

基于水下光传输模型的3D高斯珊瑚礁场景重建方法

赵鑫¹, 樊妙², 崔晓东¹, 云天宇¹, 张江鹏¹, 张彪¹, 阳凡林^{1,3}

(1. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590; 2. 国家海洋信息中心, 天津 300171;

3. 自然资源部 海洋测绘重点实验室, 山东 青岛 266590)

摘要:水下实景三维模型在海洋资源勘探、生态监测及海底考古等领域具有重要意义,其建模过程因水体对光线的复杂衰减和散射效应,面临重建模型颜色失真和精度下降的双重挑战。然而,3D高斯泼溅方法未针对水下光学特性进行优化,其缺乏颜色恢复机制的缺陷导致重建质量显著下降。针对该问题,本研究提出一种融合水下光传输模型与3D高斯泼溅的水下场景重建方法。该方法基于运动结构恢复(SfM)算法的场景估计,借助水下光传输模型解析光线传输的物理规律,实现介质影响在物体本征辐射上的去除,在3D高斯表征空间完成颜色和几何结构的精准重建。通过SeaThru-D3标准数据集实验结果表明,相较于3D高斯泼溅方法,本方法的峰值信噪比提升了3.0%,结构相似性提升了8.3%。该方法为底栖生境制图、珊瑚礁生物量监测等海洋工程应用提供了高保真三维重建解决方案。

关键词:水下实景三维;3D高斯泼溅;颜色恢复场景;珊瑚礁场景重建;水下光传输

中图分类号:P229

文献标志码:A

3D Gaussian reconstruction method of coral reef scenes based on underwater light transport model

ZHAO Xin¹, FAN Miao², CUI Xiaodong¹, YUN Tianyu¹,

ZHANG Jiangpeng¹, ZHANG Biao¹, YANG Fanlin^{1,3}

(1. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. National Marine Data and Information Service, Tianjin 300171, China; 3. Key Laboratory of Oceanic Surveying and Mapping, Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China, Qingdao 266590, China)

Abstract: Underwater reality 3D models play a crucial role in marine resource exploration, ecological monitoring, and underwater archaeology, but the modeling process faces the dual challenges of color distortion and reduced accuracy due to the complex attenuation and scattering of light in water. 3D Gaussian splatting (3DGS) methods, which are not optimized for underwater optical properties, lack a color restoration mechanism, leading to a significant decline in reconstruction quality. To address this problem, this paper proposed an underwater scene reconstruction method that integrated underwater light transport model with the 3D Gaussian splatting. Based on the scene estimation of the structure from motion(SfM) algorithm, this method analyzed the physical laws of light transmission with the help of the underwater light transport model, thereby removing the medium influence on the intrinsic radiance of objects and achieving the precise reconstruction of both color and geometric structure in the 3D Gaussian representation space. Experiments on the SeaThru-D3 benchmark dataset show that, compared to the 3DGS, the proposed method improves peak signal-to-noise ratio (PSNR) by 3.0% and structure similarity index measure (SSIM) by 8.3%. This method provides a high-fidelity 3D reconstruction solution for marine engineering

收稿日期:2025-03-26

基金项目:国家自然科学基金项目(4220061129);山东省自然科学基金青年基金项目(ZR2022QD043)

作者简介:赵鑫(2001—),男,山东淄博人,硕士研究生,主要从事水下实景三维建模研究。E-mail:zhaoxin188188@163.com
崔晓东(1992—),男,山东青岛人,副教授,博士,主要从事海洋测绘方面的研究,本文通信作者。

E-mail:cuixiaodong@sdu.edu.cn

applications such as benthic habitat mapping and coral reef biomass monitoring.

Key words: underwater reality 3D; 3D Gaussian splatting; color recovery; coral reef scenes reconstruction; underwater light transmission

水下三维场景重建作为海洋科学研究的基础技术,在海底地形测绘^[1-3]、珊瑚礁生态系统监测和海底底质分类^[4]等领域具有重要应用价值。近年来,3D 高斯泼溅(3D Gaussian splatting, 3DGS)凭借其显式场景表示特性和实时渲染能力,为三维重建领域带来突破性进展。然而,3DGS方法基于空气中成像的物理假设,难以有效应对水下复杂的光传播特性,导致重建结果存在显著的颜色失真与几何偏差。这对后续的物体识别、底质分析、环境监测以及海洋生态与资源开发等应用产生负面影响,限制了相关领域对水下场景的精确理解和分析。

水下成像过程受到介质吸收与散射效应的双重干扰:其一,水体对光波的波长选择性吸收导致颜色衰减,特别是长波段的红光衰减量高于短波段的蓝绿光,造成成像系统的色度失衡;其二,悬浮颗粒引起的反向散射效应会叠加环境光噪声,形成雾状伪影,使得图像对比度随物距呈指数下降^[5]。早期水下成像模型借鉴大气成像模型的框架,其核心思想是通过消除介质散射效应实现图像去雾与色彩复原^[6-7]。后来 Nayar 等^[8]提出的经典恶劣天气图像恢复模型被引入水下图像处理领域^[9],形成了早期水下图像恢复方法的理论基础。然而,水体光学特性与大气环境存在本质差异。具体而言,水介质对不同波长光波的吸收呈显著非均匀性,尤其是长波段(625~740 nm)的红光在水体中表现出更强的衰减特性。这些光学特性导致目标物体的辐射信息与介质影响在成像过程中形成非线性耦合,使得传统基于光度一致性假设的 3DGS 方法在重建过程中产生两个关键问题:①几何表示误差,散射引起的模糊效应破坏表面法向量的准确估计;②颜色恢复失真,衰减导致的色偏使得材质真实颜色难以准确重建。

针对上述挑战,本研究提出一种融合水下光传输模型与 3D 高斯泼溅的水下三维场景重建方法,简称 DeepReal-GS。该方法将水下光传输模型与 3D 高斯泼溅相结合,实现了物体本征属性与介质影响的补偿式重建,准确重建真实的水下场景。实验评估了 DeepReal-GS 在真实水下数据集的颜色恢复和场景重建任务中的表现,验证了本方法在实现高保真、高质量的水下重建方面的有效性,为水下目标识别、生物量估算等应用提供了可靠的三维数据支撑。

1 基于水下光传输模型的 3D 高斯重建方法

为解决水下三维重建中因光线在水体中传播产生的颜色失真与重建精度下降问题,本研究提出 DeepReal-GS,其核心创新在于从成像物理规律出发,恢复水介质干扰带来的颜色失真,进而满足图像间的光度一致性假设,最终借助 3D 高斯显式重建物体的本征颜色和真实结构。如图 1 所示,该方法基于运动结构恢复(structure from motion, SfM)算法^[10]的场景估计,主要完成两方面工作:①基于水下光传输模型的颜色恢复;②顾及水下光传输特性的 3DGS 场景重建。

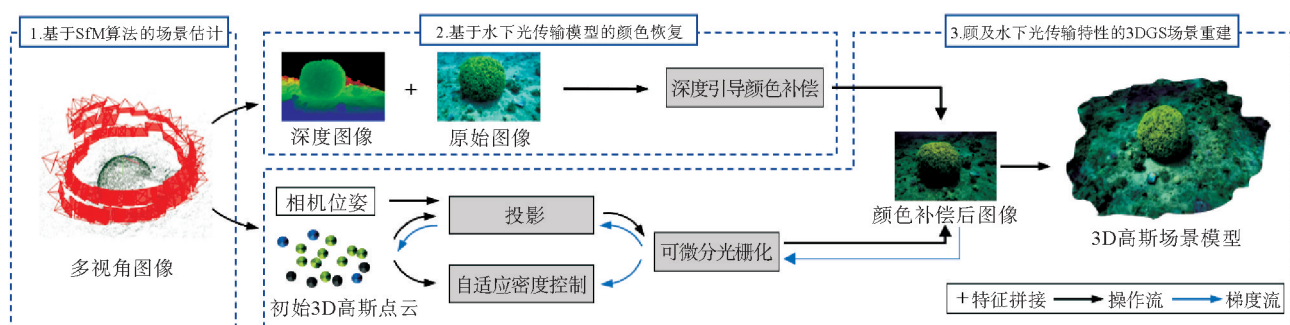


图 1 DeepReal-GS 水下场景重构过程

Fig. 1 Underwater scene reconstruction process of DeepReal-GS

1.1 基于水下光传输模型的颜色恢复

水下成像的形成受水体介质的影响,主要体现在光的吸收、散射等现象,水下图像的质量和真实性取决于对这些影响因素的精确建模。Akkaynak 等^[11]提出的水下图像形成模型(underwater image formation model, UIF)是描述水下图像与真实场景之间关系的经典模型,如式(1):

$$I_c = J_c e^{-\beta_c^D z} + B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c^B z}). \quad (1)$$

式中: I_c 为实际捕获的水下图像辐射强度; J_c 为无水介质影响下的真实场景图像辐射强度; B_c^∞ 为反向散射光的饱和值; β_c^D 为水体的直接衰减系数, m^{-1} ; β_c^B 为反向散射系数, m^{-1} ; z 为物体与摄像机之间的距离, m ; c 代表颜色通道。

式(1)表明,水下图像的形成主要受以下两部分影响:①由衰减系数 β_c^D 表征的光谱选择性衰减。水体的衰减系数 β_c^D 与水的成分(如悬浮颗粒、溶解物质等)以及光的波长有关,具体来说,衰减系数 β_c^D 是光在水中传播的一个重要参数,其数值会随水的透明度、盐度及颗粒浓度的变化而改变。一般情况下水的衰减系数随着光波长的增大而增大,因此长波长的光(如红光)比短波长的光(如蓝绿光)衰减得更快,这也是水下图像颜色偏蓝绿的原因;②由系数 β_c^B 主导的反向散射效应。反向散射系数 β_c^B 是描述水中颗粒或气泡等物质对光的反向散射作用的参数,水体中的悬浮颗粒会将环境光源的光线反射至相机方向,这是造成水体“雾霾”效应的主要因素。因此,准确估算上述两个系数对于水下图像的恢复和建模至关重要^[12]。

1.1.1 反向散射系数计算

由于水下反向散射系数 $B_c(z)$ 随距离 z 呈指数增长并最终趋于饱和,当物体反射率或环境光强趋于零时,画面中最暗像素几乎完全由散射光构成。本方法借鉴暗通道先验思想^[6],将深度图按照 z 从小到大等分为 10 个区间,在每个区间内挑选亮度最低的 1% 像素 $\{(m_i, n_i)\}$,并记录其对应深度 z_i 与观测亮度的数据 $\{(z_i, I_c(m_i, n_i))\}$ 。由于这些暗像素的直接成分极弱,可近似视作反向散射观测值:

$$I_c(m_i, n_i) \approx B_c(z_i). \quad (2)$$

为考虑残余的微弱直射分量,进一步假设最暗像素的反射亮度为 J'_c ,其衰减与距离满足简化指数模型 $J'_c e^{-\beta_c^D z}$,由此构建模型:

$$B_c(z) = B_c^\infty (1 - e^{-\beta_c^B z}) + J'_c e^{-\beta_c^D z}. \quad (3)$$

式中:第一项描述反向散射饱和值 B_c^∞ 与散射衰减系数 β_c^B ;第二项描述暗像素的微弱直射分量及其衰减系数 β_c^D 。对 $\{(z_i, I_c(m_i, n_i))\}$ 进行非线性最小二乘拟合,并在参数求解过程中施加物理约束(见表 1),计算时 β_c^B 和 β_c^D 均简化为常数,即可得到全图像素级的后向散射估计 B_c 。

表 1 反向散射估计参数约束

Table 1 Parameter constraints for backscatter estimation

参数	取值范围	解释说明
B_c^∞	[0, 1]	反向散光的饱和值,通常经过归一化处理以适用于图像模型
β_c^B	[0, 5]	水体的反向散射系数,反应水中粒子导致的光反向散射强度。多数自然水体中,该值为 $0 \sim 5 \text{ m}^{-1}$
J'_c	[0, 1]	最暗像素的反射亮度,已归一化至 [0, 1] 便于建模
β_c^D	[0, 5]	水体的直接散射系数,数值为 $0 \sim 5 \text{ m}^{-1}$,涵盖了大多数水体

1.1.2 衰减系数计算

从原始观测值 I_c 中去除估计得到的像素级后向散射分量 B_c ,即可得到水下场景的直接信号 D_c 。采用局部空间颜色平均策略去除由反射率等引起的局部亮度波动,从而精确估计该深度范围内的光线剩余直射强度。具体来说,在每个像素坐标 $\mathbf{x}$ 的深度邻域内进行局部空间迭代融合,得到收敛的局部平均亮度 $E_c(\mathbf{x})$,该值反映了光线透过水体后的剩余强度并且满足物理关系:

$$\hat{\beta}_c^D(\mathbf{x}) \approx -\ln(E_c(\mathbf{x}))/z(\mathbf{x}). \quad (4)$$

式中: $z(\mathbf{x})$ 为像素 $\mathbf{x}$ 处物体与摄像机之间的距离,m。该式忽略常数偏移项,对每个像素计算初步衰减系数,之后将所有像素对应的 $(z(\mathbf{x}), \beta_c^D(\mathbf{x}))$ 数据点代入双指数函数模型:

$$\beta_c^D(z) = a e^{bz} + c e^{dz}. \quad (5)$$

双指数函数模型能够兼顾不同深度下光衰减的多重指数特性,为后续的精细恢复与色彩校正奠定基础。本方法首先采用非线性最小二乘法对模型进行拟合,并通过多次随机初始化策略提升整个拟合过程的鲁棒性,有效规避了陷入局部最优解的风险,从而获得多组参数 (a, b, c, d) 。随后对于每一组参数,借助反函数验算像素点对应的深度 $z(\mathbf{x})$,进一步优化和校正双指数函数模型的参数:

$$\hat{z}(\mathbf{x}) = -\ln(E_c(\mathbf{x}))/(\alpha e^{bz} + c e^{dz}). \quad (6)$$

1.1.3 图像颜色恢复计算

通过计算估计的重建深度 $\hat{z}(\mathbf{x})$ 与真实深度 $z(\mathbf{x})$ 的差异,取均方误差最小的参数组作为最终解。在反向散射去除和衰减补偿之后,最终物体本身在空气中的辐射亮度的计算可采用补偿公式:

$$J_c(\mathbf{x}) = D_c(\mathbf{x}) e^{(\beta_c^D(z(\mathbf{x}))z(\mathbf{x}))}. \quad (7)$$

式中: $J_c(\mathbf{x})$ 为物体本征辐射亮度; $D_c(\mathbf{x})$ 为水下场景的直接信号分量; $z(\mathbf{x})$ 表示像素 $\mathbf{x}$ 处物体与摄像机之间的距离,m。

该建模方法通过分层优化策略,有效解决了传统方法在复杂水下环境中参数估计不准的问题,为水下图像复原提供了可靠的物理基础。实验表明,该模型能保持稳定的色彩校正能力和细节恢复性能。

1.2 顾及水下光传输特性的 3DGS 场景重建

首先,在基于 SfM 算法^[10]的场景估计部分,获取的初始点云和深度信息为系统提供了初始空间约束。该部分严格遵循 SfM 的标准流程,通过尺度不变特征变换算子提取多视角图像的特征点,并基于随机样本一致算法^[13]剔除由水体湍流或光学畸变导致的误匹配。利用光束法平差^[14]优化相机参数集及稀疏三维点云,其目标函数定义为最小化重投影误差:

$$\min_{\mathbf{P}_k, \mathbf{X}_j} \sum_{k=1}^N \sum_{j \in V_k} \pi(\mathbf{P}_k \mathbf{X}_j) - \mathbf{x}_{jk}^2. \quad (8)$$

式中: $\mathbf{P}_k$ 为第 k 架相机外参矩阵; $\mathbf{X}_j$ 是第 j 个点在世界坐标系下的齐次坐标; $\pi(\cdot)$ 是将三维点投影到图像平面上的投影函数; $\mathbf{x}_{jk}$ 表示在第 k 幅图像中,第 j 个点的像素坐标; V_k 表示在第 k 幅图像中被匹配到的三维点集合。

然后,针对水下光传输的波长距离双依赖性衰减与散射效应,在基于水下光传输模型的颜色恢复模块中,结合深度引导的颜色恢复模型,实现几何-光度协同优化效应。该模块通过引入水下光传输模型,恢复了物体的本征颜色,避免了因水介质影响而导致的不同视角下颜色不一致的情况。该部分工作使得恢复后的颜色值满足了光度一致性假设,降低了多视角间的光度一致性误差,有效解决了水下场景因色偏导致的特征关联失效问题。

最后,进行 3DGS 重建,DeepReal-GS 借助 3D 高斯基元的显式表达方式,提升了水下场景的图像质量和三维重建精度。具体来说,3D 高斯泼溅^[15-16]作为一种显式辐射场表示方法,通过空间分布的 3D 高斯基元实现了对复杂场景的高效建模与逼真渲染。相较于隐式神经辐射场(neural radiance fields, NeRF)等^[17]方法,3DGS 通过显式参数化几何与辐射属性,在保持物理可解释性的同时显著提升了计算效率。每个 3D 高斯基元定义为三维参数数组:

$$G_i = (\boldsymbol{\mu}_i, \theta, \phi). \quad (9)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_i \in \mathbf{R}^3$ 为高斯中心的三维空间坐标; (θ, ϕ) 为球坐标下相机相对于物体的方向。高斯基元的空间分布由多元正态分布函数表示:

$$G(\mathbf{x}) = e^{-\frac{1}{2} \langle \mathbf{p} - \boldsymbol{\mu}_i \rangle^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} \langle \mathbf{p} - \boldsymbol{\mu}_i \rangle}. \quad (10)$$

式中, $\mathbf{p}$ 是空间中的位置; $\boldsymbol{\mu}_i$ 是高斯点的均值位置; $\boldsymbol{\Sigma}_i$ 是三维高斯分布的协方差矩阵。实际计算时, $\boldsymbol{\Sigma}_i$ 使用

缩放矩阵 $\mathbf{S}$ 和旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 计算, 定义为 $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{RSS}^T \mathbf{R}^T$, 确保矩阵的半正定性。这种参数分解方式将几何变换解耦为旋转与缩放操作, 为后续的梯度优化提供了可微分的数学基础。

为实现实时渲染, 3DGS 采用基于瓦片的可微分光栅化流程。首先, 将 3D 高斯基元投影至图像平面, 其二维协方差矩阵 $\mathbf{\Sigma}'_i$ 由视图变换矩阵 $\mathbf{W}$ 推导:

$$\mathbf{\Sigma}'_i = \mathbf{JW}\mathbf{\Sigma}_i\mathbf{W}^T\mathbf{J}^T. \quad (11)$$

式中, $\mathbf{J}$ 为投影变换的雅可比矩阵, 描述了三维到二维的微分变换关系。然后, 对每个像素视锥体内的高斯点按其深度值 $z(\mathbf{x})$ 进行快速排序, 时间复杂度优化至 $O(n \lg n)$ 。深度排序后, 通过 α 混合计算像素颜色:

$$C(\mathbf{x}) = \sum_{i \in N} c_i \alpha_i \prod_{j=1}^{i-1} (1 - \alpha_j). \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为像素点; α 为有效不透明度; c_i 表示第 i 个基元的颜色值; $C(\mathbf{x})$ 为该像素点的颜色。

高斯点的密度控制通过自适应调整高斯点数量和分布来优化场景表示。通过周期性的几何重建质量评估, 优化场景表征的精度与效率。该方法基于视空间位置梯度的统计分析, 自动识别两类关键区域: 在重建不足区域(点云缺失区), 表现为空间梯度显著但高斯点覆盖稀疏; 而在过度重建区域(点云冗余区), 则出现高斯点在低梯度幅值区域过度聚集的现象。针对不同尺度的几何特征, 系统执行差异化操作, 对于小尺度高斯点, 沿位置梯度方向进行克隆平移以填补几何空白; 对于大尺度高斯点, 则通过分割生成适应精细结构的子单元。这种基于梯度幅值与几何覆盖密度的协同调控机制, 有效平衡了场景表征的完整性与计算资源的利用率, 避免了传统固定采样策略导致的冗余或缺失问题。

由于三维到二维投影的歧义性, 几何结构可能被错误放置。因此, 3DGS 的优化方法不仅需要创建新的几何结构, 还需要在几何结构定位错误时进行调整或删除。采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)算法^[18], 结合图形处理单元(graphics processing unit, GPU)并行计算^[19]架构实现高效优化。在参数约束方面, 通过 Sigmoid 函数将透明度 α 映射至 $[0, 1)$ 区间, 在保证物理合理性的同时维持梯度平滑性。协方差矩阵的尺度参数则采用指数激活函数进行动态调节, 增强系统对几何形变的适应性。协方差初始化基于各向同性高斯假设, 其轴长由最邻近三点的平均距离确定, 为后续优化提供稳定的初始条件。损失函数设计为 L_1 损失与 L_{D-SSIM} 损失的复合形式:

$$L = (1 - \lambda)L_1 + \lambda L_{D-SSIM}. \quad (13)$$

式中: $\lambda = 0.2$ 是在所有实验中使用的超参数; L_1 范数约束像素级颜色精度, L_{D-SSIM} 损失维护图像结构相似性, 二者的协同作用有效抑制了投影歧义性引发的几何漂移。该方法通过梯度反向传播机制, 不仅能动态创建必要几何结构, 还可对定位错误的高斯点进行自适应调整或删除, 从而实现了场景几何的鲁棒重建。

综上, DeepReal-GS 将水下光传输模型引入场景重建过程, 构建了颜色恢复机制, 该机制通过解析水下光线传播过程中的衰减和散射特性, 有效补偿因水体吸收和散射导致的颜色失真, 实现了水下图像的色彩校正。在此基础上, 结合显式三维高斯点云表示, 能够对场景的空间分布、颜色和透明度进行视觉依赖建模, 从而重建真实的水下场景, 既提高了视觉保真度, 又提升了几何精度。

2 实验与分析

2.1 实验平台配置及参数设置

所有实验均在配备 Intel Core i7-13700KF CPU、内存 64 GB、NVIDIA RTX 4080 GPU(显存 16 GB)的统一硬件环境下执行, 每个配置重复三次实验并取平均值以消除随机性影响。本研究采用以色列海法大学水下机器人实验室公开发布的 Sea-Thru 多视角水下数据集中 D3 场景(SeaThru-D3), 该数据集由 Sony ILCE-7RM3 全画幅相机(像素 $7\,952 \times 5\,304$)配合专业水下摄影设备采集, 包含 68 组 RAW 格式原始图像。拍摄场景聚焦于浅海珊瑚礁区域(平均水深小于 5 m), 能见度达 15 m 以上, 符合水下光传输模型的适用范围。数据集通过多角度环拍覆盖目标物 360° 几何细节, 图像呈 RGB 三通道的显著色偏特征。数据集中包含了 DGK Color Tools Pro 18 阶水下专用比色标定板, 为构建颜色恢复的客观评价体系, 将其标准色块值作为颜色本征辐射的基准参考。

为验证本方法的性能,实验从水下特异性处理能力和三维重建质量两个方面,在相同训练周期(30 k iterations)分别与 3DGS 原始方法和 WaterSplatting 方法^[20]进行对比。对于每种对比方法,本实验采用峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,PSNR)、结构相似性(structure similarity index measure,SSIM)和学习感知图像块相似度(learned perceptual image patch similarity,LPIPS)等指标来评估渲染质量。实验中采用加权欧氏距离法比较了校色卡颜色恢复前后与真实值的距离值,从而进一步评估本方法在颜色恢复方面的精度和有效性。同时,实验结果通过比较重建结果中去除介质影响后的渲染效果,展示本方法在解耦介质和物体方面的表现。

为保证实验可重复性,本研究在 COLMAP 软件中实现基于 SfM 算法的场景估计。鉴于本研究重点在于水下场景颜色恢复与 3DGS 重建,暂未对本模块参数进行单独调优,表 2 参数均为 COLMAP 官方默认值,已在多种自然场景下验证,可获得稳定的匹配与重建效果。

2.2 实验结果分析

图 2 通过典型样本(4884、4908、4912、4920、4921 和 4923)的对比实验,直观展示了水下光传输模型在介质衰减消除与颜色恢复方面的优化效能。根据标准校色卡区域的局部放大视图显示,经模型恢复后的图像在色彩保真度方面显著提升。表 3 通过恢复前(ground truth,GT)、后(restored,RS)色块与真实色块的距离定量分析,进一步验证模型的颜色校正性能。实验数据显示,除受水体散射效应主导的白色色块外,其他 7 种标准色块的色差距离 ΔE 平均降低了 38.16%,表明该模型能够有效补偿水体介质引起的非线性颜色畸变。

表 2 SfM 算法参数表

Table 2 Parameters of the SfM algorithm

步骤	参数	默认值
特征点提取	峰值阈值	0.006 7
	边缘阈值	10.00
	尺度层数	4
	每个尺度层的采样分辨率	3.00
特征匹配	最大比率	0.80
	最大距离	0.70
	最大匹配数目	32 768
几何验证	最大误差容限	4.0
	置信度	0.99
	最大尝试次数	10 000
	最小内点比例	0.25

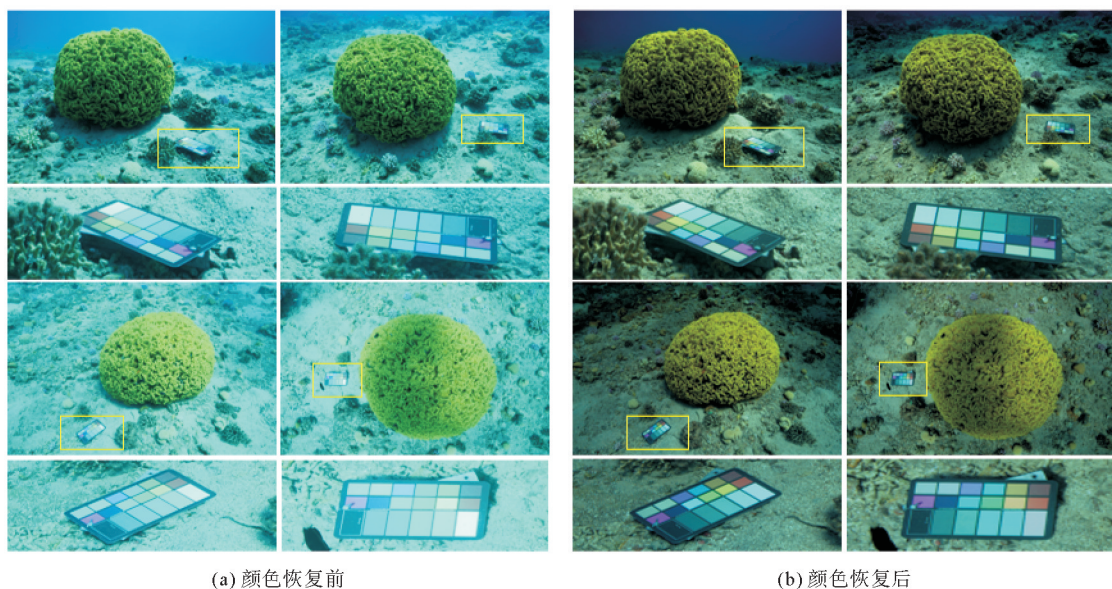


图 2 典型样本颜色恢复对比图

Fig. 2 Comparison of typical sample color restoration

表 3 色差欧式距离
Table 3 Chromatic aberration Euclidean distance

颜色	4884		4908		4912		4920		4921		4923	
	GT	RS	GT	RS	GT	RS	GT	RS	GT	RS	GT	RS
	257	144	347	192	316	170	339	77	358	116	416	156
	132	200	78	179	108	204	159	316	136	288	65	247
	323	226	371	255	340	229	375	241	388	231	412	244
	304	201	309	209	303	207	331	263	320	245	318	233
	292	155	302	182	294	178	296	164	299	174	310	167
	162	79	189	117	183	101	168	80	183	85	209	84
	265	176	307	204	293	193	297	206	314	194	321	195
	276	176	287	196	288	203	293	205	301	186	303	185

如表 4 所示,校正后图像的 SfM 算法结果表现出显著的优越性,重投影残差总数从 1 521 771 下降至 1 336 943,降低了 12.15%,场景均方根误差 (root mean square error, RMSE) 从 0.89 降至 0.87,降低了 2.25%。轨迹数从 574 133 下降到 494 180,这是由于为了降低均方根误差而剔除了算法不稳定匹配。校正后图像的 SfM 算法结果的优越性得益于模型对水体介质衰减效应的精确建模,通过抑制不同视角间的光度不一致性,显著提升了多视角几何约束的可靠性,从而实现光度-几何联合优化的协同效应。

表 4 SfM 计算结果
Table 4 SfM computational results

指标	GT_SfM	RS_SfM	降低幅度/%
轨迹数	574 133	494 180	13.93
重投影残差总数	1 521 771	1 336 943	12.15
均方根误差	0.89	0.87	2.25

在 D3 珊瑚礁场景的重建效果对比实验中,本方法也展现出显著优势(图 3),而基于 OpenMVS 方法^[21]在重建海底微观植被(如珊瑚)及远距离区域存在严重的几何缺失;3DGS 方法因为缺乏颜色恢复机制,导致场景的色彩保真度下降;WaterSplatting 方法虽实现介质层的去除,但缺乏光谱响应校正模块,渲染结果仍存在色偏。如表 5 指标进一步验证了本方法的先进性:在 PSNR 和 SSIM 两个指标上,本方法均取得最佳表现,相对于 3DGS 方法,PSNR 从 21.54 dB 提升到 22.17 dB(提升了 3%),SSIM 从 0.60 提升到 0.65(提升了 8.33%)。而在 LPIPS 指标上,本方法结果 0.45 略高于 WaterSplatting 方法的 0.32,其原因在于本方法主要强调场景颜色的真实性,而 WaterSplatting 方法更侧重感知视觉质量,可能通过优化视觉相关颜色增强了主观感受,从而获得更低的 LPIPS 值;在训练时长与峰值显存占用方面,本方法与 3DGS 基本持平,而与 WaterSplatting 相比显著降低了 50%。总体而言,本方法在颜色恢复和重建精度方面均超越了原始 3DGS 方法,综合性能指标达到了 WaterSplatting 方法的水平。

本研究方法在三个关键方面实现提升:颜色恢复方面,平均色差距离 ΔE 降低了 38.16%;几何重建方面,场景均方根误差降低了 2.25%;综合性能方面,相对于 3DGS 方法,PSNR、SSIM、LPIPS 指标分别提升了 3.0%、8.33%、1.67%。本方法通过水下场景辐射场与介质干扰的解耦重建,在保持几何完整性的同时,显著提升了材质纹理还原度,特别是在红、黄色系生物的渲染效果上更具视觉说服力。

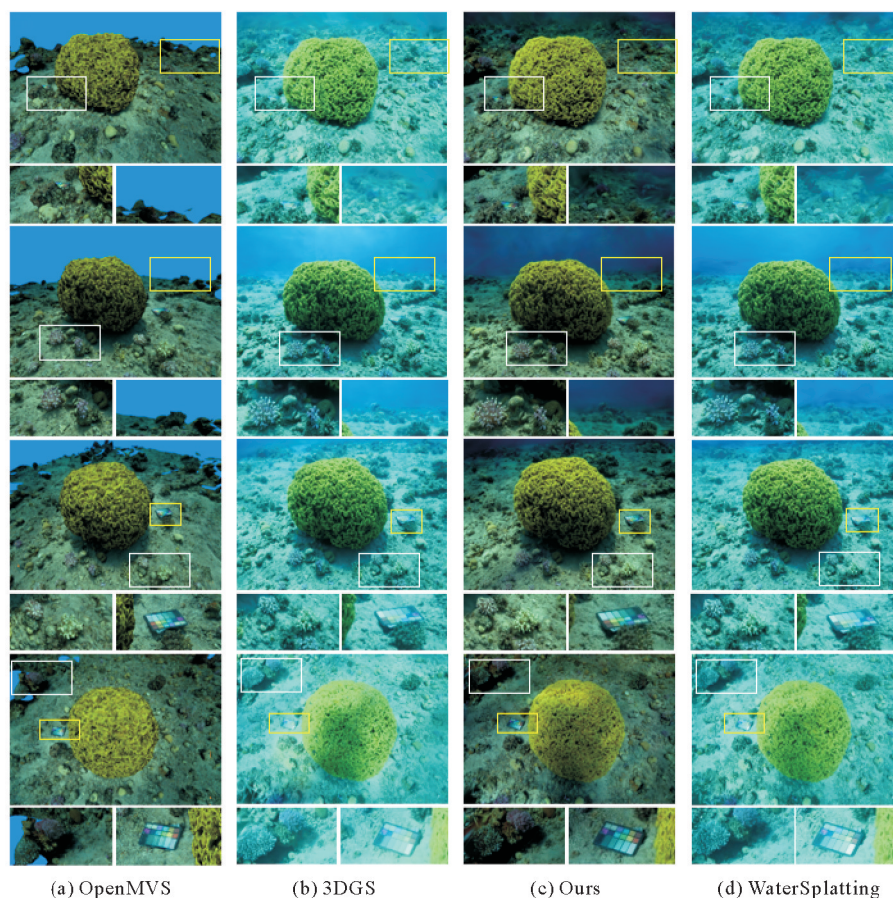


图 3 重建效果对比图

Fig. 3 Comparison of reconstruction results

表 5 重建指标对比表

Table 5 Comparison of reconstruction metrics

方法	PSNR/dB	SSIM	LPIPS	训练时长/s	峰值显存占用/GB
3DGS	21.54	0.60	0.46	453	2.10
WaterSplatting	22.13	0.63	0.32	855	5.19
本研究	22.17	0.65	0.45	460	2.29

3 结论

针对 3D 高斯泼溅未针对水下光学特性进行优化,其缺乏颜色恢复机制的缺陷导致重建质量显著下降的问题,提出了基于水下光传输模型的 3D 高斯水下场景重建方法,经过实验对比分析,得出以下结论。

1) 基于水下光传输模型的 3D 高斯水下场景重建方法是可行的,为后续水下场景的实景三维重建提供新思路。

2) 在水下场景重建过程中引入颜色恢复机制是可行的,在标准校色卡的色块分析中,除白色色块外,其余 7 种标准色块的色差距离 ΔE 平均降低了 38.16%,表明该机制能够有效补偿水体介质引起的非线性颜色畸变。

3) 本方法在水下珊瑚礁场景的重建质量也有显著提升,相比于 3DGS 方法,PSNR 从 21.54 dB 提升到

22.17 dB(提升了3%),SSIM从0.60提升到0.65(提升了8.33%),而在LPIPS指标上,本方法结果0.45略高于WaterSplatting方法的0.32。本方法在重建精度方面超越了原始3DGS方法,综合性能指标达到了WaterSplatting方法的水平。

在未来的工作中,希望通过多模态数据融合的方式,将应用范围扩展到水下更大的场景中去。

参考文献:

- [1] 阳凡林,李家彪,吴自银,等.浅水多波束勘测数据精细处理方法[J].测绘学报,2008,37(4):444-450.
YANG Fanlin,LI Jiabiao,WU Ziyin,et al. The methods of high quality post-processing for shallow multibeam data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2008,37(4):444-450.
- [2] 陈嘉阳,卜宪海,陈殿称,等.顾及地形复杂度因子权重的多波束点云抽稀算法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2022,41(5):21-29.
CHEN Jiayang,BU Xianhai,CHEN Dianchen,et al. A thinning algorithm of multibeam point cloud considering weight of terrain complexity factor[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2022,41(5):21-29.
- [3] 李展鹏,崔晓东,云天宇,等.基于CUDA的多波束测深数据海底地形模型并行构建算法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2025,44(2):55-64.
LI Zhanpeng,CUI Xiaodong,YUN Tianyu,et al. Parallel construction algorithm of seafloor topography model for multibeam bathymetric data based on CUDA[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology(Natural Science),2025,44(2):55-64.
- [4] CUI X D,YANG F L,WANG X,et al. Deep learning model for seabed sediment classification based on fuzzy ranking feature optimization[J/OL]. Marine Geology,2021,432. DOI:10.1016/j.margeo.2020.106390.
- [5] ANCUTI C O,ANCUTI C,VLEESCHOUWER C D,et al. Color balance and fusion for underwater image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2018,27(1):379-393.
- [6] HE K M,SUN J,TANG X O,et al. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2011,33(12):2341-2353.
- [7] BERMAN D,TREIBITZ T,AVIDAN S. Non-local image dehazing[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas;IEEE,2016:1674-1682.
- [8] NAYAR S K,NARASIMHAN S G. Vision in bad weather[C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra,Greece;IEEE,1999:820-827.
- [9] SCHECHNER Y Y,KARPEL N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering,2006,30(3):570-587.
- [10] SCHÖNBERGER J L,FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas;IEEE,2016:4104-4113.
- [11] AKKAYNAK D,TREIBITZ T. A revised underwater image formation model[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City;IEEE,2018:6723-6732.
- [12] AKKAYNAK D,TREIBITZ T. Sea-thru:A method for removing water from underwater images[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach;IEEE,2019:1682-1691.
- [13] KAUR G,AGRAWAL P. Optimisation of image fusion using feature matching based on SIFT and RANSAC[J]. Indian Journal of Science and Technology,2016,9(47):1-7.
- [14] 彭科举.基于序列图像的三维重建算法研究[D].长沙:国防科学技术大学,2012.
PENG Keju. 3D reconstruction using image sequences[D]. Changsha:National University of Defense Technology,2012.
- [15] 朱东林,陈森,毛宇岩,等.三维高斯波减技术在场景重建中的研究现状与挑战[J].集成技术,2025,14(4):1-20.
ZHU Donglin,CHEN Miao,MAO Yuyan,et al. Research status and challenges of 3D Gaussian splatting technology in scene reconstruction[J]. Journal of Integration Technology,2025,14(4):1-20.
- [16] 黄斯琪,姜南,梁虹,等.基于改进3D高斯波减的桥梁实景重建算法[J/OL].激光与光电子学进展,1-20[2025-06-13].
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20250324.1659.044.html>.
HUANG Siqi,JIANG Nan,LIANG Hong,et al. Bridges realistic reconstruction algorithm based on improved 3D Gaussian

- splatting[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 1-20[2025-06-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20250324.1659.044.html>.
- [17] MILDENHALL B B, SRINIVASAN P P, TANCIK M, et al. NeRF: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[J]. Communications of the ACM, 2021, 65(1): 99-106.
- [18] 史加荣, 王丹, 尚凡华, 等. 随机梯度下降算法研究进展[J]. 自动化学报, 2021, 47(9): 2103-2119.
- SHI Jiarong, WANG Dan, SHANG Fanhua, et al. Research advances on stochastic gradient descent algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(9): 2103-2119.
- [19] OWENS J D, HOUSTON M, LUEBKE D, et al. GPU computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2008, 96(5): 879-899.
- [20] QIAO Y, SHAO M, MENG L, et al. RestorGS: Depth-aware Gaussian splatting for efficient 3D scene restoration[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference, Nashville: IEEE, 2025: 11177-11186.
- [21] LI Z, LUO S, ZENG W, et al. 3D reconstruction system for foot arch detecting based on openMVG and openMVS[C]// 2022 5th International Conference on Pattern Recognition and Artificial Intelligence(PRAI). Chengdu: IEEE, 2022: 1017-1022.

(责任编辑:高丽华)