - j)^p}, \quad (6)$$

$$W_m = \frac{F_{\text{IPD}_m}}{\sum_{m=1}^M F_{\text{IPD}_m}}, \quad (7)$$

式中: $(i_{\text{neighborhood}}, j_{\text{neighborhood}})$ 为窗口内可接受像素的坐标; (i, j) 为空像素坐标; M 为可接受像素个数; W_m 为权重。反距离加权函数主要依赖反距离的幂值, 幂参数可基于与空像素点的距离来控制已知点对内插值的影响。幂参数是一个正实数, 默认值为 2。

如图 3 所示, 灰色的为待填补的空像素, 绿色的为可接受像素。可接受像素之间存在相似的强度, 意味光子数目相似, 以可接受像素中最少的光子数 g 为基准, 将各个可接受像素中光子飞行时间值

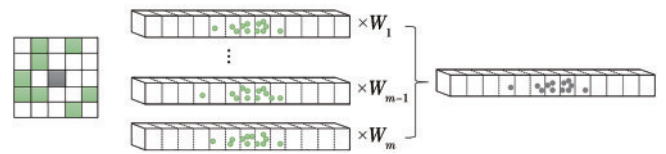


图 3 空像素信号集计算方法

Fig. 3 Calculation method of null pixel signal set

乘以权重, 并随机选取 g 个权重光子, 像素之间权重光子分别按顺序相加, 得到空像素的信号集。

3.3 深度估计方法

首先采用优化框架建立成本函数, 将深度估计问题转换成最优求解问题。基于预处理得到的点云数据的泊松分布模型, 构造成本函数的数据项, 具体公式为

$$W = - \sum_{t=1}^{N_i} \sum_{t=T(t)}^{T(t) + \frac{M_i - M_s}{L_{\text{min}}}} \tilde{y}_{i,j,t} \log [g(t - t_{i,j})], \quad (8)$$

式中: N_L 为深度层的个数; $t \in \left\{ T(l), \dots, T(l) + \frac{M_s - M_x}{L_{\text{bin}}} \right\}$, 其中 $T(l)$ 为像素 (i, j) 上预处理后深度层窗口的第一个时间单元, $\frac{M_s - M_x}{L_{\text{bin}}}$ 为深度层窗口内时间单元个数, L_{bin} 为时间单元的长度; $g(t)$ 为激光雷达系统的脉冲响应函数; $\tilde{y}_{i,j,t}$ 为像素 (i, j) 上的第 t 个时间单元的光子计数; $t_{i,j}$ 为像素 (i, j) 上的待求解的深度值。

考虑空间相关性, 引入平均曲率正则化模型, 有效结合像素周围 8 个邻域方向上的深度信息, 建立与数据项结合的深度估计成本函数 C , 具体为

$$\underset{t, \mathbf{v}, \mathbf{d}}{\operatorname{argmin}} C(\mathbf{t}, \mathbf{v}, \mathbf{d}) = \underset{t, \mathbf{v}, \mathbf{d}}{\operatorname{argmin}} \left\{ - \sum_{l=1}^{N_L} \sum_{t=T(l)}^{T(l) + \frac{M_s - M_x}{L_{\text{bin}}}} \tilde{y}_{i,j,t} \log [g(t - t_{i,j})] + \lambda \int_x |H(x)| dx + (\rho/2) \|\mathbf{t} - \mathbf{v} + \mathbf{d}\|_2^2 - (\rho/2) \|\mathbf{d}\|_2^2 \right\}, \quad (10)$$

式中: $\mathbf{t} = \{t_{i,j}; i, j \in (1, N)\}$ 为待求解的深度图; $\mathbf{v} = \mathbf{t}$ 为构建的等式约束条件; $\rho > 0$ 为惩罚参数; $\int_x |H(x)| dx$ 为平均曲率模型。

利用交替方向乘子法 (ADMM) 求解增广拉格朗日函数, 求解过程包括 3 个独立的子问题:

$$\mathbf{t}^{k+1} = \underset{t}{\operatorname{argmin}} \left\{ - \sum_{l=1}^{N_L} \sum_{t=T(l)}^{T(l) + \frac{M_s - M_x}{L_{\text{bin}}}} \tilde{y}_{i,j,t} \log [g(t - t_{i,j})] + (\rho/2) \|\mathbf{t} - \mathbf{v}^k + \mathbf{d}^k\|_2^2 \right\}, \quad (11)$$

$$\mathbf{v}^{k+1} =$$

$$\underset{\mathbf{v}}{\operatorname{argmin}} \left[\lambda \int_x |H(x)| dx + (\rho/2) \|\mathbf{t}^{k+1} - \mathbf{v} + \mathbf{d}^k\|_2^2 \right], \quad (12)$$

$$\mathbf{d}^{k+1} = \mathbf{d}^k + \mathbf{t}^{k+1} - \mathbf{v}^{k+1}, \quad (13)$$

迭代求解 3 个子问题, 当 $\max(\|\mathbf{t}^{k+1} - \mathbf{t}^k\|_2, \|\mathbf{v}^{k+1} - \mathbf{v}^k\|_2, \|\mathbf{d}^{k+1} - \mathbf{d}^k\|_2) < T_{\text{tol}}$, T_{tol} 为容限值, 停止迭代, 得到满足精度的解 \mathbf{t}, \mathbf{t} 即为估计的深度图像。

4 成像实验结果与分析

4.1 评价指标与比较方法

实验测量了距离为 400~2000 m 的目标, 利用实验搭建的远距离光子计数激光雷达系统进行扫描成像实验。横向对比了经典的极大似然估计 (MLE) 方法、主成分分析 (PCA) 方法、SPISTA 方法^[11]、SHIN 方法^[15]以验证所提方法的有效性。其中 MLE 方法假设系统脉冲近似高斯分布, 使用对数匹配滤波, 具体公式

$$C(\mathbf{t}) = W(\mathbf{t}) + \lambda \int_x |H(x)| dx, \quad (9)$$

式中: λ 为正则化参数; H 为平均曲率, $H = \mathbf{d} \otimes \mathbf{t}(x)$,

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{16} & \frac{5}{16} & -\frac{1}{16} \\ \frac{5}{16} & -1 & \frac{5}{16} \\ -\frac{1}{16} & \frac{5}{16} & -\frac{1}{16} \end{bmatrix}$$

为中心有限差分矩阵, 用于近似导数; x 为像素 (i, j) 的 3×3 邻域像素索引; \mathbf{t} 为待求解的深度图。

使用交替方向乘子算法从成本函数中估计深度图像。将成本函数 C 扩展为增广拉格朗日形式, 并将其简化, 具体为

使用交替方向乘子算法从成本函数中估计深度图像。将成本函数 C 扩展为增广拉格朗日形式, 并将其简化, 具体为

为 $t_{i,j}^{\text{MLE}} = \arg \max \sum_{t=1}^T S_{i,j,t} \log [g(t - t_{i,j})]$ 。PCA 方法在光子中提取主要信号特征, 还原得到目标深度信息。SPISTA 方法建立数据项与 L1 正则化相结合的成本函数, 并使用改进的迭代阈值收缩算法求出最优解。SHIN 方法通过利用自然场景的横向平滑性和纵向稀疏性, 将粗略的光子检测转换为高精度的场景深度和反射率求解。

采用的评价指标为重建信噪比 (RSNR), 其定义^[16]为

$$R_{\text{RSNR}} = 10 \lg \frac{\|\mathbf{d}_{\text{ref}}\|_2^2}{\|\mathbf{d}_{\text{ref}} - \mathbf{d}\|_2^2}, \quad (14)$$

式中: \mathbf{d}_{ref} 是参考的深度信息, 可视为参考值深度信息; \mathbf{d} 为处理后数据的深度信息; $\|\cdot\|_2^2$ 为二范数。

4.2 仿真实验

仿真数据使用艺术场景, 包括 $183 \times 231 \times 1600$ 的点云数据, 时间单元的宽度为 2 ps。设置激光脉宽为 90 ps, 每像素接收平均光子数 (PPP) 水平为 5.89, 信背比 (SBR) 为 0.27。图 4 分别为仿真场景下不同方法的深度图像, RSNR 数值结果如表 1 所示。在稀疏光子数据中, MLE 和 PCA 方法完全无法区分噪声和信号; SHIN 算法分离了噪声和信号, 但出现了较多的空像素, 导致 RSNR 较差; 所提算法相较于 SPISTA 和 SHIN 方法填补了更多的深度信息, 得到的目标轮廓更加完整、清晰。

4.3 实验设备

远距离单光子激光雷达系统原理如图 5 所示^[17-18]。脉冲激光器发射重复频率为 10 kHz、波长为 1550 nm、宽度为 3 ns、单脉冲能量为 17.4 μJ 的激光, 激光经准

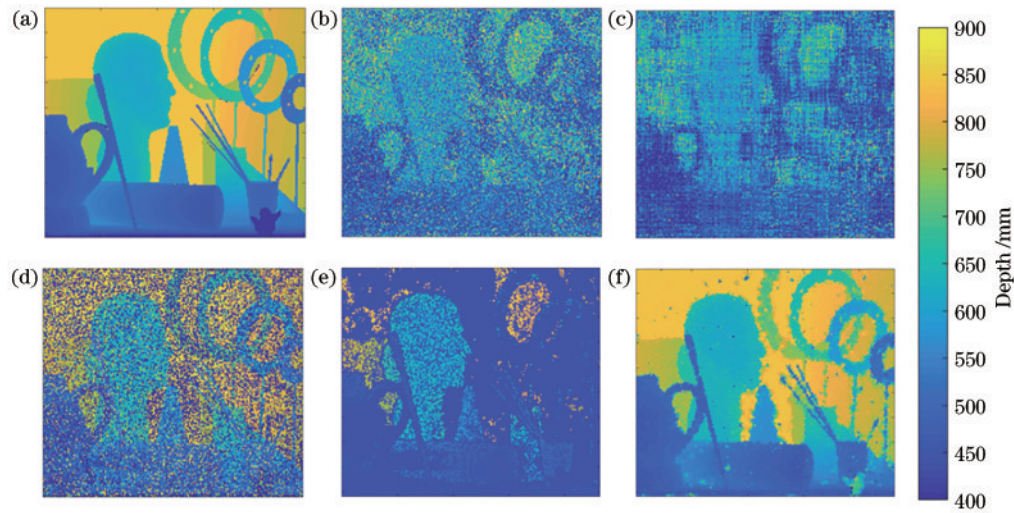


图4 仿真实验深度图。(a)仿真场景参考深度图;(b)~(f) MLE、PCA、SPISTA、SHIN和所提方法估计的深度图

Fig. 4 Depth maps of simulation experiment. (a) Reference depth map of simulation scene; (b)–(f) depth maps estimated by MLE, PCA, SPISTA, SHIN, and proposed method, respectively

表1 仿真数据上不同方法的RSNR

Table 1 RSNR of different methods on simulation data

Method	RSNR /dB
MLE	2.53
PCA	2.12
SPISTA	4.91
SHIN	4.41
Proposed method	10.70

直镜准直后进入出射口径为 36 mm 的扩束镜,进一步

聚焦整形后激光束散角为 0.1 mrad,光斑大小为 3 cm,经二维扫描振镜转动扫描整个目标场景。单光子探测器(MPD PDM-IR)通过接收镜组接收目标反射的激光回波和背景光。探测器在门控模式下工作,时间抖动约为 70 ps,门控延迟时间为 30 ns,并与激光源同步。在此模式下,当初始激光脉冲通过收发模块向外传播时,门控系统会保持关闭状态,从而避免探测到不需要的后向散射。时间相关光子计数模块(PicoQuant PicoHarp 300)记录单光子探测器的响应并计算出每个光子的飞行时间。

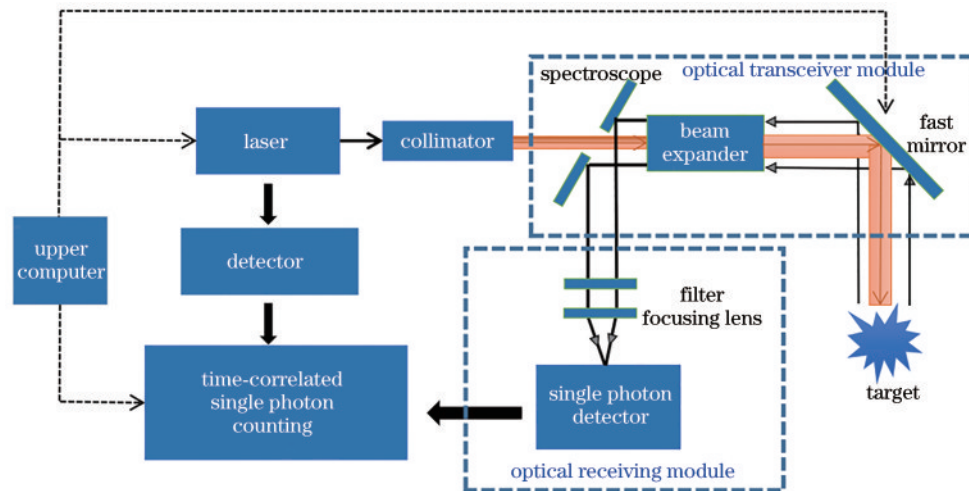


图5 远距离单光子激光雷达系统原理示意图

Fig. 5 Schematic of long-range single-photon lidar system

4.4 复杂场景1的重建结果

使用单光子激光雷达系统对复杂场景1进行成像实验,结果如图6所示。场景范围为400~2000 m,目标包括树木、电线杆、建筑物等。将单像素采集时间为50 ms的实验数据作为参考数据集,并对参考数据集

进行以下处理:首先以精确的长度进行距离选通,然后通过设置阈值限制背景噪声的影响,最后使用MLE方法得到参考深度图像。使用单像素采集时间为3 ms、PPP水平为9.8、SBR为0.28的数据作为重建数据。

表2对比了复杂场景1下不同方法的RSNR。从

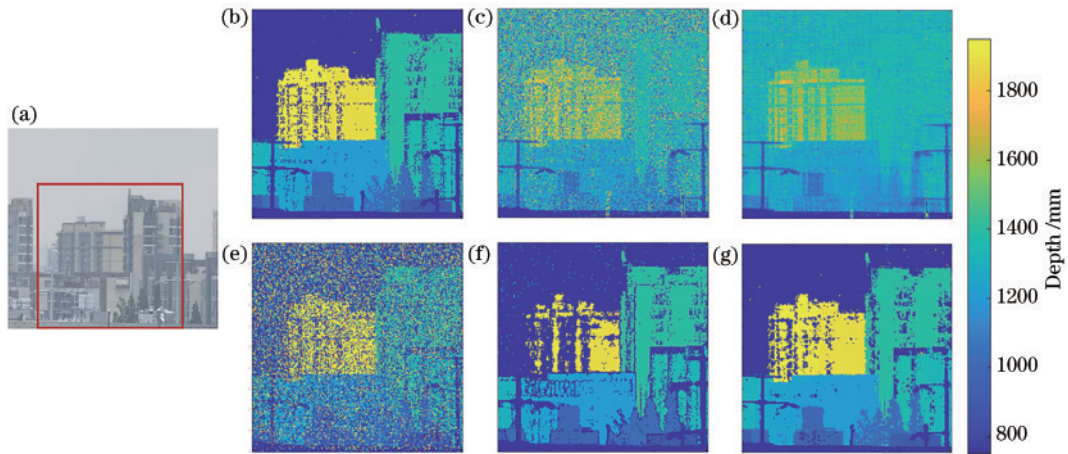


图6 复杂场景1的深度图。(a)复杂场景1可见波段图;(b)参考深度图;(c)~(g) MLE、PCA、SPISTA、SHIN和所提方法估计的深度图
Fig. 6 Depth maps of complex scene 1. (a) Visible band map of complex scene 1; (b) reference depth map; (c)~(g) depth maps estimated by MLE, PCA, SPISTA, SHIN, and proposed method, respectively

表2和图6可以看到:MLE、PCA和SPISTA方法受到散射光子的影响,完全无法区分建筑物和背景噪声,具有相对较差的深度估计性能;SHIN方法虽然能够重建出更多来自目标的光子,但是在玻璃、树木边缘等反

射率较弱的地方,丢失了大部分深度信息,导致RSNR较差;相比之下,所提方法获得了明显更好的数值结果和图像结果,重建出了较为完整的目标轮廓,能对不同反射率区域做出自适应处理,更多地保留弱反射物的深度信息,更有效地处理了背景噪声。与其他方法相比,所提方法的RSNR提高了至少23.6%。

表2 复杂场景1上不同方法的RSNR

Table 2 RSNR of different methods on complex scene 1

Method	RSNR /dB
MLE	1.48
PCA	1.56
SPISTA	1.84
SHIN	3.56
Proposed method	4.40

4.5 复杂场景2的重建结果

使用单光子激光雷达系统对复杂场景2进行成像实验,结果如图7所示。目标距离大约140 m,目标包括模特、光滑栏杆、窗户等。同上,将采集时间为50 ms的实验数据作为参考数据集,使用单像素采集时间为3 ms、PPP为11.23、SBR为1.23的数据作为重建数据。

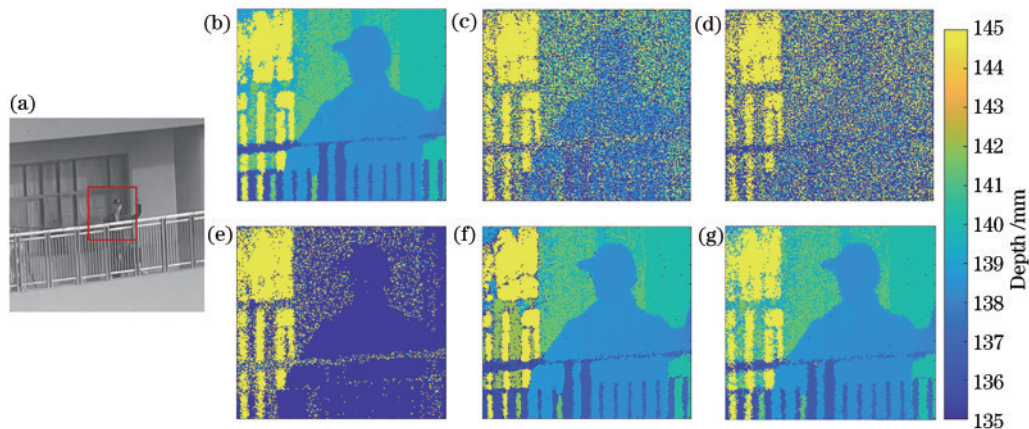


图7 复杂场景2的深度图。(a)复杂场景2可见波段图;(b)参考深度图;(c)~(g) MLE、PCA、SPISTA、SHIN和所提方法估计的深度图
Fig. 7 Depth maps of complex scene 2. (a) Visible band map of complex scene 2; (b) reference depth map; (c)~(g) depth maps estimated by MLE, PCA, SPISTA, SHIN, and proposed method, respectively

表3对比了复杂场景2上不同方法的RSNR。从表3和图7可以看到:MLE和PCA方法受到背景噪声的影响,无法较为完整地重建出目标的轮廓,导致RSNR较差;SHIN方法虽然能够重建出更多来自目

标的光子,但是在窗户等反射率较弱的地方,有空像素的存在,丢失了部分深度信息;相比之下,所提方法获得了较好的成像精度,很大程度上减小了深度估计误差,且在窗户位置处准确地填补了空像素,重建出

表 3 复杂场景 2 上不同方法的 RSNR

Table 3 RSNR of different methods on complex scene 2

Method	RSNR /dB
MLE	7.96
PCA	4.67
SPISTA	9.66
SHIN	10.62
Proposed method	12.22

了较为准确的深度信息。与其他方法相比,所提方法的 RSNR 提高了至少 15%。

为了进一步验证所提方法在光子缺乏环境下的鲁棒性,比较了在该场景中不同方法在 PPP 水平为 1.97、3.32、5.67、8.52 和 11.23 时的 RSNR 结果,如图 8 所示。所提方法和 SHIN 对所有 PPP 的处理效果最好,而在光子计数水平较低时,所提方法的处理效果仍然优于其他方法,证明了所提方法的鲁棒性。

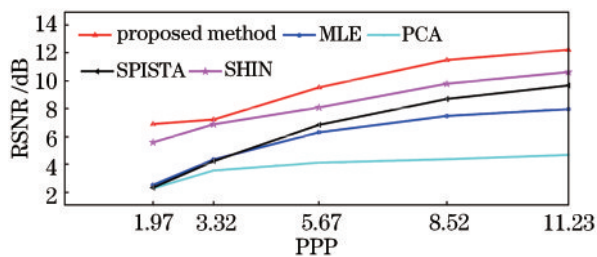


图 8 在不同 PPP 水平下,不同方法估计的深度图的 RSNR
Fig. 8 RSNR of depth maps estimated by different methods at different PPP levels

5 结 论

提出一种复杂场景下单光子激光雷达深度估计方法,该方法强调信号响应的时域相关性和像素之间的空间相关性。创新性地提出多深度层去噪方法,对激光雷达三维点云数据进行时域上的全局多深度开窗,针对性处理不同深度的目标,设置自适应阈值分离噪声和信号,显著缩短了时间域长度,同时抑制了背景噪声的影响。提出空像素加权填补方法,设置大小窗口,引入强度、距离信息,更精确地填补空像素。在基于泊松分布的成本函数中引入平均曲率正则化,增加了空间相关程度,并利用具有良好收敛特性的交替方向乘子法从成本函数中估计深度图,有效地平滑深度图像并保留了边缘部分的细节。通过横向对比不同算法,所提算法在复杂场景的深度重构精度上获得了更好的结果。与其他方法相比,所提算法的重建信噪比提高了至少 15%。下一步的工作是将算法逐步扩展推广到各个场景,例如水下图像、透雾成像等值得研究的有趣问题。

参 考 文 献

[1] 屈恒阔,张清源,阮友田.扫描成像跟踪激光雷达[J].

中国光学,2012,5(3):242-247.

Qu H K, Zhang Q Y, Ruan Y T. Laser radar based on scanning image tracking[J]. Chinese Optics, 2012, 5(3): 242-247.

[2] 张健,张雷,曾飞,等.机载激光 3D 探测成像系统的发展现状[J].中国光学,2011,4(3):213-232.

Zhang J, Zhang L, Zeng F, et al. Development status of airborne 3D imaging lidar systems[J]. Chinese Journal of Optics, 2011, 4(3): 213-232.

[3] Tobin R, Halimi A, McCarthy A, et al. Three-dimensional single-photon imaging through obscurants[J]. Optics Express, 2019, 27(4): 4590-4611.

[4] 汪自军,张扬,刘东,等.新型多波束陆海激光雷达探测卫星技术发展研究[J].红外与激光工程,2021,50(7):20211041.

Wang Z J, Zhang Y, Liu D, et al. Research on the development of detection satellite technology in the novel multibeam land and ocean lidar[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(7): 20211041.

[5] Sun Z H, Lindell D B, Solgaard O, et al. SPADnet: deep RGB-SPAD sensor fusion assisted by monocular depth estimation[J]. Optics Express, 2020, 28(10): 14948-14962.

[6] 何伟基,司马博羽,程耀进,等.基于盖格-雪崩光电二极管的光子计数成像[J].光学精密工程,2012,20(8):1831-1837.

He W J, Sima B Y, Cheng Y J, et al. Photon counting imaging based on GM-APD[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(8): 1831-1837.

[7] Li Z P, Ye J T, Huang X, et al. Single-photon imaging over 200 km[J]. Optica, 2021, 8(3): 344-349.

[8] Wei C J, Yan R P, Li X D, et al. Research progress of sub-nanosecond lasers for 3D imaging lidar[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(6): 1270-1280.

[9] 郭静菁,费晓燕,葛鹏,等.基于全光纤光子计数激光雷达的高分辨率三维成像[J].红外与激光工程,2021,50(7):20210162.

Guo J J, Fei X Y, Ge P, et al. High-resolution three-dimensional imaging based on all-fiber photon-counting Lidar system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(7): 20210162.

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

[11] Shin D, Xu F H, Wong F N C, et al. Computational multi-depth single-photon imaging[J]. Optics Express, 2016, 24(3): 1873-1888.

[12] Feng Z C, He W J, Fang J, et al. Fast depth imaging denoising with the temporal correlation of photons[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(5): 7803310.

[13] Halimi A, Connolly P, Ren X M, et al. Restoration of depth and intensity images using a graph Laplacian regularization[C]//2017 IEEE 7th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, December 10-13, 2017, Curacao. New York: IEEE Press, 2018.

[14] 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.
- [15] 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.
- [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] 何伟基, 黄鹏维, 陈钱, 等. 远距离光子计数三维激光雷达成像系统及其方法: CN112213737A[P]. 2021-01-12.
He W J, Huang P W, Chen Q, et al. Long range photon counting 3D lidar imaging system and its method: CN112213737A[P]. 2021-01-12.
- [18] Wu M, Lu Y, Mao T Y, et al. Time dependent multiple depth estimation for single photon lidar[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(2): 20210885.