光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20240919002

单光子激光雷达压缩感知三维成像技术研究

陈　洋[1,2,3,4]，刘　博[1,2,3,4*]，陈健颖[1,3,4]，易　皓[1,2,3,4]

（1. 中国科学院光场调控科学技术全国重点实验室，成都 610209；2. 中国科学院空间光电精密测量技术重点实验室，成都 610209；3. 中国科学院光电技术研究所，成都 610209；4. 中国科学院大学，北京 100049）

摘　要： 随着三维成像技术的迅速发展，单光子激光雷达已成为高灵敏度遥感和精密成像领域的关键技术之一。然而，在远距离扫描条件下，传统成像技术常因采样率和分辨率的限制无法提供高质量的三维图像。因此，开展基于压缩感知单光子激光雷达的研究，为准确模拟该系统在不同场景中的探测效果，文章提出一种结合物理模型和二项采样过程生成回波光子数据的方法，并通过改进的TVCS算法实现低采样率下目标三维图像重建。仿真和图像重建结果表明，结合压缩感知理论和单光子探测技术的激光雷达系统，能够有效降低光子采集量并缩短成像时间。与传统的OMP算法和TVAL3算法相比，所提算法在采样率显著降低时，仍保持更优的峰值信噪比和均方根误差，展现出较好的图像恢复效果。这一研究成果不仅为单光子激光雷达技术在低光子采样条件下的应用提供了新的方法论支持，也拓宽了压缩感知理论在实际成像系统中的应用范围。该方法通过将SPAD探测器的测量与光学系统的参数联系起来，利用光子到达的概率分布对成像过程进行描述，从而模拟出单光子数据构建的直方图。基于所生成的数据，在单像素成像的基础上利用时间相关单光子计数器获取飞行时间信息，从而提高单点探测的横向分辨率并提供场景的深度。

关键词： 三维成像；压缩感知；单光子激光雷达；时间计数

中图分类号： TN958.98　**文章编号：** 1001－5868(2025)01－0113－09

Research on Compression Sensing 3D Imaging Technology of Single Photon Lidar

CHEN Yang[1,2,3,4], LIU Bo[1,2,3,4], CHEN Jianying[1,3,4], YI Hao[1,2,3,4]

(1. National Key Laboratory of Light Field Control Science and Technology, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN; 2. Key Laboratory of Science and Technology on Space Optoelectronic Precision Measurement, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN; 3. Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, CHN; 4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, CHN)

Abstract: With the rapid development of three-dimensional imaging technology, single-photon LiDAR has become a key technology in high-sensitivity remote sensing and precision imaging. However, under long-distance scanning conditions, traditional imaging techniques often fail to provide high-quality 3D images owing to limitations in sampling rate and resolution. To accurately simulate the detection performance of this system in various scenarios, this paper proposes a method combining a physical model and a binomial sampling process to generate echo photon data, and reconstructs 3D target images under low sampling rates using an improved TVCS algorithm. Simulation and reconstruction results indicate that LiDAR systems integrating compressed sensing theory and single-photon detection technology can effectively reduce photon acquisition and shorten

收稿日期：2024－09－19.

*通信作者：刘　博

imaging time. Compared with traditional OMP and TVAL3 algorithms, the proposed method maintains a superior peak signal-to-noise ratio and root mean square error, even at significantly reduced sampling rates, demonstrating improved image-recovery performance. This research not only provides new methodological support for the application of single-photon LiDAR under low photon sampling conditions but also expands the application range of compressed sensing theory in practical imaging systems. By linking the measurements of SPAD detectors with optical system parameters, the method describes the imaging process using the probability distribution of photon arrivals, thereby simulating the histogram constructed from single-photon data. Based on the generated data, time-of-flight information is obtained using a time-correlated single-photon counter on single-pixel imaging, enhancing the lateral resolution of single-point detection and providing in-depth information on the situation.

Key words: 3D imaging; compressed sensing; single-photon LiDAR; time counting

0 引言

单光子激光雷达三维成像是一种高灵敏度检测技术,被广泛应用于生物成像、三维遥感、星载测绘、地空探测、远距离目标识别与跟踪等[1-5]领域。与传统激光雷达通过增加激光功率和望远镜口径来提高回波信号强度、信噪比和探测距离相比,单光子激光雷达突破了传统方法的瓶颈,显著提高了激光雷达的精度[6]。在成像过程中,为了抑制固有噪声光子的影响,通常需要大量的光子检测。然而,在实际探测过程中,由于受限于光通量和采集时间,往往无法收集到足够多的光子。此外,随着成像技术以及数字图像处理技术的不断发展,对成像质量的需求也越来越高。图像分辨率越高,单位面积内的像素数量就越多。提高成像分辨率最直接的方法是优化成像硬件性能,通常可以通过增加传感器像素数来实现,但这同时会导致传感器尺寸增大和采光能力下降的问题[7]。为了实现低采样率下的高分辨率激光雷达三维成像,当前技术发展面临更高采样率、更大数据量以及更快传输速率的迫切需求。为了解决这些问题,现有研究中提出一系列空间分辨探测器,如ICCD,EM-CCD,APD阵列等[8]。在光子计数模式下,ICCD和EM-CCD需要较高的帧速率和较低的电路噪声,因此系统需要深度冷却,且制作成本较高。而APD阵列受到像素数量限制,可能导致分辨率不足。尽管增加传感器的像素数可以提高成像分辨率,但这可能会增加焦平面阵列(Focal Plane Array, FPA)尺寸,进而影响光收集能力。

由于单光子激光雷达具备单光子灵敏度和皮秒级时间分辨率,在弱光环境下拥有较强的探测能力。理论上能达到纳米级深度测量精度,为远距离成像[9]和低光环境探测[10]等领域开辟了新道路。随着基于SPAD的成像系统得到广泛应用,许多研究致力于对SPAD性能进行深入建模。相关研究主要集中在两个方面:第一,模拟单个像素的电子雪崩特性,尤其是通过蒙特卡洛仿真[11]与物理模型相结合,分析时间分辨率、光子到达概率、暗计数率等特性[12];第二,探索更为有效的数据处理方法,对于面阵SPAD和单点扫描成像系统,数据处理的重点通常集中在直方图峰值的准确识别与杂散计数的抑制技术上,例如自适应阈值[13]、主成分分析[14]等方法。远距离的单点成像,由于深度信息高度压缩,通常通过扫描[15-16]的方式获取三维信息。然而,远距离探测时因光斑较大,细节部分的空间分辨率往往会下降。另一种方法则是引入如DMD等器件对场景进行编码,结合压缩感知算法对编码数据进行解码恢复[17]。

基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论的单光子激光雷达成像技术为上述问题提供了新的解决方案[18-20]。经数字微镜设备(Digital Micromirror Device, DMD)调制的激光照射目标物体后,通过光学接受系统聚焦到单点探测器。在单像素相机的基础上[21],利用飞行时间(Time-of-Flight, ToF)测量技术提供场景的深度信息,横向空间分辨率由加载到DMD中的随机矩阵决定,从而实现三维图像重建[22]。该方法可以显著减少测量次数,达到缩短成像时间并减少光子检测的需求。由于单像素成像每次测量时单光子探测器的光通量远大于点对点的扫描成像方式,它的测量信

噪比(SNR)也要高得多[23]。本文提出一种适用于GM-APD探测器的单光子激光雷达系统压缩感知数据生成仿真框架。通过物理模型和二项采样过程模拟回波光子的到达时间,生成精确的光子统计直方图,并引入阈值滤波技术以筛选有效数据。在此基础上,改进了TVCS压缩感知算法,逐一重建峰值时间片,实现了高精确的三维场景重建。所提方法针对低采样率条件下的单光子激光雷达数据特点进行了优化,能够达到更好的效果。

1　理论分析

对基于压缩感知的单光子激光雷达三维成像系统分别进行压缩感知、系统三维成像原理、单光子数据产生及重建算法理论上的分析。

1.1　压缩感知理论

压缩感知是Donoho和Candes提出的信号采样理论[18]。根据奈奎斯特采样定理,当采样频率至少为信号带宽的两倍时,原始信号是可以被恢复的。压缩感知理论进一步表明,对于稀疏或可压缩信号,非线性测量所获得的信息足以用于信号重建。

对一个长度为N的一维离散信号$\boldsymbol{x}=(x_1,x_2,\ldots,x_N)^{\mathrm{T}}$,通过$M$次重复测量($M<N$),可表示为:

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi x} \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{\Phi}$为$M\times N$维的测量矩阵,测量结果是长度为M的向量$\boldsymbol{y}=(y_1,y_2,\ldots,y_M)^T$。离散信号$\boldsymbol{x}$可以是具有$N$个像素的图像,每次测量得到一个标量结果$y_j$,其中$j$表示第$j$次测量。图1为公式(1)的原理示意图。

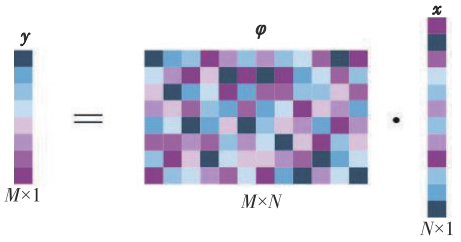


图1　压缩感知原理图

许多自然信号可以在特定的基下稀疏表示,如离散余弦变换基、傅立叶基、小波基等。信号的稀疏性可以描述为:假设信号$\boldsymbol{x}$经过正交基矩阵$\boldsymbol{\Psi}$的变换后,在变化后的向量$\boldsymbol{s}$中仅有少数非零元素。则公式(1)可以进一步被表示为:

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\Phi x}=\boldsymbol{\Phi\Psi s} \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{\Psi}$是一个表示稀疏基的矩阵,$\boldsymbol{s}$是信号在该基下的稀疏表示。通过求解优化问题来重建信号,即:

$$\boldsymbol{s}'=\arg\min\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{y}-\boldsymbol{\Phi\Psi s}'\right\|_2^2+\tau\left\|\boldsymbol{s}'\right\|_1$$
$$\boldsymbol{x}'=\boldsymbol{\Psi s}' \tag{3}$$

式中,$\|\ldots\|_p$表示p阶范数,p取值通常为0,1或2,τ为常数标量。在此理论的基础上,Duarte等提出了一种新的成像系统,称为单像素相机[21]。在实际应用中,通过控制空间光调制器(如数字微镜装置DMD或液晶调制器)可以获得测量矩阵$\boldsymbol{\Phi}$的每个行向量$\boldsymbol{\Phi}_j$。在每次测量时,标量结果y_j可以由调制矢量$\boldsymbol{\Phi}_j$与目标信号矢量$\boldsymbol{x}$的点积表示,标量结果y_j可以通过单像素检测器得到并记录。通过控制空间光调制器进行多次测量,最终得到完整的测量向量$\boldsymbol{y}$。

1.2　系统三维成像原理

单像素成像过程不再依赖传统的面阵探测器或是扫描系统,而是通过一个单光子探测器来检测光通量,并利用空间光调制器的调制来实现三维成像。利用数字微镜装置DMD,能够用少于重建像素数量的测量值重建完整的场景信息,从而减少光子采集量和缩短成像时间。此外,DMD微镜阵列具有提高成像分辨率的能力,即使光斑大小受限,系统也能在远距离条件下恢复单个像素内目标区域三维细节。基于压缩感知理论的单光子激光雷达三维成像系统结合了单像素成像与时间相关单光子计数(TCSPC)技术获取的ToF信息,其中,单像素图像重建提供横向空间分辨率,ToF信息提供场景深度信息,从而实现高分辨率三维图像的完整重建。飞行时间测量原理是通过测量激光脉冲的往返时间间隔来确定目标的距离[24],计算公式为:

$$d=\frac{c\Delta t}{2} \tag{4}$$

式中,Δt为光子飞行时间,c为光速。单光子激光雷达由于具有极高的时间分辨率和探测灵敏度,能够实现高精度的深度映射,尤其在远距离条件下优势更加明显。在常规的单像素二维图像计算成像过程中,系统对序列中每个掩模或投影模式进行一次平均强度测量。而在三维成像方案中,系统为每个投影模式记录一系列强度测量,每个像素点对应于场景中不同深度的强度测量。这样可以重建一系列二维图像,通过生成直方图构建三维数据立方

体，从中提取出场景强度和深度信息。

基于压缩感知的单光子三维图像重建流程如图2所示，分为模式采集和图像重建两部分，最终结果为强度图像和深度图像。每个投影模式对应一组时间序列数据，通过直方图的形式展示在不同时间片收集到的光子计数事件数量。柱状图的横轴（X轴）代表时间t，纵轴（Y轴）代表在该时间片探测到的光子数。使用改进的TVCS压缩感知算法对采集到的数据进行迭代处理，逐步重构出二维图像，这些二维图像不断逼近目标场景的强度分布。

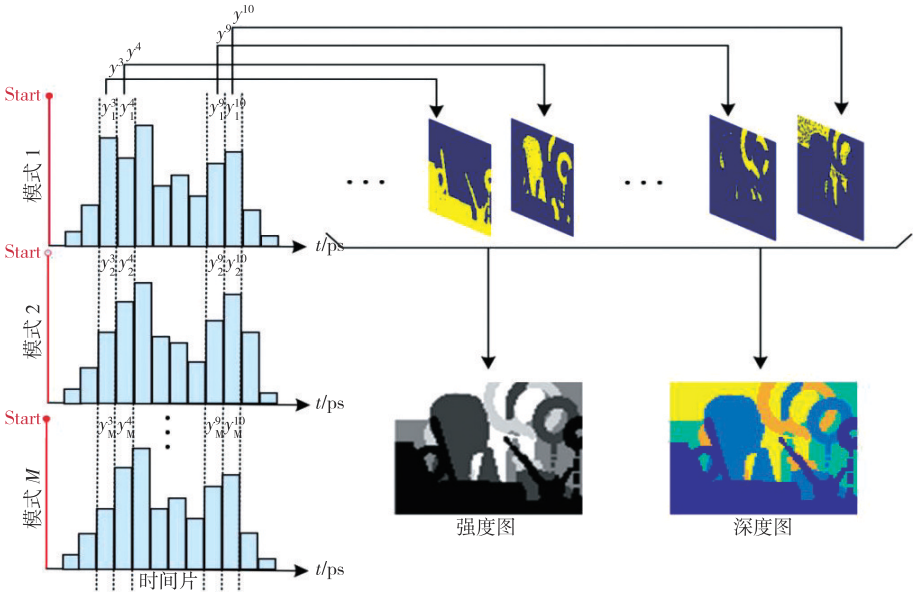


图2 单光子三维重建原理图

当DMD编码为第m个调制模式时，直方图如图2所示。经过多次调制后，测量到的向量为$\boldsymbol{y}^1=(y_1^1,y_2^1,\ldots,y_M^1)$，$\boldsymbol{y}^2=(y_1^2,y_2^2,\ldots,y_M^2)$，$\ldots$，$\boldsymbol{y}^{i\max}$，通过计算得到每个时间隔的$\boldsymbol{y}^{i\max}$，以及对应的目标信号向量$\boldsymbol{x}^1,\boldsymbol{x}^2,\ldots,\boldsymbol{x}^{i\max}$，以此来计算出$\boldsymbol{x}^{i\max}$。然后，对特定深度或距离截面（对应于特定的时间片）进行重构，以获得二维图像。每个像素点通过比较不同模式下的最大值来确定该像素点最可能的时间片。结合公式（4）计算出像素点的深度信息，利用对应的深度信息作为深度图的数据完成三维重建。

1.3 单光子数据的产生

为了准确模拟基于压缩感知的单光子激光雷达系统产生的三维回波数据，将物理模型和二项采样抽项相结合。原理如图3所示，图示中推导的物理过程将SPAD测量与光学系统参数联系在一起。利用光子到达概率与Fisher信息来描述成像过程，模拟生成单光子数据构建直方图。

根据激光雷达方程，回波能量可以表示为：

$$E_e=\frac{\eta_{\mathrm{atm}}\cdot\eta_{\mathrm{sys}}\cdot E_{\mathrm{T}}\cdot A_{\mathrm{R}}\cdot\rho}{\pi\cdot R^2}\cdot\cos\theta\cdot e^{\frac{-2R}{C_{\mathrm{atm}}}} \tag{5}$$

对于目标为朗伯漫反射体的物体，η_{atm}是传输

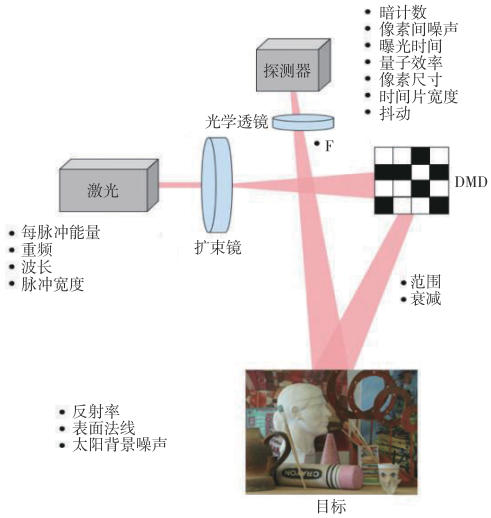


图3 单光子三维压缩成像系统原理图

介质的双程透过率，η_{sys}是光学系统的透过率，E_T是出射光的能量，A_R是接收系统的有效面积，ρ是目标的反射率，R是目标的距离，θ是光束的发散角，C_{atm}是衰减系数。根据光量子理论，回波能量可以换算成回波光子数，此时回波光子数为：

$$N_e=\frac{E_e}{h\nu} \tag{6}$$

式中，h是普朗克常数，数值值为6.626 070 15×

10^{-34} J·s，ν是光的频率。当发射一次激光脉冲，单个像素探测到的平均光子数P_{PP}为：

$$P_{PP}=\frac{\lambda E_T\cdot q\cdot\rho\cdot e^{\frac{-2R}{C_{atm}}}A_R}{8\pi hcF^2\cdot R^2\cdot\tan^2(\theta)} \tag{7}$$

式中，λ是激光波长，q是量子效率，F是透镜焦距和透镜口径的比值，分母中的常数8是将回波表面反射率和大气散射作为两个独立过程处理的结果，在不同散射条件下该值会发生变化。

假设发射激光脉冲和Gm-APD的仪器响应函数在时间上近似为高斯函数，其均值为μ，标准差σ'，则公式(7)可推广为似然函数$L(t|\mu,\sigma')$，表达式为：

$$L(t|\mu,\sigma')=\frac{P_{PP}}{\sigma'\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{t-\mu}{\sigma'}\right)^2\right]+C_{dc}+C_{bckg} \tag{8}$$

式中，C_{dc}是探测器的暗计数率，C_{bckg}是背景计数水平。探测器的单次测量具有b个带宽为ω的时间片，此时一个探测周期$T=b\omega$。对于给定的激光脉冲，光子到达探测器的概率向量$\boldsymbol{P}_i'$为：

$$\boldsymbol{P}_i'=\int_{[(i-1)\omega,i\omega]}L(t|\mu+j,\sigma')\mathrm{d}t\big|_{i\in Z^+_{[1,b]};\ j\sim N(\mu_j,\sigma_j)}=\omega(C_{dc}+C_{bckg})+\frac{P_{pp}}{2}\left\{\mathrm{erf}\left[\frac{\mu+j-(i-1)\omega}{\sigma'\sqrt{2}}\right]-\mathrm{erf}\left(\frac{\mu+j-i\omega}{\sigma'\sqrt{2}}\right)\right\}\Big|_{i\in Z^+_{[1,b]};\ j\sim N(\mu_j,\sigma_j)} \tag{9}$$

即光子在第i个bin中的概率为公式(5)似然函数$L(t|\mu,\sigma')$在一个bin区间为$((i-1)\omega,i\omega)$下的面积，j表示给定脉冲相关的抖动。

由二项抽样得到的光子数n_0表示为：

$$n_0(k)\sim\mathrm{Binomial}(1,P_{PP^k}) \tag{10}$$

该过程将每个元素(即每个直方图的时间片)作为一个独立事件处理，其概率由公式(9)确定。通过这种方式，对目标场景在每个时间片每脉冲的基础上模拟所有可能到达的光子，如图4所示。

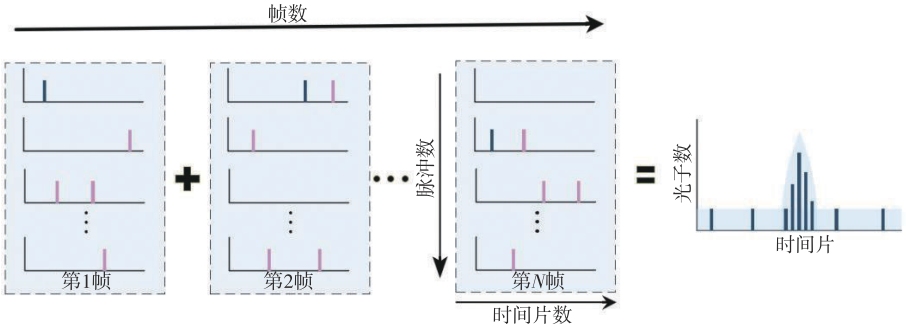


图4　SPAD直方图仿真过程概念图

在每帧的基础上只记录第一个非零值(即第一个光子)的时间片索引，能够精确地模拟SPAD的“第一光子行为”。最后，这些参数可以在帧数上累积以构建直方图，该方法的可靠性已在文献[25]中得到证明。

结合公式(3)，(x,y)表示系统成像范围，m,n表示成像像素数。整个成像过程可表示为：

$$y=\boldsymbol{\Phi}\cdot\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}n_0(x_i,y_j) \tag{11}$$

1.4　重建算法

在直方图数据处理中，它反映的是对应深度概率估计分布，因此根据直方图的峰值位置先进行直方图滤波，在相同深度相邻的时间片所恢复的图像进行深度融合，同时在采用改进的TVCS算法基础上，为防止出现负值，更新参数$\boldsymbol{x}$时加入非负性投影操作：

$$\boldsymbol{x}\leftarrow\max(x,0) \tag{12}$$

在每次迭代后将图像向量中的负值更新为0，以确保深度非负性，最终恢复三维信息。为解决公式(3)优化问题，采用基于拉格朗日乘子的TV正则化(Total Variation Compressive Sensing，TV-CS)[26]，引入辅助变量w,r和s，问题可以被转化为：

$$L(x,w,r,s)=\|w\|_1+\frac{\mu}{2}\|w-Hx-\frac{1}{\mu}r\|_2^2+\frac{\mu}{2}\|\boldsymbol{\Phi}x-y-\frac{1}{\mu}s\|_2^2 \tag{13}$$

其中，为实现TV正则化引入梯度操作算子H，μ是乘子参数，通过交替优化w,r,s求解最优解。具体算法流程如表1所示。

表1 改进的TVCS算法流程

1:初始化变量$x=x_0, w, r, s$和$\mu=\mu_0$
2:*for* $i=1:N$; 在每次迭代中,依次执行以下步骤
3:$w \leftarrow soft(Hx-\frac{1}{\mu_r}, \frac{1}{\mu})$; 基于当前的$x$和$r$更新$w$,并执行软阈值化操作
4:$x \leftarrow \max((H^TH+P^TP)^{-1}(H^T(w+\frac{1}{\mu_r})+P^T(y-\frac{1}{u_s})), 0)$;更新限制$x$为非负
5: $r \leftarrow r+\mu(w-Hx)$; $s \leftarrow s+\mu(Px-y)$; 更新r和s
6:$\mu \leftarrow \min(\mu_{\max}, \mu \cdot \rho)$; 逐步增大$\mu$以加快收敛速度
7:end 达到最大迭代次数或阈值达到要求结束

2 仿真结果及分析

为了验证所提出的框架,使用Middleburry数据库[27]中的艺术场景作为仿真对象,限制其相对深度在0~110 cm范围内,目标探测深度即公式(7)中的R为15 m。为减少计算量,对原始图像进行2:1的采样,最终图像大小为74×93。系统波长为1 064 nm,单脉冲能量为1 nJ,采用F数为2的透镜,时间分辨率为256 ps,暗计数为126,高斯分布函数的方差为激光脉冲的$2\sqrt{2\ln 2}$倍,量子效率为0.18,大气衰减系数为0.999 8 m^{-1}。DMD模拟矩阵由随机的0,1生成,能够加速算法重建速度的同时保证精度,对所恢复结果的用峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)分别作为强度图像和深度图像的评价指标,公式如下:

$$PSNR=10\cdot\log_{10}\frac{MAX_i^2}{MSE} \tag{14}$$

式中,MAX表示强度最大值,MSE为均方误差。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{m\cdot n}\sum_{i=1}^{m}\sum_{i=1}^{n}(R_i^{\text{rec}}-R_i^{\text{truth}})^2} \tag{15}$$

式中,R_i^{rec},R_i^{truth}分别表示恢复的深度和真实的深度值,m,n表示像素数。在强度图像质量评价中,$PSNR$的数值越高,意味着图像细节的保留效果越好。在深度图像评价中,$RMSE$反映了预测深度图像与真实深度图像之间的平均差异,其值越小,表明重建精度越高。

为了进一步分析所提出方法在不同采样率下的表现,深入研究并对比了采样率对图像重建质量的影响,通过$PSNR$和$RMSE$值进行了定量评估,图5展示了在不同采样率(Sampling Ratio, SR)下恢复的深度图和强度图。实验结果表明,采样率对图像重建质量具有显著影响。随着采样率从100%逐渐下降至5%,分别使用TVAL3算法[28]、OMP算法[29]和所改进方法进行图像的深度和强度恢复。如图5和表2分别展示了仿真数据恢复实验得到的强度图、深度图以及对应数值结果。

图5所示结果表明,所提方法在不同采样率下都能得到最好的恢复结果,即使在采样率仅有20%时也能得到较为准确的强度图和深度图。而TVAL3算法在采样率为50%时就出现较多的噪点,尽管图像轮廓依稀可辨,但重建已严重失真,无法提供可靠的深度和强度信息;OMP算法在同等采样率下,恢复的图像有着更明显的噪点,信息量的减少使得该方法难以准确恢复图像细节和深度信息,恢复效果最不理想。

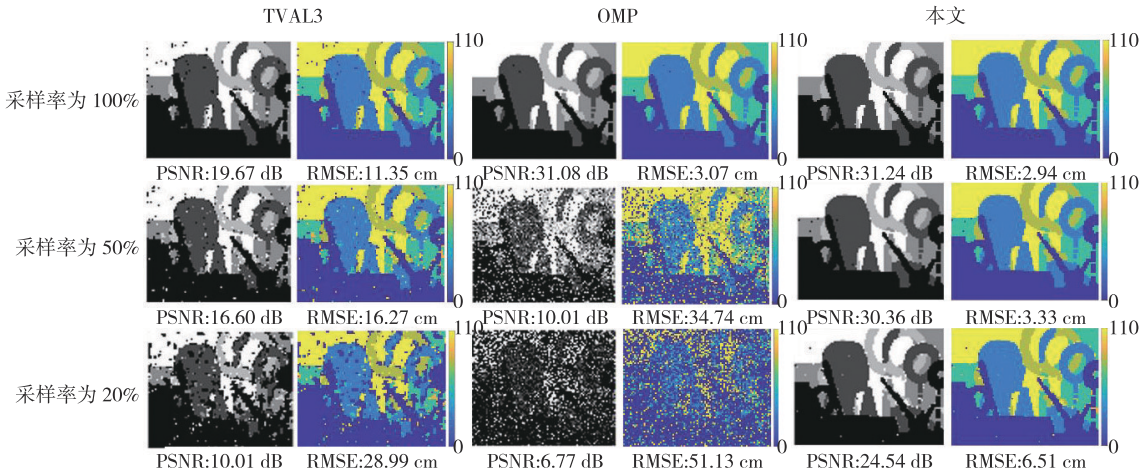


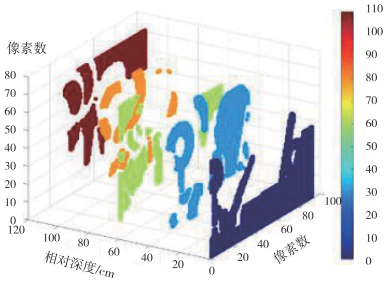
图5 不同采样率下的深度图和强度图

表 2 展示了在不同采样率下使用 TVAL3，OMP 和所提方法进行深度图重建的数值对比结果。随着采样率的降低，图像质量显著下降，尤其在细节和精度方面。然而，所提方法在不同采样率下均优于 TVAL3 和 OMP 算法。当采样率为 100% 时，所提方法在 PSNR 上达到 31.24 dB，RMSE 为 2.94 cm，优于 TVAL3 的 19.67 dB 和 11.35 cm，以及 OMP 的 31.08 dB 和 3.07 cm，在高采样率条件下能更好地保持图像的重建质量。当采样率下降至 50% 时，TVAL3 和 OMP 的 PSNR 值分别降至 16.60 dB 和 10.01 dB，而所提方法仍保持较高的 PSNR（30.36 dB），同时在 RMSE 上也表现出显著优势（仅为 3.34 cm）。当采样率仅有 20% 时，对比采样率 100% 条件下的数值，所提方法的 PSNR 仅降低了 6.7 dB，RMSE 增加 3.57 cm，重建质量变化幅度都明显优于 TVAL3 算法和 OMP 算法。总体而言，所提方法在各采样率下均表现出更强的重建能力和稳定性，尤其适用于低采样率场景。

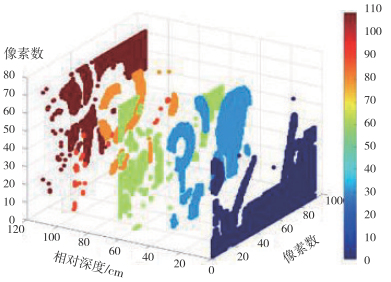
表 2　艺术场景恢复图的 PSNR 和 RMSE

采样率	方法	*PSNR*/dB	*RMSE*/cm
100%	TVAL3	19.67	11.35
	OMP	31.08	3.07
	本文	31.24	2.94
50%	TVAL3	16.60	16.27
	OMP	10.01	34.74
	本文	30.36	3.33
20%	TVAL3	10.01	28.99
	OMP	6.77	51.13
	本文	24.54	6.51

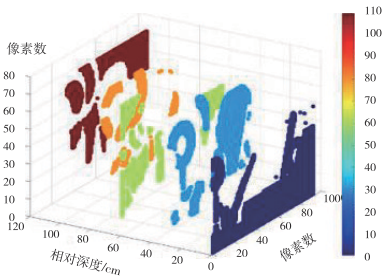
图 6 直观展示了在不同采样率下使用所提方法进行重建的三维点云图，当采样率逐渐下降时，重建质量有所进降低。在较高采样率下，物体的几何形状和细节得以保留，而较低采样率则导致点云稀疏，重建误差明显增大。但当所提方法在采样率为 10% 时，所提方法仍能恢复出图像的大致轮廓，为低采样率的压缩感知三维成像提供可靠的依据。



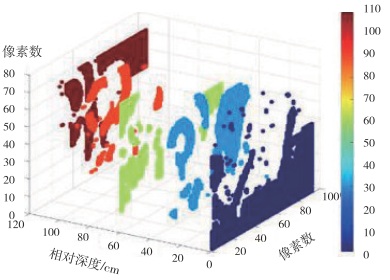
(a)采样率为 100%



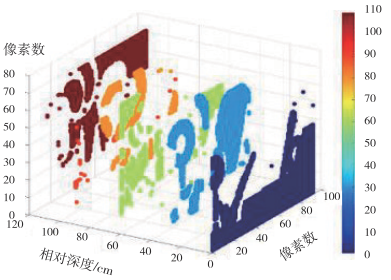
(b)采样率为 15%



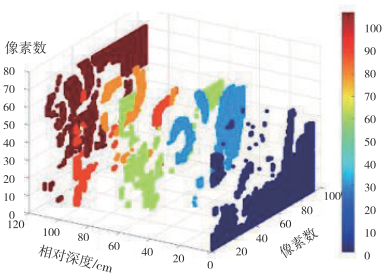
(c)采样率为 50%



(d)采样率为 10%



(e)采样率为 20%



(f)采样率为 5%

图 6　不同采样率重建的三维点云图

为了验证本研究提出的方法在不同距离场景中应用的有效性，对距离为 15 m，50 m 和 100 m 的场景进行了三维重建，如图 7 所示。仿真结果表明，在 15 m 的近距离场景中，该方法能够有效恢复图

像，物体边缘清晰可见。当距离增至50 m和100 m时，尽管信号强度减弱和噪声增多，在采样率下降时本方法仍展现出了一定的图像恢复能力。特别是在100 m的场景中，图像的细节和边缘虽然有所模糊，但依然保持了较高的辨识度，能够辨别主要物体，显示出该方法对远距离场景的适应性和潜力。结果表明，该三维重建方法在不同距离的低采样率条件下依然能够提供有价值的图像信息和三维轮廓。



图7 不同距离在不同采样率下的重建效果对比

3 结论

本文在基于首光子到达时间的单光子激光雷达系统数据生成方法下，结合压缩感知提出了一种适用于压缩感知三维成像场景的数据仿真框架。并对生成的直方图进行阈值滤波筛选后，通过逐个时间片的重建算法叠加，实现了三维场景重建。通过对比不同深度和采样率下的场景重建效果，验证了改进后的TVCS压缩感知算法的优越性，更加适用于单像素三维成像系统数据，在低采样率条件下仍能实现高精度的三维重建。未来的工作可以集中在成像算法的进一步改进，以提升其在复杂场景中的鲁棒性和处理效率。此外，还可以探索更多的压缩感知方法，在更低的采样率下实现更高质量的重建效果。

参考文献：

[1] Nedbal J, Rocca F M D, Walker R, et al. Correction of time-resolved SPAD array measurements for accurate single-photon time-resolved biological imaging [J]. Proc. SPIE, 2021, 11721: 117210T.

[2] Wang R, Liu B, Li Z, et al. Bayesian model for 3D undulating terrain depth estimation using photon counting lidar [J]. Remote Sensing, 2023, 15(19): 4719.

[3] Tian Y, Hu X, Chen S, et al. High accuracy ranging for space debris with spaceborne single photon Lidar [J]. Optics Express, 2024, 32(7): 12318-12339.

[4] Zhang W, Xu N, Ma Y, et al. A maximum bathymetric depth model to simulate satellite photon-counting lidar performance [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2021, 174(4): 182-197.

[5] Yao Z, Chen X, Xu N, et al. LiDAR-based simultaneous multi-object tracking and static mapping in nearshore scenario [J]. Ocean Engineering, 2023, 272: 113939.

[6] 刘 博，蒋 赟，王 瑞，等. 全天时单光子激光雷达技术进展与系统评价[J]. 红外与激光工程，2023，52(1)：9-23.
Liu Bo, Jiang Yun, Wang Rui, et al. Technical progress and system evaluation of all-time single photon lidar [J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(1): 9-23.

[7] Gong W, Zhao C, Yu H, et al. Three-dimensional ghost imaging lidar via sparsity constraint [J]. Scientific Reports, 2016, 6: 26133.

[8] Sun M J, Zhang J M. Single-pixel imaging and its application in three-dimensional reconstruction: A brief review [J]. Sensors, 2019, 19(3): 732.

[9] Chan S, Halimi A, Zhu F, et al. Long-range depth imaging using a single-photon detector array and non-local data fusion [J]. Scientific Reports, 2019, 9: 8075.

[10] Thomas S. Low-light imaging with SPAD pixels [J]. Nat Electron, 2021, 4: 862.

[11] Lu X, Zhang Y, Yang Y, et al. A monte carlo model for temporal response and photon detection efficiency of single photon avalanche diode [C]// IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), 2019: 1-3.

[12] Yu W J, Zhang Y, Xu M Z, et al. Dark count in single-photon avalanche diodes: A novel statistical behavioral model [J]. Chinese Physics B, 2020. 29(4): 048503.

[13] Beer M, Haase J F, Ruskowski J, et al. Background light rejection in SPAD-based LiDAR sensors by adaptive photon coincidence detection[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4338.

[14] Duan Y, Yang C, Li H. PCA-based real-time single-photon 3D imaging method[J]. Optics Communications, 2022, 508: 127777.

[15] Xue R, Kang Y, Zhang T, et al. Sub-pixel scanning high-resolution panoramic 3D imaging based on a SPAD array[J]. IEEE Photonics Journal, 2021, 13(4): 1-6.

[16] Heide F, Diamond S, Lindell D B, et al. Sub-picosecond photon-efficient 3D imaging using single-photon sensors [J].

Scientific Reports, 2018, 8: 17726.

[17] Sun Q, Dun X, Peng Y, et al. Depth and transient imaging with compressive spad array cameras[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 273-282.

[18] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[19] Damelin S B, Miller W. The Mathematics of Signal Processing: Compressive Sampling [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.

[20] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.

[21] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 83-91.

[22] Li S, Liu X, Xiao K T X. 3D compressive imaging system with a single photon-counting detector[J]. Optics Express, 2023, 31(3): 4712-4738.

[23] Edgar M P, Gibson G M, Padgett M J. Principles and prospects for single-pixel imaging [J]. Nature Photonics, 2019, 13(1): 13-20.

[24] 左　超, 陈　钱. 计算光学成像:何来,何处,何去,何从?[J]. 红外与激光工程, 2022, 51(2): 158-341.

Zuo Chao, Chen Qian. Computational optical imaging: An overview[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(2): 158-341.

[25] Scholes S, Mora-Martín G, Zhu F, et al. Simulating single-photon detector array sensors for depth imaging [J]. arXiv preprint arXiv: 2210.05644, 2022.

[26] Bian L, Suo J, Dai Q, et al. Experimental comparison of single-pixel imaging algorithms [J]. Journal of the Optical Society of America A, 2017, 35(1): 78-87.

[27] Scharstein D, Pal C. Learning conditional random fields for stereo[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2007: 1-8.

[28] Cai T T, Wang L. Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(7): 4680-4688.

[29] Liu Z, Liu H, Wang X. Accelerated augmented Lagrangian method for total variation minimization[J]. Computational & Applied Mathematics, 2019, 38: 50.

作者简介：

陈　洋(2000—),女,硕士研究生,主要从事单光子激光雷达三维成像的研究;

刘　博(1979—),男,博士,研究员,博士生导师,主要从事激光雷达探测方面的研究。