DOI：10.3724/zrht.1674-5825.2026016

基于3DGS的非合作目标三维重建及观测要素影响分析

朱沁雨， 陆 瑶， 陶雪峰， 祝新力， 罗鸿翔， 张雅声*
（航天工程大学，北京 101416）

摘 要：在真实的在轨观测任务中，服务航天器的抵近观测要素是决定视角稀疏性、光照条件与成像质量的首要可控因素，也是影响三维重建质量的关键所在。首先，联合动力学模型与 Blender 三维渲染平台，设计跟飞、自然绕飞、V-bar 机动和螺旋形抵近观测轨道，设置不同的目标结构、轨道高度和观测距离等初始条件，形成多种抵近观测要素组合并生成仿真图像序列；随后，引入基于三维高斯溅射算法（3DGS）的参数化观测模型，持续学习空间非合作目标的隐式三维表征，通过自适应度密度控制，动态调整高斯基元的数量与空间分布，经可微分渲染后输出新视角合成图像及三维点云；最后，基于 COLMAP 收敛率和图像评价指标，研判最优的观测要素组合，并分析不同观测轨道类型在三维重建任务中的适用性，为搭载单目相机的小型服务航天器，提供面向在轨视觉任务的最优跟踪观测方案。结果表明：采用 V-bar 机动轨道获取的图像序列具备更显著的帧间视差，COLMAP 收敛率达到 91.16%；目标表面纹理及环境光照的复杂度均对重建质量有一定影响；此外，3DGS 算法能有效恢复出完整的稠密点云，在 Tango 卫星图像的测试集上 PSNR 高达 39.81 dB。

关键词：三维高斯溅射；观测要素；三维重建；非合作目标；点云
中图分类号：V77 **文献标识码：**A **文章编号：**1674-5825(2026)02-0208-09

3DGS-based 3D Reconstruction of Noncooperative Targets and Analysis of Observational Factors

ZHU Qinyu， LU Yao， TAO Xuefeng， ZHU Xinli，
LUO Hongxiang， ZHANG Yasheng*
(Space Engineering University, Beijing 101416, China)

Abstract: In operational on-orbit observation missions, the proximity observation factors of the servicing spacecraft, including viewing sparsity, illumination conditions, and imaging quality, are the primary controllable elements that affect the performance of three-dimensional (3D) reconstruction. In this study, a dynamic model is integrated with the Blender rendering platform to design four types of proximity observation trajectories: co-moving flight, natural orbiting, V-bar maneuvering, and spiral approach. Various initial conditions, such as the target structure, orbital altitude, and observation distance, are configured to construct diverse observation scenarios and generate simulated image sequences. Subsequently, a parametric observation model based on 3D Gaussian Splatting is introduced to iteratively learn the implicit 3D representation of noncooperative space targets. Through adaptive density control, the number and spatial distribution of Gaussian primitives are dynamically adjusted, thus enabling the differentiable rendering of

收稿日期：2026-02-10； 修回日期：2026-04-09
第一作者：朱沁雨，女，博士研究生，研究方向为航天任务分析与设计。E-mail：172166203@qq.com
* 通讯作者：张雅声，女，博士，研究员，研究方向为航天任务分析与设计。E-mail：zhangyspublic@163.com
引用格式：朱沁雨，陆瑶，陶雪峰，等. 基于3DGS的非合作目标三维重建及观测要素影响分析[J]. 载人航天，2026，32（2）：208-216. Zhu Q Y，Lu Y，Tao X F，et al. 3DGS-based 3D reconstruction of noncooperative targets and analysis of observational factors[J]. Manned Spaceflight，2026，32（2）：208-216.

novel views and dense point clouds. Finally, by evaluating COLMAP convergence rates and image-quality metrics, the optimal combination of observation factors is identified, and the suitability of different orbital configurations for 3D reconstruction tasks is analyzed. The results indicate that image sequences acquired via V-bar maneuvering exhibit greater interframe parallax, achieving a COLMAP convergence rate of 91.16%. Moreover, the texture complexity of the target surface affects reconstruction quality. Additionally, the 3DGS algorithm effectively reconstructs complete and dense point clouds, achieving a Peak Signal-to-Noise Ratio of 39.81 dB on the test dataset of the Tango satellite.

Key words: 3D Gaussian Splatting; observational factors; 3D reconstruction; noncooperative space object; point cloud

1　引言

太空中存在数量庞大的运动状态未知且无法通过有效通信提供合作信息的非受控目标，包括失效卫星、故障航天器及空间碎片等。由于无法通过地面上传指令实现自主控制，且受轨道摄动影响使得这类目标的运动状态难以准确预测，对在轨航天器构成了潜在的碰撞威胁[1]。目前，基于激光雷达、双目视觉或多传感器融合的探测方法虽具备较高精度，但受限于硬件成本及在轨环境适应性，难以广泛应用[2]。相比之下，单目相机因其灵活轻量、低功耗和抗辐射等优势，成为最具潜力的解决方案之一[1]。

2007 年，美国国防高级研究计划局（Defense Advanc-ed Research Projects Agency，DARPA）的“轨道快车”（Orbital Express）首次演示了基于视觉的自主协同交会观测任务[3]，通过近场相机测量并提供了目标航天器的六自由度位姿[4]。2011 年发射的 PRISMA 任务，通过神经网络实现了特征检测并与已知的 3D 模板匹配，成为非合作目标在轨技术的早期试验之一。地面常用的 SLAM 算法也被尝试应用于在轨服务，2018 年 Dor 等[5]首次将 ORB-SLAM 用于空间非合作目标的三维重建，但重建的三维模型表面没有纹理细节。

随着新颖视图合成技术的不断发展，神经辐射场（Neural Radiance Fields，NeRF）和三维高斯溅射（3D Gaussian Splatting，3DGS）被广泛应用[6]。2023 年，White 等[7]深入探索了 NeRF 在非合作常驻空间对象三维重建中的应用，重点研究了 Instant NeRF 的技术潜力。该研究利用不同照明和运动条件下的航天器模型图像数据集，评估了 NeRF 变体在太空在轨服务和主动碎片清除中的实际应用价值。可微分渲染对于三维场景重建虽大有裨益，但往往伴随着巨大的计算开销。Barad 等[8]采用 3DGS 表示三维模型，能在光照动态变化的场景下完成稀疏重建并准确估计位姿，但伴随着大量的伪影和漂浮点，且训练时间较长。2024 年，Park 等[9]提出了 SPE3R 数据集，旨在从单张图像中同时估计卫星姿态以及由基础几何体组装而成的大致外形，但 CNN 网络存在明显的泛化能力不足的问题[10]。

尽管上述工作为空间非合作目标的位姿估计和三维重建提供了研究基础[11]，但目前尚未有研究基于三维重建结果进行观测要素影响分析。因此，本文重点设计动力学约束下的 4 类光学观测轨道类型，组合不同的抵近观测要素，导出相机可视点的轨迹并生成大量仿真图像序列；随后，通过 COLMAP 平台初步估计相机位姿以初始化三维场景，并基于 3DGS 算法的参数化观测模型进行三维表面重建，获得稠密点云与新视角合成图像；最后，通过评估重建结果，协同优化观测策略并分析不同要素对重建过程的影响。

2　方法

2.1　天基单目视觉模型

2.1.1　针孔相机成像原理

可见光影像的成像是一个被动成像的过程，来自太阳等极远天体和月球的光线在空间中经过真空传播至目标卫星处，经卫星表面的反射后进入空间相机的物镜，并在相机的焦平面形成影像[12]。其成像几何原理如图 1 所示，$O_w-i_wj_wk_w$ 为世界坐标系，$O-ijk$ 为相机坐标系，$O-x_cy_c$ 是二维像平面坐标系，世界坐标系中的空间点 $P(x,y,z)$ 与相机光心点 O 的连线通过图像平面 Π，形成的焦点 P' 即 P 的像点。

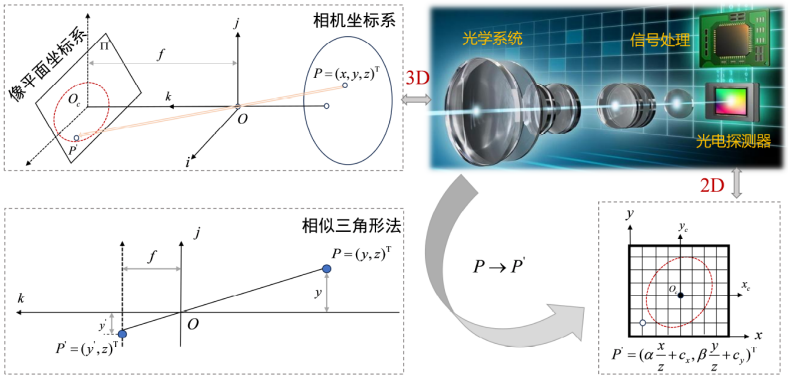


图 1 空间相机成像原理示意图

Fig. 1 Schematic of imaging principle of space camera

2.1.2 天基仿真场景建模

为了尽可能贴近真实空间环境进行天基场景仿真，基于 Python 的脚本形式，联合动力学模型与 Blender 平台[13]。假设观测平台搭载空间 CCD 相机，并处于正常运行的圆形轨道上，观测相机持续跟踪并聚焦于特定轨道高度上的空间目标。空间目标的轨道在地心惯性坐标系（Earth-Centered Inertial，ECI）中描述，而搭载观测平台的卫星姿态则在以目标为中心的轨道坐标系（Radial-Transverse-Normal，RTN）中描述，T 轴指向航天器的轨道运行速度方向，R 轴指向地心方向，N 轴在主平面内与 T 轴、R 轴构成右手直角坐标系[14]。

其中，对天基场景仿真作如下假设。

假设 1：待观测目标处于一定角速度的自旋状态，其运动限定于保持恒定角动量的圆形轨道上，其中μ是地球引力常数，R是地球中心至待观测空间目标质心的恒定距离，ω是轨道角速度，则有$\dot{\omega}=0$。

假设 2：追踪卫星仅在初始时刻t_0受到一次脉冲推力，随后的运动过程中全程不施加外力F。

在以被观测目标为中心的 RTN 坐标系中，另一空间目标在无外力作用情况的相对运动，可以用 Hill 方程描述，见式（1）。

$$\begin{cases}\ddot{x}+2\omega\dot{y}=0\\ \ddot{y}-2\omega\dot{x}-3\omega^2y=0\\ \ddot{z}+\omega^2z=0\\ \omega^2=\dfrac{\mu}{R^3}\end{cases}\tag{1}$$

其中，$x(t)$、$y(t)$、$z(t)$、$\dot{x}(t)$、$\dot{y}(t)$和$\dot{z}(t)$分别是追踪航天器相对于目标在 RTN 坐标系下的相对位置和相对速度分量。

令m_c为追踪卫星的质量，则上述方程可以表示为式（2）。

$$\begin{pmatrix}\ddot{x}\\ \ddot{y}\\ \ddot{z}\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}2\omega\dot{z}+\dot{\omega}z\\ -\omega^2y\\ 3\omega^2z-\omega\dot{x}-\dot{\omega}x\end{pmatrix}+\frac{F}{m_c}\tag{2}$$

由于假设 2 的条件约束，即$F=0$，相对运动过程可以用 Clohessy-Wiltshire 方程描述，见式（3）。

$$x(t)=\Phi(t-t_0)x(t_0)\tag{3}$$

其中，$x(t)=(x(t),y(t),z(t),\dot{x}(t),\dot{y}(t),\dot{z}(t))^{\mathrm{T}}$，$x(t)$表示系统的状态向量，$\Phi(\cdot)$表示状态转移矩阵中的各个分量。

在上述基于 CW 方程的近距离相对运动框架下，主要描述 4 类典型的抵近观测轨道[15]。

1）跟飞轨道。属于一种经典的跟踪工作模式，追踪卫星通过持续的位置保持控制，使其与目标卫星在 RTN 坐标系中维持固定的相对位置，这种相对静止的运动状态，使相机视轴稳定且连续指向待观测目标，适用于对特定零部件进行稳定详查的场景。

2）自然绕飞轨道。属于一种燃料效率高的观测方式，追踪卫星通过轨道控制形成自然环绕目标的闭合椭圆相对轨迹，能够从多视角进行光学成像观测，相对轨迹形状由初始脉冲量决定，适用于对目标进行长期、多视角观测的场景。

3）V-bar 机动轨道。指跟踪卫星沿待观测目标轨道速度方向运行的直线抵近或远离运动状态，相对运动轨迹在 RTN 坐标系中是沿 V 机动方向的直线。

4）螺旋形轨道。追踪卫星在 RTN 坐标系中

形成掠飞目标且沿其速度方向抵近或远离的螺旋形运动轨迹，该相对运动轨迹虽然复杂，但是能对目标进行自主三维观测，适用于需要快速获取目标周围多视角图像数据的场景。

如表 1 所示，将上述 4 类轨道的初始位置、初始速度和相对运动轨迹，作如下约束。

为了尽可能多地获取多视角图像，本文中设置螺旋形抵近观测轨迹的轨道倾角 $i=45°$，$\Delta x=20$ m，50 m，100 m，引力常数 $\mu=3.98645\times10^{14}$ m^{3}s^{-2}，如图 2 和图 3 所示，分别可视化 ECI 坐标系和 RTN 坐标系下，在不同观测距离下 4 类轨道的相对运动轨迹。其中，ECI 坐标系下的xy平面为地球赤道面，z轴由地球北极指向待观测目标的质心，因此z轴的单位为m，而x和y的单位为Re，以强调z轴方向的变化；RTN 坐标系以待观测目标的质心为原点，主要描述抵近观测轨道的相对运动过程。

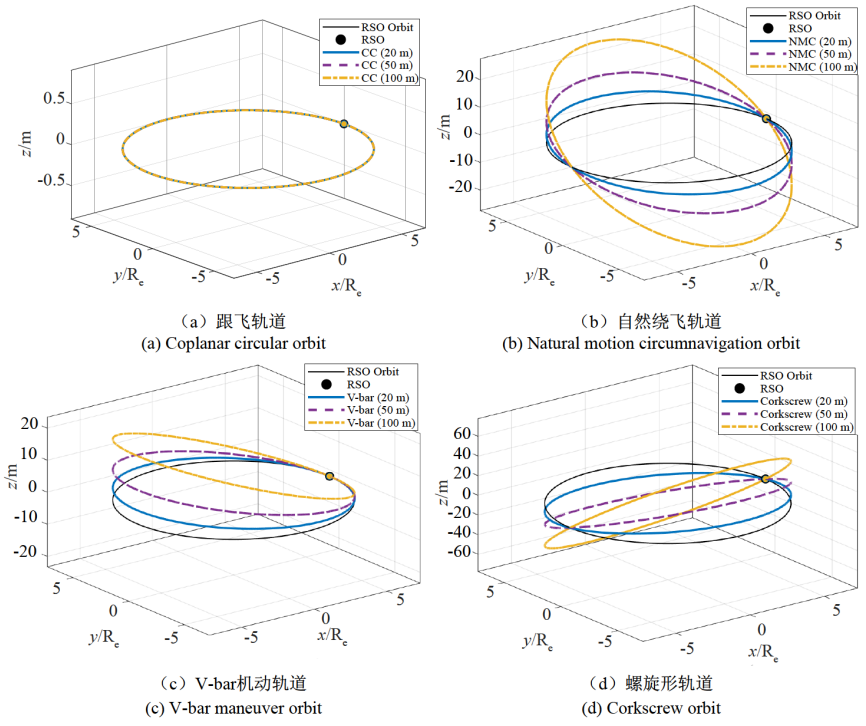
2.2　基于3DGS的参数化观测模型

本节引入基于混合表征的 3DGS 算法，将连续的三维场景离散化为大量各向异性高斯椭球体的集合，并通过高效的光栅化技术，将上述三维

表 1　基于Blender模拟不同观测轨道的动力学约束

Table 1　Simulation dynamic constraints of different observation orbits using Blender

轨道	初始位置	初始速度	相对运动轨迹
跟飞轨道	$x_0=-\Delta x$ $y_0=0$ $z_0=0$	$\dot{x}_0=0$ $\dot{y}_0=0$ $\dot{z}_0=0$	$x(t)=-\Delta x$ $y(t)=0$ $z(t)=0$
自然绕飞轨道	$x_0=-\dfrac{\Delta x}{2}$ $y_0=0$ $z_0=0$	$\dot{x}_0=0$ $\dot{y}_0=0$ $\dot{z}_0=\dfrac{\omega}{4}\Delta x$	$x(t)=-\dfrac{\Delta x}{2}\cos(\omega t)$ $y(t)=0$ $z(t)=\dfrac{\Delta x}{4}\sin(\omega t)$
V-bar机动轨道	$x_0=-\dfrac{\Delta x}{2}$ $y_0=0$ $z_0=0$	$\dot{x}_0=-\dfrac{\omega}{6\pi}\Delta x$ $\dot{y}_0=0$ $\dot{z}_0=0$	$x(t)=\dfrac{\Delta x}{6\pi}(3\omega t-4\sin(\omega t))-\dfrac{\Delta x}{2}$ $y(t)=0$ $z(t)=\dfrac{\Delta x}{3\pi}(1-\cos(\omega t))$
螺旋形轨道	$x_0=-\Delta x$ $y_0=0$ $z_0=0$	$\dot{x}_0=0$ $\dot{y}_0=\omega\sin(i)\Delta x$ $\dot{z}_0=-\omega\sin(i)\Delta x$	$x(t)=2\Delta x\sin(i)(\cos(\omega t)-1)-\Delta x$ $y(t)=\Delta x\sin(i)\sin(\omega t)$ $z(t)=-\Delta x\sin(t)\sin(\omega t)$



（a）跟飞轨道
(a) Coplanar circular orbit

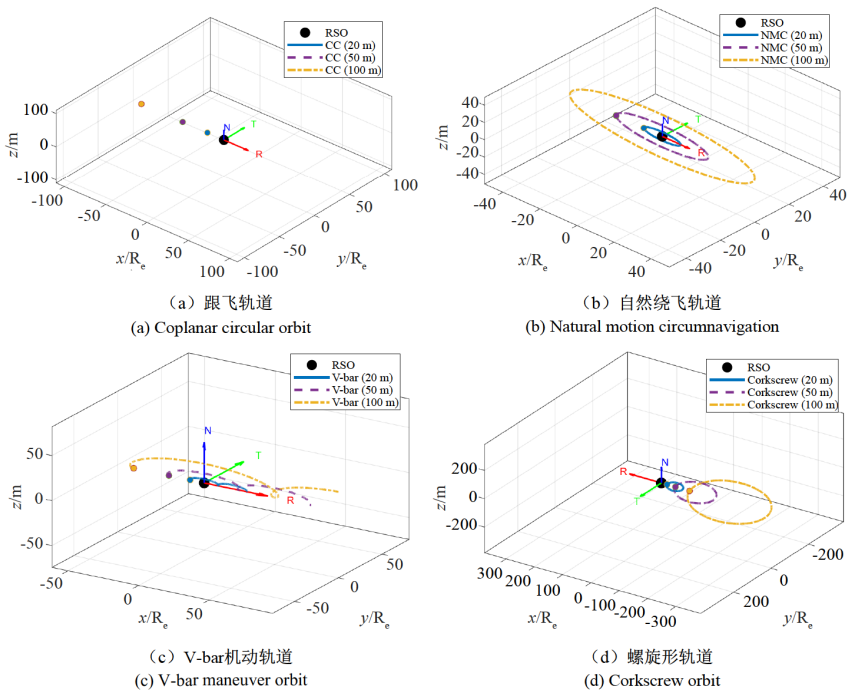
（b）自然绕飞轨道
(b) Natural motion circumnavigation orbit

（c）V-bar机动轨道
(c) V-bar maneuver orbit

（d）螺旋形轨道
(d) Corkscrew orbit

图 2　ECI坐标系下不同观测距离的抵近观测轨道示意图

Fig. 2　Schematic of proximity observation orbit at different observation distances in ECI



（a）跟飞轨道
(a) Coplanar circular orbit

（b）自然绕飞轨道
(b) Natural motion circumnavigation

（c）V-bar机动轨道
(c) V-bar maneuver orbit

（d）螺旋形轨道
(d) Corkscrew orbit

图 3 RTN坐标系下不同观测距离的抵近光学观测轨道示意图

Fig. 3 Schematic of proximity observation orbit at different observation distances in RTN

基元累积投影到二维图像平面，实现高质量的快速渲染[16]。

2.2.1 高斯基元参数化

通常将场景建模为N个各向异性的高斯椭球体的集合，即$\boldsymbol{G}=\{G_i\}_{i=1}^{N}$，每个高斯基元由一组可学习参数$\{\mu,s,q,\alpha,c\}$定义[17]。

1）中心位置。主要定义高斯基元在世界坐标系中的几何中心点，三维场景由N个离散的空间锚点及其携带的局部几何形状信息构成，即$\mu_i\in\mathbb{R}^3$。

2）协方差矩阵。主要描述高斯基元的形状、尺度和方向，将三维空间中的高斯椭球体投影到二维图像平面形成椭圆，令描述三维高斯空间分布的协方差矩阵为$\boldsymbol{\Sigma_i}$、视图变化矩阵为$\boldsymbol{S}$，则投影后的二维协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma_i'}$的计算如式（4）。

$$\boldsymbol{\Sigma_i'}=\boldsymbol{RS}_i\boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{S}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{S}_i=diag(\boldsymbol{s}_i)$，缩放向量$\boldsymbol{s}_i\in\mathbb{R}^3$的数值通常与椭球的半轴长度成正比；$\boldsymbol{R}$是由单位四元数表示的旋转矩阵$\boldsymbol{q}_i\in\mathbb{R}^4$且$\|\boldsymbol{q}_i\|=1$，也是投影变换仿射近似的雅可比矩阵[12]。

3）不透明度。α_i主要描述体渲染过程中微小体积元的密度，经与投影得到的2D高斯基元相乘，可以得到最终不透明度α_i'，如式（5）。

$$\alpha_i'=\alpha_i\times\exp\left(-\frac{1}{2}(x'-\mu_i')^{\mathrm{T}}\cdot\boldsymbol{\Sigma}_i'^{-1}(x'-\mu_i')\right) \tag{5}$$

其中，x是给定的像素点位置，x'和μ_i'是投影后的坐标。

4）颜色。由于空间目标通常包含镜面高光的反射以及漫反射，因此对每个高斯基元的颜色属性主要基于球谐函数进行参数化[18]，假设x到其他相关高斯的距离排序可形成序列N，则该像素点的最终颜色c_i'如式（6）。

$$c_i'=\sum_{i=1}^{|M|}c_i\alpha_i'\prod_{i=1}^{n-1}(1-\alpha_i') \tag{6}$$

其中，c_i是训练过程学习到的颜色。

2.2.2 损失函数

3DGS的损失函数主要用于优化并衡量渲染合成图像与真实图像之间的误差[19]，由基于像素的损失函数L_1和基于结构相似性的损失函数L_{SSIM}组成，并通过平衡超参数λ进行加权，总损失函数如式（7）。

$$L=L_1+\lambda L_{\mathrm{SSIM}} \tag{7}$$

2.3 评价指标

1）COLMAP收敛率。三维重建管道主要依赖COLMAP平台生成稀疏点云和相机外参[20]，因此可以用收敛率来评价3D场景的初始化效果。假设单次COLMAP管道运行经过光束法平差迭代

之后，图像匹配对间迭代计算的总次数为$N_{\text{Convergence}}$，有效收敛计算次数为N_{count}，对同样输入和参数配置的 COLMAP 管道均取 3 次试验的平均值[21]，收敛率 C 的计算如式（8）。

$$C=\frac{1}{3}\times\sum_{i=3}\left(\frac{N_{\text{count}}^{i}}{N_{\text{Convergence}}^{i}}\right)\times 100\% \tag{8}$$

2）峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio，PSNR）。PSNR 主要衡量图像的失真程度，对于原始图像$y\in\mathbb{R}^{3N}$，N表示像素数量，经过可微分渲染后的图像$\hat{y}\in\mathbb{R}^{3N}$，计算如式（9）。

$$PSNR=20\lg\left(\max_{i\in\{1,\ldots,3N\}}y_i\right)-10\lg\left(\frac{1}{3N}\|y-\hat{y}\|^2\right) \tag{9}$$

3）结构相似性指数（Structural Similarity Index，SSIM）。SSIM 结合图像的对比度、亮度和结构信息变化[22]，主要衡量 2 幅图像之间的结构相似性，计算如式（10）。

$$SSIM(x,y)=\frac{(2\mu_x\mu_y+C_1)(2\sigma_{xy}+C_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+C_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+C_2)} \tag{10}$$

其中，μ_x和μ_y分别表示局部区域的平均像素值；σ_x^2和σ_y^2分别表示局部区域的方差；σ_{xy}表示局部区域之间的协方差；C_1和C_2是为了防止分母为 0 而引入的稳定项。

3　实验结果

本文实验在单块 NVIDIA RTX 4090 GPU（24 GB 显存）上基于 PyTorch 框架实现。实验重点针对 Tango 和 IceSat 卫星，沿着上述 4 类相对运动轨迹，均匀间隔选取 200 帧作为原始数据集，训练集和测试集按照 8:2 的比例划分。

在三维高斯溅射算法上进行表面重建时，设置总训练迭代次数为 100 k，指标计算全部取 3 次实验的平均值。所有图像数据集的分辨率为 960 × 540，损失函数的超参数为$\lambda=0.2$。如图 4 所示，3DGS 算法的损失稳定下降，100 k 时趋于平稳，说明了训练收敛的有效性，且训练推理速度平稳保持在较快的范围内。

3.1　抵近观测要素对比分析

针对由不同目标结构、轨道高度、观测距离及轨道类型组合形成的抵近观测要素，采用控制变量法开展对比实验，并以 COLMAP 收敛率为指标衡量稀疏重建质量，结果如表 2 所示。

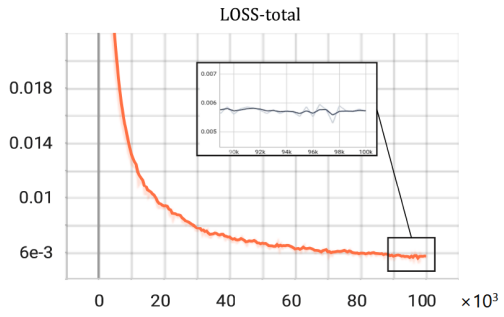


图 4　3DGS算法的训练情况

Fig. 4　Training status of 3DGS algorithm

表 2　不同观测条件下的COLMAP收敛率对比

Table 2　Comparison of COLMAP convergence rates under different observation conditions

类别		COLMAP收敛率/%
目标结构	IceSat	76.25
	Tango	81.36
轨道高度	LEO	84.91
	GEO	54.79
观测距离	Δx=100 m	37.12
	Δx=50 m	71.63
	Δx=20 m	93.85
	Δx=5 m	86.19
轨道类型	跟飞轨道	42.38
	自然绕飞轨道	86.38
	V-bar机动轨道	91.16
	螺旋形轨道	56.62

1）目标结构。IceSat 数据集的收敛率为 76.25%，相比 Tango 数据集的 81.36%，降低了 5.11%。可能原因在于 IceSat 卫星本体表面包覆的隔热材料具有复杂的漫反射和散射现象，且太阳能帆板表面由于光滑而缺乏明显纹理特征，导致特征匹配数量不足；Tango 卫星得益于本体太阳能电池阵列的网状纹理，提取的特征更为丰富。结果表明，目标结构显著影响三维场景初始化与相机位姿估计精度，需针对不同复杂度的目标结构选择合适的特征提取骨干网络。

2）轨道高度。当轨道高度设置为 LEO 时，收敛率为 84.91%，相比 GEO 的 54.76%，增加了 55.06%。结果表明，LEO 目标成像时，由于受到地球反照效应更强烈，距离地球的距离更近，反射光作为额外光源能有效补充阴影区域，而 GEO 成像时由光照条件导致的自遮挡和“阴阳脸”现象更为明显，对三维重建有一定的影响。

3）观测距离。设置Δx分别为 100 m、50 m、20 m 和 5 m，并进行对比分析。随着观测距离逐渐缩短，目标在图像中的像素比越高，携带的信息量越大，则收敛率随之增加。当距离接近到 20 m 时，由于相机光轴设置为追踪目标几何质心的工作模式，收敛率达到了 93.58%。然而，当距离进一步缩减至 5 m 时，收敛率却降至 86.19%。结果表明，观测距离通过尺度变化影响重建质量，但过近的观测距离采集产生大量高频重复纹理反而不利于图像匹配。

4）轨道类型。实验设计了 4 类轨道类型，跟飞轨道的收敛率最低为 42.38%，虽然该类轨道机动成本低，但由于成像视角受限，若目标未进行调姿，则连续成像的帧间差异较小，限制了多视角三维重建算法的效果；V-bar 机动轨道的收敛率最高为 91.16%，自然绕飞轨道次之，收敛率为 86.38%，说明上述 2 种轨道均能确保目标大部分时间处于相机视场范围内，从而采集到不同视角下的丰富图像；螺旋形轨道收敛率为 56.62%，虽然优于跟飞轨道的表现，但其相对运动轨迹复杂，观测视角不均匀，导致图像帧间匹配对的数量偏少。

综上所述，空间非合作目标几何结构的重建稳定性和鲁棒性主要取决于输入的序列图像之间的帧间视差，这也是基于多视图几何的运动恢复结构算法的局限性。此外，数据集质量对相机位姿估计的准确性有较大影响，均匀的纹理和明显的几何特征有利于关键点提取、图像配准以及特征匹配。当存在地球及其他恒星背景时，天光与地影会导致光照的动态变化，进而对重建算法产生一定影响。后期对图像进行光照一致性约束、增强及掩码分割等处理，可显著提升重建效果。

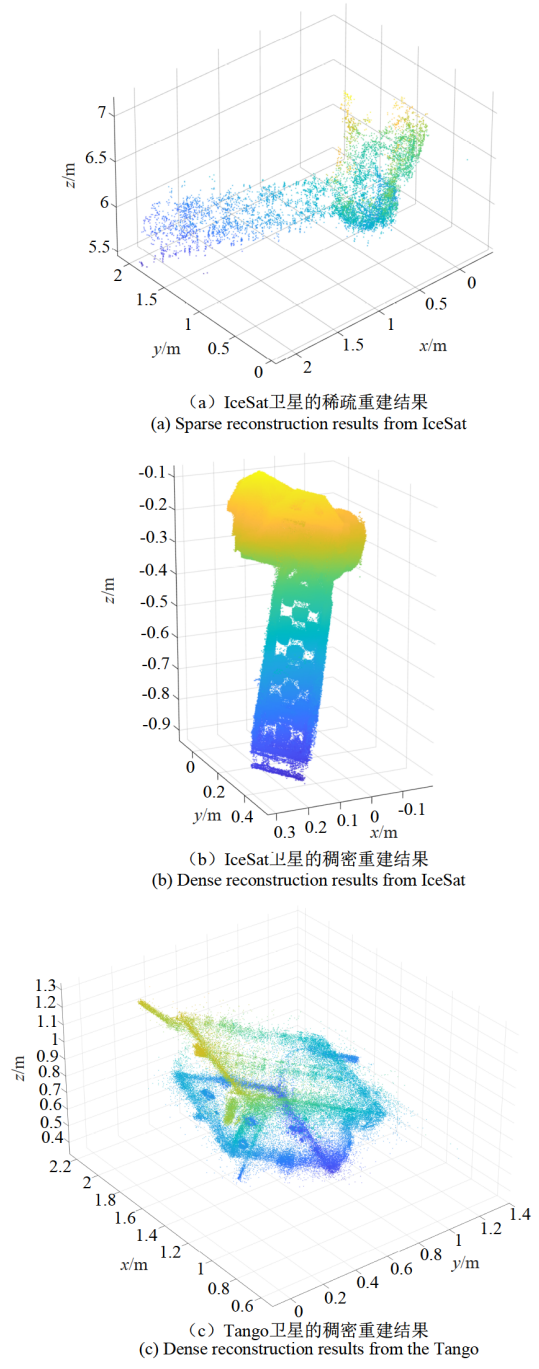
3.2 三维重建可视化结果

本节主要针对目标几何与表面的重建结果，进行定性可视化分析及定量指标评估。

3.2.1 定性分析

以 IceSat 数据集为例，图 5（a）为初始阶段经光束法平差后输出的稀疏点云，共包含 23 687 个三维点；图 5（b）为经过 3DGS 算法表面重建后的稠密点云，其数量增加至 163 598 个，较初始阶段增加了约 5.9 倍，表面细节更加丰富，归一化后减轻了尺度模糊带来的负面影响，深度估计的鲁棒性更强，主体结构及帆板几何形状的重建结果较好；图 5（c）为 Tango 卫星的重建 3D 点云结果，由表 2 可知，Tango 数据集的 COLMAP 收敛率高于 IceSat 数据集。

数据表明，尽管 IceSat 初始化的稀疏点云存在缺失，但在后续的 3DGS 表面重建过程中，可微分渲染通过自适应密度控制高斯基元分裂与克隆过程，从而将训练过程集中于感兴趣区域，逐步填充表面空洞，有效弥补了初始位姿估计精度



（a）IceSat卫星的稀疏重建结果
(a) Sparse reconstruction results from IceSat

（b）IceSat卫星的稠密重建结果
(b) Dense reconstruction results from IceSat

（c）Tango卫星的稠密重建结果
(c) Dense reconstruction results from the Tango

图 5 基于3DGS重建的3D点云结果

Fig. 5 3D point-cloud results reconstructed based on 3DGS

的不足。另一方面，基于多视角光度一致性约束优化高斯基元的几何属性，使边缘轮廓逐步完整，且保留了较好的局部细节与连续性。

3.2.2 定量分析

为了进一步对重建结果进行定量分析，重点针对 COLMAP 收敛率较高的自然绕飞轨道和 V-bar 机动轨道进行表面重建结果分析。如表 3 所示，在给定合适的观测轨道类型和观测距离时，基于 3DGS 的新视角合成图像质量优异，PSNR 均高于 30 dB，SSIM 均高于 0.98，说明 3DGS 算法能够从序列图像中学习到准确的三维几何与光度信息。

最优观测轨道的有效性：实验 1 和实验 2 以及实验 5 和实验 6 说明，在不同卫星实例的数据集上，LEO 的 V-bar 机动轨道均取得了最佳重建结果。当观测距离在最优范围内时，即观测距离 $\Delta x = 20$ m，IceSat 和 Tango 图像在训练集上的 PSNR 分别为 41.39 dB 和 42.59 dB，SSIM 分别为 0.992 148 和 0.999 514。此外，算法在测试集上也取得了不俗的表现，尤其是 Tango 卫星的 PSNR 达到 39.81 dB，说明 V-bar 轨道能提供图像帧间视点覆盖率更高的稳定观测几何，有利于稀疏重建过程的收敛，显著提升了新视角合成的图像质量。

对 GEO 观测目标的策略：实验 3 和实验 4 以及实验 7 和实验 8 说明，当观测目标处于 GEO 时，其长轨道周期可能导致自然绕飞提供的视角变化极其缓慢，观测基线不足，信息量的匮乏严重制约三维重建精度。在 IceSat 数据集中，GEO 自然绕飞轨道的测试集 PSNR 为 31.58 dB，而采用 V-bar 机动轨道后提升至 33.70 dB，增幅约 6.7%；在 Tango 卫星数据集上，该方案也带来了 9.89%的精度提升。结果表明，在控制其他观测要素不变的前提下，主动引入脉冲机动轨道方案可有效提升三维重建精度。

将上述定量分析结果可视化，图 6 展示了 Tango 卫星在测试集上的新视角合成结果。结果表明，基于 3DGS 算法能有效重建非合作目标的三维几何结构，在纹理复杂区域过渡自然，在测试集上的 PSNR 平均达到 39.81 dB。然而，算法在面对光照高动态区域和阴影区域时，由于边缘轮廓处于低照度区域，可能导致高斯基元透明度的误判，从而导致天线等细小部件在重建过程中的丢失，后续将针对算法研究进一步改进。

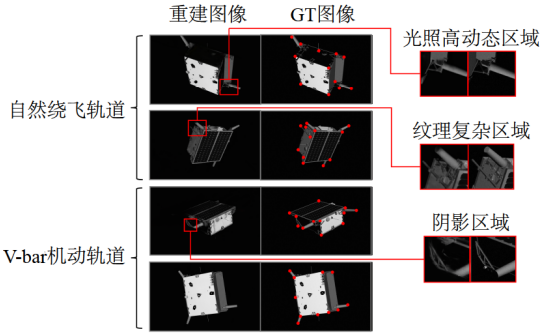


图 6　Tango卫星经过3DGS表面重建后在测试集上的新视角合成结果对比

Fig. 6　Novel-view synthesis results of Tango satellite on test set after surface reconstruction based on 3DGS

4　结论

1）提出了 4 类天基光学观测轨道类型，通过联调动力学模型与 Blender 渲染平台，构建了涵盖不同相对运动轨迹的仿真图像数据集，可用于空间视觉任务的算法研究。

2）构建了一套完整的空间非合作目标三维重建流程，仅以 2D 图像作为输入，基于运动恢复结构算法完成位姿估计与稀疏重建，进而引入 3DGS 算法实现表面的稠密重建，最终生成新视角合成

表 3　不同观测要素组合下三维重建结果的定量分析

Table 3　Quantitative analysis of 3D reconstruction results under different combinations of observation parameters

卫星类别	序号	轨道高度	观测轨道类型	训练集		测试集	
				PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
IceSat	Ⅰ	LEO	V-bar机动轨道/50 m	38.95	0.991 213	32.07	0.988 548
	Ⅱ		V-bar机动轨道/20 m	41.39	0.992 148	35.68	0.989 464
	Ⅲ	GEO	自然绕飞轨道/50 m	37.82	0.983 586	31.58	0.981 359
	Ⅳ		V-bar机动轨道/50 m	39.16	0.988 657	33.70	0.986 895
Tango	Ⅴ	LEO	V-bar机动轨道/50 m	39.41	0.993 649	33.12	0.991 756
	Ⅵ		V-bar机动轨道/20 m	42.59	0.999 514	39.81	0.999 568
	Ⅶ	GEO	自然绕飞轨道/50 m	37.69	0.989 513	32. 23	0.988 415
	Ⅷ		V-bar机动轨道/50 m	41.38	0.991 638	35.42	0.984 539

图像及三维点云结果。实验表明，3DGS 算法对初始化过程中累积的投影误差具有较强的包容性，能够在初始点云存在一定位姿偏差的情况下，逐步恢复出结构完整、细节清晰的空间目标模型。

3）基于 4 类典型相对运动轨迹的重建结果，分析并优选了不同轨道类型与观测条件下的抵近观测方案，验证了所提方法在不同观测条件下的适应性与鲁棒性，研究成果具备良好的工程应用前景。实验表明，轨道类型的差异是导致重建质量变化的关键变量，其中 V-bar 机动轨道是三维重建任务的最佳观测轨道方案。

参考文献（References）

[1] 王永红，朱奕磊，高启学，等. 基于数字图像相关法的空间目标位姿测量[J]. 光学学报，2022，42（8）：0812001.
Wang Y H，Zhu Y L，Gao Q X，et al. Position and pose measurement of spatial object based on digital image correlation[J]. Acta Optica Sinica，2022，42（8）：0812001（in Chinese）.

[2] 刘天宇，李泰博，胡能浩，等. 面向地外天体探测的机器人能源自主补给系统设计与集成试验[J]. 载人航天，2024，30（5）：600-610.
Liu T Y，Li T B，Hu N H，et al. Design and integrated experiment of a robot energy autonomous supply system for extraterrestrial exploration[J]. Manned Spaceflight，2024，30（5）：600-610（in Chinese）.

[3] Howard R T，Heaton A F，Pinson R M，et al. Orbital express advanced video guidance sensor[C]//2008 IEEE Aerospace Conference. Big Sky，MT，USA. IEEE，2008：1-10.

[4] 刘传凯，魏晓东，王晓雪，等. 基于区域路标引导的月面大范围高效行驶导航技术[J]. 载人航天，2024，30（3）：337-345.
Liu C K，Wei X D，Wang X X，et al. Road signs based navigation for large scale and high efficiency drivingon lunar surface[J]. Manned Spaceflight，2024，30（3）：337-345（in Chinese）.

[5] Dor M，Tsiotras P. ORB-SLAM applied to spacecraft non-cooperative rendezvous[C]// 2018 Space Flight Mechanics Meeting.Florida D.C.:AIAA，2018：1963.

[6] Kerbl B，Kopanas G，Leimkuehler T，et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Transactions on Graphics，2023，42（4）：1-14.

[7] White R T，Steffen T. 3D reconstruction of non-cooperative resident space objects using instant ngp-accelerated NeRF and D-NeRF[C]//Proceedings of the AAS/AIAA Spaceflight Mechanics Conference. Florida：Univelt，2023：1-14.

[8] Barad K R，Richard A，Dentler J，et al. Object-centric reconstruction and tracking of dynamic unknown objects using 3D Gaussian splatting[C]//2024 International Conference on Space Robotics （iSpaRo）. Luxembourg，Luxembourg. IEEE，2024：202-209.

[9] Park T H，D’Amico S. Rapid abstraction of spacecraft 3D structure from single 2D image[C]//AIAA SCITECH 2024 Forum. Orlando，FL. Reston，Virginia：AIAA，2024：2768 .

[10] 王世昌，华宝成，周依尔，等. 基于TEASER算法的空间非合作目标位姿估计[J]. 空间控制技术与应用，2024，50（1）：25-34.
Wang S C，Hua B C，Zhou Y E，et al. Pose estimation of space non-cooperative target based on TEASER algorithm[J]. Aerospace Control and Application，2024，50（1）：25-34（in Chinese）.

[11] Mahendrakar T，Holmberg S，Ekblad A，et al. Autonomous rendezvous with non-cooperative target objects with swarm chasers and observers[C]//AAS/AIAA Spaceflight Mechanics Meeting，Austin，2023:1-17.

[12] Park T，Bates E，Amico S D. Improving zero-shot abstraction of unknown spacecraft 3D shape as primitive assembly[C]//12th International Workshop on Satellite Constellations & Formation Flying，Kaohsiung，2024:1-9.

[13] Shi J，Talak R，Zhang H，et al. CRISP：Object pose and shape estimation with test-time adaptation[C]//2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition （CVPR）. Nashville，TN，USA. IEEE，2025：11644-11653.

[14] Hartley R，Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. Cambridge：Cambridge University Press，2000.

[15] Tang J Y，Chen Z Y，Fu B W，et al. ROV6D：6D pose estimation benchmark dataset for underwater remotely operated vehicles[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2024，9（1）：65-72.

[16] 沙建松. 神经场景表征与多视角图像生成关键技术研究[D]. 北京：军事科学院，2025.
Sha J S. Research on Key Technologies of Neural Scene Representation and Multi-View Image Generation[D]. Beijing：Academy of Military Sciences，2025（in Chinese）.

[17] 马楷迪. 基于深度学习的航天空间目标三维重建[D]. 长春：中国科学院大学，2025.
Ma K D. 3D Reconstruction of Space Objects Based on Deep Learning[D]. Changchun：Chinese Academy of Sciences，2025.（in Chinese）.

[18] Wu T，Yuan Y J，Zhang L X，et al. Recent advances in 3D Gaussian splatting[J]. Computational Visual Media，2024，10（4）：613-642.

[19] Kerbl B，Kopanas G，Leimkuehler T，et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Transactions on Graphics，2023，42（4）：1-14.

[20] Mildenhall B，Srinivasan P P，Tancik M，et al. NeRF: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[C]//Computer Vision – ECCV 2020. Cham: Springer，2020：405-421.

[21] 鹿珂珂，王雅平，王超，等. 基于多视图几何的无人机单目视觉定位初始化[J]. 火力与指挥控制，2024，49（1）：80-86.
Lu K K，Wang Y P，Wang C，et al. Initialization of monocular vision positioning of UAVs based on multi-view geometry[J]. Fire Control & Command Control，2024，49（1）：80-86（in Chinese）.

[22] Simone D，Amico N A，Benn M，et al. Pose estimation of an uncooperative spacecraft from actual space imagery[J]. International Journal of Space Science and Engineering，2014，2（2）：171.

（责任编辑：孙京霞）