

# 3D Gaussian Splatting 及其代表性改进研究

计算机视觉研究报告

梁艺琳, 23354099

**摘要:** 自由视角渲染旨在从多视角图像中重建可交互浏览的三维场景, 但传统 SfM/MVS 管线在薄结构、弱纹理与复杂光照下易产生几何破碎与纹理融合伪影; NeRF 类方法虽质量出色, 却常受训练与高分辨率渲染开销限制。本文围绕 3D Gaussian Splatting (3DGS) 这一显式表征范式展开: 它以各向异性三维高斯原语表示场景, 并结合可微 splatting 光栅化与自适应密度控制, 在保持高质量的同时实现实时渲染与高效优化。在此基础上, 本文重点讨论 Mip-Splatting 针对尺度变化引发的混叠问题所做的改进思路, 并通过单尺度训练、多尺度测试的缩小与放大测试验证其在跨采样率场景下对走样与结构伪影的抑制能力。最后, 本文概述稀疏视角学习、压缩部署、光照鲁棒与 SLAM 融合等方向的代表性进展, 并讨论 3DGS 作为可微、可优化的显式三维表示在 AR/VR、机器人与世界模型中的潜在应用与挑战。

**关键词:** 自由视角渲染; 3D Gaussian Splatting; 实时可微渲染; 抗混叠; 跨尺度测试; 新视角合成

## 1 引言

自由视角渲染 (novel view synthesis) 希望把几张照片、一段视频变成一个可随意走动、可变焦、可交互的三维场景。这个需求在 AR/VR、数字孪生、内容制作与机器人感知中越来越现实: 人们要的不只是离线导出的模型, 而是能实时浏览、快速更新、并在新视角下保持一致的画面。

传统 pipeline 多以 SfM/MVS 重建几何, 再进行贴图与渲染。它在纹理丰富、视角充分时可靠, 但在真实场景里常被薄结构、反光/透明、弱纹理与光照变化卡住, 几何破碎与贴图不一致会在新视角中被放大。NeRF 类方法用可微体渲染直接从图像优化连续辐射场, 显著提升了逼真度与一致性, 但其渲染通常依赖沿光线密集采样, 训练与高分辨率渲染成本偏高, 工程交互性受限。

3D Gaussian Splatting (3DGS) 提供了更贴近图形硬件的折中: 它用大量各向异性三维高斯原语显式编码几何与外观, 并以可微 splatting 光栅化完成可见性处理与前向  $\alpha$  合成, 从

而在保持高质量的同时实现实时渲染与高效优化。直观地说, 3DGS 把辐射场拆成 GPU 擅长处理的许多半透明小斑点, 既便于并行渲染, 也便于通过增密与剪枝逐步补全细节。

围绕 3DGS, 近期工作开始把关注点从“能渲染”推进到“更稳、更快、更可用”: 跨尺度变焦下的抗混叠 (如引入更一致的滤波、带宽约束)、稀疏视角下的几何可靠性 (如基于匹配代价体的前馈高斯生成)、面向部署的压缩与硬件友好渲染、复杂光照下的颜色一致性校正, 以及与在线 SLAM 结合的边跟踪边建图。本文将 3DGS 为 baseline, 梳理其关键机制与代表性改进, 并讨论其在 AR/VR、具身智能与可控三维生成等场景中的落地潜力与挑战。

## 2 相关工作

3D Gaussian Splatting 以显式各向异性三维高斯替代隐式辐射场, 并通过可微 splatting 光栅化实现“可优化训练 + 实时渲染”的统一框架, 成为高质量新视角合成的关键基线<sup>[1]</sup>。

围绕这一范式，后续研究大致沿着三条紧密相关的方向推进：跨尺度成像一致性、稀疏监督下的几何稳健性与面向真实应用的系统化落地。

在跨尺度一致性方面，原始 3DGS 在分辨率或视距变化时容易出现别名与能量失真。Mip-Splatting 从采样理论出发，同时在 3D 空间限制可学习频带、并以近似像素积分的 2D 预滤波替代屏幕空间膨胀 (dilation)，从而显著缓解 zoom-in/zoom-out 的伪影，强调了 3DGS 也需要“物理一致”的预滤波机制<sup>[2]</sup>。

在稀疏监督方面，训练视角减少会导致可见性不均衡与后期过拟合：DropGaussian 以训练时随机丢弃高斯并做不透明度补偿的方式制造可见性扰动，提升被遮挡或远处结构的梯度覆盖并改善泛化<sup>[3]</sup>；而 MVSpLat 则通过 plane-sweeping cost volume 显式进行多视角匹配与深度推断，再前馈生成像素对齐的高斯表示，在无需逐场景优化与深度监督的条件下获得更干净的几何<sup>[4]</sup>。这两类方法分别代表训练过程正则化与更强几何归纳偏置的互补思路。

面向真实应用的研究则更关注输入退化与部署约束。Luminance-GS 在训练阶段引入视角自适应曲线调整（并配合颜色映射与曲线约束）以缓解跨视角曝光、色彩不一致带来的光度冲突，推理时仍保留 3DGS 的实时渲染特性<sup>[5]</sup>；Compressed 3DGS 进一步从表示格式与系统实现切入，采用敏感度感知聚类、量化感知微调与熵编码实现高压缩率，并结合硬件光栅化/WebGPU 使 3DGS 更易于端侧与网页端部署<sup>[6]</sup>。此外，随着 3DGS 成为统一的可微渲染表示，它也开始服务于在线几何估计：Gaussian Splatting SLAM 直接以渲染误差驱动位姿跟踪与增量建图，展示了 3DGS 与 SLAM 融合的一体化潜力<sup>[7]</sup>。总体而言，这些工作共同推动 3DGS 从实时新视角合成走向跨尺度稳定、稀疏可学、真实可用的通用三维表征。

### 3 方法介绍

#### 3.1 3DGS Baseline 方法概述

给定一组已标定的多视角图像，3D Gaussian Splatting 以一组可微的三维各向异性高斯作为场景表示，并通过基于 splatting 的前向光栅化实现新视角合成的高质量实时渲染<sup>[1]</sup>。

**表示** 3DGS 以一组可学习的各向异性三维高斯作为场景表征。每个高斯由中心位置  $\mu \in \mathbb{R}^3$ 、协方差  $\Sigma \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 、不透明度  $\alpha$  以及用于建模视角相关外观的球谐 (Spherical Harmonics, SH) 系数共同参数化。为保证  $\Sigma$  始终为半正定，通常采用旋转与尺度的分解参数化（例如由四元数表示旋转、由尺度向量表示主轴尺度）来构造协方差。

**可微光栅化渲染 (Differentiable Splatting Renderer)** 对给定视角，将每个三维高斯通过投影映射到屏幕空间形成二维椭圆高斯，并在像素处计算其贡献。渲染过程沿视线深度对同一像素（或同一 tile 内）相关 splat 进行排序，并采用前向  $\alpha$  合成 (front-to-back) 累积颜色与透射率：

$$\mathbf{C}(\mathbf{p}) = \sum_k T_{k-1}(\mathbf{p}) w_k(\mathbf{p}) \mathbf{c}_k, \quad T_k(\mathbf{p}) = T_{k-1}(\mathbf{p})(1 - w_k(\mathbf{p})), \quad (1)$$

其中  $\mathbf{p}$  为像素位置， $w_k(\mathbf{p})$  为第  $k$  个投影椭圆在像素处的有效不透明度（由  $\alpha$  与二维高斯权重共同决定）， $\mathbf{c}_k$  为其颜色， $T_k$  为累积透射率。该光栅化过程在 GPU 上以 tile 为单位组织，先对高斯覆盖的 tile 进行实例化与键值排序 (tile id + depth)，再对每个 tile 进行并行合成，从而获得高吞吐的实时渲染；同时，渲染算子对高斯参数保持可微，支持反向传播更新几何与外观。

**目标函数与优化 (Objective and Optimization)** 训练阶段从多视角监督图像中采样相机，最小化渲染图像与真值图像之间的重建误差。常用设置为 L1 与 (D-) SSIM 的加权组合：

$$\mathcal{L} = (1 - \lambda) \|\mathbf{I} - \hat{\mathbf{I}}\|_1 + \lambda \mathcal{L}_{\text{D-SSIM}}(\mathbf{I}, \hat{\mathbf{I}}), \quad (2)$$

并采用一阶优化器（如 Adam）联合更新位置、协方差参数、不透明度与 SH 系数。

### 自适应密度控制(Adaptive Density Control)

为在有限初始点（例如 SfM 稀疏点云）基础上逐步恢复细节，3DGS 在优化过程中交错执行密度控制：对贡献度极低或近透明的高斯进行剪枝；对误差/梯度指示的欠拟合区域增密，典型策略包括对小尺度高斯进行克隆以增加局部采样密度，以及对大尺度高斯进行分裂以提升几何分辨率与边界表达能力。该“优化-增密-剪枝”的闭环使表示复杂度与场景细节自适应匹配，从而在保证质量的同时维持高效训练与实时渲染。

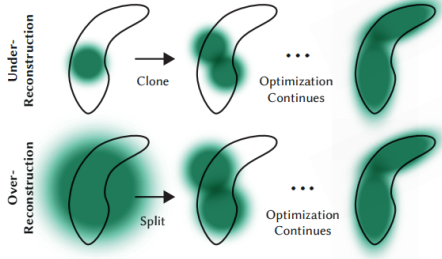


图 1: 自适应高斯增密：克隆与分裂

## 3.2 Mip-Splatting: 相对 3DGS 的抗混叠改进

尽管 3DGS 在训练尺度附近表现优异，但当测试视角的采样率发生变化（例如变焦、相机距离变化）时，容易出现明显的失真与走样。Mip-Splatting 将该问题归结为两点：其一，3DGS 的表示未显式受训练观测所允许的三维带宽约束，导致可生成超出观测采样极限的高频结构；其二，渲染阶段采用固定强度的屏幕空间膨胀（dilation）作为低通近似，在采样率变化时会引入与成像过程不一致的“增亮/膨胀/侵蚀”等伪影。为此，Mip-Splatting 在不改变 3DGS 基本表示与优化框架的前提下，引入两个闭式滤波模块，实现跨尺度的抗混叠渲染<sup>[2]</sup>。

**改进一：基于多视角采样上界的 3D 平滑 (3D Smoothing Filter)** 核心思想是用训练视角所诱导的最大可重建频率，对每个高斯原语施

加三维带宽约束。对第  $k$  个高斯，其在第  $n$  个相机下对应的世界空间采样间隔可由像素间隔反投影近似得到

$$\hat{T}_{k,n} \approx \frac{d_{k,n}}{f_n}, \quad (3)$$

其中  $f_n$  为以像素为单位的焦距， $d_{k,n}$  为该原语中心到相机的深度。由此可定义与 Nyquist 一致的采样频率，并取跨视角的最大可用采样率作为该原语的频率上界：

$$\hat{\nu}_k = \max_{n: \text{visible}} \frac{f_n}{d_{k,n}}. \quad (4)$$

随后，在投影到屏幕之前对三维高斯进行低通平滑：将原高斯与各向同性高斯核卷积。利用高斯卷积仍为高斯的闭式性质，可等价于对协方差做加法更新：

$$\Sigma_k \leftarrow \Sigma_k + \frac{s}{\hat{\nu}_k} \mathbf{I}, \quad (5)$$

其中  $s$  为标量超参数。该操作抑制了超过训练采样极限的高频成分，使得在更高采样率测试时减少细碎高频伪影；同时该平滑可在训练后融入最终原语参数，不引入额外运行时开销。

**改进二：用 2D Mip 滤波替代屏幕空间 dilation (2D Mip Filter)** 针对低采样率下的混叠与 dilation 失真，Mip-Splatting 用一个与物理成像更一致的像素积分近似替代 dilation：将像素面积上的盒式积分（box filter）用二维高斯低通近似。对投影到屏幕空间的二维高斯（协方差  $\Sigma_k^{2D}$ ），在渲染时采用

$$\Sigma_k^{2D} \leftarrow \Sigma_k^{2D} + s_{2D} \mathbf{I}, \quad (6)$$

其中  $s_{2D}$  选取为覆盖单个像素尺度的方差，从而在缩小时对高频进行适当预滤波，缓解走样与不真实的能量扩散。与经验设定的 EWA 类滤波不同，该 Mip 滤波以近似单像素积分为目标，强调与成像模型的一致性。

## 3.3 Gaussian Splatting SLAM: 相对 3DGS 的关键改进

与面向离线重建的 3DGS 不同，Gaussian Splatting SLAM 将 3D 高斯同时作为地图表示与渲染载体，在单目视频流输入下实现“边跟

踪、边建图、边增量优化”的统一框架，从而摆脱对 SfM 离线精确位姿的依赖<sup>[7]</sup>。

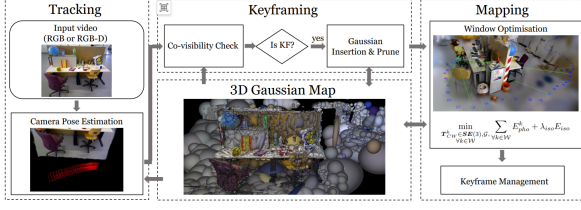


图 2: Gaussian Splatting SLAM 系统框架示意图

### 面向在线 SLAM 的位姿直接优化 (Tracking)

该方法将相机位姿视为可优化变量，通过对当前帧与由高斯地图渲染得到的图像之间的直接光度残差进行迭代最小化来完成跟踪，并显式推导了位姿在  $SE(3)$  李群上的解析雅可比以融入 CUDA 光栅化的梯度管线，提升收敛域与实时性。在 RGB-D 可用时，进一步引入由高斯  $\alpha$  合成得到的深度渲染，与观测深度构成几何残差以增强约束。

### 关键帧窗口与遮挡感知共视 (Keyframing)

为满足在线计算预算，系统维护小规模关键帧窗口而非全局联合优化；关键帧选择基于高斯可见集合的共视度（利用光栅化中天然的深度排序与遮挡），以更稳健地度量视角重叠并实现窗口管理。

### 增量高斯分配/剔除与几何正则 (Mapping)

区别于 3DGS 的离线致密化策略，该方法在每次关键帧到来时对新可见区域增量插入高斯，并通过跨窗口可见性检验对几何不稳定的新高斯进行快速剪枝，抑制单目初始化带来的错误结构扩散。此外，针对光栅化对视线方向形变约束不足、易出现沿视线过度拉伸的退化，提出各向同性形状正则项，惩罚尺度向量偏离其均值以鼓励近球形，从而减少新视角伪影并提升跟踪稳定性。综合而言，该系统以位姿解析梯度 + 关键帧窗口优化 + 增量资源管理/几何验证将 3DGS 从离线新视角合成扩展为可在线运行的单目 SLAM。

## 3.4 其他方法

**Compressed 3D Gaussian Splatting** 面向 3DGS 的存储与带宽瓶颈，将高斯参数由逐原语显式存储改为码本量化（索引化）+ 量化感知微调 + 熵编码的压缩表示，并配合更硬件友好的渲染实现以降低显存占用与提升渲染吞吐<sup>[6]</sup>。

**MVSplat** MVSplat 针对稀疏多视角输入，采用前馈方式直接生成 3D 高斯：以 plane-sweeping 构建 cost volume 估计深度与置信度，将深度反投影为高斯中心，并并行预测外观形状参数；训练仅依赖可微渲染的光度重建损失，从而在少视角下获得较稳健的几何与快速推理<sup>[4]</sup>。

**DropGaussian** 针对稀疏视角过拟合，训练期随机丢弃部分高斯作为结构正则，使训练梯度不再集中于少数高斯，而更均匀地分配到更多原语上；同时对保留原语的 opacity 做统计补偿，并采用随迭代递增的丢弃率以抑制后期记忆化拟合，测试时恢复全部高斯<sup>[3]</sup>。

**Luminance-GS** 为适应曝光/白平衡等跨视角光度不一致，引入视角自适应的颜色线性映射 + 共享曲线与视角偏置的非线性曲线校正，并配合结构保持与曲线正则，使训练在复杂光照下更稳定、渲染更一致<sup>[5]</sup>。

## 4 实验验证

### 4.1 实验设计思路

**3DGS 的实验思路：证明“又快又好”** 3DGS 的实验设计抓住两个最直观、最让人信服的问题：画面质量是否足够接近高质量 NeRF？渲染是否真的能实时？因此把实验拆成两条线并行推进。第一条线是质量对比：在标准新视角合成数据集上，用 PSNR/SSIM/LPIPS 等指标做横向对比，并配合典型区域的可视化。第二条线是效率对比：记录训练时间、渲染帧率以及资源开销，强调其渲染 pipeline 更贴近 GPU

并行特性。最后，为了说明并非堆参数碰运气，3DGS 还会加入机制验证：例如展示自适应密度控制如何逐步补足细节、降低误差，并用消融说明缺少该机制时细节难以长出来或效率显著下降。整体上，3DGS 的实验是在证明：这套表示与渲染 pipeline 把质量与速度同时拉到了一个平衡点。

**Mip-Splatting 的实验思路：把抗混叠变成可量化的跨尺度测试** Mip-Splatting 要证明的不是同尺度下更锐利，而是在缩放、远近变化时更稳。因此它把抗混叠设计成一个非常具体的实验：训练尺度固定，但测试尺度系统性变化，看性能是否在尺度变化时崩坏。

- **缩小 (zoom-out) 测试：**只用全分辨率训练，然后在 1/2, 1/4, 1/8 等更低分辨率测试。这个设定很贴近实际应用：用户随时会缩放，但训练往往只用原图。若方法抗混叠更好，低分辨率下 LPIPS 应更低、结构不应糊成一片或出现不自然的膨胀增亮。
- **放大 (zoom-in) 测试：**反过来，只在低尺度（例如 1×）训练，却在更高采样率（2×, 4×, 8×）测试。这个设定更苛刻，因为高频细节在训练中并未充分提供；若方法能避免凭空长出不可靠高频，放大后应更少出现细碎噪点、断裂和假纹理。
- **同尺度基准：**再补一个训练、测试同尺度的结果，用来回答常见质疑：为了抗混叠，会不会牺牲正常尺度下的画质？结果表明同尺度指标基本持平，而跨尺度优势明显。
- **可视化证据：**挑选最容易出混叠的细节区域做局部放大，对比走样/摩尔纹/闪烁感/不真实膨胀等现象是否被抑制。

## 4.2 评估指标

本文使用 PSNR（越高越好）、SSIM（越高越好）与 LPIPS（越低越好）评价新视角质量：

PSNR 更关注整体像素误差，SSIM 反映结构是否稳定，LPIPS 更贴近人眼对走样与不自然纹理的敏感程度。

	Full	1/2	1/4	1/8	Avg.
<b>PSNR↑</b>					
3DGS	33.33	26.95	21.38	17.69	24.84
Mip-Splatting	33.36	34.00	31.85	28.67	31.97
<b>SSIM↑</b>					
3DGS	0.969	0.949	0.875	0.766	0.890
Mip-Splatting	0.969	0.977	0.978	0.973	0.974
<b>LPIPS↓</b>					
3DGS	0.030	0.032	0.066	0.121	0.063
Mip-Splatting	0.031	0.019	0.019	0.026	0.024

表 1: Blender 数据集上的单尺度训练与多尺度测试：3DGS 与 Mip-Splatting 的对比结果

	1×	2×	4×	8×	Avg.
<b>PSNR↑</b>					
3DGS	29.19	23.50	20.71	19.59	23.25
Mip-Splatting	29.39	27.39	26.47	26.22	27.37
<b>SSIM↑</b>					
3DGS	0.880	0.740	0.619	0.619	0.715
Mip-Splatting	0.884	0.808	0.754	0.765	0.803
<b>LPIPS↓</b>					
3DGS	0.107	0.243	0.394	0.476	0.305
Mip-Splatting	0.108	0.205	0.305	0.392	0.252

表 2: Mip-NeRF 360 数据集上的单尺度训练与多尺度测试：3DGS 与 Mip-Splatting 的对比结果

表 1 在 Blender 上采用单尺度训练、多尺度测试模拟缩小。3DGS 在训练尺度 (Full) 表现正常，但分辨率降低后退化显著：1/8 时 PSNR 与 SSIM 大幅下降、LPIPS 明显升高，反映出缩小时更易出现混叠与伪影。Mip-Splatting 在各尺度上更稳定，尤其在 1/4 与 1/8 下仍保持

较高 PSNR、SSIM 并显著降低 LPIPS，说明其对缩小带来的走样更鲁棒。

表 2 在 Mip-NeRF 360 上进行放大压力测试：仅在  $1\times$  训练，却在  $2\times\sim 8\times$  评测。随着倍率升高，3DGS 指标持续恶化，而 Mip-Splatting 在高倍率下保持更好的 PSNR、SSIM 与更低 LPIPS，表明其在尺度变化时能更好抑制不稳定高频与结构断裂。

总体而言，两组结果共同验证了 Mip-Splatting 相对 3DGS 的跨尺度抗混叠改进。

### 4.3 可视化结果

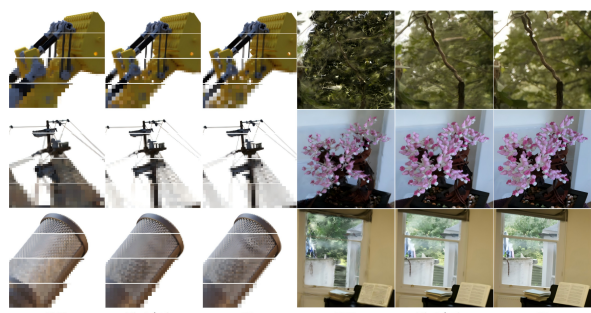


图 3: 缩小 (左) 与放大 (右) 后的质量: 3DGS 与 Mip-Splatting 的可视化对比

## 5 个人观点与未来挑战

我对 3DGS 这条路线最直观的感受是：它像把可学习的场景表示装进了图形学的高速通道——表达是显式的、渲染是实时的、梯度又能直接回流。相比以往很多方法要么训练慢得像“离线炼丹”，要么能跑但画质牺牲明显，3DGS 让高质量与交互性第一次在同一套系统里握手，这也是它能快速扩展到抗混叠、稀疏重建、压缩部署乃至 SLAM 的一条关键原因。

**目前工作的优点与应用方向** 在我看来，这些改进工作像是在给 3DGS 补齐真实世界的门槛。例如，跨尺度一致性让它更像一套可用的相机系统（拉近拉远不崩），稀疏监督方法让它更接近“少拍几张也能成”的拍摄体验，压缩与加速则把它从显卡实验室推向移动端、网页端的实际部署。对应的应用方向也更清晰：AR/VR 的实时场景复现、文物与空间的快速

数字化、轻量化数字孪生，以及机器人在室内环境中边走边建图、边渲染边定位等。

**挑战与不足** 第一，3DGS 对输入分布的干净程度仍然敏感：曝光/白平衡变化、动态物体、反射与透明材质，都会让光度监督变得不那么可靠，模型容易用错误的几何去解释复杂的成像。第二，它的表示虽然显式，但语义层仍然偏弱：我想要“把椅子挪开”“把灯变亮”这类编辑时，往往缺少稳定、可控、可组合的操作接口。第三，规模化仍是现实问题：大场景、长序列、多房间的持续建图会带来原语数量、显存与更新策略的压力，系统必须学会像人一样该记的记、该忘的忘，而不是无脑越堆越多。

**未来发展方向：把 3DGS 从渲染表征推向可推理表征** 我期待的下一步不仅仅是把 PSNR 继续抬高，而是让 3DGS 更像一个会思考的三维记忆体。具体来说：

- **动态与可交互：**让高斯不仅能表示静态外观，还能携带运动与形变（例如物体的刚体运动、人体的非刚体形变），并且在时间上保持身份一致性；否则一进入动态场景，就会出现“今天的点不是昨天的点”的漂移。
- **物理一致的观测模型：**把相机的曝光、噪声、滚动快门、甚至部分 BRDF 效应更系统地纳入训练与渲染环节，让模型少靠投机取巧的几何来补偿成像误差。
- **面向系统的长期运行：**在 SLAM/AR 这类在线任务里，关键不是一次性重建，而是持续更新。未来需要更成熟的原语生命周期管理：新增、合并、压缩、冻结、回收，以及与关键帧/可见性共同设计的稳定策略。

**3DGS 与世界模型结合：让会渲染变成会预测、能规划** 如果把世界模型理解为能在脑海里演练未来的模拟器，那 3DGS 很适合作为它的可微三维状态：它一方面能被相机图像直接

监督（看得见、对得上），另一方面又能被快速渲染成世界模型需要的多模态观测（RGB/深度/遮挡关系）。我想象的结合方式是：世界模型负责学习场景状态如何随时间与动作变化，3DGS 负责提供可更新、可渲染、可对齐的场景记忆；两者合在一起，就像给机器人装上了一个可视化的“内心小剧场”——先用世界模型在 3DGS 状态上滚动出若干候选未来，再把

这些未来渲染成可比较的观测，用任务代价与一致性指标来筛选动作。这样一来，3DGS 的影响力就不止于新视角合成，而可能延伸到具身智能、自动驾驶仿真、以及可控的三维内容生成：它既是显示层（实时画面），也是状态层（可优化地图），最终还可能成为决策层的中间表示（可推演世界）。

### 参考文献：

- [1] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKÜHLER T, et al. 3d gaussian splatting for real-time radiance field rendering [J/OL]. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH), 2023, 42(4). DOI: 10.1145/3592433.
- [2] YU Z, CHEN A, HUANG B, et al. Mip-splatting: Alias-free 3d gaussian splatting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Best Student Paper. 2024.
- [3] PARK H, RYU G, KIM W. Dropgaussian: Structural regularization for sparse-view gaussian splatting[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2025.
- [4] CHEN Y, XU H, ZHENG C, et al. Mvsplat: Efficient 3d gaussian splatting from sparse multi-view images [C]//European Conference on Computer Vision (ECCV), Oral. Springer, 2024.
- [5] CUI Z, CHU X, HARADA T. Luminance-gs: Adapting 3d gaussian splatting to challenging lighting conditions with view-adaptive curve adjustment[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2025.
- [6] NIEDERMAYR S, STUMPFEGGER J, WESTERMANN R. Compressed 3d gaussian splatting for accelerated novel view synthesis[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2024.
- [7] MATSUKI H, MURAI R, KELLY P H J, et al. Gaussian Splatting SLAM[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Highlight, Best Demo Award. 2024.