

无人机飞行单光子动态成像中姿态补偿及重建方法

汪建民 赵浩冰 王轲 宋晓升 孙友文 胡晓敏 柳必恒 李大创

Attitude compensation and reconstruction methods for single-photon dynamic imaging during UAV flight

WANG Jian-min, ZHAO Hao-bing, WANG Ke, SONG Xiao-sheng, SUN You-wen, HU Xiao-min, LIU Bi-heng, LI Da-chuang

引用本文:

汪建民, 赵浩冰, 王轲, 宋晓升, 孙友文, 胡晓敏, 柳必恒, 李大创. 无人机飞行单光子动态成像中姿态补偿及重建方法[J]. *中国光学*, 优先发表. doi: 10.37188/CO.2026-0004

WANG Jian-min, ZHAO Hao-bing, WANG Ke, SONG Xiao-sheng, SUN You-wen, HU Xiao-min, LIU Bi-heng, LI Da-chuang. Attitude compensation and reconstruction methods for single-photon dynamic imaging during UAV flight[J]. *Chinese Optics*, In press. doi: 10.37188/CO.2026-0004

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2026-0004>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种基于前向成像模型的光声层析图像重建方法

A photoacoustic tomography image reconstruction method based on forward imaging model

中国光学 (中英文). 2024, 17(2): 444 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0114>

微型头戴式单光子荧光显微成像技术研究进展

Research progress of miniature head-mounted single photon fluorescence microscopic imaging technique

中国光学 (中英文). 2023, 16(5): 1010 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0007>

多尺度注意力融合的图像超分辨率重建

Image super-resolution reconstruction with multi-scale attention fusion

中国光学 (中英文). 2023, 16(5): 1034 <https://doi.org/10.37188/CO.2023-0020>

基于差分时间数字转换光子计数技术的时域扩散光学成像系统研究

A time-domain diffuse optical imaging system based on differential time-to-digital converter photon-counting technology

中国光学 (中英文). 2025, 18(6): 1316 <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0048>

典型成像模式下非视域成像重建算法研究现状

Recent progress of non-line-of-sight imaging reconstruction algorithms in typical imaging modalities

中国光学 (中英文). 2023, 16(3): 479 <https://doi.org/10.37188/CO.2022-0186>

DnCNN-RM: 基于残差网络的自适应合成孔径雷达图像去噪算法

DnCNN-RM: an adaptive SAR image denoising algorithm based on residual networks

中国光学 (中英文). 2025, 18(5): 1209 <https://doi.org/10.37188/CO.EN-2024-0028>

文章编号 2097-1842(xxxx)x-0001-15

无人机飞行单光子动态成像中姿态补偿及重建方法

汪建民^{1,2}, 赵浩冰^{4,5}, 王 轲⁵, 宋晓升³, 孙友文⁴, 胡晓敏⁵, 柳必恒^{5*}, 李大创^{1,2,5*}

(1. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230601;

2. 合肥师范学院 物理与材料工程学院, 安徽 合肥 230601;

3. 安徽道纪量子科技有限公司, 安徽 合肥 230013;

4. 中国科学院合肥物质科学研究院, 安徽 合肥 230031;

5. 中国科学技术大学量子信息重点实验室, 安徽 合肥 230026)

摘要:针对单光子深度成像中探测器受散粒噪声和背景噪声的干扰,以及无人机在飞行过程中姿态变化带来的单轴图像偏差问题,旨在提升深度图像在低信号背景噪声比(SBR)或高信号背景噪声比下的重建质量。分析并在经典的 SPIRAL-TAP 重建框架基础上,提出了一种融合多尺度图像特征与自适应阈值筛选的新型深度图重建方法。该方法首先通过多尺度梯度与局部方差计算生成图像加权矩阵,以刻画图像纹理复杂度;随后结合基于 ROM(Rough Order Map)估计的尺度因子对阈值进行动态调整,以增强噪声鲁棒性;在阈值筛选阶段,提出自适应阈值策略,将尺度平滑与加权矩阵软调融合,限制阈值范围,使筛选更加稳定可靠。实验结果表明,在多种 SBR 和光子强度条件下,并考虑到无人机单轴姿态偏差影响下,本文方法均优于传统 SPIRAL-TAP 算法,具有更低的 RMSE 误差和更好的重建质量。在倾斜角为 10°和 15°时 RMSE 分别由 0.32 降至 0.14 和从 0.43 降至 0.21。本文方法为无人机载单光子深度图像重建提供了有效的新思路,未来可用在机载高速单光子成像系统中。

关键词:单光子成像;图像重建;多尺度方法;去噪算法;光子计数;阈值技术

中图分类号:O436 文献标志码:A doi:10.37188/CO.2026-0004 CSTR:32171.14.CO.2026-0004

收稿日期:2026-01-08; 修订日期:xxxx-xx-xx

基金项目:航空科学基金(No. 2024Z075078003)安徽省重点研究与开发计划项目(No. 2022b13020002)安徽省高等学校省级自然科学研究重大项目(No. 2022AH040289)安徽省学术技术带头人及后备人选科研活动经费资助项目(No. 2019H208)。国家自然科学基金(No. 62322513)

Aeronautical Science Fund (No. 2024Z075078003); Anhui Provincial Key Research and Development Project (No. 2022b13020002); Anhui Provincial Major Natural Science Research Project of Higher Education Institutions (No. 2022AH040289); Anhui Provincial Academic and Technical Leaders and Reserve Personnel Research Activity Funding Project (No. 2019H208); National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62322513)

Attitude compensation and reconstruction methods for single-photon dynamic imaging during UAV flight

WANG Jian-min^{1,2}, ZHAO Hao-bing^{4,5}, WANG Ke⁵, SONG Xiao-sheng³, SUN You-wen⁴, HU Xiao-min⁵,
LIU Bi-heng^{5*}, LI Da-chuang^{1,2,5*}

(1. College of Electronics and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

2. College of Physics and Materials Engineering, Hefei Normal University, Hefei 230601, China;

3. Anhui Daoji Quantum Technology Co., Ltd., Hefei 230013, China;

4. Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;

5. CAS Key Laboratory of Quantum Information, University of Science and Technology of China,
Hefei 230026, China)

* Corresponding author, E-mail: bhliu@ustc.edu.cn; dachuangli@ustc.edu.cn

Abstract: To mitigate shot noise and background interference in single-photon depth imaging, alongside single-axis image deviation induced by UAV attitude fluctuations during flight, this paper proposes a robust depth reconstruction method. Building upon the SPIRAL-TAP framework, the proposed approach integrates multi-scale image features with an adaptive thresholding strategy. Firstly, an image weighting matrix is constructed via multi-scale gradients and local variance to effectively characterize texture complexity. Subsequently, a dynamic threshold adjustment mechanism, guided by Rough Order Map (ROM) estimation, is implemented to enhance noise robustness. In the screening phase, an adaptive strategy merges scale-space smoothing with weighting matrix soft-tuning to stabilize the filtering process. Experimental results demonstrate that the proposed method significantly outperforms the conventional SPIRAL-TAP algorithm under varying signal-to-background ratios (SBR) and photon intensities. Specifically, at tilt angles of 10° and 15°, the RMSE is reduced from 0.32 to 0.14 and from 0.43 to 0.21, respectively. This method provides an effective solution for UAV-borne single-photon depth reconstruction and exhibits significant potential for high-speed airborne imaging systems.

Key words: single-photon imaging; image reconstruction; multi-scale method; denoising algorithm; photon counting; thresholding technique

1 引言

随着激光雷达(LiDAR)技术和单光子探测器的不断发展,单光子成像技术因其在超低光照条件下的高灵敏性,已在自动驾驶、夜间成像、深空探测及生物医学成像等^[1-5]多个领域得到了广泛关注。特别是在无人机(UAV)搭载单光子成像系统的应用中,其高机动性和灵活性使其在地形测绘、目标侦察、灾害评估等任务中展现出巨大潜力。然而,由于受限于光子数量的稀疏性、噪

声干扰以及时间分辨率等因素,单光子深度图像的重建仍面临巨大挑战。传统的最大似然估计方法在处理这类问题时通常对噪声过于敏感,导致结果不稳定,尤其在信噪比较低的区域效果更差。

为克服上述问题, SPIRAL-TAP(Sparse Poisson Intensity Reconstruction ALgorithm using Total variation and Adaptive Penalty)作为一种基于稀疏先验和全变差正则化的代表性重建方法,已被广泛应用于图像重建任务^[6-9]。此外,近年来基于融合特征分布学习与图像重构的方法在提升目标检测稳定性与图像恢复质量方面也展现出显著优

势^[10]。该算法通过将最大似然估计问题转化为凸优化问题,并结合梯度下降与自适应惩罚策略,在低信噪比条件下展现出优异的重建能力^[11]。然而, SPIRALTAP 对预处理阶段的鲁棒性支持仍存在不足,特别是在异常值与局部强噪声影响下,易出现边缘模糊或结构错判等问题^[12]。尤其在无人机载应用中,飞行姿态偏差引入的系统性畸变,是传统 SPIRALTAP 算法难以有效处理的挑战。

大多数传统重建方法集中在算法层的优化,而未对原始观测数据进行系统性预处理,使得初始输入的信噪质量直接影响最终重建效果^[13]。针对这一问题,本文提出一种基于多尺度梯度信息与局部统计特性的加权预处理方法。在多尺度图像处理领域,利用空间注意力互补策略进一步提升复杂特征的提取精度已成为一种有效手段^[14]。该方法通过构建自适应加权矩阵,引导对像素点的时间响应曲线进行动态阈值筛选,以实现背景噪声的有效抑制并提升有效光子利用率^[15]。

该加权机制通过融合多尺度梯度幅值与局部方差信息,借助指数衰减函数形成加权模板,并结合 SPIRALTAP 框架完成后续深度估计过程的优化求解^[16]。此设计不仅增强了重建过程中的空间一致性,还在低光子条件下展现出更强的去噪能力^[17]。同时,本文提出的姿态补偿模块,旨在利用无人机 IMU(惯性测量单元)数据或视觉里程计信息对采集到的光子数据进行几何校正,确保后续重建的深度信息更加准确。在动态观测场景下,利用多模态数据的注意特征融合网络已被证明能有效提升姿态估计的可靠性^[18]。

实验结果表明,所提方法在保持计算效率的前提下,有效提升了重建结果的准确性,特别是在低光子计数与复杂纹理场景中表现出较高的鲁棒性^[19]。与现有方法相比,本文方法在模拟无人机单轴飞行偏差环境下,展现出更强的抗畸变能力和更高的深度重建精度。本文方法可作为单光子成像预处理环节的有益补充,也为无人机载深度图像重建提供了一种具有实际可行性与推广价值的优化策略^[20-21]。

2 算法原理

图 1 为单光子计数激光雷达的工作原理示意

图。本系统采用的是基于时间关联单光子探测的主动成像结构,整体流程包含激光发射、空间扫描、信号接收与时间测量等环节。如图 1, FPGA 给出 1550 nm 的单光子脉冲信号,经过声光调制 AOM1(Acousto-Optic Modulator)进行时间调制,控制脉冲激光的时序输出,后续进入环形光纤器(3 Port Polarization Independent Circulator)并经过光纤耦合头发射到振镜(Scanning Galvo),最终将脉冲光发射到被测物体上进行二维扫描。漫反射回来的光子最终成为信号光并夹杂着空气中的噪声光返回到光纤耦合头被接收,并通过滤波器(Filter)滤除一部分的背景杂散光,再聚焦至单光子探测器(SPAD)上。SPAD 具有高时间分辨率,能够精确记录到单光子到达的时间,并产生“stop”信号。与此同时,系统的控制模块 FPGA 负责整体逻辑调度,包括向 TDC(Time-to-Digital Converter)发送“start”信号以标记激光脉冲发射时刻。TDC 接收 start 与 stop 信号,计算两者之间的时间差(Time-of-Flight),以此来

恢复激光从发射到反射返回所经历总的飞行时间。TDC 所获数据通过回调机制传输至后端处理系统,对每个像素都这样进行回波光子累积,获取每个像素的光子飞行时间分布直方图^[22-24],进而得到场景每个像素的深度信息,完成场景三维重建。

需要指出的是,本文系统最终应用于无人机平台搭载的场景测量。在无人机高速飞行过程中,其姿态的微小变化,尤其是单轴方向的机身倾斜,会对机载单光子成像带来特有挑战。当无人机沿 Y 轴方向前进时,若机身压低(俯仰角为负值),则相机或激光雷达的视场会产生俯仰角偏差。对于采用振镜逐行扫描的单光子激光雷达,这种俯仰角偏差会使各像素对应的深度直方图 bin 值整体产生系统性偏移,从而导致重建的深度数据与真实场景之间存在误差。我们利用实际传感器进行了实验测量。在无人机单轴飞行倾角条件下,分别在无人机飞行速度为 4m/s 和 8m/s 时,检测到的机身俯仰角约为 10°和 15°。随着飞行速度的增加,机身俯仰角显著增大,进而导致深度 bin 偏移更加明显,对后续的深度解算与算法设计提出了额外要求。

在低光子数和高背景噪声的单光子激光雷达

(LiDAR)成像中,单个像素的光子到达时间直方图往往呈现为在多个时间片上稀疏分布的探测事

件(如图 2a),其中包含大量非回波光子的背景干扰。

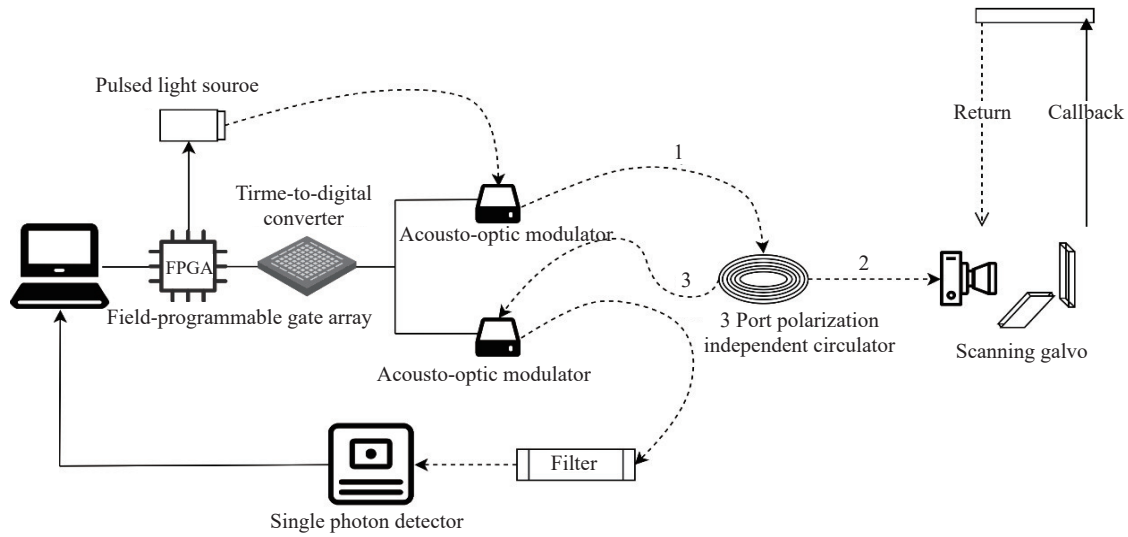


图 1 单光子激光雷达成像系统示意

Fig. 1 Schematic of the single-photon counting LiDAR imaging system.

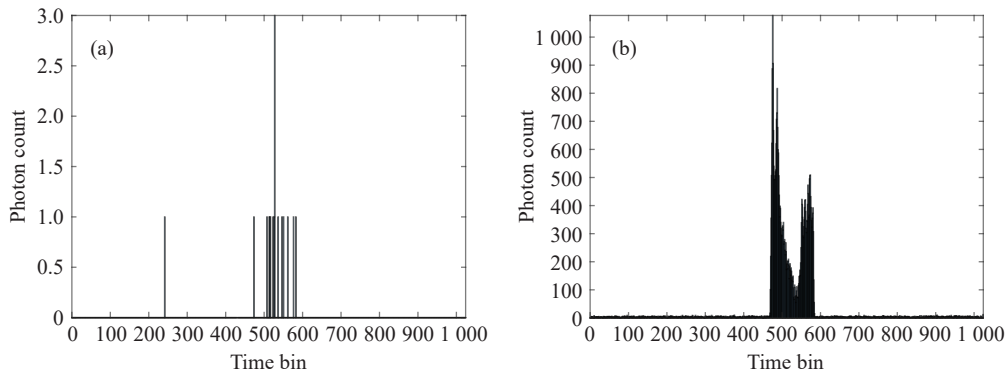


图 2 极少回波光子的典型光子到达时间直方图(a) 单个像素的光子到达时间直方图,在低光子计数条件下呈现稀疏分布 (b) 所有像素的光子时间分布聚合图,整体仍表现出高稀疏性与背景噪声的均匀性

Fig. 2 Typical photon arrival time histograms under photon-starved conditions (a) Photon arrival time histogram of a single pixel, exhibiting sparse distribution under low photon counts (b) Aggregated photon temporal distribution of all pixels, illustrating persistent high sparsity and uniform background noise

由于每个像素独立采样得到的数据统计显著性不足,导致其信号结构不明显,难以有效区分回波光子的背景噪声。即使将所有像素的光子时间数据聚合形成全局直方图(如图 2b),整体仍表现出高稀疏性和目标结构不显著的问题,无法从中直接推断可靠的深度信息。传统的逐像素深度解算方式(如与仪器响应函数(Instrument Response Function, IRF)的互相关计算)在此类极低信噪比条件下会严重放大噪声的影响,从而导致重建结果失真显著。

为此,提出在深度解算之前引入图像预处理融合多尺度加权机制,以充分挖掘图像中不同尺度下的结构特征。通过引入图像梯度、局部方差等多尺度统计信息,可有效评估各像素在空间结构中的稳定性和可靠性,并据此生成权重映射(weight map),在后续阈值筛选中引导高可信区域优先保留目标光子,抑制背景噪声。该方法不仅提升了鲁棒性,也增强了低光子数图像的结构连贯性,尤其在稀疏像素区域表现出良好的补全和去噪能力。整体算法流程图如图 3。

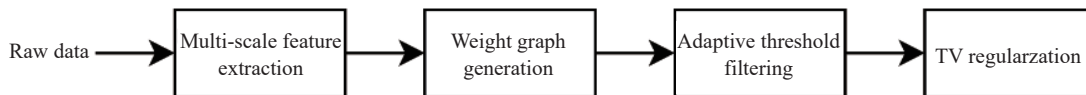


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flowchart

为验证本文方法的有效性,我们选取 Shin 等人提出的一种三维单光子成像算法作为对比基线。该方法基于通用的稀疏泊松重建框架 SPIRAL-TAP (Sparse Poisson Intensity Reconstruction Algorithm using Total Variation and Adaptive Penalty), 将其引入到单光子成像中,通过最大后验估计形式建模,并结合总变差(TV)正则项以增强图像结构表达能力。该算法通过交替迭代方式实现对稀疏光子计数数据的有效重建,具有较好的光子效率与重建速度。本文提出的改进方法在此基础上引入多尺度加权机制与自适应阈值策略,构成 SPIRAL-TAP_IRLS_ATRO_BIN, 以进一步提升在低信噪比和低光子条件下的图像重建精度与结构保真度。

2.1 回波光子模型

研究表明,在弱光子通量条件下,单光子探测器的计数过程服从非齐次泊松分布。设目标场景的深度分布为 $d_{i,j}$, 反射率为 $\alpha_{i,j}$ 。对于离散化的探测时间序列,第 (i,j) 个像素在第 k 个时间 bin 内探测到光子的概率模型可表述为:

$$y_{i,j,k} \sim \text{Poisson}(\lambda_{i,j,k}) ,$$

其中, $\lambda_{i,j,k}$ 是受场景特征和系统参数调制的期望光子数。本文依据该统计模型构建仿真系统,通过输入信号光子数 M_s 和背景光子数 M_b , 生成模

拟的光子探测时间直方图数据。

第 (i,j) 个像素的光子探测率 $\lambda_{i,j}(t)$ 可表示为目标回波信号与背景噪声之和:

$$\lambda_{i,j}(t) = \lambda_{s,i,j}(t) + \lambda_{b,i,j}(t) , \quad (1)$$

其中,回波光子信号部分为:

$$\lambda_{s,i,j}(t) = \alpha_{i,j} \cdot \frac{1}{d_{i,j}^2} \cdot f(t - \tau_{i,j}) , \quad (2)$$

背景光子部分假设在整个时间窗内均匀分布,表示为:

$$\lambda_{b,i,j}(t) = \eta \cdot S_{i,j} + S_d , \quad (3)$$

其中,参数含义如下:

η : 探测器的量子效率

$\alpha_{i,j}$: 目标反射率图

$d_{i,j}$: 目标距离图(单位:米)

$\text{TOF}_{i,j} = 2d_{i,j}/c$: 每个像素的飞行时间(Time of Flight)

$f(t)$: 单位能量下的系统脉冲响应 (IRF), 本文采用高斯脉冲建模

$S_{i,j}$: 环境背景光子平均通量

S_d : 探测器的暗计数光子通量

为获得最终的光子探测数据,本仿真模型执行步骤如下图 4:

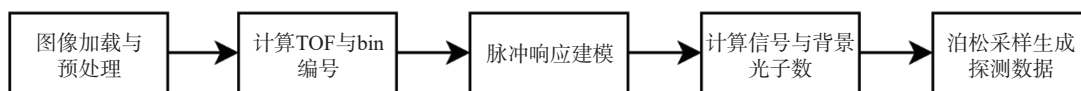


图 4 仿真数据流程图

Fig. 4 Simulation Data Flow Diagram

图像中每个像素的 TOF(二倍距离/光速) 根据真实深度图计算,光子在对应 bin 上形成的概率密度函数采用高斯脉冲建模:

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(t - \tau_{i,j})^2}{2\sigma^2}\right) , \quad (4)$$

实际观测中,探测到的光子数为 k 的概率为

泊松分布:

$$P_{i,j}(k) = \frac{\lambda_{i,j}^k}{k!} e^{-\lambda_{i,j}}, k = 0, 1, 2, \dots , \quad (5)$$

2.2 无人机飞行姿态偏差建模与补偿

在机载单光子激光雷达成像中,无人机飞行姿态对测量精度具有重要影响。与地面静态实验

相比,无人机在高速前进过程中常常伴随机身的俯仰等姿态变化,其中本文特别关注的单轴俯仰角偏差会直接改变激光束返回的飞行时间(Time-of-Flight, TOF)。当扫描振镜沿行方向(Y轴)逐行扫描时,若无人机机身存在前倾,接收到的回波信号在时间维度上将整体提前或延后,从而表现

为深度方向(z轴)的系统性偏移。如图五所示。该误差若不加以修正,将在重建图像中表现为深度数据整体偏差。因此,有必要对姿态偏差进行建模,并基于惯性测量单元(IMU)数据进行实时补偿,从而修正光子计数直方图在深度维度上的偏移,提高重建结果的精度。

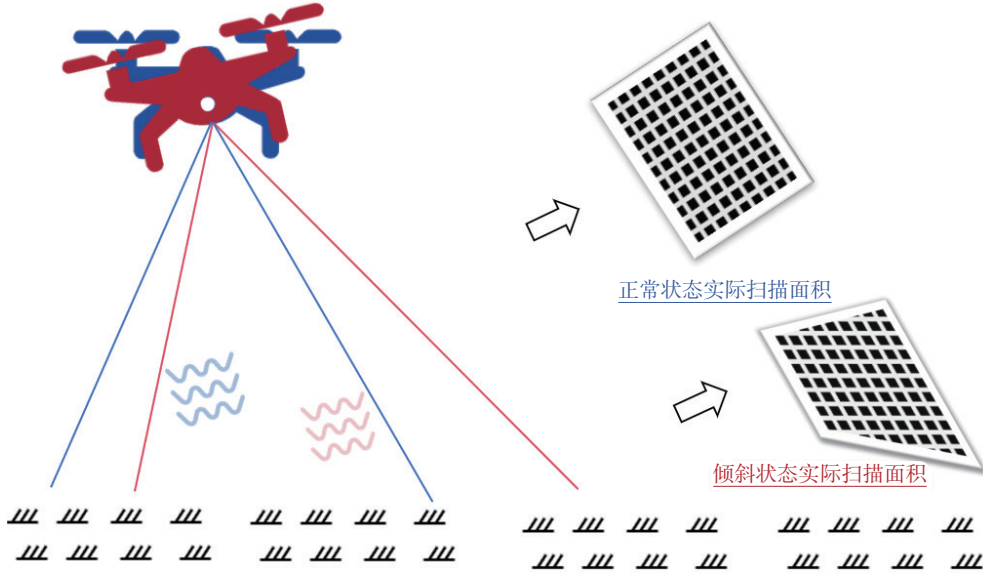


图5 无人机飞行姿态偏差模拟图

Fig. 5 Simulation model of UAV flight attitude deviation and its geometric impact

2.2.1 姿态偏差对 TOF 数据的影响

在机载单光子激光雷达成像中,无人机飞行姿态对测量精度具有重要影响。设无人机在机体坐标系下的飞行高度为 h ,在理想正交观测状态下,其激光飞行时间(TOF)与探测深度 z 的几何关系满足 $z = c\tau/2$ 。当无人机沿前进方向(Y轴)产生俯仰角 ϕ 时,激光束在地面上的实际反射路径长度发生变化,导致接收到的回波信号在时间轴上产生漂移。

从理论建模角度分析,姿态偏差引起的深度向(z轴)系统性偏移 Δz 可由几何关系推导为:

$$\Delta z = h \cdot (1/\cos\phi - 1) \quad (6)$$

该深度误差直接导致原始光子计数直方图在时间轴上产生 bin 偏移,其偏移量 Δbin 可量化表示为:

$$\Delta \text{bin} = \text{round}\left(\frac{2\Delta z}{c\Delta t}\right) \quad (7)$$

其中, c 为光速, Δt 为探测器的时间分辨率。

该模型表明,姿态偏差 ϕ 耦合进 TOF 数据中,

表现为回波峰值在深度维度上的系统性漂移。实验测量显示,在无人机飞行速度分别为 4 m/s 和 8 m/s 时,对应的机身俯仰角分别约为 10°和 15°。若不根据公式(7)进行有效修正,这种数个时间 bin 的偏移将在重建图像中表现为地物边缘的纵向拉伸、压缩失真以及整体深度数据的严重偏差,进而劣化后续多尺度重建算法的准确性。

2.2.2 基于 IMU 数据的姿态补偿

为消除无人机姿态变化对测量结果的影响,本研究引入机载 IMU 传感器实时获取飞行姿态参数,包括三轴角速度、加速度以及姿态角信息。由于本文主要关注俯仰角 ϕ 对成像的影响,因此姿态补偿过程仅考虑 ϕ 分量。IMU 输出的俯仰角值可用于构建扫描点的动态修正模型,从而将“倾斜机身坐标系”下的测量结果映射回“理想正交坐标系”。

结合 1.2.1 节的几何推导,当机身存在俯仰角 ϕ 时,相机或激光雷达的视场会产生系统性深度偏移。设测量高度为 h ,则在 TOF 转换得到的深度坐标中,扫描点会产生约 $\Delta z \approx h \cdot (1/\cos\phi - 1)$ 的偏

移。因此,对于每个像素的原始测量结果 z , 其补偿后的结果可表示为: $z' = z + \Delta z$ 。其中 z' 为经过姿态修正后的深度坐标。补偿后的结果重新用于构建 TOF 数据直方图,使得每个扫描点的空间位置与理想正交坐标系对齐,从而有效消除了由无人机机身俯仰倾斜引起的深度偏差。

2.2.3 姿态补偿与原始光子数据构建的结合

在实际重建过程中, TOF 数据通常以像素为单位记录光子到达时间直方图。若不进行姿态补偿,则每个像素的直方图在深度方向上存在系统性偏移,影响整体数据的几何一致性。本文提出将 IMU 姿态补偿过程嵌入到光子数据构建环节中:

深度修正: 根据 IMU 输出的俯仰角 φ , 对每个光子的深度 z 进行修正,得到补偿后的有效深度 $z' = z + \Delta z$ 。**重建融合:** 在姿态修正后的像素坐标系中,累积得到全局 TOF 分布,并输入后续的多尺度加权与自适应阈值算法进行深度解算。这种方式不仅能够减少无人机飞行姿态对单光子激光雷达成像的系统性影响,而且确保了原始光子直方图在深度上的一致性,为后续的稀疏重建算法提供更加稳定和可靠的输入。

2.3 多尺度加权的数据预处理方法

在单光子图像中,噪声光子往往呈现空间均匀分布,若不加区分地进行正则化处理,容易将这些离群噪声误认为结构信号,导致图像过度平滑、边缘模糊。在低信噪比或极弱回波光条件条件下,直接进行图像重建会受到严重的噪声干扰,尤其在空间或时间邻域内回波光光子非常稀疏时,单像素信息难以有效判断其信号性质。

为增强图像结构信息并提升后续重建算法的准确性,本文在数据预处理阶段引入多尺度加权策略,通过不同尺度范围内的统计信息引导像素的初始信噪权重估计,从而提高弱信号区域的保留能力,降低随机噪声的影响。从信息论角度看,单光子数据在低信噪比下表现为高维稀疏特征。引入多尺度加权的理论动机在于利用自然图像的空间局部相关性,通过空间聚合降低泊松噪声的方差。对于受无人机运动扰动的数据,多尺度算子不仅能起到降噪作用,还能在姿态补偿后的残余微小偏差中起到统计平滑作用,增强深度估计的鲁棒性。

2.3.1 原始光子数据的构建

每个像素的飞行时间数据通常表现为一个时间直方图,其中 $T_{s_{i,j}}(t)$ 表示像素位置 (i, j) 在时间 $\text{bin}t$ 上接收到的光子计数。该直方图反映了该像素在不同时间 bin 上接收到的光子计数,共同构成三维张量。为增强像素间的空间一致性和统计稳定性,首先在像素级别生成初始累积图 T_s ,即将每个像素的时间直方图进行存储与组织,作为后续多尺度处理的基础:

$$T_s = \{T_{s_{i,j}}(t)\}_{i,j,t}, \quad (8)$$

其中, T 表示时间 bins 的数量。该直方图不仅反映了某一像素的时间响应结构,也可被视为该像素的原始光子总数估计。该步骤为整个图像提供了最基础的光子分布信息。

2.3.2 多尺度窗口提取

为提升光子计数数据的空间稳定性与抗噪能力,对每个像素 (i, j) , 我们引入多个不同尺度的滑动窗口操作,提取其局部邻域内的累计强度信息。

设定一组多尺度窗口大小 $\{S_k\}_{k=1}^K$, 对于每一个尺度 S_k , 定义像素 (i, j) 在该尺度下的邻域为:

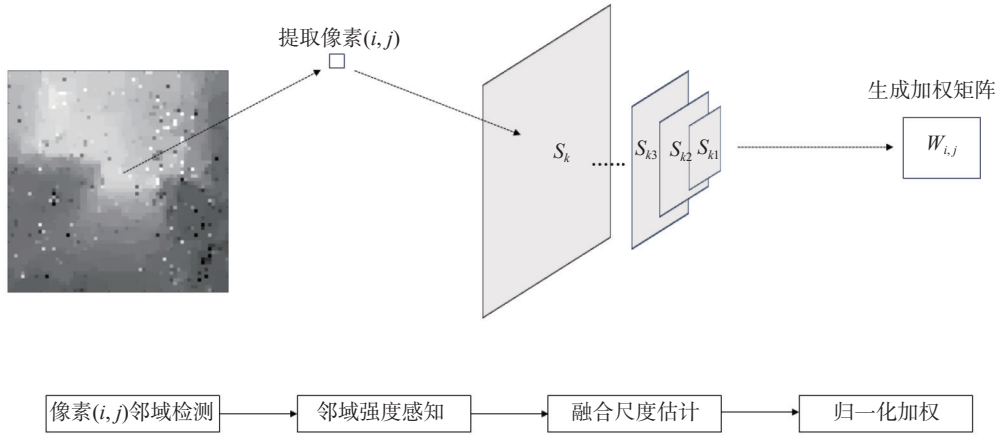
$$N_{i,j}^{(S_k)} = \{(m, n) \mid |m - i| \leq S_k, |n - j| \leq S_k\}, \quad (9)$$

该邻域表示一个以像素 (i, j) 为中心,边长为 $2S_k + 1$ 的局部窗口。该区域内的像素点将被用于统计该像素在不同尺度下的邻域响应。对尺度 S_k 下的邻域内所有像素的响应值(例如光子总数或其他特征量)进行加和,得到像素 (i, j) 的邻域强度感知值:

$$C_{i,j}^{(S_k)} = \sum_{(m,n) \in N_{i,j}^{(S_k)}} H_{m,n}, \quad (10)$$

其中 $H_{m,n}(t)$ 表示像 (m, n) 在时间 $\text{bin}t$ 上的光子响应计数值,邻域能量统计值 $C_{i,j}^{(S_k)}$ 反映了以像素 (i, j) 为中心、尺度为 S_k 的邻域中,所有像素在全时间范围内的累计光子数,即对各个像素的时间直方图进行求和后的能量聚合指标。

通过在多个尺度下执行该操作,我们可以获得每个像素在不同空间范围内的能量感知能力,为后续加权融合步骤提供丰富的上下文支持。此多尺度策略不仅能够增强局部结构的表达能力,同时对强噪声或弱信号区域具有更好的鲁棒性。

图 6 加权矩阵 $W_{i,j}$ 生成流程图Fig. 6 Flowchart of Weighted Matrix $W_{i,j}$ Generation

2.3.3 局部权重计算与尺度融合

为了判断信号置信度, 对每个尺度设定权重函数:

$$\omega_{i,j}^{(S_k)} = \frac{1}{C_{i,j}^{(S_k)}} \sum_{(m,n) \in N_{i,j}^{(S_k)}} 1, \quad (11)$$

最终融合所有尺度的估计得到每个像素的总加权值:

$$W_{i,j} = \sum_{K=1}^K \gamma_k \cdot \omega_{i,j}^{(S_k)}, \quad (12)$$

其中 γ_k 为各尺度融合权重, 可设置为均值或根据经验选择(如更重视中尺度响应)。

2.3.4 归一化与加权掩码生成

为将加权值映射到统一的尺度并抑制局部异常响应对重建的影响, 本文采用 Z-Score 标准化方法^[25] 对加权图 $W_{i,j}$ 进行归一化处理。与传统的 Min-Ma 归一化不同, Z-Score 标准化以全图的均值与标准差为基准, 保持数据分布结构的同时具备更强的鲁棒性。标准化公式如下:

$$\hat{\omega}_{i,j} = \frac{W_{i,j} - \mu W}{\sigma W}, \quad (13)$$

其中, μW 和 σW 分别为加权图 W 的全局均值与标准差, $\hat{\omega}_{i,j}$ 表示归一化后的加权值。此方法可避免最小值或最大值受局部极 endpoint 干扰而引起的归一化失衡问题。

在获得归一化加权图 $\hat{\omega}_{i,j}$ 后, 本文将其作为先验信息引入后续的深度估计流程中。为进一步提取可靠的深度估计值, 本文采用门限驱动的加权估计模型, 对时间直方图进行选择滤波处理, 并

计算加权均值作为最终估计:

$$D_{i,j} = \text{WeightedAverage}(T S_{i,j}, \hat{\omega}_{i,j}), \quad (14)$$

其中, $T S_{i,j}$ 表示像素 (i,j) 处的时间直方图, $D_{i,j}$ 为对应像素的最终深度估计值。该估计函数可基于加权均值、加权峰值或结合门限机制选取信号主峰区域, 从而有效排除背景噪声或非目标响应, 在保留真实目标深度信息的同时, 提升估计稳定性与精度。

2.4 基于图结构的自适应阈值控制机制

在单光子成像中, 光子数据极易受到背景光、暗计数等因素干扰, 不同区域的信噪比差异显著。传统方法通常采用固定阈值或全局统一的正则化参数对图像进行重建, 这种策略虽然实现简单, 但在噪声非均匀分布、边缘结构微弱等情况下易产生误判, 可能出现弱信号被误删或噪声被误保留的情况。

为此, 本文提出一种基于图结构的自适应阈值控制机制, 通过建立图模型表示像素间的结构关系, 在像素间动态调节阈值 $\theta_{i,j}$ 与正则项权重 $\lambda_{i,j}$, 提高重建算法对非均匀噪声的鲁棒性与结构保留能力。

2.4.1 问题建模与变量定义

设原始观测数据 $\mathbf{y} \in R^N$, 系统响应矩阵为 \mathbf{A} , 目标图像 $\mathbf{x} \in R^M$, 其重建目标可表述为带正则项的最小化问题:

$$L(\mathbf{x}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \cdot TV(\mathbf{x}), \quad (15)$$

其中: $TV(\mathbf{x})$ 是表示图像的全变差正则项; λ 是控制正则化强度;

在实际应用中,若阈值 θ 设定过大,弱信号将被视为噪声剔除;反之,若过小,则背景噪声容易被误识为有效信号。此外,正则项系数 λ 在边缘、平坦区或强噪区域也应动态变化以平衡平滑与细节保持。

为提升对不同区域的适应性,本文将公式(13)推广为具有空间可变正则系数的模型,引入局部位置相关的 $\lambda_{i,j}$:

$$L(\mathbf{x}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \sum_{i,j} \lambda_{i,j} \cdot TV_{i,j}(\mathbf{x}) \quad , \quad (16)$$

2.4.2 图结构建模与相似性度量

为了刻画图像内部像素间的结构关联性,本文将每个像素 (i,j) 建模为图中一个节点,其邻域 $N_{i,j}$ 中的像素构成边连接关系。为量化相邻像素间的结构相似性,引入基于时间直方图响应的边权函数:

$$\omega_{(i,j),(m,n)} = \exp\left(-\frac{(H_{i,j}(t^*) - H_{m,n}(t^*))^2}{\sigma^2}\right) \quad , \quad (17)$$

其中: $H_{i,j}(t^*)$: 像素 (i,j) 在主峰位置处 t^* 的光子计数; σ : 控制相似性敏感程度的参数; $\omega \in [0,1]$: 表示像素对之间结构相似度,越大表示结构越相似。

图7展示了该图模型的可视化示意图:中心像素与其八个邻域像素通过边相连,边的粗细或颜色深浅代表边权大小,周围像素的灰度值反映其对应时间直方图响应的强弱程度。该图清晰表征了图结构中信息传播与相似性调控的机制,为后续构建像素自适应参数提供了结构基础。

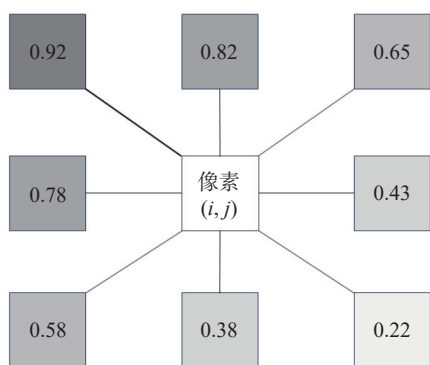


图7 结构中像素相似性及边权分布示意图

Fig. 7 Schematic of pixel similarity and edge weight distribution within the graph-based structure

2.4.3 空间自适应正则化系数设计

利用图结构相似性权重,本文定义自适应正

则系数 $\lambda_{i,j}$,以在结构边界保留细节,在噪声区增强平滑。具体定义如下:

$$\lambda_{i,j} = \lambda_0 \cdot \left(1 - \frac{1}{|N_{i,j}|} \sum_{(m,n) \in N_{i,j}} \omega_{(i,j),(m,n)}\right) \quad , \quad (18)$$

其中 λ_0 为初始正则化强度。该设计确保:

当像素与邻域结构高度相似时(ω 高),降低正则强度,避免过度平滑;

当像素与邻域差异大(如边缘或弱信号区),提高正则强度,增强信号判别能力。

2.4.4 门限驱动的动态信号判别

为进一步提升深度估计精度,本文引入融合图结构信息的动态门限策略。对每个像素构建如下门限:

$$\theta_{i,j} = \alpha \cdot \text{median}(H_{i,j}) + \beta \cdot W_{i,j} \quad , \quad (19)$$

其中:

α, β : 为权重系数;

$\text{median}(H_{i,j})$: 表示局部直方图中值,用于描述背景强度;

$W_{i,j}$: 为像素对应的归一化加权图值,反映置信度或信号强度。

根据该门限进行信号判断:

若 $H_{i,j}(t^*) \geq \theta_{i,j}$,则认为有效回波;否则剔除。

此策略可动态调整不同区域的信号判断标准,实现对弱信号区域的保护与对强噪区域的过滤,从而提升整体重建的鲁棒性与保真度。

2.5 算法性能对比分析

本文提出的改进算法与传统单光子重建方法进行对比,其主要优势体现在以下三个方面:

(1)噪声抑制与细节保留的平衡:传统 SPIRAL-TAP 算法采用全局统一的正则化参数,在抑制强背景噪声时极易造成图像边缘模糊。本文通过多尺度加权矩阵 $W_{i,j}$ (式12)实现了空间自适应的正则化,使得在平坦区增强平滑,而在纹理区减小约束,显著提升了复杂场景下的结构保真度。

(2)弱信号提取的稳健性:传统方法采用固定硬阈值处理直方图,在极低信号强度下(如 SPPP < 2)容易将真实回波误认为噪声。本文采用基于图结构的自适应门限(式19),能够根据局部光子分布动态调整阈值,有效找回被背景淹没的微弱信号。

(3)动态成像的适配性:现有通用重建算法大

多假设探测器处于静止状态。本文通过引入物理层面的姿态补偿模块,预先修正了 UAV 飞行引入的几何偏置,确保了后续统计重建是在空间一致的数据基础上进行的,这是通用算法所不具备的机载环境适应能力。

3 实验结果

3.1 仿真数据验证

为了验证所提算法的三维重建能力,通过使用自建仿真平台生成不同信噪比(SBR)和不同光子数(SPPP, signal photons per pixel)场景下的模拟数据进行测试。由于本文所提多尺度加权与门限引导机制对其他方法的可迁移性,所以嵌入在 SHIN D 等人提出的提出的高效算法中来进行对比。

仿真数据中设定激光重复频率为 γ ,脉冲宽度为 τ ,积分时间为 T ,设信道检测概率为 η ,回波反射强度为 $\alpha_{i,j}$,系统背景噪声由背景光子与暗计数率 S_d 共同构成。信噪比定义如下:

$$SBR = \frac{\gamma \cdot \eta \cdot \alpha_{i,j} \cdot \int_0^T f(t) dt}{\gamma \cdot (\eta S_v + S_d) \cdot T} = \frac{\eta \cdot \alpha_{i,j} \cdot \int_0^T f(t) dt}{(\eta S_v + S_d) \cdot T}, \quad (20)$$

若在实验中, SBR 的测量步骤如下:首先关闭激光光源,利用 TCSPC 设备测得仅由背景光与探测器暗计数引起的噪声计数;然后开启激光光源,测得总光子计数;用总光子数减去背景噪声数即可得到有效信号计数。最后, SBR 值即为信号计数与背景噪声计数之比。

为量化算法优化前后重建图像质量在仿真数据下的重建效果,采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为评估指标,其定义如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_r \cdot N_c} \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} (Z_{i,j} - Z_{i,j}^T)^2}, \quad (21)$$

其中, $Z_{i,j}$ 表示重建图像中像素 (i,j) 的深度值, $Z_{i,j}^T$ 表示该像素的真实深度值, N_r 与 N_c 分别为图像的行数和列数。

为了验证优化的普遍适用性,实验分别在较高 SBR 和较低 SBR 双维度来进行实验的验证,现取 $SBR=[0.4, 0.8]$ 为低 SBR 条件和取 $SBR=[10, 20]$ 为高 SBR 条件的噪声环境下,并设定 SPPP 为 [1, 2, 5, 10] 的多组情况下进行重建。

图 8 展示了 $SBR=10$ 的条件下不同 SPPP 的深度图重建结果,图 9 展示了 $SBR=0.8$ 的条件下不同 SPPP 的深度图重建结果,表 1 总结了在算法优化前后在各 SPPP 条件下的 RMSE。

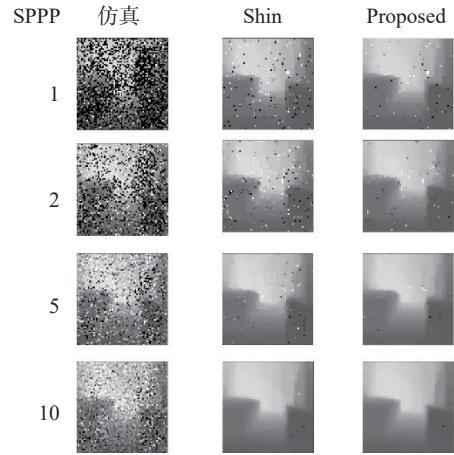


图 8 信噪比为 10 时,对于算法优化前后 SPPP 为 1、2、5、10 的仿真卧室的重建效果

Fig. 8 shows the reconstruction results of the simulated bedroom with SPPP of 1, 2, 5, and 10 before and after algorithm optimization when the signal-to-noise ratio is 10.

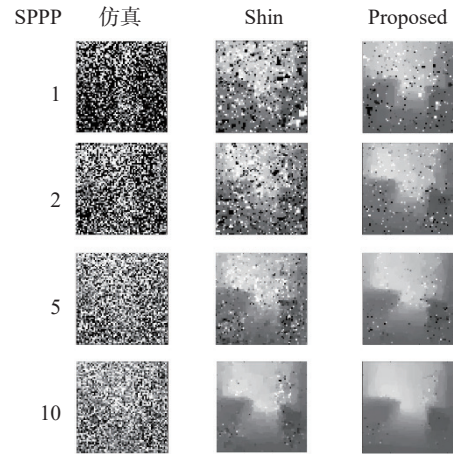


图 9 信噪比为 0.8 时,对于算法优化前后 SPPP 为 1、2、5、10 的仿真卧室的重建效果

Fig. 9 shows the reconstruction results of the simulated bedroom with SPPP of 1, 2, 5, and 10 before and after algorithm optimization when the signal-to-noise ratio is 0.8.

从实验结果对比看(表 1),在极低信噪比($SBR=0.8$)且光子极度稀疏($SPPP=1$)的严酷条件下,本文方法相较于基准 SPIRAL-TAP 算法展现

出更强的鲁棒性。传统方法由于缺乏对局部空间特征的权重评估, 重建结果中出现了明显的“孤立噪点”和“空洞”现象。而本文方法通过多尺度窗口聚合了局部结构信息, 使得在光子数极少的

区域依然能够恢复出连续的深度表面。在 $SBR=0.8$ 时, 本文方法将 $RMSE$ 从 1.4 降低至 0.76, 降幅达 45.7%, 充分验证了多尺度自适应策略在处理非均匀噪声时的优越性。

表 1 信噪比为 10 和 0.8, 对于算法优化前后量化为 $RMSE$ 前后对比

Tab. 1 Comparison of $RMSE$ before and after algorithm optimization with SNR of 10 and 0.8

Methods		SPPP=1	SPPP=2	SPPP=5	SPPP=10
RMSE/m	Shin	0.44	0.37	0.13	0.07
	proposed	0.23	0.16	0.07	0.06
Methods		SPPP=1	SPPP=2	SPPP=5	SPPP=10
RMSE/m	Shin	1.40	1.10	0.43	0.19
	proposed	0.76	0.43	0.23	0.09

3.2 姿态偏差建模与补偿的实验验证

为验证第 2.2 节所提出的姿态偏差建模与补偿方法的有效性, 在实际无人机飞行条件下进行了实验。实验平台为机载单光子激光雷达系统 (成像像素 64×64 , 振镜扫描一行频率 640 Hz), 同时搭载 IMU 传感器用于实时记录飞行姿态信息。

无人机设定两种飞行速度: 4 m/s 和 8 m/s, 飞行高度均为 100 m。IMU 提取的对应机身俯仰角分别约为 10° 和 15° , 用于对每个像素的深度 z 进行实时修正, 从而补偿因无人机机身俯仰产生的深度偏移。具体飞行数据如图 10 和图 11 所示, 横坐标为采集次数, 纵坐标为传感器记录的俯仰角度。

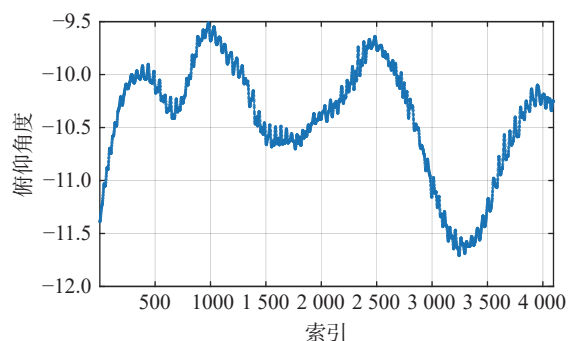


图 10 无人机飞行速度为 4m/s 时的俯仰角度实时变化
Fig. 10 Real-time changes in the pitch angle when the flight speed of the unmanned aerial vehicle is 4 m/s

通过对光子深度进行补偿, 实验结果显示, 修正后的深度数据在几何上与理想场景对齐, 有效减少了飞行姿态引起的深度偏差, 为后续多尺度加权与自适应阈值的深度重建提供了可靠输入。

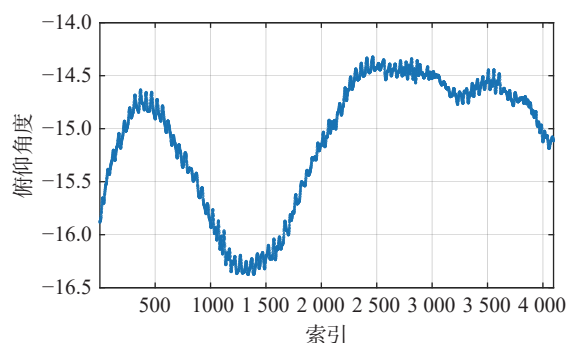


图 11 无人机飞行速度为 8 m/s 时的俯仰角度实时变化
Fig. 11 Real-time changes in the pitch angle when the flight speed of the unmanned aerial vehicle is 8 m/s

3.2.1 姿态偏差对测量结果的影响

在未进行补偿的情况下, 无人机飞行姿态偏差会直接导致每个像素的深度 z 发生系统性偏移。实验结果表明, 当飞行速度为 4 m/s 时, 重建的深度图像出现轻微

的深度偏移; 而在 8 m/s 时, 偏移量增大, 地物边界在深度方向上出现错位更明显。图 12 为深度 bin 值有无姿态偏差的前后对比图。

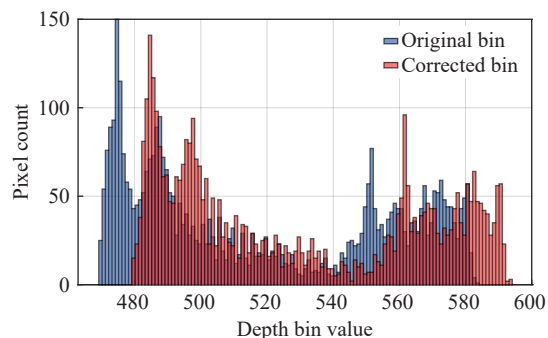


图 12 无人机有无姿态偏差的深度 bin 值对比
Fig. 12 Comparison of depth bin values with and without UAV attitude deviation

3.2.2 基于 IMU 的姿态补偿效果与灵敏度分析

在引入 IMU 数据进行姿态补偿后,所有光子到达时间直方图在构建过程中均映射到修正后的几何坐标系。为了验证 2.2 节提出的姿态偏差模型在不同飞行工况下的普适性,实验对比了在 0° 至 25° 俯仰角梯度下,补偿前后深度重建的 RMSE 变化情况。

实验结果如表 2 所示。分析可知,当俯仰角 $\phi = 0^\circ$ 时,补偿算法不介入,两种方法表现一致。随着倾角的增大,未补偿算法(Shin 等人方法)的 RMSE 呈指数级增长,尤其在 $\phi > 15^\circ$ 后,由于回波峰值在时间 bin 上的严重漂移(见公式 7),导致重建图像出现了明显的边缘重影与深度层裂。而本文提出的姿态补偿方法通过在光子数据构建环节实时修正每个光子的有效深度 d ,确保了全局 TOF 分布在深度维度上的一致性。即使在 25° 的大倾角极端工况下,本文方法的 RMSE 仍能保持在 0.23 左右,显著优于未补偿方案。

表 2 不同俯仰倾角下的重建误差 (RMSE) 对比 (SBR=10, SPPP=5)

Tab. 2 Comparison of Reconstruction Error (RMSE) at Different Pitch Angles (SBR = 10, SPPP = 5)

俯仰角度(ϕ)	Shin方法+ (未补偿)	Proposed+ (姿态补偿)	误差降低 比例
0° (平飞)	0.12	0.12	0%
5°	0.18	0.13	27.8%
10°	0.32	0.14	56.2%
15°	0.43	0.21	51.1%
20°	0.65	0.22	66.1%
25°	0.88	0.23	73.8%

进一步分析表明,将姿态补偿嵌入光子数据构建环节,比单纯在重建结果阶段进行后处理更具优势。这种“前置补偿”机制保证了输入后续多尺度算法的直方图具有更高的统计显著性,有效避免了由于姿态漂移导致的回波能量“展宽”现象,从而为低信噪比下的深度提取提供了更稳健的基础数据。

3.3 算法模块有效性验证

为了深入探讨本文提出的各个理论模块对无人机载单光子图像重建质量的贡献,本节设计并实施了一组消融实验(Ablation Study)。实验旨在通过“逐项加入”的方式,定量评估姿态补偿模块、多尺度加权预处理模块以及自适应阈值控制

机制在复杂工况下的有效性。

3.3.1 实验设置与方案设计

实验选取典型的高难度观测工况:信噪比 SBR=10,单像素平均信号光子数 SPPP=5,无人机俯仰角偏差 $\phi = 15^\circ$ 。在此背景下,我们对比了以下四个递进式的算法方案:

方案 A (Baseline): 采用经典的 SPIRAL-TAP 算法,不对原始数据进行姿态补偿和任何预处理,直接进行深度重建。

方案 B (AC 模块): 在方案 A 基础上引入本文 2.2 节提出的姿态补偿模块。利用 IMU 数据对原始光子直方图进行几何校正。

方案 C (AC+MSW 模块): 在方案 B 基础上引入 2.3 节提出多尺度加权预处理方法。通过融合不同尺度的空间信息来抑制背景噪声。

方案 D (Proposed Method): 本文完整算法。在方案 C 基础上加入 2.4 节提出的自适应阈值控制机制,实现信号与噪声的动态判别。

3.3.2 实验结果分析

消融实验的定量评价结果如表 3 所示。

表 3 算法模块消融实验对比 (SBR=10, SPPP=5, $\phi = 15^\circ$)

Tab. 3 Comparison of Ablation Experiments on Algorithm Modules (SBR = 10, SPPP = 5, $\phi = 15^\circ$)

实验方案	姿态补偿	多尺度加权	自适应阈值	RMSE	提升贡献
A	-	-	-	0.43	基准
B	√	-	-	0.31	解决了系统性几何畸变
C	√	√	-	0.25	抑制了空间随机噪声
D	√	√	√	0.21	找回了微弱信号特征

通过对上述数据的深入分析,各模块的功能特征总结如下:

1. 姿态补偿的决定性作用: 对比方案 A 和 B 可以发现, RMSE 从 0.432 锐减至 0.315。这表明在无人机机载成像中,由机身倾斜引起的几何畸变是导致重建误差的首要因素。AC 模块通过物理建模修正了 TOF 轴的系统性漂移,使得回波信号恢复了空间一致性,为后续处理奠定了正确的数据基础。

多尺度加权的噪声抑制能力: 对比方案 B 和 C, RMSE 进一步降低了 14.1%。MSW 模块利用图像局部空间的相关性,通过多尺度窗口聚合有效滤除了泊松分布中的随机噪点。其优势在于能

能够在保持目标边缘细节的同时,显著平滑了深度背景,解决了传统算法在低信噪比下容易出现的“椒盐噪声”问题。

自适应阈值的精细化调优:方案 D(完整算法)相较于方案 C, RMSE 降至最低值 0.211。AT 模块通过图结构相似性动态界定每个像素的信号判别门限,有效找回了被背景光淹没的微弱回波。这表明自适应阈值策略能够捕捉到更细微的深度特征,进一步提升了图像的结构保真度。

综上所述,消融实验有力地证明了本文算法设计的合理性。各模块之间并非简单的功能叠加,而是一个从物理校正到空间降噪、再到精细化信号提取的协同优化过程,共同支撑了算法在动态机载环境下的卓越表现。

4 结 论

本文针对在高低信噪比中均能优化重建质量的单光子图像重建问题,特别考虑无人机载应用中飞行姿态偏差(单轴倾角)带来的几何畸变挑战,提出了一种融合多尺度加权与自适应阈值策略的高效重建方法。该方法在保留图像细节的同时,有效抑制了背景噪声与伪信号干扰,并显著校正了由无人机倾斜引起的图像畸变,提升了图像重建的鲁棒性和准确性。

首先,本文从信号特性出发,引入了基于多尺度加权的重建模型,对不同尺度下的结构信息进行融合,在保留关键边缘与纹理的同时提升了图像整体的平滑性与一致性。其次,针对无人机在飞行过程中可能出现的单轴姿态偏差,本文设计并集成了基于 IMU 数据的姿态补偿模块,以校正激光发射方向的偏移对光子时间分布直方图造成的几何失真。再次,本文设计了一种自适应门限驱动的信号判断机制,通过引入局部能量指标和动态阈值策略,增强了弱信号提取能力并提高了算法对背景噪声的抑制水平。实验部分采用仿真

数据对算法性能进行验证,并与现有方法进行了定量对比分析,结果表明本文方法在高或低 SBR 和高或低 SPPP 条件下,尤其是在模拟无人机存在单轴飞行倾角的环境中,

均能够提升深度重建质量, RMSE 显著优于对比方法。在信噪比为 10 和 0.8 的情况下, SPPP 为 1 时,算法优化后 RMSE 由之前的 0.44 和 1.4 分别降至 0.23 和 0.76,有显著的提升。

本研究提出的多尺度加权预处理、姿态补偿机制与图结构驱动的自适应阈值控制方法,能够在低光子计数和复杂背景干扰下实现高精度、强鲁棒性的深度重建,对动态环境下的稀疏信号具有良好的提取能力。未来,该方法具备良好的良好扩展性与实时性潜力,可集成至机载高速单光子成像系统中,用于无人机、卫星平台在夜间探测、空中目标识别或远距测绘等任务中,提升弱目标探测能力与数据处理效率,满足航空航天领域对成像精度和环境适应性的双重需求。

后续工作将进一步验证该方法嵌入其他深度重建算法中的效果,并探索基于深度学习的重建加速策略,并尝试将该方法拓展至实际激光雷达采集系统中进行实地验证,以提升其实用性与应用广度。此外,本文提出的多尺度加权、姿态补偿与自适应阈值控制方法在算法复杂度与执行效率方面表现良好,具备工程化部署的潜力,特别适用于机载高速单光子成像系

统。面对空中平台复杂的飞行动态环境和信噪比变化剧烈的观测场景,该方法可通过动态调整像素级正则参数与阈值判断机制,并结合实时姿态信息对数据进行校正,增强对低强度目标的识别能力,提升在强背景噪声中的成像鲁棒性。未来,可将本方法嵌入实际的机载单光子探测平台中,结合高重复频率激光源和高速时间数字转换器(TDC)构建完整的空中成像系统,推动高分辨率、高精度、全天时机载三维成像系统的实用化研制与落地应用。

参考文献:

- [1] HENDERSON R K, JOHNSTON N, ROCCA F M D, *et al.*. A 192×128 time correlated SPAD image sensor in 40-nm CMOS technology[J]. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, 2019, 54(7): 1907-1916.
- [2] 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.
- [3] TANNER M G, GALLAND C, ZBINDEN H, *et al.*. Single-photon imaging and its application in biological

- microscopy[J]. *Proceedings of SPIE*, 2015, 9504: 95040A. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [4] RECH I, GULINATTI A, GHIONI M. Optical imaging using single-photon detectors: from physics to biomedical applications[J]. *Journal of Optics*, 2021, 23(10): 103501. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [5] MAIRE M, HENDERSON R K, CHARBON E. SPAD imagers for space applications: trends and perspectives[J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1451. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [6] HARMANY Z T, MARCIA R F, WILLETT 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.
- [7] ALTMANN Y, MCCARTHY A, BULLER G S, et al.. Bayesian approach to denoising of single-photon binary images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 1935-1946. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [8] CHAN S H, ZICKLER T, LU Y M. Monte Carlo non-local means: Random sampling for large-scale image filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(8): 3711-3725.
- [9] KIRMANI A, VENKATRAMAN D, SHIN D, et al.. First-photon imaging[J]. *Science*, 2013, 343(6166): 58-61.
- [10] 朱思宇, 朱磊, 王文武, 等. 基于融合特征分布学习与图像重建的异常检测[J]. *液晶与显示*, 2024, 39(8): 1116-1127.
- ZHU S Y, ZHU L, WANG W W, et al.. Abnormity detection based on fusion feature distribution learning and image reconstruction[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2024, 39(8): 1116-1127.
- [11] 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.
- [12] HEIDE F, DIAMOND S, LINDELL D B, et al.. Sub-picosecond photon-efficient 3D imaging using single-photon sensors[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 17726.
- [13] REN W, DAI W, LIU Z, et al.. Robust image deblurring with structures-preserving via adaptive total variation[J]. *Signal Processing*, 2016, 122: 63-76. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [14] 张永兴, 连博文, 顾乃庭, 等. 基于多尺度空间注意力互补的红外与可见光图像融合[J]. *光学精密工程*, 2025, 33(7): 1152-1168.
- ZHANG Y X, LIAN B W, GU N T, et al.. Infrared and visible image fusion based on multi-scale spatial attention complementary[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(7): 1152-1168.
- [15] TSAI C, KIRMANI A, SHIN D, et al.. Beyond 3D imaging: Reflectance, illumination, and geometry from depth cameras[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 125(1-3): 1-16. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [16] ZHU X, SONG C, DU J, et al.. Single-photon 3D imaging using statistical filtering and depth histogram shaping[J]. *Optics Express*, 2020, 28(6): 8843-8857. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [17] XUE T, XU D, CHEN S, et al.. Single-photon imaging via spatiotemporal correlation filtering[J]. *Optics Letters*, 2021, 46(4): 770-773. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [18] 赵云涛, 邓新辉. 基于多模态数据的注意特征融合姿态估计网络[J]. *液晶与显示*, 2025, 40(4): 598-606.
- ZHAO Y T, DENG X H. Pose estimation network based on attention feature fusion of multimodal data[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(4): 598-606.
- [19] LINDELL D B, WETZSTEIN G. Single-photon 3D imaging with deep sensor fusion[J]. *IEEE Transactions on Computational Imaging*, 2021, 7: 677-689. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [20] ZHAO Y, LI J, GAO F, et al.. Adaptive photon thresholding and fusion for robust single-photon imaging[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 1-9. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [21] MAIRE M, HENDERSON R K, CHARBON E. SPAD imagers for space applications: Trends and perspectives[J]. *Sensors*, 2020, 20(6): 1451. (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认)(查阅网上资料, 本条文献与第 5 条文献重复, 请核对).
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] BECKER W. *Advanced Time-correlated Single Photon Counting Techniques*[M]. New York: Springer, 2005.

作者简介:



汪建民(2000—), 男, 安徽宣城人, 安徽建筑大学电子与信息工程学院硕士研究生, 学生, 主要从事计算成像和图像处理方面的研究。E-mail: 18256351501@163.com



柳必恒(1980—), 男, 湖北武穴人, 博士, 研究员, 博士生导师, 2007年于中国科学技术大学获得博士学位, 主要从事量子光学与量子信息研究。E-mail: bhliu@ustc.edu.cn



李大创(1981—), 男, 安徽宿州人, 博士, 教授, 硕士生导师, 2009年于中国科学技术大学获得博士学位, 主要从事光电信息和量子信息技术研究。E-mail: dachuangli@ustc.edu.cn