二维高斯溅射：几何准确的辐射场

2D Gaussian Splatting for Geometrically Accurate Radiance Fields

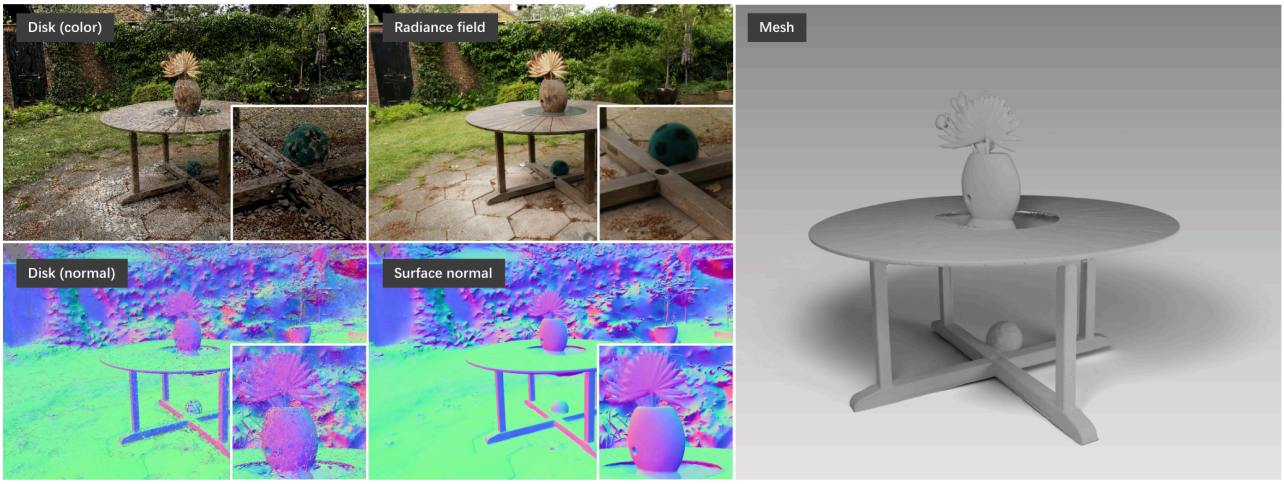
Binbin Huang · Zehao Yu · Anpei Chen · Andreas Geiger · Shenghua Gao

SIGGRAPH Conference Papers 2024
arXiv:2403.17888v3 · 英文原版 13 页

原作：Binbin Huang · Zehao Yu · Anpei Chen · Andreas Geiger · Shenghua Gao。2D Gaussian Splatting for Geometrically Accurate Radiance Fields，SIGGRAPH Conference Papers 2024。采用 arXiv:2403.17888v3 官方版本。arXiv页面的 view license 指向 Creative Commons Attribution 4.0 International（CC BY 4.0）。本中文译本为翻译与重新排版的演绎作品；原图、公式、表格及英文书目保留，中文译者为Codex辅助编译，2026-11-25。原作者未参与或背书本译本。许可：https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/ 。

全文逐段精译・章节导航

1. 引言
2. 相关工作
3. 三维高斯溅射
4. 二维高斯溅射
5. 训练
6. 实验
7. 结论
参考文献（保留英文书目）
附录A 深度畸变细节
附录B 深度计算
附录C 额外基线
附录D 更多结果



(a) 2D disks as surface elements (b) 2D Gaussian splatting (c) Meshing

图1. 2DGS：（a）从多视图RGB优化一组有朝向的二维盘，表示并重建复杂真实场景，优化后盘紧贴表面；（b）以二维高斯溅射实时渲染高质量新视角图像，同时提供视角一致的法线与深度；（c）最终从优化后的二维盘重建细致、无噪声的三角网格。

摘要

S001 · 英文底本 p.1

三维高斯溅射（3DGS）近来革新了辐射场重建，实现高质量新视角合成与快速渲染。然而，三维高斯在多视图下不一致，因而无法准确表示表面。我们提出二维高斯溅射（2DGS），由多视图图像建模并重建几何准确的辐射场。关键思想是把三维体积压缩为一组具有朝向的二维平面高斯盘。不同于三维高斯，二维高斯内在地建模表面，并提供视角一致的几何。为准确恢复薄表面、稳定优化，引入利用射线–溅射求交和光栅化的透视准确二维溅射流程；另加入深度畸变与法线一致性项，进一步提高重建质量。可微渲染器在保持有竞争力的外观质量、快速训练和实时渲染的同时，实现无噪声而精细的几何重建。

1. 引言

S002 · 英文底本 p.1

照片级真实新视角合成（NVS）与准确几何重建，一直是图形学和视觉的重要长期目标。近期3DGS以高分辨率实时照片级NVS结果，成为隐式表示与特征网格表示之外很有吸引力的选择。它迅速扩展至抗混叠渲染、材质建模、动态场景重建与可动画化身创建等领域。然而，表示完整角度辐射的体三维高斯与表面的薄性质冲突，因此难以捕获精细几何。

原段引文：（Kerbl et al., 2023）；（Mildenhall et al., 2020；Barron et al., 2022a）；（Barron et al., 2023；Müller et al., 2022）；（Yu et al., 2024）；（Shi et al., 2023；Jiang et al., 2023）；（Yan et al., 2023）；（Zielonka et al., 2023；Qian et al., 2023）

S003 · 英文底本 p.2

另一方面，早期研究表明表面元（surfel）能有效表示复杂几何。表面元通过形状和着色属性局部近似物体表面，可由已知几何导出；作为高效几何表示，它广用于SLAM和其他机器人任务。后续工作将其纳入可微框架，但通常需要真值几何、深度传感器数据，或在已知光照等受限场景中运行。

原段引文：（Pfister et al., 2000；Zwicker et al., 2001a；Zwicker et al., 2001b）；（Whelan et al., 2016）；（Schöps et al., 2019）；（Yifan et al., 2019）

S004 · 英文底本 p.2

受这些工作启发，我们提出用于三维场景重建与NVS的二维高斯溅射，结合两类表示的优势并克服其限制。不同于3DGS，场景由二维高斯图元表示，每个图元是一片带朝向的椭圆盘。优势在于渲染中能准确表示几何：3DGS在像素射线与三维高斯的交会处求高斯值，从不同视点渲染会导致深度不一致；我们显式计算射线–溅射交点，实现透视正确溅射（图2），显著提高重建质量。二维图元内在包含表面法线，可直接施加法线约束。不同于既有表面元模型，我们能从未知几何出发，以基于梯度的优化恢复二维高斯。

原段引文：(Keselman and Hebert, 2022 ; Keselman and Hebert, 2023)；(Pfister et al., 2000 ; Zwicker et al., 2001a ; Yifan et al., 2019)

S005 · 英文底本 p.2

尽管二维高斯擅长几何建模，但三维重建本身约束不足，仅优化光度损失仍会产生带噪重建。为提升重建并得到更光滑表面，引入深度畸变与法线一致性两项正则。深度畸变使沿射线分布的二维图元集中在狭小范围，补偿渲染忽略高斯间距离的缺陷；法线一致性最小化渲染法线图与渲染深度梯度之间的差异，使深度与法线定义的几何对齐。结合二维高斯模型，这些正则使我们能提取高精度表面网格（图1）。

原段引文：(Barron et al., 2022b ; Zhang et al., 2020 ; Yu et al., 2022b)

综上，我们作出以下贡献：

- S006 · 英文底本 p.2

  提出高效可微二维高斯渲染器，利用二维表面建模、射线–溅射求交与体积分，实现透视正确溅射。

- S007 · 英文底本 p.2

  引入两种正则化损失，提高表面重建质量并去除噪声。

- S008 · 英文底本 p.2

  相较其他显式表示，本方法获得SOTA几何重建与NVS结果。

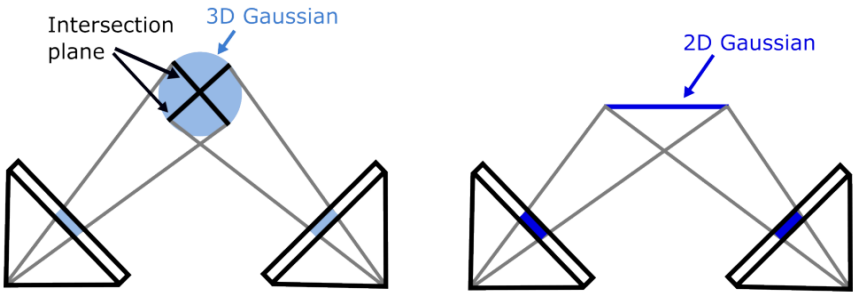


图2. 3DGS与2DGS比较。3DGS从不同视点采用不同交平面求值，造成不一致；2DGS提供多视图一致求值。

2. 相关工作

2.1. 新视角合成

S009 · 英文底本 p.2

自NeRF提出以来，NVS进展显著。NeRF以MLP表示几何及视角相关外观，通过体渲染优化，获得卓越渲染质量。后续工作继续增强能力：Mip-NeRF及其后续解决混叠，蒸馏与烘焙大幅提高渲染效率，基于特征网格的场景表示则增强训练效率与表达能力。

原段引文：(Mildenhall et al., 2021)；(Barron et al., 2021)；(Barron et al., 2022a ; Barron et al., 2023 ; Hu et al., 2023)；(Reiser et al., 2021 ; Yu et al., 2021)；(Reiser et al., 2023 ; Hedman et al., 2021 ; Yariv et al., 2023 ; Chen et al., 2023a)；(Chen et al., 2022 ; Müller et al., 2022 ; Liu et al., 2020 ; Sun et al., 2022a ; Chen et al., 2023c ; Fridovich-Keil et al., 2022)

S010 · 英文底本 p.2

近期3DGS展示了令人印象深刻的实时NVS，并迅速扩展至多个领域。我们将三维高斯“压平”为二维图元，让形状更贴合物体表面；结合两种新正则，在保留高质量实时渲染的同时，比3DGS更准确地重建表面。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)；(Yu et al., 2024 ; Yan et al., 2023 ; Zielonka et al., 2023 ; Xie et al., 2023)

2.2. 三维重建

S011 · 英文底本 p.2

由多视图图像重建三维一直是计算机视觉目标。MVS方法依赖特征匹配、深度预测、融合组成的模块化管线；近期神经方法则通过MLP隐式表示表面，训练后以Marching Cubes提取表面。后续把隐式表面与体渲染结合，从RGB图像重建精细表面，并通过额外正则扩展到大规模重建或高效物体重建。尽管进展显著，高效大场景重建仍具挑战。例如Neuralangelo重建Tanks and Temples单个场景需要128 GPU小时。我们的二维高斯溅射大幅加速重建，在与此前隐式神经表面表示相近或略优的结果下，速度快一个数量级。

原段引文：(Schönberger et al., 2016 ; Yao et al., 2018 ; Yu and Gao, 2020)；(Niemeyer et al., 2020 ; Yariv et al., 2020)；(Park et al., 2019 ; Mescheder et al., 2019)；(Oechsle et al., 2021 ; Wang et al., 2021 ; Yariv et al., 2021)；(Yu et al., 2022b ; Li et al., 2023 ; Yu et al., 2022a)；(Wang et al., 2023)；(Li et al., 2023)；(Knapitsch et al., 2017)

2.3. 可微点图形学

S012 · 英文底本 p.3

由于表达复杂结构高效而灵活，可微点渲染已被广泛研究。NPBG把点云特征光栅化到像平面，再用CNN预测RGB；DSS在已知光照下从多视图优化有向点云；Pulsar引入分块加速结构以提高光栅化效率；3DGS优化各向异性三维高斯，实现实时照片级NVS。尽管如此，从无约束多视图图像使用点表示仍有挑战。本文展示用二维高斯图元重建精细表面，并强调额外正则化损失对优化和重建质量的重要影响。

原段引文：(Insafutdinov and Dosovitskiy, 2018 ; Yifan et al., 2019 ; Aliev et al., 2020 ; Wiles et al., 2020 ; Rückert et al., 2022)；(Aliev et al., 2020)；(Yifan et al., 2019)；(Lassner and Zollhofer, 2021)；(Kerbl et al., 2023)

2.4. 同期工作

S013 · 英文底本 p.3

3DGS提出后迅速应用于多个领域。最相关的逆渲染工作为三维高斯增加法线属性；我们则用二维高斯表示三维表面切空间，内在定义法线，因此更贴合底层几何。上述工作主要估计场景材质并以重光照评估，并不专门针对本文关注的表面重建。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)；(Liang et al., 2023 ; Gao et al., 2023 ; Jiang et al., 2023 ; Shi et al., 2023)

S014 · 英文底本 p.3

与同期SuGaR和NeuSG也存在区别。SuGaR用三维高斯近似二维高斯，我们直接采用二维高斯，使流程简化，且无需额外网格细化便提高几何质量。NeuSG联合优化三维高斯和隐式SDF网络，再从SDF网络提取表面；我们直接用二维高斯近似表面，速度更快、概念更简单。

原段引文：(Guédon and Lepetit, 2023)；(Chen et al., 2023b)

3. 三维高斯溅射

S015 · 英文底本 p.3

Kerbl等以三维高斯表示场景，并用可微体溅射渲染。具体以协方差$\mathbf{\Sigma}$和位置$\mathbf{p}_k$显式参数化图元：（1）

$$\mathcal{G}(\mathbf{p}) = \exp(-\frac{1}{2}(\mathbf{p}-\mathbf{p}_k)^\top \mathbf{\Sigma}^{-1}(\mathbf{p}-\mathbf{p}_k))$$

，其中$\mathbf{\Sigma} = \mathbf{RSS}^{\top}\mathbf{R}^{\top}$分解为缩放$\mathbf{S}$与旋转$\mathbf{R}$。渲染时，通过世界到相机变换$\mathbf{W}$将高斯转换至相机坐标，再用局部仿射变换$\mathbf{J}$投影到像平面：（2）

$$\mathbf{\Sigma}^{'} = \mathbf{JW\Sigma W}^{\top}\mathbf{J}^{\top}$$

。删去$\mathbf{\Sigma}^{'}$第三行和第三列，得到协方差为$\mathbf{\Sigma}^{2D}$的二维高斯$\mathcal{G}^{2D}$。然后以体alpha混合从前向后积分alpha加权外观：（3）

$$\mathbf{c}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{K} \mathbf{c}_k \alpha_k \mathcal{G}_k^{2D}(\mathbf{x}) \prod_{j=1}^{k-1}(1 - \alpha_j \mathcal{G}_j^{2D}(\mathbf{x}))$$

，其中k是图元索引，α_k是alpha值，$\mathbf{c}_k$为视角相关外观；用光度损失优化各项属性。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)；(Zwicker et al., 2001a)

表面重建面临的挑战

S016 · 英文底本 p.3

用三维高斯建模与溅射重建表面存在多个困难。第一，体辐射表示与表面薄性质冲突；第二，3DGS不原生建模高质量表面重建所需法线；第三，光栅化缺乏多视图一致性，不同视点采用不同二维求交平面（图2a）。此外，仿射矩阵把三维高斯转至射线空间时，只在中心附近投影准确，周边透视准确性下降，因此常产生噪声重建（图5）。

原段引文：(Keselman and Hebert, 2023)；(Zwicker et al., 2004)

4. 二维高斯溅射

S017 · 英文底本 p.3

为同时获得准确几何与高质量NVS，我们提出可微二维高斯溅射（2DGS）。

4.1. 建模

S018 · 英文底本 p.4

3DGS用一个体团建模完整角度辐射，我们则采用嵌入三维空间的“平坦”二维高斯简化建模。图元密度分布在平面盘中，法线定义为密度变化最快方向，因而更易与薄表面对齐。此前也有二维高斯几何重建方法，但要求密集点云或真值法线；我们仅需稀疏标定点云与光度监督，即可同时重建外观和几何。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)；(Kopanas et al., 2021 ; Yifan et al., 2019)

S019 · 英文底本 p.4

图3中，二维溅射由中心$\mathbf{p}_k$、两个主切向量$\mathbf{t}_u$和$\mathbf{t}_v$、以及控制方差的缩放向量$\mathbf{S} = (s_u, s_v)$描述。图元法线由两个正交切向量定义：$\mathbf{t}_w = \mathbf{t}_u \times \mathbf{t}_v$。可把朝向排为$3 \times 3$旋转矩阵$\mathbf{R} = [\mathbf{t}_u, \mathbf{t}_v, \mathbf{t}_w]$，缩放排为最后一项为零的$3 \times 3$对角矩阵$\mathbf{S}$。

S020 · 英文底本 p.4

因此，二维高斯定义在世界空间的局部切平面上，参数化为：（4）

$$P(u,v) = \mathbf{p}_k + s_u\mathbf{t}_u u + s_v\mathbf{t}_v v = \mathbf{H}(u,v,1,1)^T$$

，（5）

$$\text{where } \mathbf{H} = \begin{bmatrix} s_u\mathbf{t}_u & s_v\mathbf{t}_v & \mathbf{0} & \mathbf{p}_k \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{RS} & \mathbf{p}_k \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix}$$

。$\mathbf{H} \in 4 \times 4$为描述二维高斯几何的齐次变换矩阵。对$uv$空间中的点$\mathbf{u} = (u, v)$，以标准高斯求值：（6）

$$\mathcal{G}(\mathbf{u}) = \exp\left(-\frac{u^2+v^2}{2}\right)$$

。中心$\mathbf{p}_k$、缩放(s_u, s_v)与旋转$(\mathbf{t}_u, \mathbf{t}_v)$均可学习。沿用3DGS，每个图元另有不透明度$\alpha$及用球谐参数化的视角相关外观$c$。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

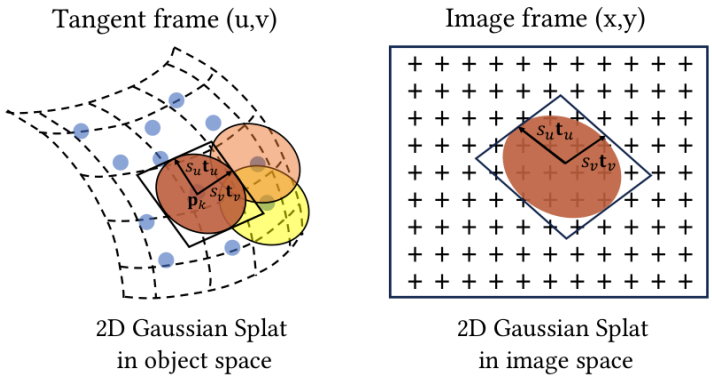


图3. 二维高斯溅射示意。椭圆盘由中心$\mathbf{p}_k$、切向量$\mathbf{t}_u$和$\mathbf{t}_v$、以及控制方差的两个缩放因子s_u与s_v描述。椭圆投影通过射线–溅射求交采样（4.2节），在像空间alpha混合。2DGS通过梯度下降重建颜色、深度、法线等表面属性。

4.2. 溅射

S021 · 英文底本 p.4

常见二维高斯渲染策略，是用透视投影的仿射近似把图元投至像空间。但该投影仅在高斯中心准确，离中心越远误差越大。为此，Zwicker等提出齐次坐标公式，把投影描述为一般的二维到二维映射。令$\mathbf{W} \in 4\times 4$为世界至屏幕的组合变换，屏幕点满足：（7）$\mathbf{x} = (xz, yz, z, z)^T = \mathbf{W}P(u,v) = \mathbf{WH}(u,v,1,1)^T$，其中$\mathbf{x}$表示从相机出发、经过像素$(x,y)$并在深度$z$与溅射相交的齐次射线。Zwicker等通过$\mathbf{M} = (\mathbf{WH})^{-1}$把二次曲线隐式投影至屏幕进行光栅化。但求逆会导致数值不稳定，尤其侧视溅射退化为线段时。此前表面溅射以预设阈值丢弃这些病态变换，却会在可微渲染中导致优化不稳。我们因此采用受Sigg等启发的显式射线–溅射求交。

原段引文：(Zwicker et al., 2001b ; Zwicker et al., 2001a)；(Zwicker et al., 2004)；(Sigg et al., 2006)

射线–溅射求交

S022 · 英文底本 p.4

通过三个非平行平面求交高效定位射线–溅射交点，这一方法最初为专用硬件设计。给定图像坐标$\mathbf{x} = (x,y)$，把投影空间中的像素射线参数化为两个正交平面——x平面与y平面——的交线。x平面法向量$(-1,0,0)$、偏移x，可写为四维齐次平面$\mathbf{h}_x = (-1,0,0,x)^T$；同理y平面为$\mathbf{h}_y = (0,-1,0,y)^T$。射线$\mathbf{x} = (x,y)$由二者交线确定。

原段引文：(Weyrich et al., 2007)

S023 · 英文底本 p.4

再把两个平面变换至二维高斯的局部uv坐标系。用矩阵$\mathbf{M}$变换平面上的点，等价于以逆转置$\mathbf{M}^{-T}$变换齐次平面参数。因此应用$\mathbf{M} = (\mathbf{WH})^{-1}$等价于$(\mathbf{WH})^T$，无需显式求逆，得到：（8）$\mathbf{h}_u = (\mathbf{WH})^T\mathbf{h}_x \quad \mathbf{h}_v = (\mathbf{WH})^T\mathbf{h}_y$。

原段引文：(Blinn, 1977)

S024 · 英文底本 p.4

如4.1节，二维高斯平面上的点写为$(u,v,1,1)$。交点还需同时位于变换后的x平面和y平面，于是：（9）$\mathbf{h}_u\cdot(u,v,1,1)^T=\mathbf{h}_v\cdot(u,v,1,1)^T=0$。由此高效求得交点$\mathbf{u}(\mathbf{x})$：（10）$u(\mathbf{x})=\frac{\mathbf{h}_u^2\mathbf{h}_v^4-\mathbf{h}_u^4\mathbf{h}_v^2}{\mathbf{h}_u^1\mathbf{h}_v^2-\mathbf{h}_u^2\mathbf{h}_v^1}\qquad v(\mathbf{x})=\frac{\mathbf{h}_u^4\mathbf{h}_v^1-\mathbf{h}_u^1\mathbf{h}_v^4}{\mathbf{h}_u^1\mathbf{h}_v^2-\mathbf{h}_u^2\mathbf{h}_v^1}$，其中$\mathbf{h}_u^i,\mathbf{h}_v^i$为四维平面的第$i$个参数。依式（5），$\mathbf{h}_u^3$与$\mathbf{h}_v^3$始终为零。得到局部坐标$(u,v)$后，可用式（7）计算交点深度$z$，再用式（6）计算高斯值。

退化情形

S025 · 英文底本 p.5

斜视二维高斯时，它在屏幕上退化为线，可能在光栅化中漏掉。为处理这类情况并稳定优化，采用Botsch等提出的物体空间低通滤波：（11）

$$\hat{\mathcal{G}}(\mathbf{x})=\max\left\{\mathcal{G}(\mathbf{u}(\mathbf{x})),\mathcal{G}(\frac{\mathbf{x}-\mathbf{c}}{\sigma})\right\}$$

。其中$\mathbf{u}(\mathbf{x})$由式（10）给出，$\mathbf{c}$为中心$\mathbf{p}_k$的投影。直观上，$\hat{\mathcal{G}}(\mathbf{x})$以中心$\mathbf{c}$、半径$\sigma$的固定屏幕空间高斯低通滤波器为下界。实验设$\sigma=\sqrt{2}\,/\,2$，保证渲染涉及足够像素。

原段引文：(Botsch et al., 2005)

光栅化

S026 · 英文底本 p.5

光栅化流程类似3DGS。先计算各图元的屏幕包围盒，再按中心深度排序，并依包围盒组织到块中；最后从前向后以体alpha混合积分加权外观：（12）

$$\mathbf{c}(\mathbf{x})=\sum_{i=1}\mathbf{c}_i\alpha_i\hat{\mathcal{G}}_i(\mathbf{u}(\mathbf{x}))\prod_{j=1}^{i-1}(1-\alpha_j\hat{\mathcal{G}}_j(\mathbf{u}(\mathbf{x})))$$

。累计不透明度饱和时终止。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

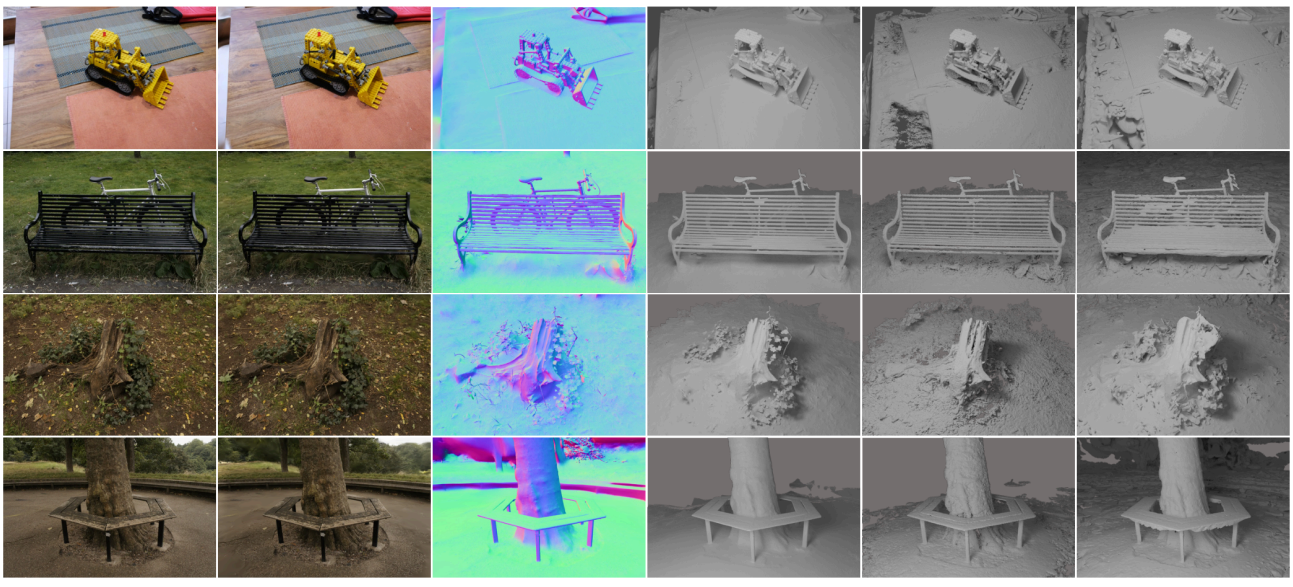


图4. 真实数据集测试视图中，本方法与3DGS、SuGaR的视觉比较。本方法擅长几何准确的辐射场合成与表面重建，在锐利边缘及复杂细节方面优于两种对照。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)；(Guédon and Lepetit, 2023)；(Barron et al., 2022b)

5. 训练

S027 · 英文底本 p.5

二维高斯虽能有效建模几何，但仅以光度损失优化仍会出现噪声，这是三维重建固有挑战。为缓解问题并提高几何质量，我们引入深度畸变与法线一致性两项正则。

原段引文：(Barron et al., 2022b ; Zhang et al., 2020 ; Yu et al., 2022b)

深度畸变

S028 · 英文底本 p.5

与NeRF不同，3DGS体渲染不考虑相交高斯图元之间的距离，因此把高斯分散开也可能产生近似颜色和深度。表面渲染则不同，射线只与首个可见表面相交一次。受Mip-NeRF360启发，我们通过最小化射线–溅射交点间距离，提出深度畸变损失，使沿射线的权重分布集中：

原段引文：(Barron et al., 2022a)

S029 · 英文底本 p.5

（13）

$$\mathcal{L}_d = \sum_{i,j} \omega_i \omega_j |z_i - z_j|$$

，其中$\omega_i = \alpha_i \hat{\mathcal{G}}_i(\mathbf{u}(\mathbf{x})) \prod_{j=1}^{i-1}(1 - \alpha_j \hat{\mathcal{G}}_j(\mathbf{u}(\mathbf{x})))$为第$i-$个交点的混合权重，$z_i$为交点深度。Mip-NeRF360畸变损失中的$z_i$是采样点距离，不参与优化；我们则直接调整交点深度$z_i$来使溅射集中。该正则项采用类似Sun等的方法，以CUDA高效实现。

原段引文：(Sun et al., 2022b)

表1. DTU定量比较。2DGS在所比较方法中重建准确性最高，相较SDF基线加速$100\times$。

原段引文：(Jensen et al., 2014)

		24	37	40	55	63	65	69	83	97	105	106	110	114	118	122	Mean	Time
implicit	NeRF *(Mildenhall et al., 2021)*	1.90	1.60	1.85	0.58	2.28	1.27	1.47	1.67	2.05	1.07	0.88	2.53	1.06	1.15	0.96	1.49	> 12h
	VolSDF *(Yariv et al., 2021)*	1.14	1.26	0.81	0.49	1.25	0.70	0.72	1.29	1.18	0.70	0.66	1.08	0.42	0.61	0.55	0.86	>12h
	NeuS *(Wang et al., 2021)*	1.00	1.37	0.93	0.43	1.10	0.65	0.57	1.48	1.09	0.83	0.52	1.20	0.35	0.49	0.54	0.84	>12h
explicit	3DGS *(Kerbl et al., 2023)*	2.14	1.53	2.08	1.68	3.49	2.21	1.43	2.07	2.22	1.75	1.79	2.55	1.53	1.52	1.50	1.96	11.2 m
	SuGaR *(Guédon and Lepetit, 2023)*	1.47	1.33	1.13	0.61	2.25	1.71	1.15	1.63	1.62	1.07	0.79	2.45	0.98	0.88	0.79	1.33	~ 1h
	2DGS-15k (Ours)	0.48	0.92	0.42	0.40	1.04	0.83	0.83	1.36	1.27	0.76	0.72	1.63	0.40	0.76	0.60	0.83	5.5 m
	2DGS-30k (Ours)	0.48	0.91	0.39	0.39	1.01	0.83	0.81	1.36	1.27	0.76	0.70	1.40	0.40	0.76	0.52	0.80	10.9 m

法线一致性

S030 · 英文底本 p.5

表示基于二维高斯表面元，因此需保证所有溅射局部贴合真实表面。体渲染中，一条射线可能有多个半透明表面元；我们把累计不透明度达到0.5的中位交点$\mathbf{p}_s$当作真实表面，并让溅射法线与深度图梯度对齐：（14）

$$\mathcal{L}_n = \sum_i \omega_i (1 - \mathbf{n}_i^T \mathbf{N})$$

。这里i遍历射线上相交溅射，ω为交点混合权重，$\mathbf{n}_i$为朝向相机的溅射法线，$\mathbf{N}$为深度梯度估计法线。具体用相邻深度点有限差分计算$\mathbf{N}$：（15）

$$\mathbf{N}(x,y) = \frac{\nabla_x \mathbf{p}_s \times \nabla_y \mathbf{p}_s}{|\nabla_x \mathbf{p}_s \times \nabla_y \mathbf{p}_s|}$$

。这样保证二维溅射局部近似真实物体表面。

最终损失

S031 · 英文底本 p.5

最后，以稀疏初始点云和一组已知位姿图像优化模型，最小化：（16）

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_c + \alpha \mathcal{L}_d + \beta \mathcal{L}_n$$

。$\mathcal{L}c$是RGB重建损失，由$\mathcal{L}_1$与3DGS的D-SSIM组合；$\mathcal{L}_d$和$\mathcal{L}_n$为正则项。有界场景设$\alpha = 1000$，无界场景设$\alpha = 100$，所有场景均设$\beta = 0.05$。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

6. 实验

S032 · 英文底本 p.5

下面评估二维高斯溅射重建，与此前SOTA隐式及显式方法比较外观、几何，再分析各组件贡献。

6.1. 实现

S033 · 英文底本 p.5

基于3DGS框架，以自定义CUDA核实现2DGS，并扩展渲染器输出深度畸变图、深度图和法线图以作正则，计算细节见附录A、B。训练按3DGS自适应控制策略增加图元。由于本方法不直接依赖投影二维中心梯度，改将三维中心$\mathbf{p}_k$梯度投影到屏幕作为近似；同样采用0.0002梯度阈值，每3000步移除不透明度低于0.05的溅射。所有实验在单张RTX3090 GPU上执行。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

网格提取

S034 · 英文底本 p.5

提取网格时，用投影到像素的溅射深度渲染训练视图深度图，再通过Open3D截断符号距离融合（TSDF）融合。体素大小设0.004，截断阈值为0.02。为公平比较，也扩展原始3DGS输出深度，并采用同样表面重建技术。

原段引文：(Zhou et al., 2018)

表2. Tanks and Temples定量结果，报告F1和训练时间。

原段引文：(Knapitsch et al., 2017)

	NeuS	Geo-Neus	Neurlangelo	SuGaR	3DGS	Ours
Barn	0.29	0.33	0.70	0.14	0.13	0.41
Caterpillar	0.29	0.26	0.36	0.16	0.08	0.23
Courthouse	0.17	0.12	0.28	0.08	0.09	0.16
Ignatius	0.83	0.72	0.89	0.33	0.04	0.51
Meetingroom	0.24	0.20	0.32	0.15	0.01	0.17
Truck	0.45	0.45	0.48	0.26	0.19	0.45
Mean	0.38	0.35	0.50	0.19	0.09	0.32
Time	>24h	>24h	>24h	>1h	14.3 m	15.5 m

表3. DTU上2DGS、3DGS、SuGaR比较：平均Chamfer距离、训练视图PSNR、重建时间与模型大小。

原段引文：(Jensen et al., 2014)

	CD ↓	PSNR ↑	Time ↓	MB (Storage) ↓
3DGS *(Kerbl et al., 2023)*	1.96	**35.76**	11.2 m	113
SuGaR *(Guédon and Lepetit, 2023)*	1.33	34.57	~ 1 h	1247
2DGS-15k (Ours)	0.83	33.42	**5.5 m**	**52**
2DGS-30k (Ours)	**0.80**	34.52	10.9 m	**52**

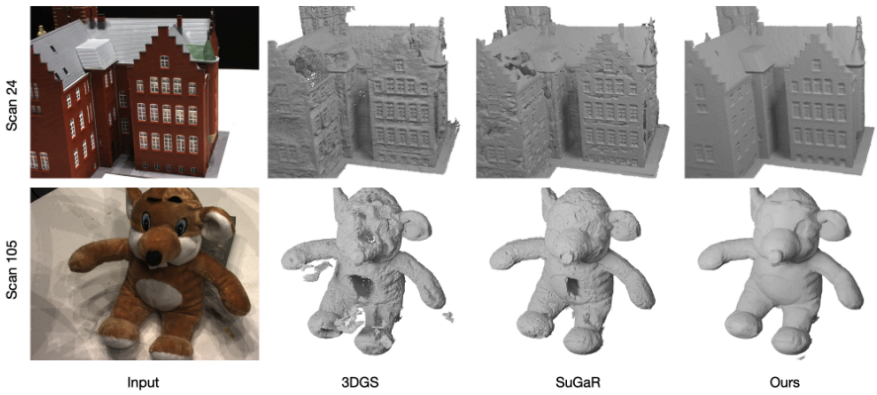


图5. DTU定性比较。2DGS产生细致、无噪声的表面。

原段引文：(Jensen et al., 2014)

表4. Mip-NeRF360定量结果。可得的基线分数直接取自原论文；3DGS、SuGaR与本方法采用$30k$次迭代。

原段引文：(Barron et al., 2022a)

	Outdoor Scene			Indoor scene		
	PSNR ↑	SSIM ↑	LIPPS ↓	PSNR ↑	SSIM ↑	LIPPS ↓
NeRF	21.46	0.458	0.515	26.84	0.790	0.370
Deep Blending	21.54	0.524	0.364	26.40	0.844	0.261
Instant NGP	22.90	0.566	0.371	29.15	0.880	0.216
MERF	23.19	0.616	0.343	27.80	0.855	0.271
BakedSDF	22.47	0.585	0.349	27.06	0.836	0.258
MipNeRF360	24.47	0.691	0.283	31.72	0.917	0.180
Mobile-NeRF	21.95	0.470	0.470	-	-	-
SuGaR	22.93	0.629	0.356	29.43	0.906	0.225
3DGS	24.64	0.731	0.234	30.41	0.920	0.189
2DGS (Ours)	24.34	0.717	0.246	30.40	0.916	0.195

6.2. 比较

数据集

S035 · 英文底本 p.6

评估数据包括DTU、Tanks and Temples和Mip-NeRF360。DTU有15个场景，每场景49或69张1600×1200图像。用COLMAP生成各场景稀疏点云，并为效率下采样至800×600。3DGS与SuGaR采用相同训练流程作比较。

原段引文：(Jensen et al., 2014)；(Knapitsch et al., 2017)；(Barron et al., 2022a)；(Schönberger and Frahm, 2016)；(Kerbl et al., 2023)；(Guédon and Lepetit, 2023)

几何重建

S036 · 英文底本 p.6

表1、表3在DTU上以Chamfer距离与训练时间比较SOTA隐式方法NeRF、VolSDF、NeuS及显式3DGS、同期SuGaR。本方法Chamfer距离优于所有对照。表2显示，TnT上2DGS与NeuS、Geo-Neus等SDF模型相当，显著优于3DGS、SuGaR等显式重建。效率尤其突出：重建速度约为隐式重建的100倍，比SuGaR快逾3倍。图5中，外观与几何细节更多、离群点更少，定性结果更好。SDF重建还需预设初始化球大小，这对成功很关键；我们采用辐射场几何建模，对初始化较不敏感。DTU与TnT完整几何结果见图9、图10。

原段引文：(Mildenhall et al., 2020)；(Yariv et al., 2021)；(Wang et al., 2021)；(Kerbl et al., 2023)；(Guédon and Lepetit, 2023)；(Fu et al., 2022)

外观重建

S037 · 英文底本 p.7

本方法以辐射场表示场景，支持高质量NVS。表4、图4在Mip-NeRF360上比较新视角渲染。原文指出该数据集没有真值几何，因此此处聚焦定量比较。与各SOTA技术相比，本方法持续获得有竞争力的NVS，并提供几何准确的表面重建。外观渲染见图11。

表5. DTU上正则项与网格提取方法的定量研究。

	Accuracy ↓	Completion ↓	Average ↓
A. w/o normal consistency	1.35	1.13	1.24
B. w/o depth distortion	0.89	0.87	0.88
C. w / expected depth	0.88	1.01	0.94
D. w / SPSR	1.25	0.89	1.07
E. Full Model	0.79	0.86	0.83

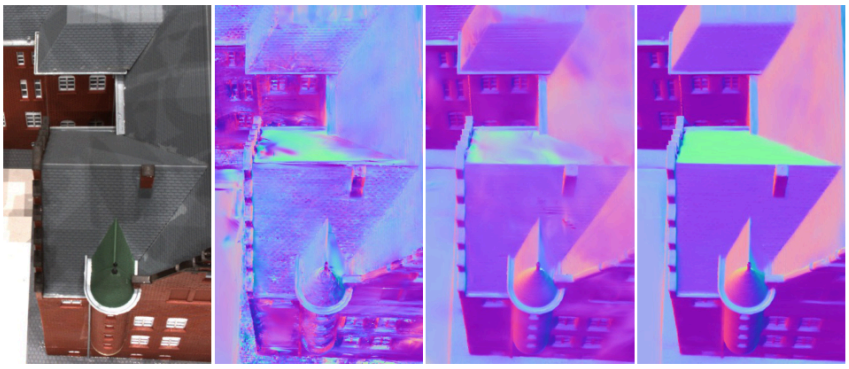


图6. 正则效应定性研究。由左至右：输入、不使用法线一致性、不使用深度畸变、完整模型。禁用法线一致性会使表面朝向噪声化；去掉深度畸变会使表面法线模糊。两种正则共同使用，能捕获锐利和平坦特征。

6.3. 消融

S038 · 英文底本 p.7

隔离正则项、网格提取等设计，测量其对重建质量的影响。在DTU上训练15k次迭代，报告准确性、完整性与平均重建质量；定量结果见表5，额外基线见附录C。

原段引文：(Jensen et al., 2014)

正则化

S039 · 英文底本 p.7

先考察法线一致性与深度畸变。两项均使用时性能最佳（表5E）。禁用法线一致性（表5A）可能导致朝向错误（图6A）；去掉深度畸变（表5B）则使表面带噪（图6B）。

网格提取

S040 · 英文底本 p.7

完整模型（表5E）以中位深度进行TSDF网格提取。换成期望深度会更敏感于离群点，重建更差（表5C）。本方法也优于以二维高斯中心与法线输入的筛选泊松表面重建（SPSR，表5D），原因是SPSR不能纳入图元不透明度与尺寸。

原段引文：(Kazhdan and Hoppe, 2013)

7. 结论

S041 · 英文底本 p.8

本文提出几何准确辐射场重建的新方法二维高斯溅射。用二维高斯表示三维场景，使几何建模与渲染准确且视角一致；两种正则进一步改善几何。多个困难数据集的大量实验验证了有效性与效率。

局限

S042 · 英文底本 p.8

尽管本方法能为广泛物体与场景重建准确外观、几何，仍有局限。第一，假定表面完全不透明，并从多视图深度提取网格；玻璃等半透明表面的复杂透光性质会使准确重建困难（图12）。第二，当前增密偏向纹理丰富而非几何丰富区域，有时细结构不够准确，可通过更有效增密改进。第三，正则常需权衡图像质量与几何，部分区域可能过度平滑。

致谢

BH与SG获国家自然科学基金62172279、61932020和上海市学术研究带头人计划支持。ZY、AC与AG获ERC Starting Grant LEGO-3D（850533）及DFG EXC 2064/1项目390727645支持。

参考文献（保留英文书目）

- **Aliev et al. (2020)** Kara-Ali Aliev, Artem Sevastopolsky, Maria Kolos, Dmitry Ulyanov, and Victor Lempitsky. 2020. Neural point-based graphics. In *Computer Vision–ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part XXII 16*. Springer, 696–712.
- **Barron et al. (2021)** Jonathan T. Barron, Ben Mildenhall, Matthew Tancik, Peter Hedman, Ricardo Martin-Brualla, and Pratul P. Srinivasan. 2021. Mip-NeRF: A Multiscale Representation for Anti-Aliasing Neural Radiance Fields. *ICCV* (2021).
- **Barron et al. (2022a)** Jonathan T Barron, Ben Mildenhall, Dor Verbin, Pratul P Srinivasan, and Peter Hedman. 2022a. Mip-nerf 360: Unbounded anti-aliased neural radiance fields. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 5470–5479.
- **Barron et al. (2022b)** Jonathan T. Barron, Ben Mildenhall, Dor Verbin, Pratul P. Srinivasan, and Peter Hedman. 2022b. Mip-NeRF 360: Unbounded Anti-Aliased Neural Radiance Fields. *CVPR* (2022).
- **Barron et al. (2023)** Jonathan T. Barron, Ben Mildenhall, Dor Verbin, Pratul P. Srinivasan, and Peter Hedman. 2023. Zip-NeRF: Anti-Aliased Grid-Based Neural Radiance Fields. *ICCV* (2023).
- **Blinn (1977)** James F Blinn. 1977. A homogeneous formulation for lines in 3 space. In *Proceedings of the 4th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 237–241.
- **Botsch et al. (2005)** Mario Botsch, Alexander Hornung, Matthias Zwicker, and Leif Kobbelt. 2005. High-quality surface splatting on today's GPUs. In *Proceedings Eurographics/IEEE VGTC Symposium Point-Based Graphics, 2005.* IEEE, 17–141.
- **Chen et al. (2022)** Anpei Chen, Zexiang Xu, Andreas Geiger, Jingyi Yu, and Hao Su. 2022. TensoRF: Tensorial Radiance Fields. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*.
- **Chen et al. (2023b)** Hanlin Chen, Chen Li, and Gim Hee Lee. 2023b. NeuSG: Neural Implicit Surface Reconstruction with 3D Gaussian Splatting Guidance. *arXiv preprint arXiv:2312.00846* (2023).
- **Chen et al. (2023a)** Zhiqin Chen, Thomas Funkhouser, Peter Hedman, and Andrea Tagliasacchi. 2023a. Mobilenerf: Exploiting the polygon rasterization pipeline for efficient neural field rendering on mobile architectures. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 16569–16578.
- **Chen et al. (2023c)** Zhang Chen, Zhong Li, Liangchen Song, Lele Chen, Jingyi Yu, Junsong Yuan, and Yi Xu. 2023c. NeuRBF: A Neural Fields Representation with Adaptive Radial Basis Functions. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 4182–4194.
- **Fridovich-Keil et al. (2022)** Sara Fridovich-Keil, Alex Yu, Matthew Tancik, Qinhong Chen, Benjamin Recht, and Angjoo Kanazawa. 2022. Plenoxels: Radiance Fields without Neural Networks. In *CVPR*.
- **Fu et al. (2022)** Qiancheng Fu, Qingshan Xu, Yew-Soon Ong, and Wenbing Tao. 2022. Geo-Neus: Geometry-Consistent Neural Implicit Surfaces Learning for Multi-view Reconstruction. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)* (2022).
- **Gao et al. (2023)** Jian Gao, Chun Gu, Youtian Lin, Hao Zhu, Xun Cao, Li Zhang, and Yao Yao. 2023. Relightable 3D Gaussian: Real-time Point Cloud Relighting with BRDF Decomposition and Ray Tracing. *arXiv:2311.16043* (2023).
- **Guédon and Lepetit (2023)** Antoine Guédon and Vincent Lepetit. 2023. SuGaR: Surface-Aligned Gaussian Splatting for Efficient 3D Mesh Reconstruction and High-Quality Mesh Rendering. *arXiv preprint arXiv:2311.12775* (2023).
- **Hedman et al. (2021)** Peter Hedman, Pratul P Srinivasan, Ben Mildenhall, Jonathan T Barron, and Paul Debevec. 2021. Baking neural radiance fields for real-time view synthesis. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 5875–5884.
- **Hu et al. (2023)** Wenbo Hu, Yuling Wang, Lin Ma, Bangbang Yang, Lin Gao, Xiao Liu, and Yuewen Ma. 2023. Tri-MipRF: Tri-Mip Representation for Efficient Anti-Aliasing Neural Radiance Fields. In *ICCV*.
- **Insafutdinov and Dosovitskiy (2018)** Eldar Insafutdinov and Alexey Dosovitskiy. 2018. Unsupervised learning of shape and pose with differentiable point clouds. *Advances in neural information processing systems* 31 (2018).
- **Jensen et al. (2014)** Rasmus Jensen, Anders Dahl, George Vogiatzis, Engin Tola, and Henrik Aanæs. 2014. Large scale multi-view stereopsis evaluation. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 406–413.

- **Jiang et al. (2023)** Yingwenqi Jiang, Jiadong Tu, Yuan Liu, Xifeng Gao, Xiaoxiao Long, Wenping Wang, and Yuexin Ma. 2023. GaussianShader: 3D Gaussian Splatting with Shading Functions for Reflective Surfaces. *arXiv preprint arXiv:2311.17977* (2023).
- **Kazhdan and Hoppe (2013)** Michael Kazhdan and Hugues Hoppe. 2013. Screened poisson surface reconstruction. *ACM Transactions on Graphics (ToG)* 32, 3 (2013), 1–13.
- **Kerbl et al. (2023)** Bernhard Kerbl, Georgios Kopanas, Thomas Leimkühler, and George Drettakis. 2023. 3D Gaussian Splatting for Real-Time Radiance Field Rendering. *ACM Transactions on Graphics* 42, 4 (July 2023). https://repo-sam.inria.fr/fungraph/3d-gaussian-splatting/
- **Keselman and Hebert (2022)** Leonid Keselman and Martial Hebert. 2022. Approximate differentiable rendering with algebraic surfaces. In *European Conference on Computer Vision*. Springer, 596–614.
- **Keselman and Hebert (2023)** Leonid Keselman and Martial Hebert. 2023. Flexible techniques for differentiable rendering with 3d gaussians. *arXiv preprint arXiv:2308.14737* (2023).
- **Knapitsch et al. (2017)** Arno Knapitsch, Jaesik Park, Qian-Yi Zhou, and Vladlen Koltun. 2017. Tanks and Temples: Benchmarking Large-Scale Scene Reconstruction. *ACM Transactions on Graphics* 36, 4 (2017).
- **Kopanas et al. (2021)** Georgios Kopanas, Julien Philip, Thomas Leimkühler, and George Drettakis. 2021. Point-Based Neural Rendering with Per-View Optimization. In *Computer Graphics Forum*, Vol. 40. Wiley Online Library, 29–43.
- **Lassner and Zollhofer (2021)** Christoph Lassner and Michael Zollhofer. 2021. Pulsar: Efficient sphere-based neural rendering. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 1440–1449.
- **Li et al. (2023)** Zhaoshuo Li, Thomas Müller, Alex Evans, Russell H Taylor, Mathias Unberath, Ming-Yu Liu, and Chen-Hsuan Lin. 2023. Neuralangelo: High-Fidelity Neural Surface Reconstruction. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Liang et al. (2023)** Zhihao Liang, Qi Zhang, Ying Feng, Ying Shan, and Kui Jia. 2023. GS-IR: 3D Gaussian Splatting for Inverse Rendering. *arXiv preprint arXiv:2311.16473* (2023).
- **Liu et al. (2020)** Lingjie Liu, Jiatao Gu, Kyaw Zaw Lin, Tat-Seng Chua, and Christian Theobalt. 2020. Neural Sparse Voxel Fields. *NeurIPS* (2020).
- **Luiten et al. (2024)** Jonathon Luiten, Georgios Kopanas, Bastian Leibe, and Deva Ramanan. 2024. Dynamic 3D Gaussians: Tracking by Persistent Dynamic View Synthesis. In *3DV*.
- **Mescheder et al. (2019)** Lars Mescheder, Michael Oechsle, Michael Niemeyer, Sebastian Nowozin, and Andreas Geiger. 2019. Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Mildenhall et al. (2020)** Ben Mildenhall, Pratul P. Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T. Barron, Ravi Ramamoorthi, and Ren Ng. 2020. NeRF: Representing Scenes as Neural Radiance Fields for View Synthesis. In *ECCV*.
- **Mildenhall et al. (2021)** Ben Mildenhall, Pratul P Srinivasan, Matthew Tancik, Jonathan T Barron, Ravi Ramamoorthi, and Ren Ng. 2021. Nerf: Representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. *Commun. ACM* 65, 1 (2021), 99–106.
- **Müller et al. (2022)** Thomas Müller, Alex Evans, Christoph Schied, and Alexander Keller. 2022. Instant Neural Graphics Primitives with a Multiresolution Hash Encoding. *ACM Trans. Graph.* 41, 4, Article 102 (July 2022), 15 pages.
- **Niemeyer et al. (2020)** Michael Niemeyer, Lars Mescheder, Michael Oechsle, and Andreas Geiger. 2020. Differentiable Volumetric Rendering: Learning Implicit 3D Representations without 3D Supervision. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Oechsle et al. (2021)** Michael Oechsle, Songyou Peng, and Andreas Geiger. 2021. UNISURF: Unifying Neural Implicit Surfaces and Radiance Fields for Multi-View Reconstruction. In *International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- **Park et al. (2019)** Jeong Joon Park, Peter Florence, Julian Straub, Richard Newcombe, and Steven Lovegrove. 2019. DeepSDF: Learning Continuous Signed Distance Functions for Shape Representation. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Pfister et al. (2000)** Hanspeter Pfister, Matthias Zwicker, Jeroen Van Baar, and Markus Gross. 2000. Surfels: Surface elements as rendering primitives. In *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 335–342.
- **Qian et al. (2023)** Shenhan Qian, Tobias Kirschstein, Liam Schoneveld, Davide Davoli, Simon Giebenhain, and Matthias Nießner. 2023. GaussianAvatars: Photorealistic Head Avatars with Rigged 3D Gaussians. *arXiv preprint arXiv:2312.02069* (2023).

- **Reiser et al. (2021)** Christian Reiser, Songyou Peng, Yiyi Liao, and Andreas Geiger. 2021. KiloNeRF: Speeding up Neural Radiance Fields with Thousands of Tiny MLPs. In *International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- **Reiser et al. (2023)** Christian Reiser, Rick Szeliski, Dor Verbin, Pratul Srinivasan, Ben Mildenhall, Andreas Geiger, Jon Barron, and Peter Hedman. 2023. Merf: Memory-efficient radiance fields for real-time view synthesis in unbounded scenes. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 42, 4 (2023), 1–12.
- **Rückert et al. (2022)** Darius Rückert, Linus Franke, and Marc Stamminger. 2022. Adop: Approximate differentiable one-pixel point rendering. *ACM Transactions on Graphics (ToG)* 41, 4 (2022), 1–14.
- **Schönberger and Frahm (2016)** Johannes Lutz Schönberger and Jan-Michael Frahm. 2016. Structure-from-Motion Revisited. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Schönberger et al. (2016)** Johannes Lutz Schönberger, Enliang Zheng, Marc Pollefeys, and Jan-Michael Frahm. 2016. Pixelwise View Selection for Unstructured Multi-View Stereo. In *European Conference on Computer Vision (ECCV)*.
- **Schöps et al. (2019)** Thomas Schöps, Torsten Sattler, and Marc Pollefeys. 2019. Surfelmeshing: Online surfel-based mesh reconstruction. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 42, 10 (2019), 2494–2507.
- **Shi et al. (2023)** Yahao Shi, Yanmin Wu, Chenming Wu, Xing Liu, Chen Zhao, Haocheng Feng, Jingtuo Liu, Liangjun Zhang, Jian Zhang, Bin Zhou, Errui Ding, and Jingdong Wang. 2023. GIR: 3D Gaussian Inverse Rendering for Relightable Scene Factorization. *Arxiv* (2023). arXiv:2312.05133
- **Sigg et al. (2006)** Christian Sigg, Tim Weyrich, Mario Botsch, and Markus H Gross. 2006. GPU-based ray-casting of quadratic surfaces.. In *PBG@ SIGGRAPH*. 59–65.
- **Sun et al. (2022a)** Cheng Sun, Min Sun, and Hwann-Tzong Chen. 2022a. Direct Voxel Grid Optimization: Super-fast Convergence for Radiance Fields Reconstruction. In *CVPR*.
- **Sun et al. (2022b)** Cheng Sun, Min Sun, and Hwann-Tzong Chen. 2022b. Improved Direct Voxel Grid Optimization for Radiance Fields Reconstruction. *arxiv cs.GR 2206.05085* (2022).
- **Wang et al. (2021)** Peng Wang, Lingjie Liu, Yuan Liu, Christian Theobalt, Taku Komura, and Wenping Wang. 2021. NeuS: Learning Neural Implicit Surfaces by Volume Rendering for Multi-view Reconstruction. *Advances in Neural Information Processing Systems* 34 (2021), 27171–27183.
- **Wang et al. (2023)** Yiming Wang, Qin Han, Marc Habermann, Kostas Daniilidis, Christian Theobalt, and Lingjie Liu. 2023. NeuS2: Fast Learning of Neural Implicit Surfaces for Multi-view Reconstruction. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- **Weyrich et al. (2007)** Tim Weyrich, Simon Heinzle, Timo Aila, Daniel B Fasnacht, Stephan Oetiker, Mario Botsch, Cyril Flaig, Simon Mall, Kaspar Rohrer, Norbert Felber, et al. 2007. A hardware architecture for surface splatting. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 26, 3 (2007), 90–es.
- **Whelan et al. (2016)** Thomas Whelan, Renato F Salas-Moreno, Ben Glocker, Andrew J Davison, and Stefan Leutenegger. 2016. ElasticFusion: Real-time dense SLAM and light source estimation. *The International Journal of Robotics Research* 35, 14 (2016), 1697–1716.
- **Wiles et al. (2020)** Olivia Wiles, Georgia Gkioxari, Richard Szeliski, and Justin Johnson. 2020. SynSin: End-to-end View Synthesis from a Single Image. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Xie et al. (2023)** Tianyi Xie, Zeshun Zong, Yuxing Qiu, Xuan Li, Yutao Feng, Yin Yang, and Chenfanfu Jiang. 2023. PhysGaussian: Physics-Integrated 3D Gaussians for Generative Dynamics. *arXiv preprint arXiv:2311.12198* (2023).
- **Yan et al. (2023)** Yunzhi Yan, Haotong Lin, Chenxu Zhou, Weijie Wang, Haiyang Sun, Kun Zhan, Xianpeng Lang, Xiaowei Zhou, and Sida Peng. 2023. Street Gaussians for Modeling Dynamic Urban Scenes. (2023).
- **Yao et al. (2018)** Yao Yao, Zixin Luo, Shiwei Li, Tian Fang, and Long Quan. 2018. MVSNet: Depth Inference for Unstructured Multi-view Stereo. *European Conference on Computer Vision (ECCV)* (2018).
- **Yariv et al. (2021)** Lior Yariv, Jiatao Gu, Yoni Kasten, and Yaron Lipman. 2021. Volume rendering of neural implicit surfaces. *Advances in Neural Information Processing Systems* 34 (2021), 4805–4815.
- **Yariv et al. (2023)** Lior Yariv, Peter Hedman, Christian Reiser, Dor Verbin, Pratul P. Srinivasan, Richard Szeliski, Jonathan T. Barron, and Ben Mildenhall. 2023. BakedSDF: Meshing Neural SDFs for Real-Time View Synthesis. *arXiv* (2023).

- **Yariv et al. (2020)** Lior Yariv, Yoni Kasten, Dror Moran, Meirav Galun, Matan Atzmon, Basri Ronen, and Yaron Lipman. 2020. Multiview Neural Surface Reconstruction by Disentangling Geometry and Appearance. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33 (2020).
- **Yifan et al. (2019)** Wang Yifan, Felice Serena, Shihao Wu, Cengiz Öztireli, and Olga Sorkine-Hornung. 2019. Differentiable surface splatting for point-based geometry processing. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 38, 6 (2019), 1–14.
- **Yu et al. (2021)** Alex Yu, Ruilong Li, Matthew Tancik, Hao Li, Ren Ng, and Angjoo Kanazawa. 2021. PlenOctrees for Real-time Rendering of Neural Radiance Fields. In *ICCV*.
- **Yu et al. (2022a)** Zehao Yu, Anpei Chen, Bozidar Antic, Songyou Peng, Apratim Bhattacharyya, Michael Niemeyer, Siyu Tang, Torsten Sattler, and Andreas Geiger. 2022a. SDFStudio: A Unified Framework for Surface Reconstruction. https://github.com/autonomousvision/sdfstudio
- **Yu et al. (2024)** Zehao Yu, Anpei Chen, Binbin Huang, Torsten Sattler, and Andreas Geiger. 2024. Mip-Splatting: Alias-free 3D Gaussian Splatting. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2024).
- **Yu and Gao (2020)** Zehao Yu and Shenghua Gao. 2020. Fast-MVSNet: Sparse-to-Dense Multi-View Stereo With Learned Propagation and Gauss-Newton Refinement. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- **Yu et al. (2022b)** Zehao Yu, Songyou Peng, Michael Niemeyer, Torsten Sattler, and Andreas Geiger. 2022b. MonoSDF: Exploring Monocular Geometric Cues for Neural Implicit Surface Reconstruction. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)* (2022).
- **Zhang et al. (2020)** Kai Zhang, Gernot Riegler, Noah Snavely, and Vladlen Koltun. 2020. NeRF++: Analyzing and Improving Neural Radiance Fields. *arXiv:2010.07492* (2020).
- **Zhou et al. (2018)** Qian-Yi Zhou, Jaesik Park, and Vladlen Koltun. 2018. Open3D: A Modern Library for 3D Data Processing. *arXiv:1801.09847* (2018).
- **Zielonka et al. (2023)** Wojciech Zielonka, Timur Bagautdinov, Shunsuke Saito, Michael Zollhöfer, Justus Thies, and Javier Romero. 2023. Drivable 3D Gaussian Avatars. (2023). arXiv:2311.08581 [cs.CV]
- **Zwicker et al. (2001a)** Matthias Zwicker, Hanspeter Pfister, Jeroen Van Baar, and Markus Gross. 2001a. EWA volume splatting. In *Proceedings Visualization, 2001. VIS'01.* IEEE, 29–538.
- **Zwicker et al. (2001b)** Matthias Zwicker, Hanspeter Pfister, Jeroen Van Baar, and Markus Gross. 2001b. Surface splatting. In *Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. 371–378.
- **Zwicker et al. (2004)** Matthias Zwicker, Jussi Rasanen, Mario Botsch, Carsten Dachsbacher, and Mark Pauly. 2004. Perspective accurate splatting. In *Proceedings-Graphics Interface*. 247–254.

附录A 深度畸变细节

S043 · 英文底本 p.9

Barron等在射线样本上计算畸变；我们操作高斯图元，交点深度未必有序。因此采用$\mathcal{L}_2$损失，并把交深z变换到NDC：$m=\mathrm{NDC}(z)$，以降低远高斯权重；近、远面经验设为0.2与1000。实现基于Sun等，同样采用分块渲染。嵌套算法可改为单次前向：（17）

$$
\begin{aligned}
\mathcal{L} &= \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{i-1}\omega_i\omega_j(m_i-m_j)^2 \\
&= \sum_{i=0}^{N-1}\omega_i\left(m_i^2\sum_{j=0}^{i-1}\omega_j+\sum_{j=0}^{i-1}\omega_j m_j^2-2m_i\sum_{j=0}^{i-1}\omega_j m_j\right) \\
&= \sum_{i=0}^{N-1}\omega_i\left(m_i^2A_{i-1}+D_{i-1}^2-2m_iD_{i-1}\right),
\end{aligned}
$$

，其中$A_i=\sum_{j=0}^{i}\omega_j$、$D_i=\sum_{j=0}^{i}\omega_j m_j$、$D_i^2=\sum_{j=0}^{i}\omega_j m_j^2$。

原段引文：（ Barron et al., 2022b ）；（ Sun et al., 2022b ）

S044 · 英文底本 p.9

具体令$e_i = \left(m_i^2 A_{i-1} + D_{i-1}^2 - 2m_i D_{i-1}\right)$，畸变损失即可“渲染”为$\mathcal{L}_i = \sum_{j=0}^{i} \omega_j e_j$，$\mathcal{L}_i$表示直到第$i$个高斯的深度畸变。从前向后步进时，同时累计$A_i$、$D_i$、$D_i^2$，为下一次$\mathcal{L}_{i+1}$准备；梯度则由后向前反传。隐式方法中的$m$为预定义、不可微采样深度；我们额外通过交点$m$反传，直接推动高斯紧密聚集。

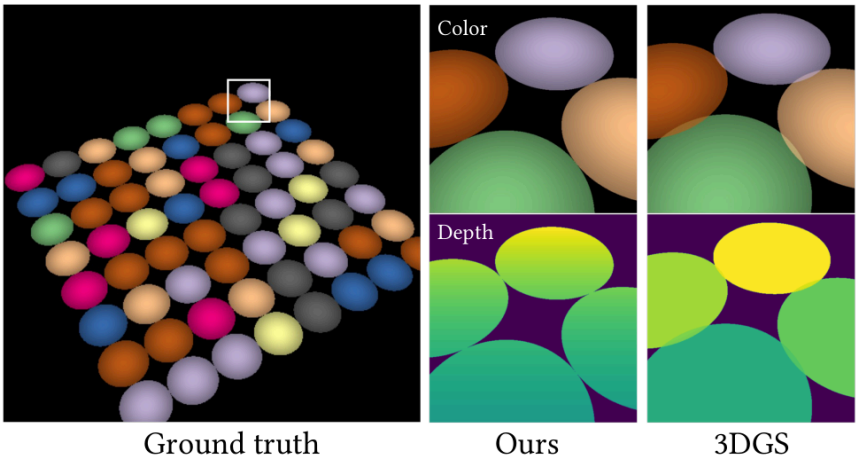


图7. 由二维高斯铺成的平面。3DGS采用的仿射近似产生透视畸变与不准深度，违反法线一致性。

原段引文：(Zwicker et al., 2001b)；(Kerbl et al., 2023)

附录B 深度计算

均值深度

S045 · 英文底本 p.10

网格化可选择两种深度。均值/期望深度为交深加权：（18）$z_{\text{mean}} = \sum_i \omega_i z_i \,/\, (\sum_i \omega_i + \epsilon)$。$\omega_i = T_i \alpha_i \hat{\mathcal{G}}_i(\mathbf{u}(\mathbf{x}))$为第$i$个高斯的权重贡献，$T_i = \prod_{j=1}^{i-1}(1 - \alpha_j \hat{\mathcal{G}}_j(\mathbf{u}(\mathbf{x})))$度量可见性。需用累计alpha$A = \sum_i \omega_i$归一化，保证深度可视化中一个二维高斯呈平面盘。

中位深度

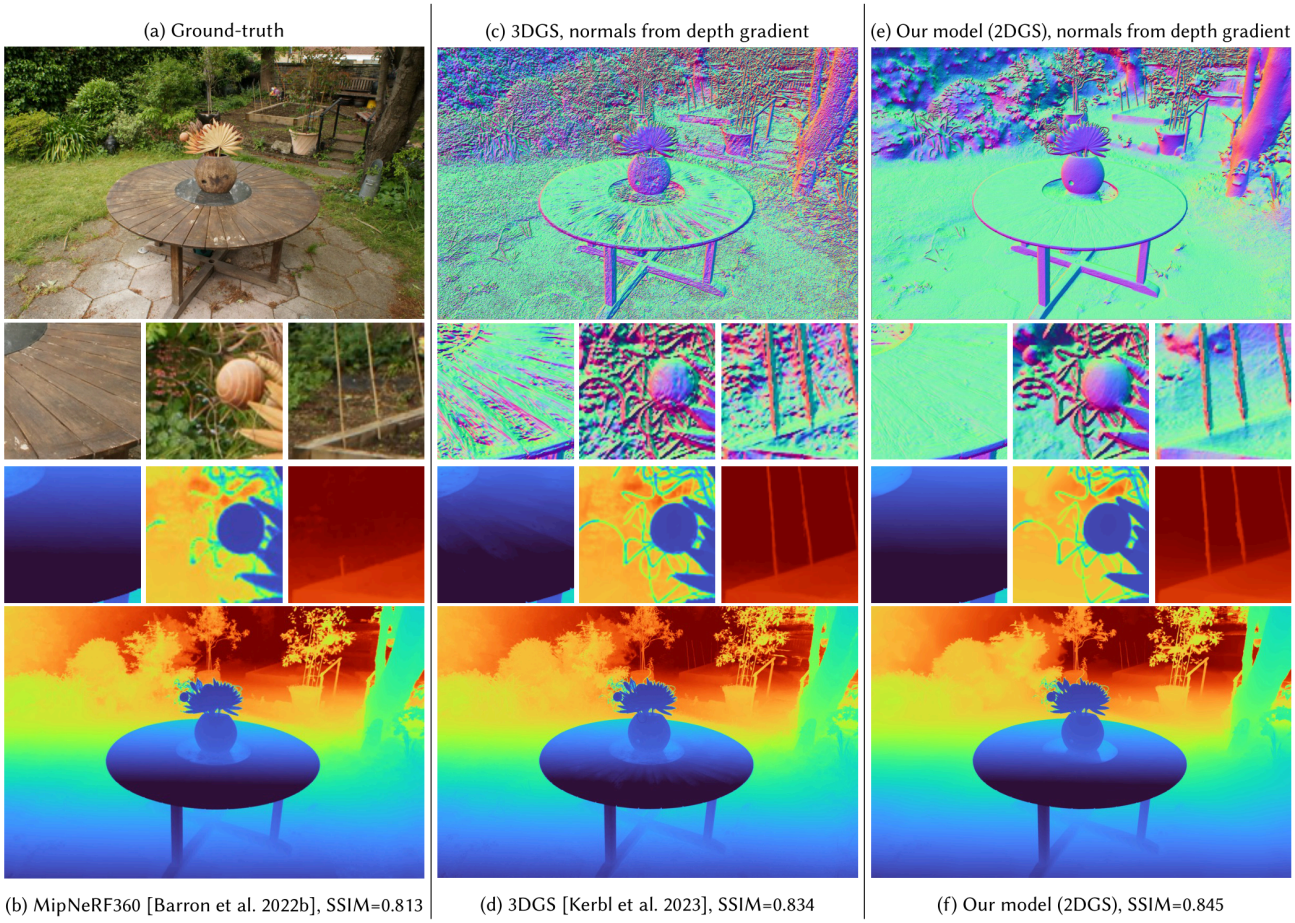
S046 · 英文底本 p.10

中位深度取最大的“可见”深度，以$T_i = 0.5$为表面与自由空间分界：（19）

$$z_{\text{median}} = \max\{z_i | T_i > 0.5\}.$$

。相较Luiten等，我们的中位深度更稳健；射线累计alpha未到0.5时，Luiten等设默认值15，我们取最后一个高斯，更准确且适合训练。

原段引文：(Luiten et al., 2024)



（a）真值。

（b）MipNeRF360，SSIM=0.813。

原段引文：(Barron et al., 2022b)

（c）3DGS，由深度梯度计算的法线。

（d）3DGS，SSIM=0.834。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

（e）本模型2DGS，由深度梯度计算的法线。

（f）本模型2DGS，SSIM=0.845。

图8. 比较MipNeRF360、3DGS与本方法的深度图。3DGS（d）和2DGS（f）采用式（18）渲染并按MipNeRF360方式可视化；另用式（15）展示3DGS（c）和本方法（e）深度梯度法线，以突出表面平滑度。MipNeRF360可产生合理平滑深度，但采样可能丢失细结构。3DGS与2DGS均擅长薄结构，但3DGS深度图有明显噪声。我们产生的深度样本法线则与渲染法线图一致（图1b），从而改进网格提取中的深度融合。

原段引文：(Barron et al., 2022b)；(Kerbl et al., 2023)

附录C 额外基线

S047 · 英文底本 p.10

表6列出额外基线，用于消融设计影响，并把本方法网格提取整合进基线以全面分析。SuGaR粗阶段以SPSR从深度点提取网格，再用网格渲染器细化。我们把SPSR换成深度图TSDF，后续细化相同；但其平坦高斯求交所得深度稀疏、不连续，TSDF适配反而更差。对3DGS，则用SPSR生成网格；因三维高斯无法线，将法线作为可训练参数，以法线一致性从深度图蒸馏；再用全部中心点执行SPSR，比TSDF改善总体完整性指标。

原段引文：(Gao et al., 2023 ; Liang et al., 2023)

S048 · 英文底本 p.10

最后对2DGS消融，逐步加入TSDF、透视正确光栅化、中位深度可提升性能。仿射近似基线使用3DGS光栅化，把一个尺度设为$1e^{-6}$。虽然仿射近似已有效，但加入所提射线–溅射求交后，透视下深度更准（图7），进而改善深度融合。

表6. DTU额外基线，全部模型训练30k次迭代。

	Accuracy ↓	Completion ↓	Average ↓
SuGaR	1.48	1.17	1.33
SuGaR + TSDF	2.47	1.90	2.18
3DGS + SPSR (center)	2.05	1.25	1.65
3DGS + TSDF (mean)	1.93	1.99	1.96
2DGS + SPSR (center)	1.25	0.89	1.07
2DGS (affine approx) + TSDF (mean)	0.96	1.20	1.08
2DGS (our rasterizer) + TSDF (mean)	0.79	0.98	0.88
2DGS (our rasterizer) + TSDF (median)	0.78	0.83	0.80

附录D 更多结果

S049 · 英文底本 p.10

表7表明，即使不使用正则，二维高斯溅射仍有相当性能。表9列出MipNeRF360逐场景指标；图8比较本方法、3DGS、MipNeRF360的渲染深度。

原段引文：(Barron et al., 2022b)

表7. Synthetic NeRF的PSNR。无需正则，本模型仍有相当性能。

	Mic	**Chair**	**Ship**	**Materials**	**Lego**	**Drums**	**Ficus**	**Hotdog**	**Mean**
Plenoxels	33.26	33.98	29.62	29.14	34.10	25.35	31.83	36.81	31.76
INGP-Base	36.22	35.00	31.10	29.78	36.39	26.02	33.51	37.40	33.18
Mip-NeRF	36.51	35.14	30.41	30.71	35.70	25.48	33.29	37.48	33.09
3DGS	35.36	35.83	30.80	30.00	35.78	26.15	34.87	37.72	33.32
Ours	35.09	35.05	30.60	29.74	35.10	26.05	35.57	37.36	33.07

表8. TnT的PSNR。

	Barn	Caterpillar	Courthouse	Ignatius	Meetingroom	Truck	Mean
SuGaR	28.63	23.27	23.33	20.72	25.47	24.40	24.16
3DGS	27.99	24.82	23.33	23.95	26.89	25.01	25.33
Ours	28.79	24.23	23.51	23.82	26.15	26.85	25.56

表9. MipNeRF360的PSNR↑、SSIM↑与原文标作LIPPS↓的分数。

	bicycle	flowers	garden	stump	treehill	room	counter	kitchen	bonsai	mean
SugaR	23.34	19.54	25.40	25.07	21.30	29.97	27.56	29.41	30.77	25.82
3DGS	25.24	21.52	27.41	26.55	22.49	30.63	28.70	30.32	31.98	27.20
Ours	24.87	21.15	26.95	26.47	22.27	31.06	28.55	30.50	31.52	27.03
SuGaR	0.634	0.499	0.762	0.705	0.546	0.904	0.885	0.902	0.933	0.752
3DGS	0.771	0.605	0.868	0.775	0.638	0.914	0.905	0.922	0.938	0.815
Ours	0.752	0.588	0.852	0.765	0.627	0.912	0.900	0.919	0.933	0.805
SuGaR	0.354	0.407	0.240	0.325	0.452	0.259	0.244	0.178	0.220	0.298
3DGS	0.205	0.336	0.103	0.210	0.317	0.220	0.204	0.129	0.205	0.214
Ours	0.218	0.346	0.115	0.222	0.329	0.223	0.208	0.133	0.214	0.223

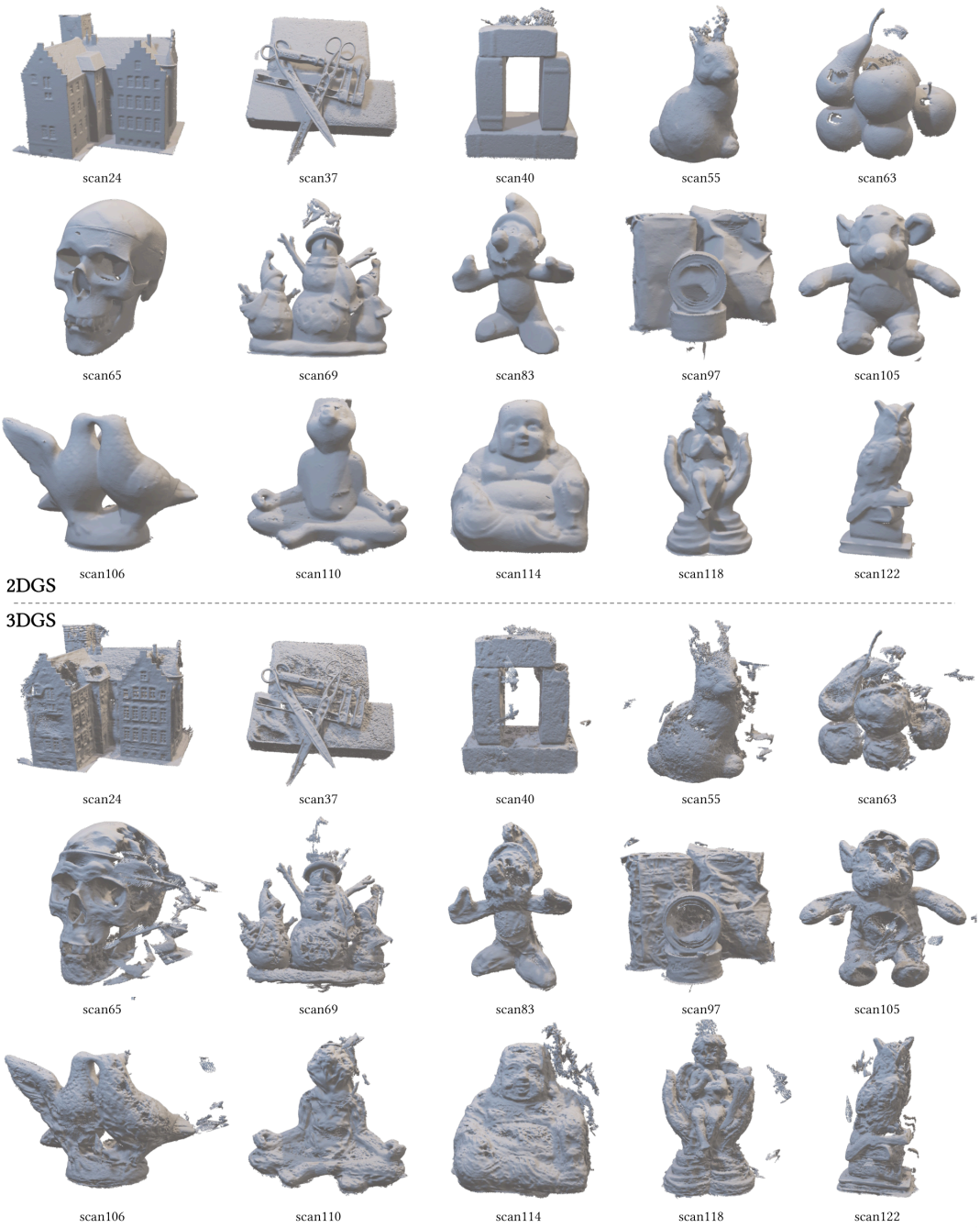


图9. 2DGS与3DGS表面重建比较；网格均对深度图执行TSDF提取。

原段引文：(Kerbl et al., 2023)

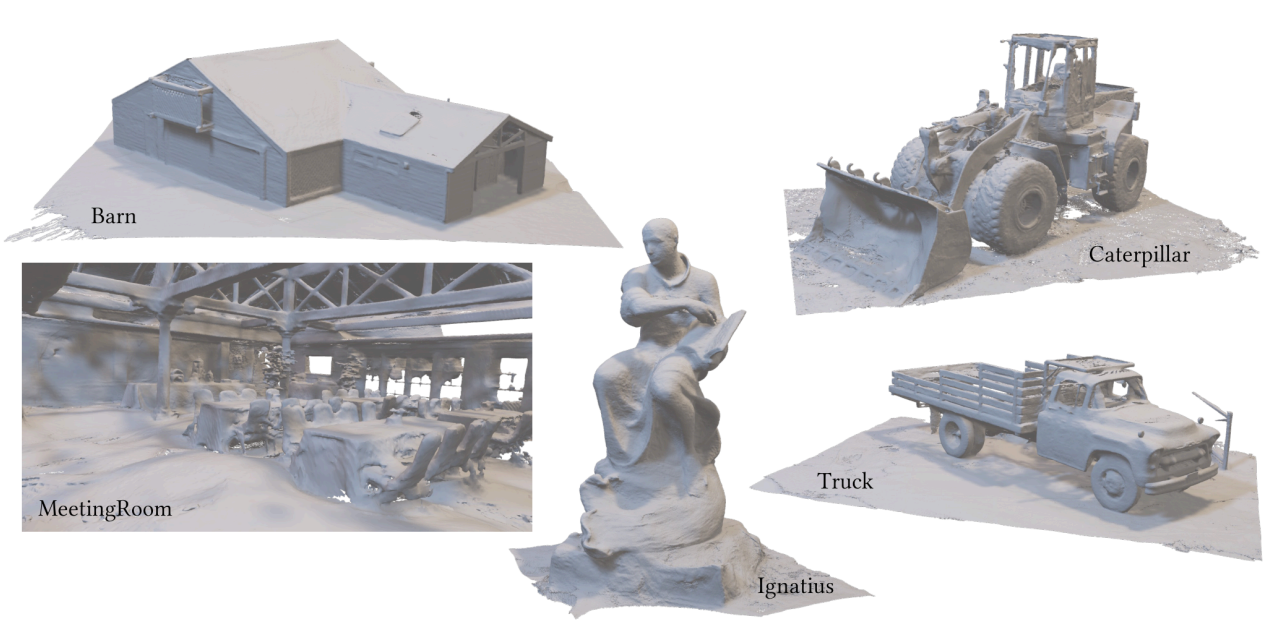


图10. Tanks and Temples定性研究。

原段引文：(Knapitsch et al., 2017)

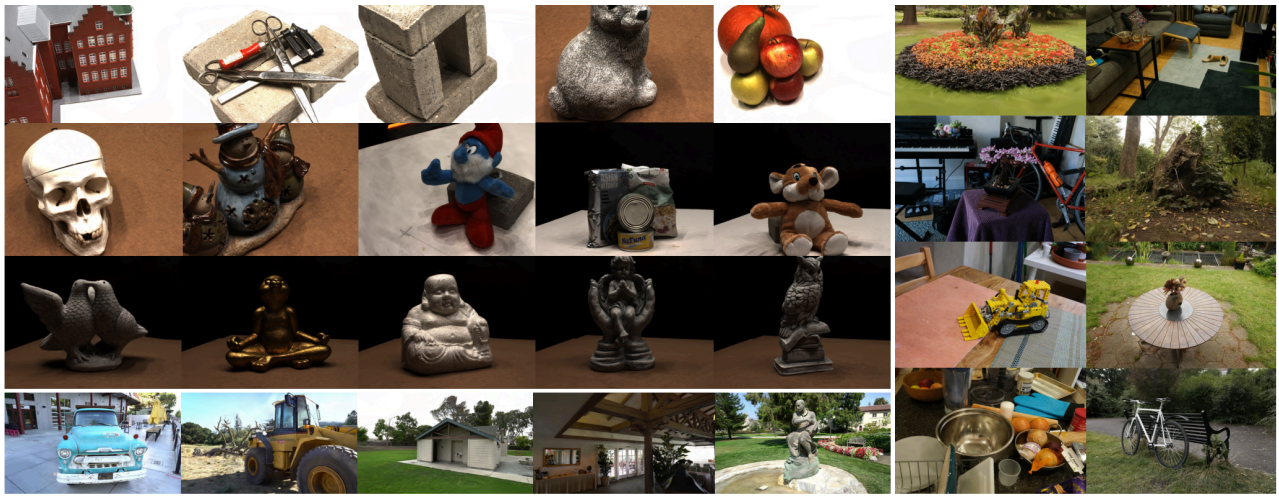


图11. 重建二维高斯盘的外观渲染，包括DTU、TnT和Mip-NeRF360。

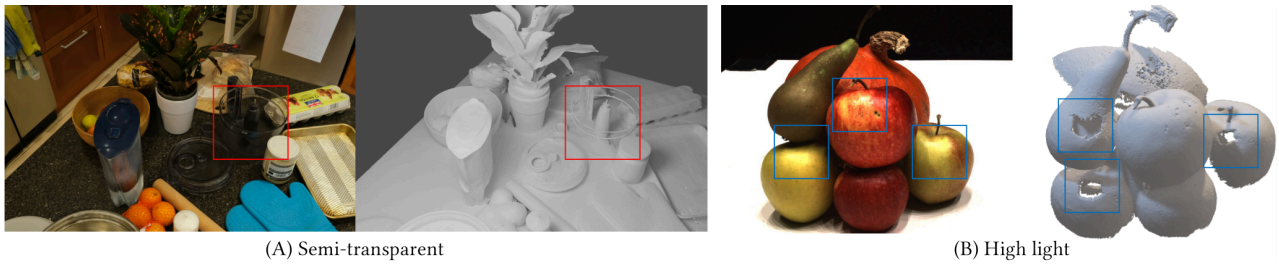


图12. 局限示例：2DGS难以准确重建半透明表面，如（A）中玻璃；高光强区域还易出现孔洞，如（B）。

统一术语

Gaussian splatting	高斯溅射
radiance field	辐射场
Structure-from-Motion / SfM	运动恢复结构

spherical harmonics / SH	球谐
covariance	协方差
alpha blending	alpha混合
ray-splat intersection	射线–溅射求交
normal consistency	法线一致性
depth distortion	深度畸变

本机工程映射（译后独立阅读札记）

三维高斯是场景重建与渲染表示，不等于闭环动力学模型或动作策略。S9中45°视角变化后的59/64成功来自已标定、已配准的世界系点云与插槽几何；不能据此推出仅重建高PSNR高斯便获得SE(3)鲁棒性。2DGS深度/法线一致性可改善表面点和SDF构建的输入，但仍需误差标定、碰撞裕量与动态更新。

S7的单步生成质量与S3的闭环接触恢复问题，分别属于生成积分误差和分布偏移；3DGS实时光栅化只解决观测表示及渲染成本。S8的824.5 FPS计时从显存原始事件开始，不包含采集与主机上传；事件体素、光流和涡量不能直接替换静态RGB多视图重建假设。工程衔接应分别报告重建误差、标定误差、推理延迟与闭环成功率。

依据：V:/_astra_sprint_hub/logs/S3、S7、S8、S9/final_message.md（2026-11-25只读核对）。