

引用格式: LU Yu, HE Weiji, WU Miao, et al. Time-correlated Kalman Depth Estimation of Photon-counting Lidar[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(3):0311001

陆侯,何伟基,邬森,等.光子计数激光雷达的时间相关卡尔曼深度估计[J].光子学报,2021,50(3):0311001

※封面论文※

光子计数激光雷达的时间相关卡尔曼深度估计

陆侯,何伟基,邬森,顾国华,陈钱

(南京理工大学 电子工程与光电技术学院,南京 210094)

摘要:在高背景噪声和低积分时间的激光雷达远距离成像场景中,针对传统方法得到的深度图像目标被噪声淹没和深度估计偏差较大的问题,提出了一种基于信号光子时间相关性和自适应卡尔曼滤波器的深度信息估计方法。首先,提取在时间上具有聚集特征的光子计数形成集合;然后,分析了影响信号光子在时间上分布的因素并使用静态高斯线性模型来描述该集合;最后将集合中的所有光子飞行时间乱序,输入改进的自适应卡尔曼滤波器,从而迭代估计深度值。在信号噪声比为1的室内,积分时间分别为10 ms和1 ms时,本文方法相对传统的最大似然方法在均方根误差指标上提升了40%和38%。在信噪比约为0.135的室外2 km目标成像实验中,在信号光子数分别为100、33和17的情况下,本文方法成像效果都优于传统最大似然估计方法和时间相关光子快速去噪方法,得到的深度图像都更清晰,噪声更低。在高噪声和短积分时间下,本文方法可以被运用于激光雷达远距离成像的深度信息估计和图像恢复中。

关键词:激光雷达;3D成像;图像处理;卡尔曼滤波;随机过程

中图分类号:TN958

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215003.0311001

Time-correlated Kalman Depth Estimation of Photon-counting Lidar

LU Yu, HE Weiji, WU Miao, GU Guohua, CHEN Qian

(School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology,
Nanjing 210094, China)

Abstract: In the lidar long-distance imaging scene with high background noise and low integration time, in view of the problem of the depth image target obtained by traditional methods being submerged by noise and the large deviation of depth estimation, a method based on signal photon time correlation and adaptive Kalman filter depth information estimation method is proposed. The photon counts with aggregation feature in time will be extracted to form a set firstly; then the factors that affect the temporal distribution of signal photons will be analyzed and Gaussian linear model will be used to described the photon set; finally, the time-of-flight of all photons in the set will be scrambled and input into the improved adaptive Kalman filter to iteratively estimate the depth value. In the room with signal to noise ratio of 1, compared with the traditional maximum likelihood method, this method improves the root mean square error by 40% and 38% when the integration time is 10 ms and 1ms respectively. In the outdoor 2 km target imaging experiment with signal to noise ratio of about 0.135, when the signal photon numbers are 100, 33 and 17 respectively, the depth image of this method is clearer and the noise is lower than the traditional maximum likelihood method and fast denoising algorithm with the temporal correlation of photons. It is verified that the method can be applied to the depth information estimation and image restoration of lidar remote imaging

基金项目:国家自然科学基金(No.61875088)

第一作者:陆侯(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为激光雷达图像处理。Email: luyu@njust.edu.cn

导师(通讯作者):何伟基(1981—),男,研究员,博士,主要研究方向为光电成像探测与信号处理。Email: hewj@mail.njust.edu.cn

收稿日期:2020-10-20;录用日期:2021-01-05

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

under high noise and short integration time.

Key words: Lidar; 3D imaging; Image processing; Kalman filter; Random process

OCIS Codes: 110.2990; 110.1758; 100.3010

0 引言

单光子激光雷达拥有测距精度高和抗干扰能力强等特点,被广泛应用于地形勘测、水下探索、自动驾驶、导弹寻的等领域^[1-3]。单光子激光雷达通过标记激光脉冲发射的同步信号和探测器探测到光子这两个事件之间的时间间隔,即光子飞行时间(Time Of Flight, TOF)来完成测距。系统的探测性能主要受限于背景噪声光子和探测器暗记数。为了减小噪声影响,可以通过延长积分时间减小无关响应造成的偏差。在远距离探测中,由于回波能量相当微弱,在一次探测周期中得到信号光子的概率很低,所以一次探测成像需要数百纳秒甚至几毫秒的时间来采集光子数据,同时减小测量误差。

为了解决短积分时间导致的测量误差大和长积分时间导致的测量速度慢的矛盾,已有一些方法被提出^[4-5]。这些方法通过改进成像系统的光学设计和探测仪器取得了良好的效果,但是具有硬件和系统上的局限性。同时,一些通过激光雷达点云数据相关性的处理算法也被提出^[6-9]。这些方法不依赖于硬件或系统的改进,但是在高噪声背景下依然需要较长的积分时间或者依赖非局部的反射率信息和深度信息的相关性^[10]。当前实际应用尤其是较远距离的成像探测,由于在空间上多数像素并不具有有效的信号回波,而是全部被噪声填充,在这种情况下,像素之间的空间相关性和时间相关性、物体的边缘特性会遭到破坏,从而影响图像重建的效果。因此以一个像素为对象进行分析的光子飞行时间估计问题,即逐像素深度信息估计问题,是许多图像重建算法的主要关注点。

本文提出了基于光子时间相关性的激光雷达深度信息去噪和深度迭代估计方法。除了考虑高背景噪声问题,本文还讨论了在短积分时间下,系统脉冲波形和时间抖动对精确探测的影响。我们针对脉冲激光雷达回波信号时变非线性的特征,利用信号光子时间上聚集的特性在时域上进行滤波,提出激光雷达回波信号的状态方程,然后使用简化的自适应卡尔曼滤波器估计最佳深度图像。

1 单光子探测模型

盖革模式单光子探测器的响应输出可以描述^[10]为

$$\lambda_{i,j}(t) = \eta\alpha_{i,j}s(t - 2z_{i,j}/t) + (\eta b + d) \quad (1)$$

式中, $\lambda_{i,j}(t)$ 表示 t 时刻单光子探测器的平均响应数, $s(t)$ 表示激光雷达发射的激光脉冲的速率函数, η 表示探测器的量子效率, $\alpha_{i,j}$ 表示成像目标 (i,j) 点处的反射率, $z_{i,j}$ 表示成像目标点与探测器之间的真实距离, b 表示背景噪声引起的计数, d 表示探测器热效应导致的暗计数。通常,认为单光子探测器响应的光子计数事件近似服从泊松分布^[11-12],因此响应 k 次光子事件的分布概率为

$$P(k) = \frac{\lambda_{i,j}^k}{k!} e^{-\lambda_{i,j}} \quad (2)$$

结合式(1)和(2),可以推导出在 t_1 到 t_2 一段时间内,式(2)为

$$P(k) = \frac{\left[\int_{t_1}^{t_2} \lambda_{i,j}(t) dt \right]^k}{k!} \exp \left[- \int_{t_1}^{t_2} \lambda_{i,j}(t) dt \right] \quad (3)$$

考虑探测器存在死时间 T_{dead} ,在一次脉冲周期 T_r 内,系统大概率只能最多记录一次光子达到事件。随着探测距离的加大,信号回波在大气中的传输快速衰减,整体回波会保持在一个较低的水平,即 $P(k > 0) \ll 1$ 。在整体信号光通量较低的情况下,在像素点 (i,j) 中,系统响应得到的光子飞行时间 $T_{i,j}$ 服从的概率密度函数^[10]为

$$f_{T_{i,j}}(t_{i,j}, z_{i,j}) = \frac{\lambda_{i,j}(t)}{1 - \exp[-(\eta\alpha_{i,j}S + B)]} \approx \frac{\eta\alpha_{i,j}S}{\eta\alpha_{i,j}S + B} \left[\frac{s(t_{i,j} - 2z_{i,j}/c)}{S} \right] + \frac{B}{\eta\alpha_{i,j}S + B} \left(\frac{1}{T_r} \right) \quad (4)$$

式中, $S = \int_0^{T_r} s(t) dt$ 表示信号光子总数, $B = (\eta b + d)T_r$ 表示噪声光子总数。如果不考虑背景环境光和暗计

数造成的响应,即 $B=0$,系统只会对来自目标的回波信号进行响应,则有

$$f_T(t, z) \approx \frac{s(t - 2z/c)}{S} = \frac{s(t - 2z/c)}{\int_0^{T_p} s(t) dt} \quad (5)$$

由式(5)可知,在信号光子探测概率较低且不考虑噪声计数和脉冲展宽的情况下,系统输出的光子计数的时间分布只和脉冲激光波形有关。真实的脉冲激光具有陡峭尖锐的波形且具有复杂的数学形式,但是大多数形式都具有高斯分布的特征,即大部分光子能量都集中在激光脉冲的脉宽以内,这意味着经过必要的飞行时间,抵达探测器的光子在宽度等于激光持续时间尤其是脉宽的这一段时间内会明显密集。

2 光子计数时间相关集

如果不考虑系统内部的时间抖动和激光在传输中发生的展宽效应,从单个光子计数事件来说,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。相比背景噪声和暗计数引起的在时间分布上均匀的响应,信号响应在真实飞行时间附近的长度为脉宽 T_p 内的时间区域有一个显著的聚集,如图1所示,可以看出,信号光子(三角标记)只在脉冲波形对应的时间范围内出现,而

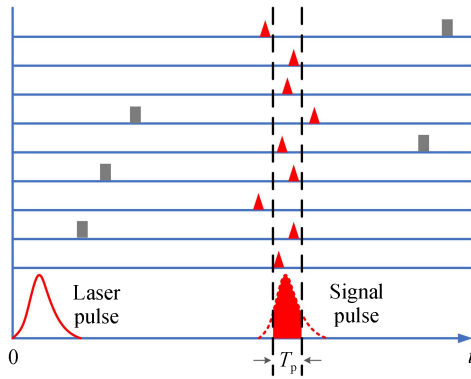


图1 光子计数事件在时间轴上的聚集效应

Fig.1 The aggregation effect of photon counting events on the time axis

且大部分都集中在脉宽内,噪声光子和暗计数(矩形标记)会随机均匀分布在整個探测时间内。产生这种聚集的原因是激光雷达脉冲光源和单光子探测器的性质。这个时间区域可以由式(6)表示,其中 $\mathcal{T}_{i,j}^P$ 表示所有落在该区域的信号光子的集合,下标 (i, j) 当前的像素对象索引,上标 P 表示该区域对应激光脉宽所在位置, $Z_{i,j}$ 表示真实深度对应的飞行时间。

$$\mathcal{T}_{i,j}^P = \{t_{i,j} | t_{i,j} \in [Z_{i,j}/2c - T_p/2, Z_{i,j}/2c + T_p/2]\} \quad (6)$$

因此,通过长时间测量使用直方图来估计深度是可行的。但是在实际测量中,如果受到客观条件限制导致积分时间有限且噪声水平较高,则可以使用的光子飞行时间数据较少,导致难以直接使用直方图恢复深度信息或恢复的图像质量很差。本方法不寻找光子计数最高的区域确定信号位置,而是通过寻找在时间上相互接近的光子来组成一个集合 $\mathcal{T}_{i,j}^S$,虽然这个集合不对信号光子和噪声光子加以特殊的区分,但其包含的光子飞行时间全部具有聚集的特性。如式(7)所示,通过检测时间上相邻的两个光子飞行时间 $t_{i,j}^k$ 和 $t_{i,j}^{k+1}$ 是否满足时间差小于 T_p ,如果小于,则将这两个光子放入时间集合 $\mathcal{T}_{i,j}^S$ 。如果不满足,则转移到下一组相邻的两个光子继续判断,直到像素所有光子计数全部判断完毕。

$$|t_{i,j}^k - t_{i,j}^{k+1}| \leq T_p \quad (7)$$

本文利用这一特性筛选光子,并不判断一个光子是否来自信号或者噪声,而是尽可能通过信号光子必然聚集的特征尽可能保留具有紧凑特性的光子。下面将根据当前已有的时间数据集使用估计方法,从而得到当前像素最佳深度信息。

3 光子飞行时间的卡尔曼估计

本方法使用简化的 Sage-Husa 自适应卡尔曼滤波器对经过筛选得到的紧凑光子集合进行处理。卡尔曼滤波器是一种最优线性状态估计方法,经典的线性卡尔曼滤波器要求估计对象必须是线性系统,且只有在系统误差近似服从高斯分布的情况下才能有较好的效果^[13-14]。下面对实际光子飞行时间数据采集过程中可能影响信号分布的因素进行分析。

1) 高斯脉冲波形和脉冲展宽。激光脉冲具有高斯特征,因此光能量在大气中的传输可以认为近似服从高斯分布。但是由于大气传输过程中的大气湍流、色散等因素影响,信号回波会在一定程度上发生较小的展宽效应;

2) 时间抖动。激光雷达系统的时间抖动主要来自单光子雪崩探测器和电路热效应。在随机过程相关理论中,这两种过程都独立服从期望为 0 的高斯分布;

3) 背景杂散光和探测器暗计数。相对于在时间上有高度相关性的目标回波光子的,来自探测背景的光子和探测器暗计数均匀分布在脉冲探测周期内。

激光脉冲决定了光子计数在时间上的分布,但是由于大气传输,该分布会发生一定的展宽;时间抖动以计时偏差的形式影响每一次测量,即每个光子飞行时间都被附加了一个服从均值为 0,方差为高斯分布的误差,在数据量小的情况下影响强烈;噪声光子计数由于均匀分布在时间域上,当整体数据量较多的情况下,对波形影响较小,但在数据量较小时且噪声较大时,噪声会对光子计数分布特性造成较大的破坏。

原始激光雷达数据包含了噪声光子且噪声光子的飞行时间独立于信号光子飞行时间,因此原始系统是一个非线性时变系统。前面得到的光子计数集,虽然不区分噪声和信号,但是其中数据有较高的时间相关性。本文将这个集合视为是一组来自目标的真实回波的采样,它围绕某真实的深度值,且服从方差未知的高斯分布。这样就可以把处理后的系统视为一个时间序列的线性时不变系统。为了适应非严格的高斯分布和抑制潜在的噪声计数,本文使用简化的 Sage-Husa 卡尔曼滤波器,增加对系统模型不信任度和测量误差的迭代估计来优化深度估计^[15]。

光子计数集合中的飞行时间的状态表示和观测过程表示为

$$t_{i,j}(k) = t_{i,j}^{\text{real}} + w_{i,j} + v_{i,j} \quad (8)$$

式(8)称为系统的状态观测方程。 $t_{i,j}(k)$ 表示像素 (i,j) 处第 k 个光子飞行时间, $t_{i,j}^{\text{real}} = z_{i,j}/2c$ 表示真实飞行时间, $w_{i,j}$ 表示过程噪声, $v_{i,j}$ 表示测量噪声。预测更新方程为

$$\hat{P}_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (9)$$

$$\hat{X}_k = AX_{k-1} + BU_k \quad (10)$$

$$K_k = \hat{P}_k H^T (H \hat{P}_k H^T + R) \quad (11)$$

$$V_k = Z_k - H \hat{X}_k \quad (12)$$

$$X_k = \hat{X}_k + K_k V_k \quad (13)$$

$$P_k = (I - K_k H) \hat{P}_k \quad (14)$$

式(9)~(11)为预测方程,式(12)~(14)为更新方程。 A 、 B 表示状态转移矩阵和输入转换矩阵; X_k 、 \hat{X}_k 分别表示第 k 次的估计值和先验值, P_k 表示第 k 次测量的后验估计协方差, \hat{P}_k 表示 k 时刻先验估计协方差; H 是线性转换矩阵, K_k 表示 k 次测量时的增益, $Z_k = t_{i,j}(k)$ 表示第 k 次测量结果; Q 是过程噪声 $w_{i,j}$ 协方差, R 是测量噪声 $v_{i,j}$ 协方差。

在标准卡尔曼滤波中, Q 和 R 是静态的且对滤波器性能影响重大,需要根据先验知识设置。如果系统噪声不是严格的高斯噪声或者系统模型不严格服从高斯模型,其效果会受到影响,Sage-Husa 卡尔曼滤波器通过动态调整 Q 和 R ,避免手动调整参数,达到自适应的效果。 Q 和 R 的更新方程如式(15)~(16)。

$$Q_k = (1 - d_k)Q_{k-1} + d_k(K_k V_k V_k^T K_k^T + P_k - AP_k A^T) \quad (15)$$

$$R_k = (1 - d_{k-1})R_{k-1} + d_{k-1}(V_k V_k^T - H P_k H^T) \quad (16)$$

式中, $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$, $0 < b < 1$,是调节 Q 和 R 的加权因子。根据光子飞行时间集 $\mathcal{T}_{i,j}^S$,令 $A = I$, $B = 0$, $H = I$;过程噪声 Q 反应了对模型的信任度,取值越小,表示越相信根据模型得到的预测值,由于没有

直接的方法求解 \mathbf{Q} , 本文方法选取了一个较小初值, 即 $\mathbf{Q}_0 = 0.001$ 。测量噪声协方差 \mathbf{R} 反应了观测量的不确定程度, 所以本文选择光子飞行时间集中的数据的方差的极大似然估计 $\hat{\delta}$ 确定 \mathbf{R} 的初值

$$R_0 = \hat{\delta}_{i,j} = \arg \max_{\delta \in \Theta} L(t_{i,j}^{(1)}, t_{i,j}^{(2)}, \dots, t_{i,j}^{(m)}; \delta) = \arg \max_{\delta \in \Theta} \prod_{l=1}^m p(t_{i,j}^{(l)}; \delta) \quad (17)$$

值得注意的是, 在将光子飞行时间集 $\mathcal{T}_{i,j}^S$ 输入自适应卡尔曼滤波器之前, 需要对集合 $\mathcal{T}_{i,j}^S$ 中的所有光子飞行时间进行随机排序。这是因为光子飞行时间集 $\mathcal{T}_{i,j}^S$ 是有序的, 而在本文中卡尔曼滤波器实际没有引入控制变化的量, 因此本质上是对静态参数的估计。如果对有序集 \mathcal{R} 使用静态估计方法, 则得到的估计结果必然是发散的。由于假设回波光通量低, 即光子在时间上分布稀疏, 因此光子飞行时间相互独立, 即按照时间依次采集到的光子飞行时间相互不影响。所以本方法将光子飞行时间集 $\mathcal{T}_{i,j}^S$ 进行随机排序以模拟光子在真实探测中的到达顺序, 再输入自适应卡尔曼滤波器进行估计。

本文方法的总体流程如图 2 所示。

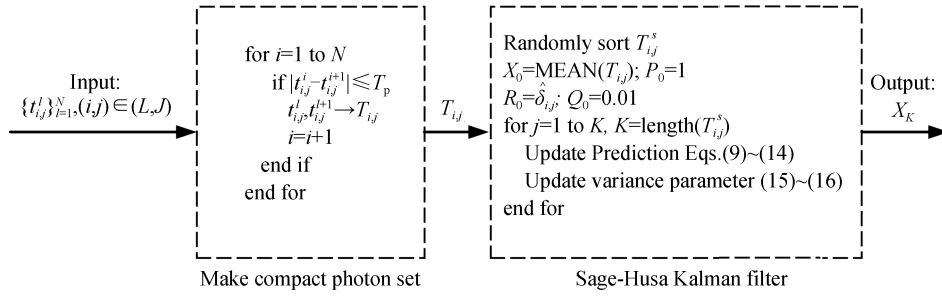
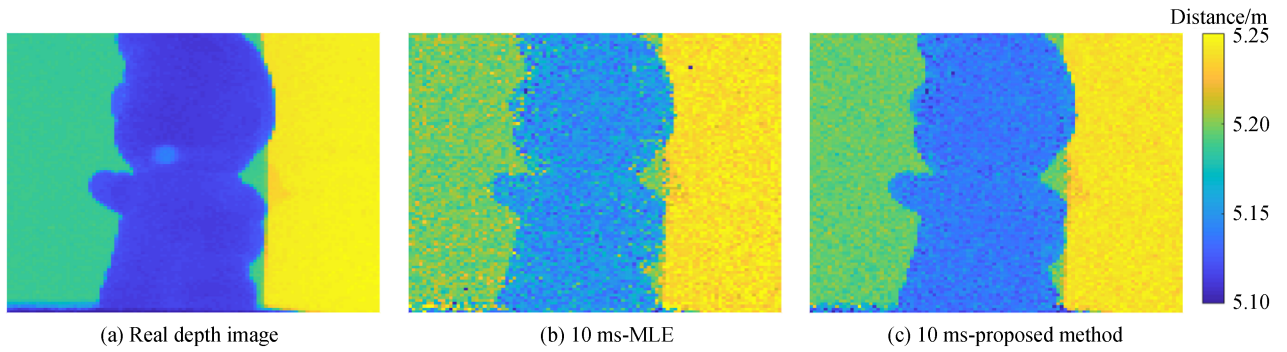


图 2 算法流程示意图

Fig.2 Algorithm flow diagram

4 仿真实验

使用室内简单元光子激光雷达扫描实验装置进行仿真实验。通过控制 870 nm 脉冲激光器的能量输出, 实现激光在远距离作用下的能量较大衰减, 控制积分时间来限制获取光子的数量, 从而模拟激光雷达的快速成像。对实验室内 5 m 左右将一个玩偶放置在两块相隔一定距离的平板前, 对其进行成像实验。首先设置较强的激光能量和较长的积分时间, 将采集得到的数据处理得到深度图像作为真实深度图像。在分别控制积分时间为 10 ms 和 1 ms, 降低激光能量, 在 $\text{SBR} \approx 1$ 时进行测量并使用最大似然估计方法 (Maximum Likelihood Estimation, MLE) 和本文方法进行比较, 结果如图 3 所示。



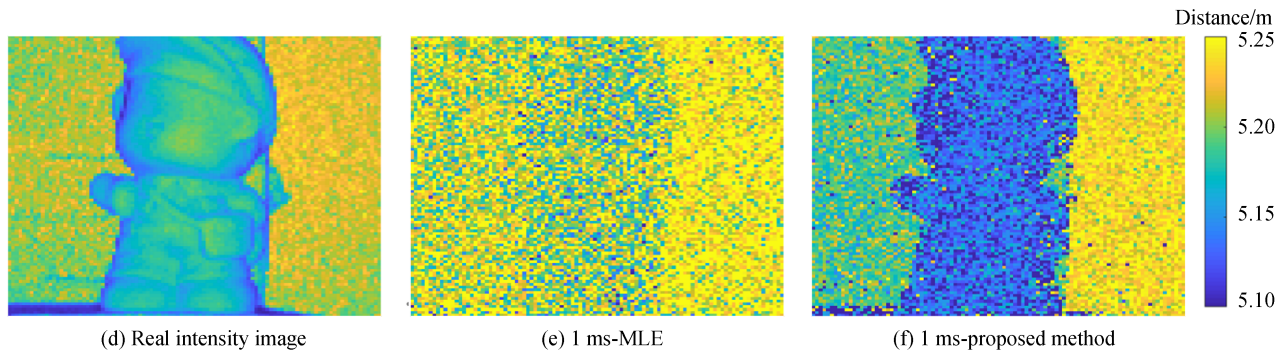


图3 场景真实深度、强度图像及10 ms和1 ms积分时间情况下的两组对比实验

Fig.3 Real depth and intensity image of scene, and two groups of comparative experiments in the case of 10 ms and 1 ms integration time

当积分时间为10 ms时,使用最大似然估计得到深度图像,玩偶的细节可以被分辨,但是玩偶包括其后的平板成像效果较差,噪点较多;本文方法处理的深度图像除了玩偶细节更加清晰,整体图像噪点大大减小。当积分时间减小到1 ms,从最大似然估计方法可以看出,图像质量下降非常快,玩偶轮廓已经消失被噪声淹没,而且噪点非常多。本方法恢复的深度图像,能将场景中的主要三种深度区分开来,大大消减了噪点。通过和真实深度图像的深度对比,计算各自的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),结果如表1所示。从表中可以知道,本文方法相对MLE方法有约40%的效果提升。

表1 输出图像的RMSE对比
Table 1 RMSE comparison of output image

	RMSE/m	Optimization rate
(b)	0.018 3	
(c)	0.011 0	40.0%
(e)	0.065 6	
(f)	0.038 3	38.1%

5 远距离成像实验

选择2 km处的建筑物和1 km处的电线塔作为远程测试目标。图4为本实验远距离激光雷达原理样机原理示意图。为了显示该方法对快速成像低数据量和强背景噪声的适应性,从长积分时间的图像原始数据中随机抽取一定数量的数据,并横向对比深度图像快速图像去噪算法(Fast Denoising algorithm with the Temporal Correlation of Photons, FDTCP)^[8]。FDTCP算法通过在时间轴上设置窗口来寻找信号光子单元,并对窗口内的信号光子单元进行最大似然估计,从而重构出目标场景较为清晰的三维图像。使用光源为1 550 nm光纤脉冲激光器,激光雷达系统设置积分时间80 ms,重复频率50 kHz,图像像素大小为120×

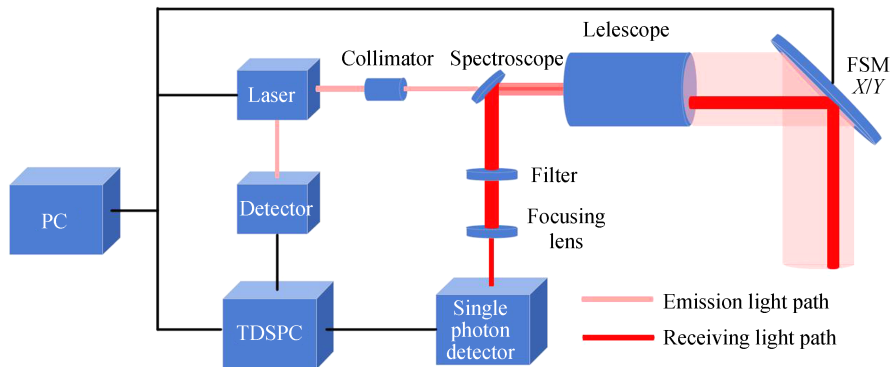


图4 远距离激光雷达原理样机原理示意图

Fig.4 Schematic diagram of long range lidar prototype

120,使用的运算平台是MATLabR2017b。图5为2 km处的建筑目标深度图像和图像所有像素累加的计数直方图。为了展示成像目标距离及其特征,根据光子计数直方图的先验知识对图像使用峰值法进行处理,结果如图5(a)所示。

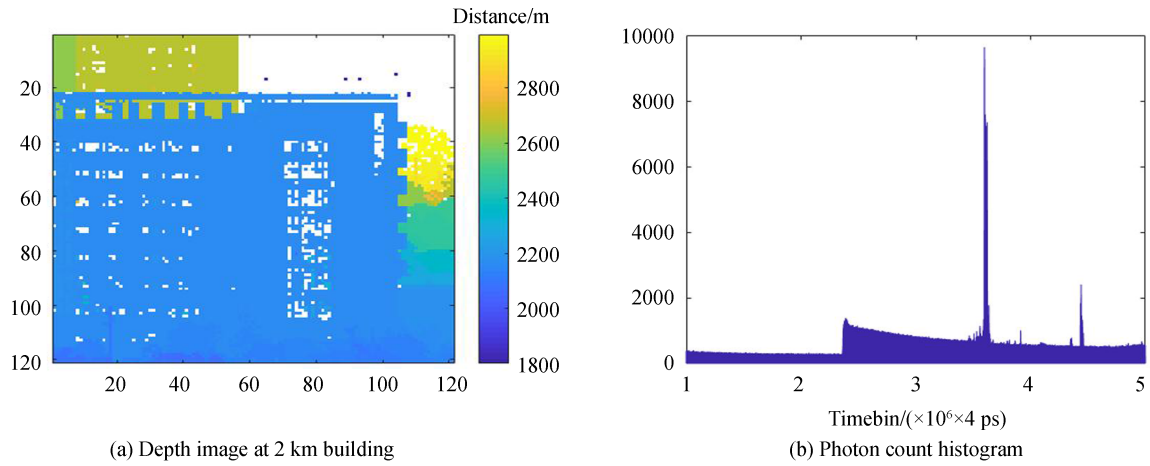
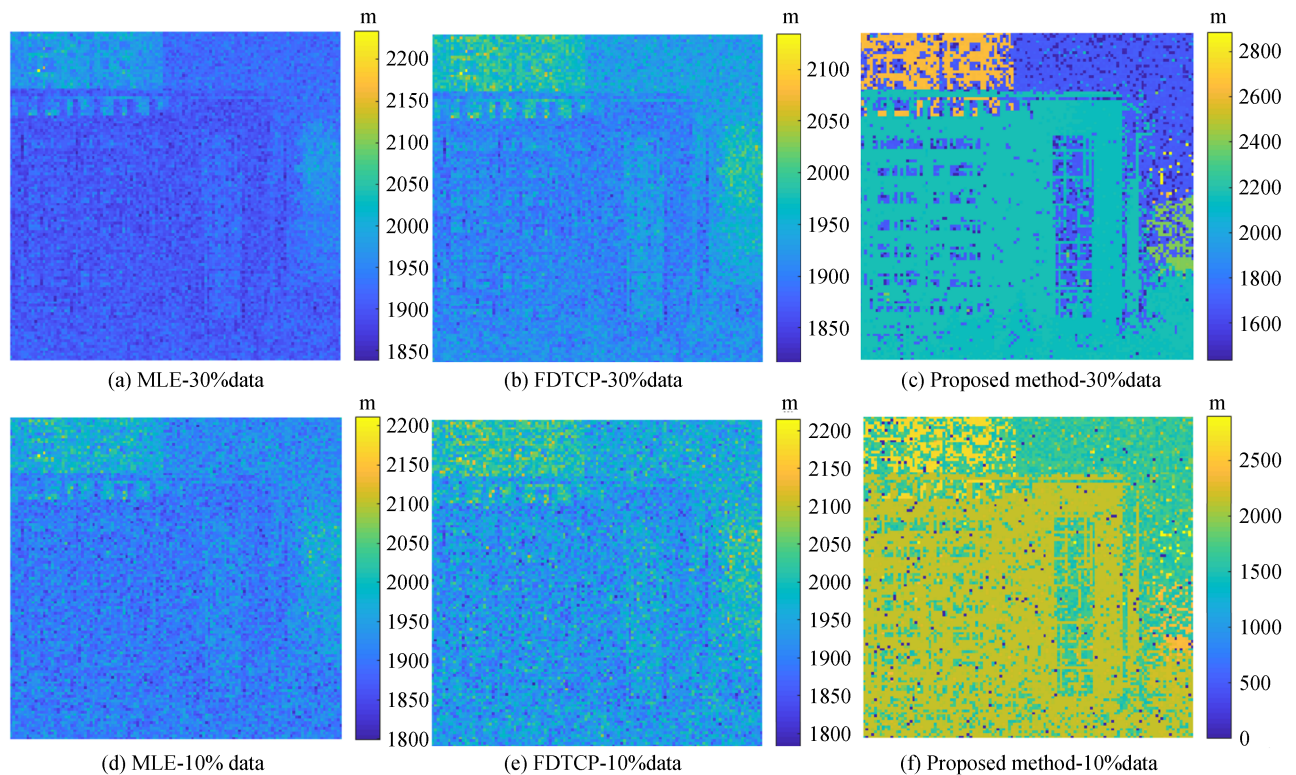


图5 2 km 建筑物原始深度图像
Fig.5 Original depth image of 2 km building

对每个像素,随机取最多1 000个光子飞行时间,所使用时间计数器分辨率为4 ps,使用峰值法粗略估计图像平均的信号计数和噪声计数的比值

$$SNR^* = \frac{N_{sig}}{N_{back} + N_{dark}} \approx 0.135 \quad (18)$$

即信号和噪声的计数接近1:7,然后随机选取30%、10%和5%的原始数据,使得总平均计数数量分别为815、271和136,对应的像素平均信号计数大约为100、33和17。分别使用MLE方法、FDTCP和本文方法来比较图像重建的结果,如图6所示,使用假彩色图片在二维平面显示深度图像,不同的颜色对应不同的深度。由于不同的处理方法对目标信号和噪声的处理结果有所不同,像素显示的颜色会有所区别,为了尽可



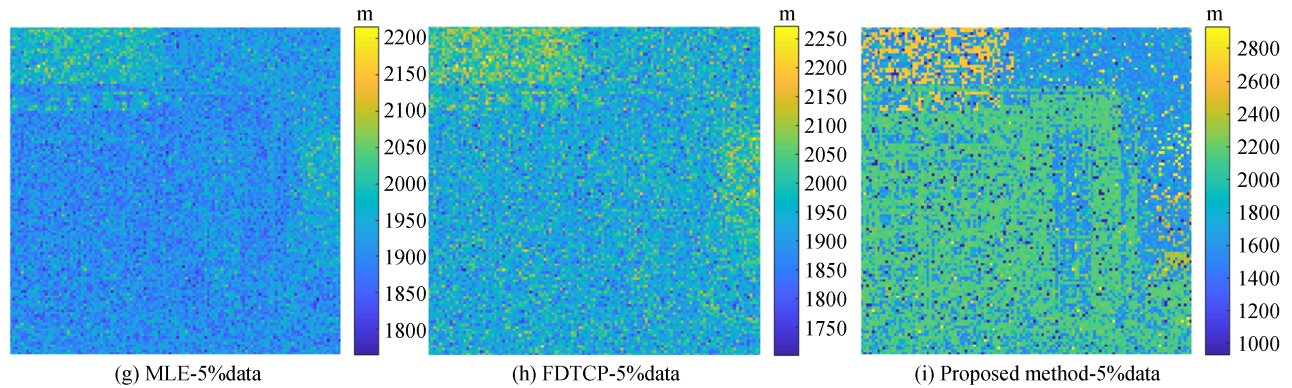


图6 2 km 建筑物成像不同数据量成像效果图
Fig.6 2 km building imaging with different data volume imaging effect map

能展示成像效果,我们并未对所有处理的图像统一颜色条中不同颜色对应的深度,而是对所有图像添加适合的颜色条和假彩色。

从图6可以看出,当数据量减少时,建筑物的轮廓逐渐被噪声淹没,细节消失。即使从减少的数据中,本文方法也能够恢复前面建筑和后面另一栋建筑的窗户、栏杆和其他特征。与FDTCP方法相比,本文方法在从不同数据量恢复建筑物目标细节方面比FDTCP方法有了很大的改进,可用于高噪声环境下的快速成像。

从图6可以看出,随着数据量的减小,建筑物轮廓渐淹没在噪声之中,细节消失。在衰减之后的数据中,我们的方法可以将前方大楼的窗户、栏杆等特征、以及后方的另一座建筑还原出来。相比于FDTCP,在各种数据量的情况下,我们的方法都可以更好地还原建筑物目标的细节,达到高噪声环境快速成像应用的目的。

此外,进行了高背景噪声、低能见度视野条件下对1 km处的电线塔目标进行成像实验。本实验借助南京大学提供的实验场地。系统重频设置为10 kHz、积分时间10 ms,图像大小为300×100。实验环境为能见度较低的雾天,该目标无法直接通过肉眼观察到。图7(a)为原始的激光雷达数据使用MLE方法恢复的深

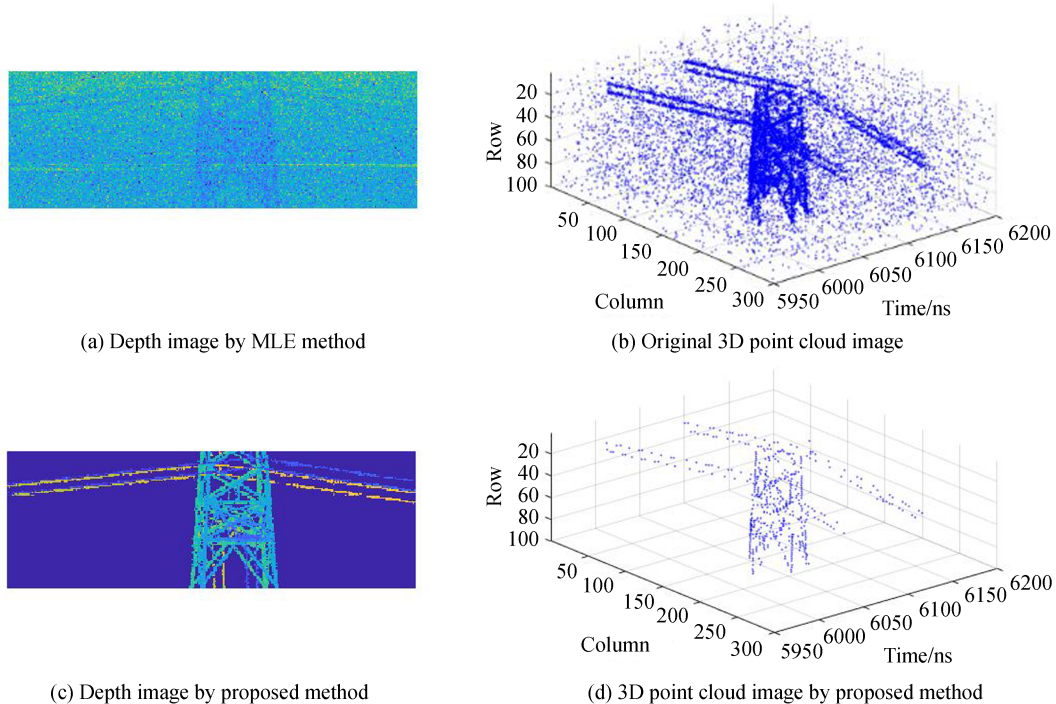


图7 对1 km 电线塔目标进行成像的深度图像和三维点云图像
Fig.7 Depth image and three-dimensional point cloud image of 1 km power tower target

度图像,图7(b)为使用本文方法恢复的图像,图7(c)和图7(d)分别是原始数据和经过算法重建之后的三维点云图,实际距离通过换算成对应光子飞行时间来展示处理效果。

从图7可以看出,在图7(a)中已经很难分辨成像的主体目标,但是本文方法可以从原始数据中恢复出电线的电线和塔身。这证明即使在有雾的高噪声环境下,本文方法相对传统方法,依然具有较强的噪声抑制和目标恢复能力。

6 结论

针对目前应对快速高噪声成像处理方法的不足,本文提出了一种适用于快速成像情况下低数据量和高噪声环境中适用的深度信息估计方法。将光子计数的时间相关性和状态估计问题结合起来,提出了光子飞行时间的准线性高斯模型和自适应卡尔曼滤波处理方法。并且,设计了室内仿真实验和室外远距离成像实验。从实验结果上看,本文方法相对传统方法有较大的性能提升,对短成像时间和高噪声环境有较强的适应能力,即使在能见度较低的成像环境下仍然有较强的深度图像恢复能力。但是本文提出方法缺少对信息缺失和图像噪点的处理能力。下一步的工作是在本文方法的基础上,通过结合光子计数的空间相关信息和去噪算法进一步提高深度图像的重建质量。

参考文献

- [1] DEGNAN J J. Scanning, multibeam, single photon lidars for rapid, large scale, high resolution, topographic and bathymetric mapping[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(11): 958.
- [2] MACCARONE A, MCCARTHY A, REN X, et al. Underwater depth imaging using time-correlated single-photon counting[J]. *Optics Express*, 2015, 23(26): 33911-33926.
- [3] ACKERMAN E. Lidar that will make self-driving cars affordable [News][J]. *IEEE Spectrum*, 2016, 53(10): 14.
- [4] KONG H J, KIM T H, JO S E, et al. Smart three-dimensional imaging lidar using two Geiger-mode avalanche photodiodes[J]. *Optics Express*, 2011, 19(20): 19323-19329.
- [5] SHIN D, XU F, VENKATRAMAN D, et al. Photon-efficient imaging with a single-photon camera [J]. *Nature Communications*, 2016, 7(1): 1-8.
- [6] KIRMANI A, VENKATRAMAN D, SHIN D, et al. First-photon imaging[J]. *Science*, 2014, 343(6166): 58-61.
- [7] HE W, FENG Z, LIN J, et al. Adaptive depth imaging with single-photon detectors[J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(2): 1-12.
- [8] FENG Z, HE W, FANG J, et al. Fast depth imaging denoising with the temporal correlation of photons [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, 9(5): 1-10.
- [9] HUANG P, HE W, GU G, et al. Depth imaging denoising of photon-counting lidar[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(16): 4390-4394.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] JOHNSON S, GATT P, NICHOLS T. Analysis of Geiger-mode APD laser radars[C]. *Laser Radar Technology and Applications VIII*, International Society for Optics and Photonics, 2003, 5086: 359-368.
- [13] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45.
- [14] MERWE RVAN DER. Sigma-point Kalman filters for probabilistic inference in dynamic state-space models[D]. OGI School of Science & Engineering at OHSU, 2004.
- [15] MBALAWATA I S, SARKKA S, VIHOLA M, et al. Adaptive Metropolis algorithm using variational Bayesian adaptive Kalman filter[J]. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2015, 83: 101-115.