

实景 3D 场景表征——青铜文物三维重建可视化研究

贾高飞, 朱喆*

江苏大学, 江苏 镇江 450000

摘要:在文物考古和展示中,对文物本身进行数字化的信息转化和展示能够更好地展示文物信息,拓展历史文化的传播内涵和形式,还能结合数字技术进行信息交互和采集存档,为数字博物馆建设和文化遗产保护提供有效补充手段。针对文物的数字化三维重建能够最大程度保留外观信息,有效节省文物信息保存所需的存储资源和空间,对文物信息留存工作有着重要意义。针对以上问题,通过引入神经辐射场方法对青铜文物进行数字化三维重建,并对比倾斜摄影、3D Gaussian-Splatting 等方法的重建效果。结果显示神经辐射场能够在短时间内实现更好的重建效果,并有望为文物数字化展示、数字化交互、智慧展陈空间提供新的拓展思路。

关键词:可视化; 青铜文物; 三维重建

中图分类号: J524

文献标志码: A

文章编号: 2096-6946(2025)02-0026-08

DOI: 10.19798/j.cnki.2096-6946.2025.02.004

Realistic 3D Scene Representation: Visualization of Bronze Cultural Relics in 3D Reconstruction

JIA Gaofei, ZHU Zhe*

Jiangsu University, Jiangsu Zhenjiang 450000, China

Abstract: In the cultural relics archaeology and display of cultural relics itself, digital information transformation and display can better display the information of cultural relics, expand the connotation and form of historical and cultural dissemination, but also can be combined with digital technology for information interaction and collection and archiving, to provide an effective means of supplementation for the construction of digital museums and cultural heritage protection. Digital three-dimensional reconstruction of cultural relics can maximize the retention of the appearance of cultural relics information, and effectively save the storage resources and space required for the preservation of cultural relics information. It has an important significance to the work of retention. In view of the above problems, a neural radiation field method is introduced for digital three-dimensional reconstruction of bronze cultural relics, and the reconstruction effect of tilt photography, 3D Gaussian-Splatting and other methods is compared. The results show that realistic neural radiation field can achieve better reconstruction effect in a short time, and is expected to provide new expansion ideas for digital display of cultural relics, digital interaction, and intelligent exhibition space.

Key words: visualization; bronze cultural relics; 3D reconstruction

收稿日期: 2024-12-11

基金项目: 2024 年度教育部人文社会科学研究规划基金项目 (24YJA760151); 江苏省社会科学基金课题 (24YSD004); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (SJCX24_2386)

*通信作者

青铜文明是人类进入文明社会的标志之一。青铜器是中国古代文明的重要组成部分,在中华文明的赓续过程中具有独特的历史地位和文化价值,其发展与演变反映了中国古代社会政治、科技文化的变迁。对青铜文化的考古发掘和展示传播是揭示中国文化历史、追溯文明精神和时代风貌的主要手段。然而青铜文物本身具有时间跨度长、分布范围广和出土种类繁多等特性,面对庞大的青铜文物信息体,如何有效保存青铜文化遗产资源、增强馆藏资源保护和保存是文保工作面临的重要问题。

随着数字化发展的不断深入,多维技术在考古发现和文物展示等环节中的应用越来越广泛,全方位、多角度的信息展示必然伴随着文物信息空间采集技术的应用。20世纪以来,在文物考古复原、展示工作中,文物的数字化留存技术的应用日趋完善和广泛。由于考古发掘的不可逆转性,对遗迹出土遗存进行空间信息采集工作对于历史文化和背景的回溯以及证据留存都有重要意义。

在文物展示方面,对青铜文物进行数字化处理并以数字信息形式展示和存储,可以提高传统博物馆空间的展示效率,增强博物馆的社会服务和信息交互属性,延伸文化遗产保护和科学研究与科普的功能,助力博物馆空间的现代化管理手段革新。对文物进行数字化处理不仅实现了三维表达和虚拟展示,而且更重要的是精确的文物数字模型记录了文物原始的真实三维信息和纹理信息,为文物展示、修缮、恢复提供了重要的数据和模型支持^[1]。三维的展示形式相较于二维拥有丰富的视觉效果,也能够传达更多内在信息,并且即便在博物馆空间中,三维信息的呈现也能够为文物展示做更为细致和全面的补充。

另一方面,随着计算机科学研究的不深入,基于实物的三维重建技术也在不断革新,自1963年Roberts等^[2]提出基于二维图像的三维转化概念后,基于视觉的三维方法逐步成为三维重建的主要手段,并展现出迅猛的发展势头。目前基于双目视觉、倾斜测量、激光测绘等三维重建手段已经形成了非常广泛的应用市场,并在文物三维数字化方面有了大量的成果^[3]。2020年Mildenhall等^[4]提出了根据二维图像中的视图位姿和视角预测图像中像素密度和颜色的NeRF神经辐射场(neural radiance fields, NeRF)算法,该算法并迅速成为视觉三维重建的主要方法。从传统立体几何原理的建模方法到三维激光扫描再到基于计算机视觉的三维还原,虽在文物数字化方面皆有可取之处,但从信息交互的角度考量,本文在NeRF青铜文物的三维重建中,进行夏商周青铜文物的三维信息数字化留存和重建工作,并对三维重建结果进行效果分析,提出此项技术在文物保护工作中的应用前景和转化方向。

一、三维重建技术的差异与优势

(一) 传统立体几何建模

目前应用最广泛的重建方法是基于实物测量的重建模式。通过对球体、方体、圆柱体、锥体等立体几何体的拉伸、缩放、内嵌、挤压、雕刻等手段还原物体形态。这种建模方式通常用于文物实体建模还原或场景还原等三维应用领域,具有较强的场景适应性和可扩展性,最终输出的模型通常是线面结构或体素结构。然而,由于该建模形式对文物实体的参考方式有限,通常依赖文物的三视图或具体参数作为依据,因此在细节呈现和尺度控制上容易出现偏差。虽然可以通过实物测量进行数字还原,但这种方法依然难以保留细节,尤其是对于结构复杂、具有丰富立体纹样的文物(如青铜器),在还原过程中面临较大的挑战,操作性较差。

此外,几何建模方法在文物材质、色彩和表面纹理等平面特征的还原上也存在较大困难,难以做到完全一致的呈现,信息的准确性难以得到保障。在现有的文物数字化展示中,基于几何建模的模型多用于展示文物的“结构”或“功能”,但并不具备不可替代的优势。因此,这种建模方式很少用于大多数文物的三维重建和展示。

(二) 激光扫描建模

目前,最能够保证还原精度的建模方式是利用激光扫描仪采集物体的空间和色彩信息。通过扫描得到的点云数据,结合每个点的位置信息和色彩信息,能够准确地还原出三维数字模型^[5]。由于激光扫描仪直接记录物体的三维结构,因此在还原精度上具有显著优势,还可以借助特殊的扫描设备还原封闭空心物体内部的三维信息。因此,激光扫描技术广泛应用于文物研究、考古发掘、大规模场景数字化等高度专业化的领域。

尽管激光扫描能够提供精准的还原,但仍然存在一些问题。首先,扫描设备的信息采集过程较为复杂,尤其在面对大型场景时,扫描的工作量非常庞大。此外,激光扫描在狭小空间或微型文物的还原方面存在一定难度,精度难以保证。此外,激光扫描建模依赖专业化的设备,这类建模形式具有较高的经济和技术门槛,对于公众来说难以接触,实现数字化的过程也较为繁琐。

(三) 结构光测量建模

结构光法是一种基于三角测量技术的三维结构测量法。通过具有一定结构形态的特定光照形式在样本表面形成光场,例如点式、线式或面式光源,这些光源会在接

触物体表面时由于深度影响形成部分畸变。畸变形态由另一个角度的相机采集并转化为二维图像,通过光栅光源和相机角度之间的三角测距原理,结合光栅畸变形态计算还原物体的深度信息,从而获取物体的三维表面信息^[5](见图1)。

目前结构光重建方法在文物保护与数字化、工业检测和逆向工程、医疗领域、虚拟现实等领域都有应用^[6]。然而此种方法也有自身的局限性,例如对于光泽表面或结构复杂表面,重建精度会出现较高误差;既不适合较大场景的三维重建,在对小物体进行重建时,也需要在特定工作环境下避免较多环境光干扰,并且随着检测距离的增加,重建精度也会变差。

(四) 基于神经辐射场(NeRF)三维建模

随着神经网络和卷积神经网络的提出和发展,深度学习在图像处理中的优势逐步显现,基于二维图像的三维重建算法取得了极佳的效果,并不断深化革新。NeRF则是其中极具代表性的多视角三维重建算法,以任意的相机位置和朝向作为数据输入,通过神经网络进行体绘制(Volume Rendering)。

NeRF函数将图像输入转化为5D向量的函数,该向量包括代表空间坐标位置的 x, y, z 坐标和代表方向的方位角 θ 以及轴视角 ϕ ;输出为与输入视角相关的该空间点的颜色 $C(r, g, b)$ 和对应空间位置的密度 σ ^[7-9](见图2)。在NeRF神经网络建模该连续辐射场下即可表示为:

$$F_{\theta}(x, y, z, \theta, \phi) \rightarrow (R, G, B, \sigma) \tag{1}$$

NeRF的体素密度可以理解为一个射线在空间中的某处被粒子阻挡的概率,这个概率越大,此处的空间不透明度就越大,即可以理解为此处大概率为不透明物体的表面。从相机出发的射线穿透二维图像的某个像素,该像素的颜色即可以理解为该射线经过的点的颜色的积分。将一条射线的原点标记为 o ,射线方向(即相机视角)标记为 d ,则可将射线表示为 $r(t)=o+td$, t 的近端和远端边界分别为 t_n 和 t_f 。该条射线积分得到的该像素的颜色可以表示为:

$$C(r) = \int_{t_n}^{t_f} T(t) c(r(t), d) dt, \text{ where } T(t) = \exp\left(-\int_{t_n}^t \sigma(r(s)) ds\right) \tag{2}$$

式中, $T(t)$ 为累计透光率,它表示的是射线由 t_n 到 t 区间的累计透明度。

在实际的体素渲染过程中,需要将射线划分为 n 个小区间,对每个区间进行随机采样,并对采样进行加权求和:

$$t_i \sim U\left[t_n + \frac{i-1}{N}(t_f - t_n), t_n + \frac{i}{N}(t_f - t_n)\right] \tag{3}$$

$$\hat{C}(r) = \sum_{i=1}^N T_i (1 - \exp(-\sigma_i \delta_i)) c_i, \text{ where } T_i = \exp\left(-\sum_{j=1}^{i-1} \sigma_j \delta_j\right) \tag{4}$$

式中, δ_i 为两个近邻采样点之间的距离。

为提高重建的效率和质量,NeRF采用了高频映射的方式将坐标和视角方向映射到高频空间,以此作为网络输入,表示为:

$$\gamma(p) = (\sin(2^0 \pi p), \cos(2^0 \pi p), \dots, \sin(2^{L-1} \pi p), \cos(2^{L-1} \pi p)) \tag{5}$$

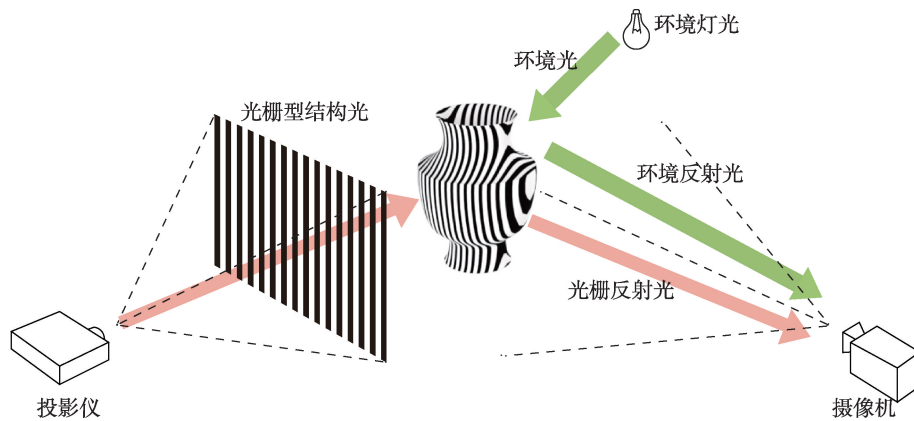


图1 结构光原理

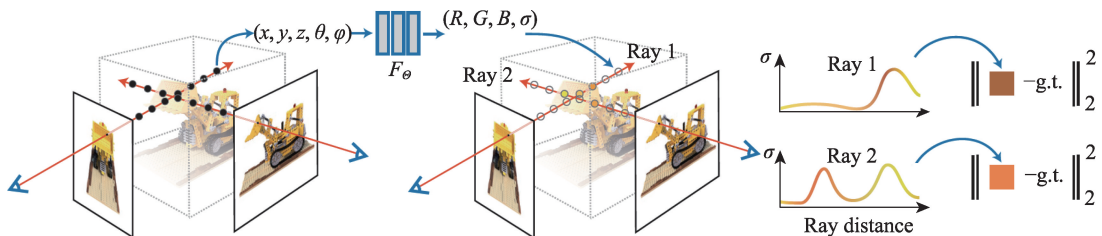


图2 NeRF原理^[4]

将空间信息 $X(x, y, z)$ 映射出 60 维的向量, 并输入到全连接网络得到密度 σ ; 将视角 $D(\theta, \phi)$ 映射为 24 维向量, 并和 σ 的前一层输出特征拼接在一起, 通过 MLP 得到 RGB 值。此外, 为了加强坐标信息, 空间信息的 60 维的向量在网络中间进行一次输入(见图 3)。

与传统几何建模形式的物体还原形式不同, NeRF 属于基于视觉算法的三维还原技术, 虽然精度上还难以媲美激光扫描建模方式, 但由于二维图像记录了真实环境, 能尽可能保有物体的色彩、光照、环境反射等信息, 更能保留物体的真实感, 在渲染后的视觉表现上能够做到几乎与激光扫描的感受相当。且 NeRF 基于二维还原三维的形式, 能够新视角、新图像合成的形式进行三维重建过程中的实时性, 在信息可视化的交互部分提供新的交互形式。

二、神经辐射场(NeRF)三维重建的工作流程

(一) 影像获取

在获取既定主题的二维影像时, 要对捕捉场景和路线节点进行考量。对于可移动文物主题, 尽量选择多层环绕主体的捕获形式, 例如, 围绕主体物环绕拍摄, 并逐级提高拍摄角度, 从仰拍转为俯拍。对于敞口或有足类文物, 还要进行更为俯视或仰视的视角补充, 以保证重建时不会缺乏内部和底部的图像资料。在捕获时相邻图像要有较高的特征匹配度, 保证图像之间的关联, 以确保重建时图像之间皆能找到较为明显的同特征图像, 一般为相邻图像, 因此在捕获时相邻的两次捕获角度差异不能过大。此外, 在捕获时要保证相机参数的一致性, 保证主体物不存在相对过曝或过暗的图像。

(二) 影像预处理

捕获的影像如果存在体量过大或质量过差问题, 就会对三维重建的效率和质量产生影响, 因此需要对捕获的影像进行预先处理。如果捕获的素材为视频影像, 需要抽取其中的部分关键帧作为三维重建的原始数据。在选取这些可用帧时, 一般会采取间隔抽取。例如, 需要从一段 30 s 的影像中抽取 60 张图像作为图像进行三维重建, 那么就要在每秒视频中提取两帧, 一般的视频录制帧率为 24 帧左右, 即为每隔 11 帧提出一帧的画面。此外, 如果影像存在过曝、过暗、像素不一致、主体过小的情况时, 需要对其进行剔除或尺寸调整。在这一过程中可以借助一些专业软件进行基于参数化的筛选, 例如可以借助 Agisoft Photoscan 的图像质量评估功能对图像进行批量筛选或调整。

(三) 三维重建

目前, 基于多视角二维影像的三维重建流程已形成较为固定的模式, 但是具体的执行方式存在差异。都需要先基于图像序列进行特征点的匹配, 并提取出这些一致性较高的特征点形成稀疏点云, 特征点的选取一般为图像中相邻位置或像素之间颜色特征、明暗特征或是转折特征较为明显的位置, 并且在其他图像中能够有与之较为匹配的特征集群, 这些点能够形成对象物的基本体态特征, 结合不同视角中该特征位置的三维空间映射, 推断这些特征的三维空间位置。接下来根据已经形成的三维空间特征点和其他图像信息对对象物的其他空间点进行匹配和补充, 形成密集点云。此后进行实体构建和纹理补充, 完成三维重建工作。

目前基于物体或空间的三维重建流程已经基本能够实现程序化和自动化, 在本文中采用 NeRF 对河南博物院中的兽面纹铜罍进行全流程的重建工作, 并对成果进行总结和分析。

三、兽面纹铜罍三维重建实验过程

在 NeRF 三维重建的任务中, 所导入分析的资料为二维图像, 因此需要对文物实物进行图像采集。对于文物重建中的技术支持, 选用 colmap、MeshLab 等工具进行位姿计算和基础的重建可视化预览。在 NeRF 重建中采用 Instant-ngp 编码, 提升拟合结果的质量, 加速学习任务效率。

(一) 兽面纹铜罍的图像采集与处理

在文物的图像采集方面, 根据 NeRF 重建任务需要, 采用录制和拍摄两种采集方式, 以多高度环绕式对文物进行二维图像的采集工作, 采集高度需根据文物形态进行调整, 例如各类无盖水器、酒器等需要在采集时对器物进行更高的俯拍采集, 保证器物内部呈现完整, 同理, 对有足类文物需要采用仰拍, 以保证文物底部信息的采集。采用大疆 POCKET 2 对河南省博物院中兽面纹铜罍文物进行多位姿的二维采集, 得到二维影像资料 294 张。采集高度划分为四级, 分别为仰视、微仰视、微俯视、俯视, 并且都进行围绕 Z 轴的 360 环绕拍摄(见图 4)。此后针对图像进行筛选和调整, 排除由于焦距、曝光等问题产生的模糊、重影、过亮、过暗的图像, 最终筛选 185 张图像作为原始图像数据进行后续三维重建工作。

(二) 图像位姿计算和点云生成

采用 colmap 计算采集到的单一图像的相机位姿, 得到每张图像拍摄时的相机世界坐标和相机方向, 并根据

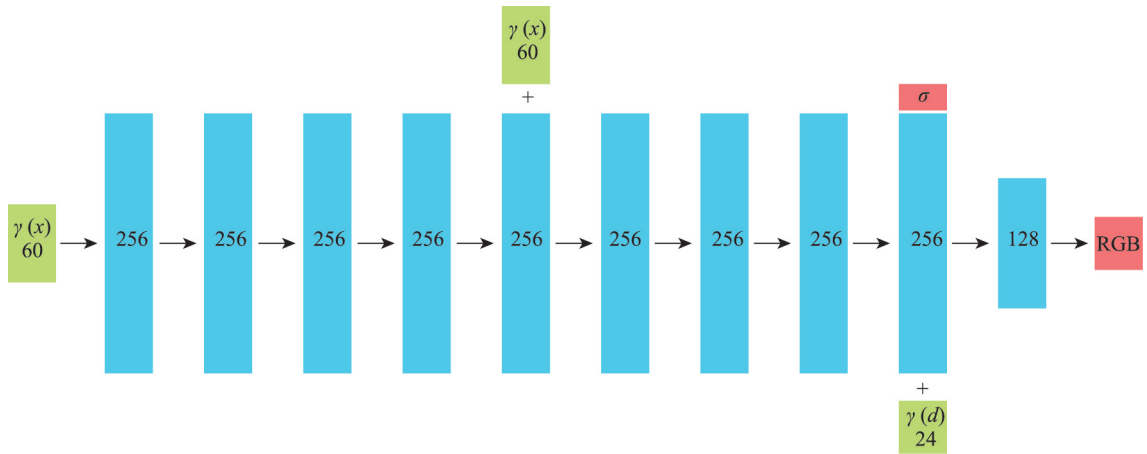


图3 NeRF网络结构^[4]

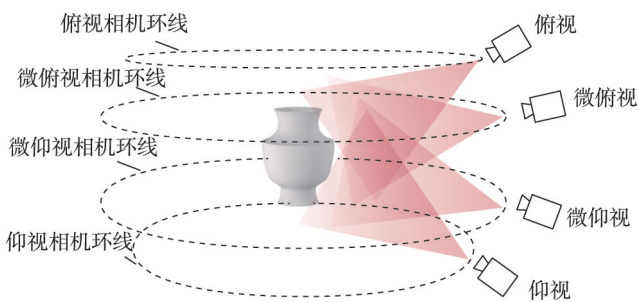


图4 图像采集角度

拍摄图像的像素颜色综合位姿得到物体某一位置的颜色概率(辐射场体素渲染)。

为便于查看和演示位姿计算中的状态,本文采用 colmap 软件进行可视化演示,在最终实现过程中将在 Python 环境中利用 pycolmap 开源算法实现。

首先,确保图像资料尺寸统一、主体物清晰。将采集到的 185 张兽面纹铜甬二维图像导入 colmap 软件,对图像转折细节和主要对比特征进行提取,完成图像特征提取、特征匹配。根据图像的匹配矩阵 match matrix 可以看到两个图像的特征匹配度,特征匹配度高的图像在相

机的空间位置上更为接近,例如第 101 张采集图像和第 102 张采集图像,拍摄的角度较为接近,两张图像的特征匹配度也较高。此外,由于图像采集时左右和上下相邻图像的特征匹配度较为明显,匹配矩阵图像中也可以明显看到呈现的高相关性条状带特征(见图 5)。

之后,根据图像特征提取、特征匹配结果进行相机位姿计算,得到摄像机位置参数,综合相机位姿与图像推断特征点距离和颜色的概率分布,根据特征点的多图分布情况判断物体具体空间位置,最终综合特征点分布得到稀疏云点图(图 6)。以文物兽面纹铜甬为例,根据导入的 185 张图像进行位姿计算与点云分布计算,共提取特征点 (Points) 108 100 个,观测点 (Observations) 711 378 个,平均观测值 (Mean observations per image) 3 845.29,平均重算误差 (Mean reprojection error) 1.032 4。

最后,存储相机、图像和点云参数。相机参数储存数据为相机对应的图像的模式、高宽和相机本身的参数。图像参数记录图像的空间位置和对轴旋转参数。点云参数记录各特征点位置信息和 RGB 颜色信息。

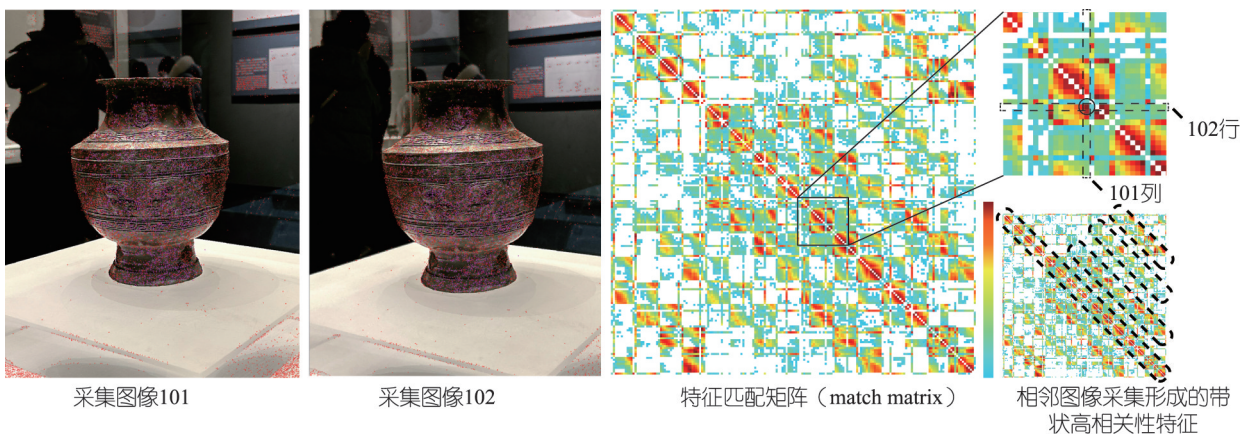


图5 图像特征匹配特征

(三) Instant-ngp 三维重建

在三维重建算法方面采用英伟达提出的 Instant-ngp 优化算法,Instant-ngp 主要用于解决传统 NeRF 在对全连接神经网络进行参数化时的效率问题。该方法使用较小规模的网络来实现 NeRF 同时不会产生精度的损失的方法。能够做到将 NeRF 以小时计的时间开销缩到秒级^[10]。

将 colmap 导出的信息通过 colmap2nerf 转换为 Instant-ngp 可识别的 json 文件,colmap2nerf 是将相机、图像和点云参数转化为所需初始相机参数的脚本,脚本需结合初始图像和 colmap 参数生成所需的参数文本,并导出为 transforms.json。

四、实验结果验证与应用

(一) 重建效率效果对比

Instant-ngp 读取文件中的摄像机变换矩阵进行三维渲染,该场景进行 50 000 次迭代渲染,共耗时 6.64 分钟,从迭代次数和 Loss 的收敛情况可以看到,在 3 000 次迭代前优化效果明显,20 000 次后优化趋于稳定(见

图7)。从迭代次数和呈现效果来看,在迭代 20 000 次后,整体呈现效果与迭代次数为 50 000 次的呈现效果较为接近(见图8)。总体来看,Instant-ngp 对于青铜文物这类细节较为丰富的物体,在重建后的视觉效果上都有较为优秀的信息保留。

对于较为复杂结构的青铜器重建,选取对称结构形态较弱的青铜器进行重建效果的分析,最终选定河南博物院馆藏青铜文物“父乙”铜觥进行重建,输入二维图像样本 281 张,最终在 20 000 次迭代后效果趋于稳定(见图9),从最终呈现效果来看,NeRF 对异形青铜文物形态的重建效果有较为优异的表现,但对于复杂的凹陷型结构处需要更多的特征采集细节来保证空间点计算的完整性。

此外,基于二维图像的重建更容易受到环境光线的影响,在青铜文物中由于原料构成、铸造工艺、保存环境的差异,存在少部分文物有更高的反射折射率,这类文物的重建工作难度更高,文物的高光部分丢失了文物原本的颜色信息。例如兽形铜觥盖首文物的重建表现(见图10),NeRF 的三维重建能够保证文物的环境光反射还原,但需要在文物信息采集过程中保证文物所处环境和光线的一致性。

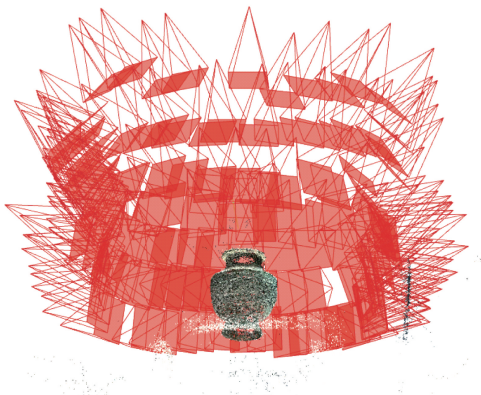


图6 特征点分布稀疏点云图

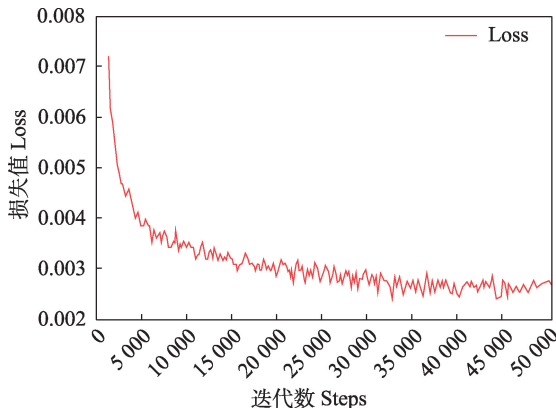


图7 迭代次数与Loss的收敛情况



图8 不同迭代次数下三维重建效果



图9 “父乙”铜觥三维重建效果

在三维重建训练过程中,通常使用均方误差(MSE)损失来表示损失函数,以衡量模型预测颜色和二维图像中对应像素之间的差异,使用峰值信噪比(PSNR)以衡量重建图像与原始图像的差异。本文重建的三个样本的MSE误差和峰值信噪比计算见表1。

表1 青铜文物样本均方误差(MSE)损失和峰值信噪比(PSNR)

	兽面纹铜罍	“父乙”铜觥	兽形铜觥盖首
均方误差(MSE)损失	0.002 671	0.000 517	0.000 463
峰值信噪比(PSNR)	26.22 dB	32.46 dB	33.46 dB

对比倾斜摄影和3d gaussian-splatting的重建效果可以看到,倾斜摄影对于转折处理的表现较为优异,并且能够做到mesh网格文件的直接输出,对于重建应用来说可用性表现最为出色,但纹理和材质表现为贴图格式,对于纹理细节的应用呈现比较依赖第三方渲染器的输出表现。3d gaussian-splatting的输出视觉表现与Instant-ngp呈现效果相差无几,但是效率要低很多,格式为基于二维图像色彩信息三维泼溅的点云式渲染,格式可用性弱,需要借助代码实现对外展示,重建的可用性低。在迭代次数较高的前提下,Instant-NGP对于转折和纹理细节能够做到细致还原,最终视觉输出模式为点云加二维图像渲染,导出文件格式为点云,但也可导出mesh网格模型。从时间效率上来讲,Instant-ngp的渲染时间表现最为优异,三分钟即可达到20 000次迭代,对比相同渲染时间的倾斜摄影和3d gaussian-splatting,短时间内的渲染效果表现最为优异(见图11)。

(二) 应用前景展望

从信息采集场景的角度考虑,博物馆环境光较为固

定,且无其他可变光源,对于文物展示的空间环境是稳定且一致的,这有助于提升对文物信息采集时的图像可用性,不同参与者对文物进行采集的二维信息都具有较强的特征一致性,使得公众参与信息采集具有可行性。目前NeRF三维重建的点云三维模型能够导入Unity、Unreal Engine等引擎实现三维建模的交互(见图12), MobileNeRF Unity Viewer^[11]将NeRF技术融入Unity引擎,并且针对移动平台进行优化,使NeRF三维重建在VR、AR方面信息呈现的维度得到极大扩展,本文在NeRF三维重建结果的基础上,进行了文物信息可视化交互的呈现和转化,三维信息的保有让文物在交互行为的执行性和传达性方面都有跨越式的效能提升(见图13)。在数字化趋势和展示多元发展的趋势下,NeRF三维重建技术在博物馆数字化和文物数字化展示方面都有较为广阔的应用前景和价值。

综合Instant-ngp、倾斜摄影和3d gaussian-splatting的重建效果和执行方式,从效率上看,实现交互应用的最优方式为Instant-ngp主导的快速渲染呈现方式,但模型精度欠缺,因此设计中将三维重建的功能设置为后端工作,一方面能够节省用户的设备资源占用,另一方面能够有效提升三维运算的速度。

五、结语

社会对于文物信息获取和文物保护的需求和愿景在日益提升,数字化技术的进步不断为文物信息传播和展示贡献新的途径和方法。但是目前在传统文物研究和展示工作中,对于文物信息的多维度、多层次展示仍有所欠缺。科学技术的进步为文物研究和展示带来了更为有效的手段,通过对文物的数字化三维重建将文物信息转化

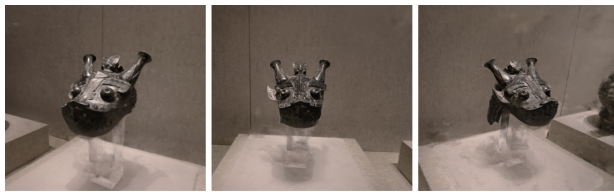


图10 兽形铜觥盖首重建效果

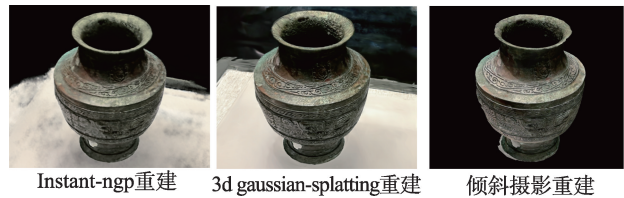


图11 Instant-ngp、3d gaussian-splatting、倾斜摄影重建效果对比

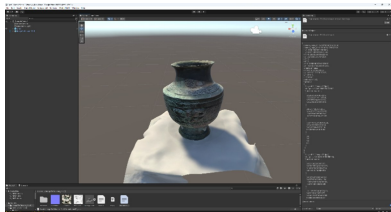


图12 基于MobileNeRF Unity Viewer的Unity引擎模型应用

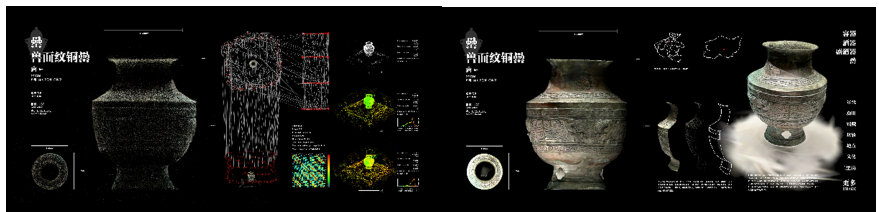


图13 青铜文物NeRF三维重建交互应用设计

为数字化资产,在传播和展示方面都有更优秀的可用性。本文将神经辐射场方法引入文物数字化重建,通过对多方法的重建效果比对,提出更为高效的数字化重建方法。目前,社会对于文物保护和展示的热情高涨,对于神经辐射场和多视图三维重建方法的研究还在日趋成为热点,关于NeRF、3d gaussian-splatting的应用方法和效果依然有广阔的发展空间。

参考文献

- [1] 张爱武, 胡少兴, 孙卫东, 等. 基于激光与可见光同步数据的室外场景三维重建[J]. 电子学报, 2005, 33(5): 810-815.
- [2] ROBERTS, LAWRENCE G. Machine Perception of Three-Dimensional Solids[J]. Massachusetts Institute of Technology, 1965, 8(2): 145-154.
- [3] 邱兆文, 张田文. 文物三维重建关键技术[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2423-2427.
- [4] MILDENHALL B, SRINIVASAN P P, ORTIZ-CAYON R, et al. Local Light Field Fusion[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(4): 1-14.
- [5] BOEHLER W. Investigating Laser Scanner Accuracy[J]. The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2003, Part 3 (15), 696-701.
- [6] COGGRIVE C R. High-Speed Surface Profilometer Based on a Spatial Light Modulator and Pipeline Image Processor[J]. Optical Engineering, 1999, 38(9): 1573.
- [7] ARANDJELOVIC R, ZISSERMAN A. NeRF in Detail: Learning to Sample for View Synthesis[J]. ArXiv, 2021: 1-22.
- [8] CHEN W, GAO J, LING H, et al. Learning to Predict 3D Objects with an Interpolation-based Differentiable Renderer[C]// Conference on Neural Information Processing Systems. Salt Lake City: Canada. 2020.
- [9] GENOVA K, COLE F, MASCHINOT A, et al. Unsupervised Training for 3D Morphable Model Regression [C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: USA. IEEE, 2018: 8377-8386.
- [10] MÜLLER T, EVANS A, SCHIED C, et al. Instant Neural Graphics Primitives with a Multiresolution Hash Encoding [J]. ACM Transactions on Graphics, 2022, 41(4): 1-15.
- [11] CHEN Z Q, FUNKHOUSER T, HEDMAN P, et al. MobileNeRF: Exploiting the Polygon Rasterization Pipeline for Efficient Neural Field Rendering on Mobile Architectures[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver: IEEE, 2023: 16569-16578.