引文格式：孙聪,张彦波,陈晏涛,等. 面向NeRF的网格纹理恢复方法[J]. 地理空间信息, 2026, 24(2):6-9. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.02.002

面向NeRF的网格纹理恢复方法

孙　聪[1]，张彦波[1]，陈晏涛[1]，王伍龙[1]，张兵堂[2]，李　刚[3*]
（1. 武汉生态环境设计研究院有限公司，湖北 武汉 430050；2. 武汉市城市防洪勘测设计院有限公司，湖北 武汉 430010；
3. 武汉大学 遥感信息工程学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：表面网格重建和纹理恢复在促进神经辐射场（NeRF）广泛应用方面具有重要作用，然而，现有方法往往受限于特定的NeRF模型，并且相比隐式表达方法降低了渲染质量。为此，提出一种面向NeRF的通用纹理网格恢复方法。首先，采用等值面提取算法从NeRF模型中提取粗糙的表面网格；接着利用可微渲染器和一个颜色分离的外观模型，从多视角图像中优化表面网格并分离漫反射颜色和高光颜色；然后将漫反射颜色和高光颜色烘焙成纹理图像，并在现有渲染框架中进行运行。实验表明该方法能够提升表面网格质量，并实现具有竞争力的新视图渲染质量。

关键词：三维重建；新视图合成；表面网格；纹理提取
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）02-0006-04

Mesh Texture Restoration Method for NeRF

SUN Cong[1], ZHANG Yanbo[1], CHEN Yantao[1], WANG Wulong[1], ZHANG Bingtang[2], LI Gang[3]
(1. Wuhan Ecological Environment Design Research Institute Co., Ltd., Wuhan 430050, China;
2. Wuhan Urban Flood Control Survey and Design Institute Co., Ltd., Wuhan 430010, China;
3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Surface mesh reconstruction and texture restoration play an important role in promoting the wide application of neural radiation field (NeRF). However, existing methods are often limited to specific NeRF models and reduce rendering quality compared to implicit representation methods. Therefore, we proposed a general mesh texture restoration method for NeRF in this paper. Firstly, we used marching cubes algorithm to extract rough surface mesh from NeRF model. Then, we used a renderer and a color separation appearance model to optimize the surface mesh from multi-view images and separate diffuse and highlight colors. Finally, we baked the diffuse and highlight colors into a textured image and ran in an existing rendering framework. Experiments show that the proposed method can improve the surface mesh quality.

Key words: 3D reconstruction, new view synthesis, surface mesh, texture extraction

从RGB图像中重建三维场景是计算机图形学和视觉领域长期以来的重要目标，在众多领域具有广泛应用，包括机器人、自主导航和虚拟现实等[1-5]。近年来，神经辐射场（neural radiance fields，NeRF）[6]通过采用基于神经网络的隐式连续场景表示和体积渲染技术，实现了逼真的细节重建和大规模场景渲染，并因此备受关注。然而，NeRF存在渲染速度慢且与现有渲染框架不兼容等问题，限制了其应用。

针对以上问题，本文提出了一种面向NeRF的网格纹理恢复的方法，通过可微渲染器技术对NeRF提取的粗糙表面网格进行优化，并将外观分解为漫反射纹理和高光纹理。相比现有方法，本文所提出的方法具备普适性，无需定制NeRF模型，能够直接处理从任意NeRF中提取的粗糙表面网格。测试结果表明，本文方法能够优化表面网格并提升重建质量，能够恢复表面网格的外观，实现与经典的基于体素的InstantNGP[7]方法相近的新视图合成效果。真实场景数据集实验结果证明了本文方法在真实场景应用中的有效性[9-11]。

1　面向NeRF的网格纹理恢复方法

基于可微渲染器技术的网格纹理恢复方法的整体框架包括网格优化和外观恢复2个模块，如图1所示。其中，网格优化模块基于NeRF中提取出的粗糙表面网格，为每个顶点设置一个可学习的顶点偏移量；外观恢复模块则利用一个可学习的颜色哈希网格被用来表示重建的表面网格的外观，并采用2个多层感知器MLP_1和MLP_2分别学习外观中与观察方向无关的漫反射颜色和与观察方向密切相关的高光颜色。

第一作者简介：孙聪（1989—），博士，正高级工程师，从事工程建设领域勘测、设计等方法与技术工作，E-mail：492780150@qq.com。
通信作者：李刚（1995—），博士，研究方向为地理信息工程、三维重建，E-mail：liggis@whu.edn.cn。

可微渲染器结合表面网格和外观颜色并渲染成图像，进而通过最小化渲染图像和真实图像之间的差异在误差反向传播过程中联合优化顶点偏移量和外观模型。

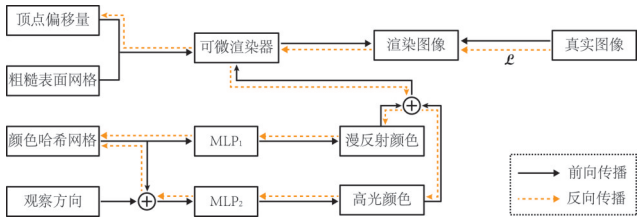


图 1　网格纹理提取方法的框架

1.1　网格处理和顶点优化

首先，利用等值面提取算法[12]从 NeRF 密度场中提取得到粗糙的表面网格 $M_{\text{coarse}}=\{V,F\}$，其中 V 和 F 分别表示表面网格中的顶点集合和三角面片集合；然后，采用网格简化算法压缩表面网格的三角面片数量，并删除在训练集中所有相机视角都不可见的三角面片；最后，直接从 NeRF 中提取的表面网格往往存在不平滑、几何精度低和缺失纹理等问题，这限制了其后续的应用。

为此，本文尝试通过利用多视角图像约束和可微渲染器技术[13]来优化粗糙的表面网格并恢复精确的网格纹理。具体而言，一个可学习的坐标偏移量 Δv_i 被分配到粗糙表面网格的每个顶点上，并在可微渲染过程中通过反向梯度传播图像空间损失梯度来自适应调整坐标偏移量。

同时，在损失函数中引入了网格平滑正则项[13]，和顶点偏移正则项以保证顶点优化过程中表面网格的平滑性和避免顶点位置的过度偏移。

$$L_{\text{smooth}}=\sum_i\sum_{j\in S_i}\frac{1}{|S_i|}\left\|\left(v_i+\Delta v_i\right)-\left(v_j+\Delta v_j\right)\right\|^2 \tag{1}$$

$$L_{\text{offset}}=\sum_i\left\|\Delta v_i\right\|^2 \tag{2}$$

1.2　外观分解

经过可微渲染器的栅格化处理，能够明确获取图像像素对应的网格表面点。通过输入可学习的颜色哈希网格[11]和 MLP 来采样颜色，实现了对网格表面点的着色。与以往 NeRF 工作主要基于 3D 位置和 2D 观察方向构建 5D 隐函数来建模与视角相关的外观不同，本文将外观分解为与方向无关的漫反射颜色 c_d 和与方向相关的高光颜色 c_s。

$$c_d=\psi\left(\text{MLP}_1\left(H_{(x)}\right)\right) \tag{3}$$

$$c_s=\psi\left(\text{MLP}_2\left(H_{(x)}\oplus Y_{(d)}\right)\right) \tag{4}$$

式中，ψ 为 sigmoid 激活函数；$x\in R^3$ 为网格表面点的三维位置；d 为光线方向；H 为一个可学习的多分辨率哈希编码器；Y 为球谐编码器[14]；$\oplus$ 为通过特征拼接融合哈希编码特征 $H_{(x)}$ 和球谐编码特征 $Y_{(d)}$；这两项相加即可得到最终的外观 c。

$$c=c_d+c_s \tag{5}$$

为了优化纹理表示，最小化每个像素 p 的预测颜色 $c_{(p)}$ 和真实颜色 $\hat{c}_{(p)}$ 之间的损失。

$$L_{\text{rgb}}=\sum_p\left\|c_{(p)}-\hat{c}_{(p)}\right\|^2 \tag{6}$$

结合之前顶点优化中引入的正则项，模型的总体损失为：

$$L=L_{\text{rgb}}+\lambda_s L_{\text{smooth}}+\lambda_o L_{\text{offset}} \tag{7}$$

式中，网格平滑正则项的权重 λ_s 和顶点偏移正则项的权重 λ_o 在所有实验中分别设置为 0.001 和 0.1，其与 NeRF2Mesh[10]方法中的设置保持一致；权重 λ_s 和 λ_o 的大小主要影响表面网格的平滑度，减小权重 λ_s 或者增大权重 λ_o 虽然能够略微提升渲染质量，但是会使表面网格变得凹凸不平。

1.3　纹理输出

本文所提方法的最终目标是导出具有纹理的表面网格，并与现有的 3D 硬件和软件相兼容。首先，对优化后的表面网格进行 UV 展开[9]，然后通过采集 2D 纹理坐标对应 3D 位置处的漫反射颜色 c_d，并将漫反射颜色 c_d 直接烘焙成纹理图像。由于高光颜色与观察方向相关，因此将经过多分辨率哈希编码后的特征 $H_{(x)}$ 烘焙成纹理数组，并导出 MLP_2 的权重参数，以便在片段着色器中恢复高光颜色。

2　实验结果与分析

2.1　实验数据和方法

本文所采用的粗糙表面网格源自于 NeRF2Mesh 方法，所提出的方法使用 Pytorch 编写。所提出的网络结构中 MLP_1 包含一个 64 层的隐藏层，而 MLP_2 中隐藏层大小设定为 256 层。在模型优化过程中，网络学习率范围从 0.01 到 0.001，顶点偏移量的学习率范围从

0.000 1到0.000 01。模型总共迭代30 000次训练，并应用指数移动平均(EMA)[15]对模型参数进行平滑处理以增强模型的鲁棒性。最后，在单个40 GB显存的Tesla V100 GPU上进行了模型基准和本文方法的相关实验验证。

本研究使用合成blender数据集[6]中的8个场景以及真实场景数据集MipNeRF360[16]中的3个无界室外场景（自行车、花园和树桩）来验证本文所提方法的有效性。

2.2 网格质量

本文采用倒角距离量化表面重建的质量。如表1所示，在合成blender数据集中，本文分别计算了使用的粗糙表面网格和优化后的表面网格与真实表面网格之间的倒角距离。定量的实验结果明确展示了基于可微渲染的表面网格顶点优化能够提升表面重建质量。图2显示，经过优化后的表面网格更加平滑，并且能够更好的重建薄结构，例如绳网。

2.3 渲染质量

本文采用峰值信噪比（PSNR）、结构相似性指数（SSIM）和学习感知图像块相似度（LPIPS）等3个指标对新视图合成图像的渲染质量进行定量评估。在合成blender数据集上计算得到的PSNR分数如表2所示，并与先前工作Nvdiffrec和NeRF2Mesh进行了对比。其中，NeRF2Mesh*表示在与本文方法相同实验条件下获得的结果。表2结果显示，本文方法显著提升了合成blender数据集上的平均渲染质量，尤其在Ficus、Hotdog、Mic和Ship等场景中渲染质量有较大改善。

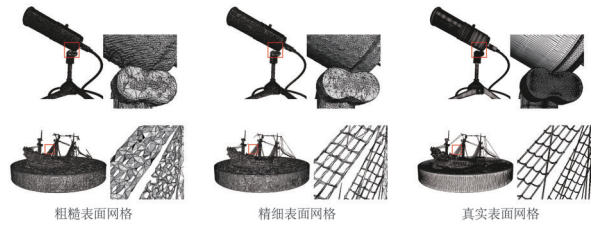


图2 合成blender数据集中的表面重建质量

表1 合成blender数据集中的倒角距离/10^{-5}

	Chair	Drums	Ficus	Hotdog	Lego	Materials	Mic	Ship	Avg.
Corase	2.80	99.33	11.71	18.86	8.39	4.50	1.69	356.39	62.96
Our	1.69	73.57	6.70	15.34	5.28	3.58	0.44	286.65	49.16

表2 合成blender数据集上的PSNR分数

	Chair	Drums	Ficus	Hotdog	Lego	Materials	Mic	Ship	Avg.
Nvdiffrec[9]	31.60	24.10	30.88	33.04	29.14	26.74	30.78	26.12	29.05
NeRF2Mesh[10]	34.25	25.04	30.08	35.70	34.90	26.26	32.63	29.47	31.04
NeRF2Mesh*	34.02	25.39	30.51	35.51	34.33	27.66	33.70	28.94	31.26
Our	34.85	26.01	33.04	37.53	34.89	27.24	34.42	30.16	32.39

针对真实数据集MipNeRF360进行的定量评估结果见表3，将本文方法与基于表面网格的NeRF2Mesh方法以及基于体素的InstantNGP方法进行了比较。从表3可以看出，本文方法在渲染质量方面明显优于同样基于表面网格的NeRF2Mesh方法，并且达到了与InstantNGP方法相近的渲染质量。图3展示了本文方法取得的可视化成果。由图3可知，本文方法相比现有方法取得了更好的渲染效果，具体见图3中红框区域。

表3 MipNeRF360真实数据集上的定量评估结构

	Outdoor scenes		
	PSNR ↑	SSIM ↑	LPIPS ↓
InstantNGP[11]	23.47	0.571	0.416
NeRF2Mesh[10]	22.36	0.493	0.478
NeRF2Mesh*	22.17	0.541	0.476
Our	23.41	0.573	0.408

图4展示了不同方法导出的漫反射纹理图像。实验结果表明，本文方法生成的纹理图像相比Nvdiffrec所产生的更加紧凑和直观，并且与NeRF2Mesh方法相比更接近真实颜色。为了进一步和NeRF2Mesh方法比较，在特定视角下，图5可视化了2种方法的漫反射颜色图像、高光颜色图像和合成图像。对比结果显示，本文方法在分离漫反射颜色和高光颜色方面效果更佳，所生成的漫反射颜色图像更贴近真实图像的颜色，并且所生成高光颜色图像不存在伪影问题，如图5红框区域所示。

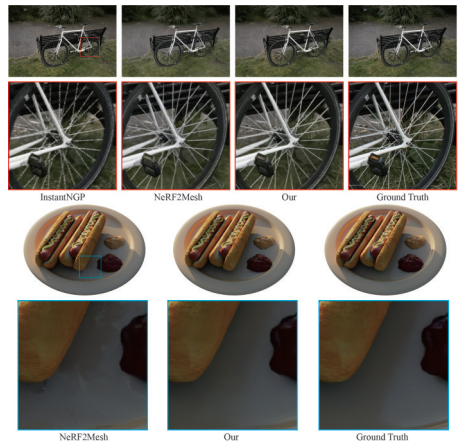


图3 新视图合成的可视化成果

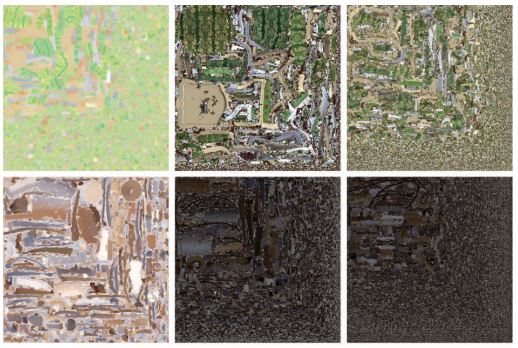


图4　导出的漫反射纹理图像

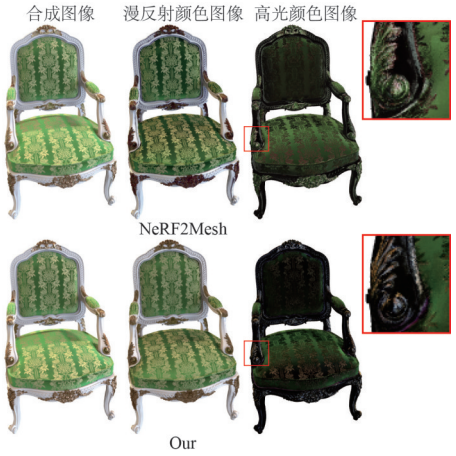


图5　外观分解可视化

3　结　语

针对NeRF提取的粗糙表面网格的优化和纹理恢复问题，本文提出了一种基于可微渲染器技术的网格纹理恢复方法。相较于现有方法，本文方法可适用于任意NeRF提取的粗糙表面网格，具备更高的普适性，并且该方法不仅能够改善网格重建质量，还实现了与基于体素方法相近的新视图渲染质量。此外，外观能够培养成纹理图像以适应现有渲染框架。然而，本文方法未考虑优化表面网格的数量，导致存在过多细小的三角面片并占据较大内存。同时，在新视图合成图像的渲染质量上还有待改进。

参考文献

[1]　齐晓飞，吴长枝，崔秀飞. 地理信息智能技术发展分析[J]. 测绘与空间地理信息，2024，47(8): 4-7

[2]　乔朝飞，徐坤，孙威. 我国政府部门地理信息数据开放：现状、问题及发展建议[J]. 地理空间信息，2023，21(1): 1-6

[3]　孙建华，李巍，袁伟哲. 基于NeRF的城市实景高精度三维建模技术[J]. 测绘通报，2024(4):129-34

[4]　王明爽，卢廷军. 面向智慧城市的数字孪生实景三维建模方法研究[J]. 测绘与空间地理信息，2024，47(8):89-92

[5]　王文峰. 实景三维模型在智慧公安中的应用：以上海市为例[J]. 地理空间信息，2024，22(6):105-108

[6]　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(1): 99-106

[7]　Xu Q，Xu Z，Philip J，et al. Point-neRF: Point-based Neural Radiance Fields [C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2022

[8]　Chen Z，Funkhouser T，Hedman P，et al. MobileNeRF:Exploiting the Polygon Rasterization Pipeline for Efficient Neural Field Rendering on Mobile Architectures [C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2023

[9]　Munkberg J，Hasselgren J，Shen T，et al. Extracting Triangular 3D Models，Materials，and Lighting from Images [C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2021

[10]　Tang J，Zhou H，Chen X，et al. Delicate Textured Mesh Recovery from NeRF Via Adaptive Surface Refinement [C]//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)，F，2023

[11]　Müller T，Evans A，Schied C，et al. Instant Neural Graphics Primitives with a Multiresolution Hash Encoding [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG)，2022，41(4):102

[12]　Lorensen W E，Cline H E. Marching Cubes: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm[J]. Siggraph Comput Graph，1987，21(4):163-169

[13]　Nealen A，Igarashi T，Sorkine O，et al. Laplacian Mesh Optimization [Z]. Proceedings of the 4th International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques in Australasia and Southeast Asia. Kuala Lumpur，Malaysia；Association for Computing Machinery，2006:381

[14]　Fridovich-keil S，Yu A，Tancik M，et al. Plenoxels:Radiance Fields Without Neural Networks[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2022

[15]　温雯，胡智鑫，郝志峰. 面向序列推荐的深度化指数移动平均学习方法[J/OL]. (2024-06-29)[2024-11-14]. 计算机科学与探索 http://fcst.ceaj.org/CN/10.3778/j.issn.1673-9418.2403068

[16]　Barron J T，Mildenhall B，Verbin D，et al. Mip-neRF 360: Unbounded Anti-aliased Neural Radiance Fields[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，2022:18-24