

GC-3DGS：面向 3DGS 的梯度校正优化

徐明强^{1,2} 谢晓尧^{1,2} 刘嵩^{1,2*} 刘建成³ 王冲³

XU Mingqiang XIE Xiaoyao LIU Song LIU Jiancheng WANG Chong

摘要

3D 高斯泼溅 (3DGS) 技术实现了高效优质的 3D 重建,但在自适应密度控制方面仍面临挑战,特别是在视角覆盖不足的区域,易出现梯度累积不均与细节表征失准等问题。针对这些局限,文章提出了一系列改进方案:首先设计高斯形体增强策略,通过分割过度细长的高斯元提升其精细细节捕捉能力;其次引入梯度校正机制,依据各高斯元在不同视角下的深度分布与像素覆盖范围动态调整其梯度贡献,确保梯度分配的精确性;此外构建视角补偿策略,在重建不足区域克隆额外高斯元以增强场景保真度。通过在 Tanks&Temples 数据集及自建数据集上的实验验证,所提方法在渲染质量与模型精度上均优于 3DGS 方法,展现出广泛场景适应能力。

关键词

3D 高斯泼溅;视图合成;有效秩;点云渲染

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.017

0 引言

新视角合成技术近年来在神经辐射场 (NeRF) [1] 与 3D 高斯泼溅 (3DGS) [2] 的推动下取得显著进展。NeRF 通过将场景编码为隐式神经网络,不仅实现了高质量渲染,还能有效建模复杂光照与遮挡关系。然而,其依赖于密集射线采样与体积渲染的计算范式,严重限制了实时应用的可行性。

相较之下,3DGS 以显式点云为基础,通过高斯分布建模点的属性与密度,在渲染速度上实现了质的飞跃,具备更强的交互性与实用性。尽管如此,3DGS 在点云密度调控和低频区域的细节表达方面仍存在显著不足。同时,现有方法在梯度优化策略以及视角信息完备性等关键问题上尚缺乏系统性的解决方案,制约了其在复杂场景下的建模精度与重建质量 [3]。

为应对上述挑战,本文提出一种几何约束增强的高斯表征优化框架。该框架融合了动态形状调控机制、梯度均衡策略与视角补偿方法,在保持 3DGS 实时渲染优势的同时,显著提升了场景的细节还原能力与几何一致性。具体而言,框架通过自适应调整高斯形状密度强化边界建模,并结合多视角一致性策略补偿信息缺失区域,从而实现高效精细的场景重建。

在多个公开数据集上的实验结果表明,本文方法在重建

精度、细节表现和渲染效率方面均优于 3DGS 方法及轻量级 NeRF 变体,展现出良好的应用前景与推广潜力。

1 相关工作

1.1 基于 NeRF 的三维重建

NeRF 是一种基于多层感知神经网络 (multi-layer perceptron, MLP^[4]) 的隐式表示方法,通过对场景的辐射场与体积密度进行建模,结合可微分体积渲染技术,实现了高保真的光照模拟、遮挡推理与视角合成,已成为新视角图像合成领域的代表性方法。然而,NeRF 依赖于密集的射线采样与高维积分计算,导致其训练过程计算开销巨大,单场景训练常需数小时至数天,单帧渲染亦需数分钟,难以满足实时渲染或交互式应用需求。为解决上述问题,已有诸多研究致力于加速 NeRF 的训练与推理过程。例如, Mip-NeRF [5] 引入多分辨率圆锥台采样策略,在显著提升抗锯齿能力的同时保留了原有精度; Zip-NeRF^[6] 结合哈希缓存机制与模型剪枝技术,实现了约 5 倍的推理加速;而 Instant-NGP^[7] 采用多分辨率哈希编码与紧凑神经网络结构,将训练时间缩短至数分钟内,显著提高了方法的实用性。

1.2 基于 3DGS 的新视角合成

相较之下,3DGS 以显式高斯点云作为基础表示,通过可微分光栅化实现毫秒级新视角合成 [8],在交互式与嵌入式应用中展现出广阔前景。3DGS 可通过点大小、形状与密度调节进行灵活建模,但在点云密度自适应调控方面易出现不连续的几何伪影,尤其在边缘与低纹理区域,难以有效保留结构细节。针对点分布与属性建模,已有工作尝试引入视角引导的点属

1. 贵州师范大学贵州省先进计算全省重点实验室
贵州贵阳 550001
2. 贵州师范大学网络空间安全学院 贵州贵阳 550001
3. 四川省文物考古研究院 四川成都 610093

性插值与多尺度点云结构编码以提升建模鲁棒性^[9]，但在低频观测区域的细节还原方面仍存在显著不足^[10]。

本文在保证 3DGS 的计算效率的基础上，引入动态梯度校正与视角补偿机制，通过有效秩分析优化高斯形状参数，在保持实时性的同时提升几何细节重建质量。实验验证该方法在纹理保留度与边缘锐利度等指标上优于 3DGS 方案，为复杂场景的新视角合成提供新范式。

2 方法

2.1 预备知识

2.1.1 三维高斯散射

3DGS 通过一组高斯函数 $\{G_i\}_{i=1}^K$ 表示三维场景，采用体积散射渲染方法。每个高斯函数 G_i 定义为：

$$G(x) = \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right) \quad (1)$$

式中： $\mu \in \mathbb{R}^3$ 为均值； $\Sigma \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为协方差矩阵。

为了确保优化过程中 Σ 的半正定性，采用参数化表示：

$$\Sigma = R S S^T R^T \quad (2)$$

式中： R 为 3×3 正交旋转矩阵； $S = \text{diag}(s_1, s_2, s_3)$ 为缩放矩阵。

在渲染过程中，通过相机投影矩阵 W 将三维高斯投影到二维屏幕空间，计算投影协方差矩阵 $\Sigma'_i = W \Sigma W^T$ 。高斯按深度顺序混合生成最终图像：

$$c(u) = \sum_{k=1}^K c_k \alpha_k \prod_{j=1}^{k-1} (1 - \alpha_j) \quad (3)$$

式中： c_k 为第 k 个高斯的视角相关颜色； α_k 为不透明度。

此混合过程正确处理高斯重叠与深度遮挡，支持高质量场景重建。

2.1.2 有效秩分析

给定矩阵 A 的奇异值分解 $A = U D V^T$ ，其中 D 包含按降序排列的奇异值 $\{\sigma_i\}_{i=1}^L$ ：

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_L \geq 0, L = \min(M, N) \quad (4)$$

归一化奇异值：

$$q_i = \frac{\sigma_i}{\|\sigma\|_1}, i = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

则有效秩定义为^[11]：

$$\text{erank}(A) = \exp\left(-\sum_{i=1}^L q_i \log q_i\right) \quad (6)$$

2.2 增强高斯形态

在基于高斯的场景表示中，高斯的几何形态对场景建模精度至关重要。为优化高斯几何，计算其协方差矩阵 Σ_k 的有效秩，以量化各向异性程度。协方差矩阵计算为：

$$\Sigma_k = R_k S_k S_k^T R_k^T \quad (7)$$

式中： R_k 为旋转矩阵； $S_k S_k^T$ 为对角矩阵，包含降序排列的奇异值平方（即 $s_1^2 \geq s_2^2 \geq s_3^2 > 0$ ）。

基于奇异值分布的熵 $H(R_k)$ ，定义高斯的有效秩：

$$H(G_k) = -\sum_{i=1}^3 q_i \log q_i \quad (8)$$

式中： $q_i = \frac{s_i^2}{S}, S = \sum_{i=1}^3 s_i^2$ 。 q_i 表示各奇异值在总方差中的占比。

高斯的有效秩为：

$$\text{erank}(G_k) = \exp(H(G_k)) \quad (9)$$

有效秩能够深刻反映高斯在空间中的分布特性^[12]。有效秩越低，表明高斯形状的各向异性越强，其延展方向往往被一个或多个维度主导。此类细长的高斯在表征细粒度场景细节时效率低下，会导致三维空间覆盖失衡并浪费计算资源，具体来说，当高斯的有效秩趋近于 1 的时候，会呈现细长的形状，当其趋近于 2 的时候会呈现扁平的形状，如图 1 所示（其中深色地方是高斯参与计算的像素，浅色地方是参与计算，但没有对像素产生贡献）。为解决这一问题，对有效秩最低的 8% 高斯实施分裂操作 $G_k \rightarrow \{G_{k,1}, G_{k,2}, G_{k,3}\}$ ，并通过一致性正则化项来进一步约束高斯的形状：

$$L_C = \lambda_C \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log\left(1 + (s_{l,k} - s_{m,k})^2\right) \quad (10)$$

式中： $s_{l,k}$ 、 $s_{m,k}$ 为高斯 G_k 缩放参数的最大值和次最大值； λ_C 为用来控制正则项强度。

该正则项通过有效抑制高斯最长轴与中轴之间的差异，促进各向同性分布，显著提升三维空间中高斯分布的均匀性和计算效率。

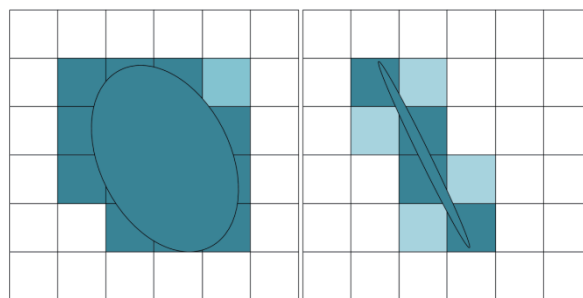


图 1 高斯有效秩在不同取值示意图

2.3 梯度校正

为确保高斯致密化过程中梯度更新的平衡性，本文提出基于深度分布和像素覆盖的策略。距离相机较近的区域分配更高密度的高斯元素以捕捉细节，较远区域则减少高斯数量以保持几何一致性。像素覆盖调整进一步确保高斯元素根据场景复杂度自适应分布，避免间隙或重叠^[13]。这种深度与像素感知策略增强了多视角优化过程中的结构对齐和细节保留能力，显著提升场景重建质量。

本文采用两个校正因子细化梯度更新，分别反映深度和像素覆盖对各高斯元素的相对重要性。这些校正针对每个相机视角独立进行的。通过引入视角索引 v ，确保每个高斯元素的更新权重根据其在特定视点下的深度和覆盖情况自适应调整。引入深度校正因子和像素覆盖校正因子平衡梯度更新。

深度校正因子:

$$D_{k,v} = \alpha \exp \left(-\frac{\Delta_{\text{depth},k,v}}{\delta_{\text{depth},v}} \right) \quad (11)$$

式中: $\Delta_{\text{depth},k,v}$ 表示第 v 视角下高斯元素 G_k 的深度值; $\delta_{\text{depth},v} = \text{mean}(\Delta_{\text{depth},k,v}) \times 0.35$, 取该视角下所有高斯元素深度均值的 35%, 作为深度校正的基准尺度; 系数 α 控制校正权重, 较大值会增强近处高斯元素在当前视角下的梯度影响。优先处理场景深度最近 35% 范围内的高斯元素, 以增强前景区域的细节表达 (如复杂纹理和几何结构)。这些元素的分布和梯度贡献会根据各视角下的相机距离动态调整, 实现局部深度变化的精确对齐。引入缩放因子 α_d 可调节深度校正的敏感度, 平衡不同视角和场景范围间的优化一致性。

像素覆盖校正因子:

$$P_{k,v} = \left(\beta \exp \left(-\frac{1}{n_{k,v}} \right) + 1 \right)^2 \quad (12)$$

式中: $n_{k,v}$ 为第 v 视角下高斯元素 G_k 在二维投影空间的像素覆盖数量; 系数 β 为调节校正强度, 较高值可增强小覆盖区域高斯的优化贡献。

通过独立计算每个视角下高斯元素的像素覆盖量, 动态调整该视角下的梯度积累过程。这种机制防止单一高斯在特定视角下过度主导像素空间, 确保场景细节在不同视角间保持平衡表达, 避免局部过拟合或欠拟合现象^[14]。

最终梯度更新采用多视角校正因子的归一化加权融合, 对每个高斯元素 G_k , 其修正梯度计算为:

$$\nabla L_k' = \frac{\sum_v \nabla L_k (D_{k,v} + P_{k,v})}{\sum_v P_{k,v}} \quad (13)$$

原始梯度 ∇L_k 经过各视角的深度和像素覆盖校正后, 通过加权平均实现跨视角平衡。这种聚合方式确保梯度更新既考虑局部视角特性, 又保持全局场景一致性, 最终获得细节丰富且结构精确的三维重建结果。

2.4 视点补偿

为解决特定视角下高斯元素表达不足的问题, 本文提出基于多视角频率、不透明度及可见性分析的补偿方法。通过识别低参与度的高斯元素并调整其优化权重, 增强其在场景重建中的贡献。

具体实施流程如下: 若某高斯元素 G_k 在全体视角下的渲染参与次数 (即累积贡献次数 D_k) 低于预设阈值 τ_{freq} , 则判定为低频率元素^[15]。定义掩码函数:

$$L_{\text{Mask}_k} = \begin{cases} 1, & \text{if } D_k \leq \tau_{\text{freq}} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

此类元素通常对应跨视角一致性较差的稀疏或远景细节, 需通过后续补偿提升其表达。

对低频率高斯元素 G_k , 其梯度更新的视角权重由出现频率与不透明度共同决定, 视角权重计算^[16]:

$$w_k = F_k \cdot \exp(-\text{opacity}_k) \quad (15)$$

式中: F_k 表示元素在场景中的出现频次; opacity_k 表示不

透明度。指数项使高不透明元素获得更大权重, 而低不透明元素影响减弱, 确保优化过程聚焦于视觉显著区域。

基于权重分布设定分位数阈值 (如取权重最低的 8% 元素), 标记为低可见性高斯。对此类元素执行克隆操作, 并在场景空间内重新分布: 克隆过程优先扩展低可见性元素的局部高密度区域; 通过自适应致密化调整其空间分布, 增强跨视角覆盖能力。该策略有效改善了初始重建中被忽视的稀疏元素表达, 通过选择性增强其优化权重与空间分布, 显著提升场景细节的局部精细度与全局一致性。实验表明, 该方法在复杂几何重建与远景连续性方面具有优越性, 尤其在多视角差异显著的场景中效果突出。

3 实验

3.1 实验设置

本文在两个广泛使用的公开数据集和一个满足研究需求的自建数据集上评估方法。自建数据集包含无人机拍摄的文化遗产场景, 因其复杂几何结构与细节特性呈现了真实挑战。公开数据集包括提供多样化场景的 Mip-NeRF 360^[17] 和以丰富纹理与复杂几何著称的 Tanks & Temples^[18]。这些数据集在三维重建与新视角合成领域具有权威性, 是评估方法性能的理想基准。通过实验, 全面验证了方法在静态场景中的鲁棒性、精确度及复杂几何处理能力, 突显其在实际应用中的价值。

(1) 基线方法: 与 3DGS、GaussianPro^[19] 以及 Mip-NeRF 360 等前沿方法对比。这些基线在复杂几何处理与合成质量上表现优异, 覆盖多样的三维场景表征视角。

(2) 训练配置: 遵循 3DGS 设置进行 30 000 次迭代训练, 数据预处理与优化参数保持一致以确保公平性。

(3) 超参数: 梯度校正权重因子 $\lambda_1=5$ 、 $\lambda_2=10$ 。前 15 000 次迭代中, 每 1 000 次执行形状增强, 每 2 000 次进行视角校正 (选择阈值设为 3), 持续优化场景几何一致性。

(4) 硬件: 单张 NVIDIA RTX 4090D GPU (24 GB 显存) 支持高分辨率训练。

评估指标如下:

(1) 峰值信噪比 (PSNR)^[20]: 衡量像素级重建精度, 值越高质量越好。

(2) 结构相似性指数 (SSIM): 评估亮度、对比度与结构相似性, 趋近 1 表示更高一致性。

(3) 感知图像块相似度 (LPIPS): 基于预训练网络的感知质量评估, 值越低表示人眼感知越接近。

3.2 实验结果

表 1~3 展示了方法在 Mip-NeRF 360、Tanks & Temples 及自建文化遗产数据集上的量化性能。本文的方法在 SSIM 与 LPIPS 指标上全面超越基线, 尤其在复杂光照及景深变化场景中展现卓越适应力。

表 1 数据集的 SSIM 对比结果

Method	Tanks & Temples		Mip-NeRF 360				Ours Data	
	train	trunk	treehill	flowers	bicycle	garden	temple	attic
Mip-NeRF 360	0.660	0.857	0.631	0.583	0.685	0.813	0.709	0.674
3DGS	0.811	0.878	0.634	0.588	0.746	0.855	0.782	0.745
GaussianPro	0.812	0.876	0.634	0.591	0.748	0.855	0.788	0.747
Ours	0.824	0.880	0.636	0.602	0.748	0.857	0.790	0.754

表 2 数据集的 PSNR 对比结果

Method	Tanks & Temples		Mip-NeRF 360				Ours Data	
	train	trunk	treehill	flowers	bicycle	garden	temple	attic
Mip-NeRF 360	19.523	24.912	22.87	29.93	24.305	26.98	22.74	22.53
3DGS	21.88	25.37	22.48	21.35	25.060	27.29	25.92	23.75
GaussianPro	21.84	25.33	22.58	21.41	25.07	27.26	26.20	23.74
Ours	22.04	25.40	22.49	21.45	24.92	27.29	26.09	23.83

表 3 数据集的 LPIPS 对比结果

Method	Tanks & Temples		Mip-NeRF 360				Ours Data	
	train	trunk	treehill	flowers	bicycle	garden	temple	attic
Mip-NeRF 360	0.354	0.159	0.347	0.346	0.305	0.170	0.203	0.225
3DGS	0.208	0.147	0.347	0.359	0.244	0.122	0.188	0.214
GaussianPro	0.203	0.148	0.340	0.352	0.238	0.121	0.178	0.210
Ours	0.180	0.136	0.330	0.334	0.231	0.117	0.172	0.202

图 2 的视觉对比显示，在暗光区域（如第三行远景建筑）中，通过高斯克隆策略提升了结构完整性与边缘锐度；第三、四行则验证了方法在远处场景中的优势。深度校正与像素覆盖补偿机制有效增强了细节表征，证明了优化策略的有效性。



(a) Ground Truth (b) 3DGS (c) GaussianPro (d) Ours

图 2 各个模型的重建效果对比

3.3 消融实验

通过逐步引入高斯增强(a)、梯度校正(b)与视角补偿(c)

模块（如表 4 所示），验证各组件贡献：高斯增强（a）通过分裂细长高斯提升细节建模；梯度校正（b）基于深度与像素覆盖动态调整梯度分布；视角补偿（c）在低频区域克隆高斯提升重建完整性。完整组合（+abc）取得最佳指标为 SSIM 0.824、PSNR 22.04、LPIPS 0.180。

表 4 消融实验结果

Metric	SSIM	PSNR	LPIPS
Baseline	0.811	21.88	0.208
+a	0.812	21.92	0.206
+b	0.822	21.94	0.185
+c	0.818	22.18	0.195
+ab	0.822	22.00	0.186
+ac	0.817	22.08	0.197
+bc	0.823	22.06	0.180
+abc	0.824	22.04	0.180

图 3 进一步展示组件协同效果。第一行为远景树木重建更准确；第二行为近场纹理细节更丰富逼真；第三行为远山等低频区域保持结构平滑。



(a) Ground Truth (b) 3DGS (c) Ours

图 3 消融实验效果图

研究表明，各模块通过独特机制提升重建质量，其协同作用在定量指标与视觉结果上均体现显著优势，验证了目标优化策略对三维高斯泼溅框架的推进意义。

3.4 分析

为评估本方法在复杂挑战性场景中的鲁棒性，本研究基于运动恢复结构（SfM）技术生成的点云数据开展实验。此类场景通常包含精细几何结构、多尺度特征及遮挡区域，对三维重建精度构成显著挑战。通过与 3DGS 方法的对比实验表明，本方法在 PSNR、SSIM 和 LPIPS 指标上均表现出更优的重建质量。通过策略性高斯克隆技术，显著改善了低频区域的处理效果，在数据受限区域实现了更完整细致的重建。此外，引入的深度校正与像素覆盖调整机制有效提升了细节

表征精度, 确保在包含复杂元素的场景中仍能保持高质量的新视角合成效果。

这些改进验证了本优化方案应对多样化三维环境挑战的有效性, 在保证重建过程鲁棒性的同时, 实现了高精度三维重构。实验结果表明, 该方法在保持几何结构完整度(如 SSIM 提升 1.3%)和感知质量优化(LPIPS 降低 13%)方面均取得突破性进展。

4 结论

本文提出了一种针对 3DGS 框架的增强优化方法, 旨在提升静态场景的三维重建与新视角合成质量。该方法包含三个核心模块: 高斯增强模块通过分裂过度细长的高斯分布, 在控制计算开销的同时提升几何细节表征能力; 梯度校正模块引入深度校正因子与像素覆盖调整机制, 动态平衡不同视角下高斯分布的梯度贡献, 优化细节重建精度; 视角补偿模块对低频区域实施靶向高斯克隆, 确保欠重建区域获得充分建模。在 Mip-NeRF 360、Tanks & Temples 及自建文化遗产数据集上的实验表明, 本方法在 SSIM、PSNR 和 LPIPS 指标上均实现突破。

当前方案的局限性主要体现在两方面: 一是引入的梯度校正机制在高分辨率场景下会产生明显计算开销; 二是深度感知优化在深度变化较小的封闭场景中效果有限。未来工作将探索更高效的计算架构, 并拓展框架对封闭密集场景的适应性, 同时研究动态场景下的泛化能力。

参考文献:

- [1]MILDENHALL 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: 99-106.
- [2]KERBL B, KOPANAS G, LEIMKÜHLER T, et al. 3D gaussian splatting for real-time radiance field rendering[EB/OL]. (2023-08-08)[2024-09-12]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.04079>.
- [3]BULÒ S R, PORZI L, KONTSCHIEDER P. Revising densification in gaussian splatting[C]//Computer Vision – ECCV 2024. Berlin: Springer, 2024: 347–362.
- [4]Multi layer perceptron[EB/OL]. (2025-02-03)[2025-05-08]. <https://www.deepdata.cn/view?idf=article&iid=982>.
- [5]BARRON J T, MILDENHALL B, TANCIK M, et al. Mip-neRF: a multiscale representation for anti-aliasing neural radiance fields[C/OL]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2021[2025-06-10]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9710056>. DOI: 10.1109/ICCV48922.2021.00580.
- [6]BARRON J T, MILDENHALL B, VERBIN D, et al. Zip-neRF: anti-aliased grid-based neural radiance fields[C/OL]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2023[2025-04-12]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10378328>. DOI: 10.1109/ICCV51070.2023.01804.
- [7]MÜLLER T, EVANS A, SCHIED C, et al. Instant neural graphics primitives with a multiresolution hash encoding[EB/OL]. (2022-01-16)[2025-04-12]. <https://www.semanticscholar.org/paper/Instant-neural-graphics-primitives-with-a-hash-M%C3%BCller-Evans/60e69982ef2920596c6f31d6fd3ca5e9591f3db6>. DOI: 10.1145/3528223.3530127.
- [8]AKENINE-MOLLER T, HAINES E, HOFFMAN N. Real-time rendering resources[EB/OL]. (2024-09-02)[2025-06-01]. <https://www.realtimerendering.com>.
- [9]BOTSCH M, HORNUNG A, ZWICKER M, et al. High-quality surface splatting on today's GPUs[C/OL]//Proceedings Eurographics/IEEE VGTC Symposium Point-Based Graphics, 2005. Piscataway: IEEE, 2005[2025-07-02]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/1500313>. DOI: 10.1109/PBG.2005.194059.
- [10]BULÒ S R, PORZI L, KONTSCHIEDER P. Revising densification in gaussian splatting[EB/OL]. (2024-04-09)[2025-06-27]. <https://arxiv.org/html/2404.06109v1>.
- [11]ROY O, VETTERLI M. The effective rank: a measure of effective dimensionality[C]//2007 15th European Signal Processing Conference. Piscataway: IEEE, 2007[2025-05-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7098875>.
- [12]HYUNG J, HONG S, HWANG S, et al. Effective rank analysis and regularization for enhanced 3D gaussian splatting[EB/OL]. (2024-06-17)[2025-05-25]. <https://hub.baai.ac.cn/paper/e319483b-0665-475e-acac-ce65171a3362>.
- [13]FEI X, ZHENG W Z, DUAN Y Q, et al. PixelGaussian: generalizable 3D gaussian reconstruction from arbitrary views[EB/OL]. (2024-10-24)[2025-05-25]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.18979>.
- [14]YE Z X, LI W Y, LIU S D, et al. AbsGS: recovering fine details in 3D gaussian splatting[EB/OL]. (2024-04-16)[2025-06-23]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.10484>.
- [15]CHEN S, ZHOU J L, LI L. Optimizing 3D gaussian splatting for sparse viewpoint scene reconstruction[EB/OL]. (2024-09-05)[2025-05-25]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.03213>.
- [16]CHEN Y T, MIHAJLOVIC M, CHEN X Y, et al. SplatFormer:

面向农产品供应链的 DAG 式区块链共识算法研究

张 震¹
ZHANG Zhen

摘 要

农产品安全作为食品安全的重中之重，备受社会关注。针对传统链式区块链在解决农产品供应链场景中存在的吞吐量低和可扩展性差的瓶颈，文章提出了一种建立在有向无环图（directed acyclic graph, DAG）数据结构之上的分片有向无环图 PBFT 共识算法（sharded directed acyclic graph pbft consensus algorithm, SDAG-PBFT）。传统 PBFT 算法在农产品供应链大规模节点和高并发交易场景下存在通信复杂度高、延迟显著、可扩展性差等问题，而 DAG 式区块链通过其异步通信和并行处理特性，可有效提升共识效率。通过将共识节点进行分片，该方案是兼具高效性与鲁棒性的解决方案，对农业信息化领域的区块链应用具有实践参考价值。

关键词

农产品供应链；区块链共识；DAG；PBFT

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.018

0 引言

食品安全是关系到国计民生的重要领域，农产品安全更是食品安全的重中之重。农产品供应链涉及的人员杂，环节

多，地域分布广，在运输过程中损耗较大。区块链是一种去中心化的多方协作技术方案，可以有效解决农产品供应链中的多方数据共享，事后定责追责等问题。但是现有的区块链解决方案多是建立在传统的链式区块链结构之上，难以应对高并发，低延迟的高频交易场景。DAG 是一种有向无环图数据结构，相比于链式结构，具备较少性能约束点，支持多节点同时接入，可以达到更高的吞吐效率和扩展性。

1. 河南工业贸易职业学院现代信息技术学院 河南郑州 450053
[基金项目] 2024 年度河南省科技厅科技攻关项目
(242102210188)

point transformer for robust 3D gaussian splatting[EB/OL].
(2024-11-24)[2025-05-12].<https://vlg.inf.ethz.ch/publications/SplatFormer-Point-Transformer-for.html>.

[17]BARRON J T, MILDENHALL B, VERBIN D,et al. Mip-
neRF 360: unbounded anti-aliased neural radiance fields[EB/
OL].(2022-01-25)[2025-06-22].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.12077>.

[18]KNAPITSCH A, PARK J, ZHOU Q Y,et al. Tanks and
temples: benchmarking large-scale scene reconstruction[J].
ACM transactions on graphics (ToG),2017,36(4): 1-13.

[19]CHENG K, LONG X X, YANG K Z,et al. GaussianPro:
3D gaussian splatting with progressive propagation[EB/
OL].(2024-02-22)[2025-04-23].<https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.14650>.

[20]HORE A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs.
SSIM[C/OL]//2010 20th International Conference on
Pattern Recognition.Piscataway:IEEE, 2010[2025-06-11].
<https://ieeexplore.ieee.org/document/5596999>.DOI:10.1109/

ICPR.2010.579.

【作者简介】

徐明强（2001—），男，河南驻马店人，硕士研究生，
研究方向：计算机视觉、三维重建，email: 232100210684@
gznu.edu.cn。

谢晓尧（1952—），男，贵州贵阳人，博士，教授，研
究方向：网络通信、信息安全与人工智能，email: xyx@gznu.
edu.cn。

刘嵩（1983—），通信作者(email:songliu@gznu.edu.cn)，男，
贵州贵阳人，博士，副教授，研究方向：计算机视觉、三维
重建。

刘建成（1990—），男，四川成都人，硕士，馆员，研
究方向：文物保护，email:liujc90@163.com。

王冲（1981—），男，四川广安人，硕士，副研究馆员，
研究方向：文物保护，email:67692034@qq.com。

（收稿日期：2025-04-23 修回日期：2025-09-15）