

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614972

CT 先验引导的 TSDF 表面纹理重建*

廖 望^{1,2}, 李 琦^{1,2}, 吴义顺^{1,2}, 余罗一匡^{1,2}, 沈 宽^{1,2}

(1. 重庆大学 ICT 研究中心 重庆 400044; 2. 重庆大学光电工程学院 重庆 400044)

摘 要: 三维(3D)重建技术已广泛应用于工业制造和文物保护等领域。伴随工业测量精度的要求提升,单纯依赖视觉算法难以满足计量级需求,而高精度的工业计算机断层扫描(CT)又完全缺失表面色彩纹理信息。针对工业三维重建中几何精度与表面纹理难以兼顾的瓶颈问题,提出一种基于 CT 高精度表面先验引导的截断符号距离函数(TSDF)表面纹理融合重建框架。首先,通过张氏标定法和基于李代数的优化,实现了异构传感器的高精度全局空间配准。随后,采用边界层次结构(BVH)加速的 Möller-Trumbore 光线投射算法,从 CT 高精度三角网格计算像素级绝对深度,规避视觉深度估计的不确定性。最后,构建 TSDF 场,融合多视角红绿蓝(RGB)图像与深度信息,实现兼具精准几何形态与真实表面纹理的三维模型重建。实验结果表明,在纹理丰富的玩具模型与强反光金属零件数据集上,重建平均距离误差分别为 0.035 和 0.022 mm,较主流神经辐射场(NeRF)与三维高斯溅射(3DGS)类方法降低约 73%,F1 分数达 0.950;视觉相似度指标(SSIM)0.897,学习图像感知相似度(LPIPS)低至 0.145。单视角处理耗时约 0.67 s,整模型重建时间缩短至 1 min 级,满足工业在线检测实时性需求。该方法有效突破了 CT 重建缺失纹理、可见光重建精度不足的局限,为文物数字化与精密工业质检提供了兼具计量级几何精度与高保真纹理的解决方案。

关键词: 计算机断层扫描;三维重建;表面纹理;截断符号距离函数

中图分类号: TP391.41 TH878.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Surficial texture reconstruction based on TSDF with CT prior guidance

Liao Wang^{1,2}, Li Qi^{1,2}, Wu Yishun^{1,2}, Yu Luoyikuang^{1,2}, Shen Kuan^{1,2}

(1. Industrial Computed Tomography Research Center, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Three-dimensional (3D) reconstruction technology is widely applied in fields such as industrial manufacturing and cultural heritage conservation. As industrial measurement accuracy requirements increase, vision only algorithms cannot meet metrology-grade demands, while industrial computed tomography (CT) completely lacks surface color and texture information. To address the balance on geometric accuracy and surface texture in 3D reconstruction, a truncated signed distance function (TSDF) surface texture fusion reconstruction framework guided by high-precision CT surface priors is proposed. First, high-precision global spatial registration of heterogeneous sensors is achieved via Zhang's calibration method and Lie algebra-based optimization. Subsequently, a bounding volume hierarchy (BVH) accelerated Möller-Trumbore ray-casting algorithm is employed to calculate pixel-level depths from the high-precision CT mesh, circumventing the uncertainty of visual depth estimation. Finally, a TSDF volumetric field is constructed to fuse multi-view red green blue (RGB) images and depth information, realizing 3D model reconstruction with both precise geometric morphology and authentic surface textures. Experimental results demonstrate that on a texture-rich toy model and a highly reflective metal part datasets, the average distance errors of the reconstruction are 0.035 and 0.024 mm, respectively, representing an approximately 73% reduction compared to mainstream neural radiance field (NeRF) and 3D Gaussian splatting (3DGS) methods. The F1-score exceeds 0.950, while the visual metric structural similarity index measure (SSIM) reaches 0.897, and learned perceptual image patch similarity (LPIPS) is as low as 0.145. The single-view processing time is approximately 0.67 s, and the full-model reconstruction time is shortened to the one-minute level, meeting the real-time requirements of industrial online inspection. This method effectively overcomes

收稿日期:2026-02-28 Received Date: 2026-02-28

* 基金项目:国家重点研发计划(2022YFF0706400)项目资助

the limitations of missing textures in CT reconstruction and insufficient accuracy in optical reconstruction, providing a solution with both metrology-grade geometric accuracy and high-fidelity texture for cultural heritage digitization and precision industrial inspection.

Keywords: computed tomography; 3D reconstruction; surficial texture; truncated signed distance function

0 引言

随着工业 4.0 与智能制造的深入发展,“数字孪生”技术已成为连接物理世界与数字世界的关键纽带^[1]。在文物数字化保护、工业精密质检及逆向工程等领域^[2-5],构建兼具微米级几何精度与高保真表面纹理的三维模型,是实现高层语义理解、材质分析及物理仿真的基础要求。然而,现有的单一模态重建技术^[6]难以同时满足“高几何精度”与“高纹理质量”的双重需求,这对三维重建技术提出了新的挑战。

现有的三维重建技术主要分为主动式和被动式两类。以结构光^[7]、激光扫描^[8]及工业计算机断层扫描(computed tomography, CT)^[9]为代表的主动式方法,通过主动发射信号并解析回波来获取表面信息。其中,工业 CT 凭借 X 射线的穿透特性,不受物体表面光学属性(如高反光、透明)的影响,能够以微米级精度无损重建物体的内外几何结构^[10-11]。然而,CT 成像基于射线衰减原理,生成的体素数据本质上是灰度标量场,完全缺失了物体表面的色彩纹理信息,极大地限制了其在可视化展示与纹理缺陷检测中的应用。

被动式重建技术主要依赖相机捕获的二维图像序列,利用多视图几何原理推断三维结构,是获取纹理信息的主要手段。传统的基于运动恢复结构(structure from motion, SfM)^[12-13]与多视图几何(multi-view stereo, MVS)^[14-16]的方法通过提取跨视图特征点并利用对极几何约束进行匹配与三角测量,在纹理丰富区域表现优异。神经辐射场(neural radiance field, NeRF)技术^[17-20]利用隐式连续表征结合体渲染方程进行优化,解决了离散化表征的瓶颈,却面临训练耗时长、细节易平滑等挑战。以 3D 高斯溅射(3D Gaussian splatting, 3DGS)^[21-28]为代表的显隐混合表征方法虽然在渲染速度与视觉效果上取得了突破。然而,上述视觉方法高度依赖光度一致性假设,面对工业场景中常见的弱纹理或高反光金属表面时,该假设发生底层物理失效,导致重建模型出现严重的几何空洞或“浮空伪影”,难以满足工业级计量精度要求。综上所述,当前三维重建领域面临着“几何精度”与“纹理质量”难以兼顾的共性难题。CT 等主动扫描重建技术虽然几何精度极高但丢失了纹理;被动式纯视觉算法虽然能恢复丰富的纹理,但其多视图几何约束极易受限于表面材质与光照条件,导致其几何重建精度往往受限,难以生成满足精密测量需求的高精度模型。特别是在面对金

属零件等高反光物体时,单纯依赖视觉算法往往导致几何结构的崩塌。因此,如何利用 CT 的高精度几何信息作为强约束,引导视觉纹理的精确映射,实现两种模态数据的优势互补,是突破现有技术瓶颈的关键所在。

针对上述问题,本文提出了一种以 CT 高精度表面为核心先验进行表面纹理恢复的高精度重建框架,旨在结合 CT 的几何优势与可见光相机的纹理优势。该方法首先通过基于李代数流形优化的标定策略,实现 CT 坐标系与相机坐标系的高精度对齐;进而利用边界层次结构(bounding volume hierarchies, BVH)加速的光线投射算法,从 CT 高精度网格中高效提取像素级绝对深度,有效规避了视觉算法中深度估计不准的问题;最后,构建截断符号距离函数(truncated signed distance function, TSDF)场,将多视角纹理信息映射至 CT 几何表面,实现了微米级几何精度与高保真纹理的统一。实验结果表明,该方法在处理强反光金属零件及复杂纹理玩具模型时,均取得优于现有主流算法的重建效果。

1 理论分析

本文方法整体流程如图 1 所示。可见光相机与工业 CT 是两种成像机理截然不同的传感器。为了将二维图像中的纹理信息精确映射至 CT 重建的三维几何表面,首要任务是建立两者之间严格的坐标映射关系。如图 2 所示系统,将可见光相机通过定制机械结构刚性固定于 CT 转台底座之上。

由于工业 CT 系统具备极高的机械运动精度(包括导轨平移与转台旋转),本文以 CT 机械运动中心为基准建立世界坐标系,通过对成像几何与运动学参数的联合标定,求解相机坐标系与世界坐标系之间的刚性变换关系。

1.1 相机标定与空间对齐

1) 坐标系定义和物理成像模型

为了量化空间关系,定义如图 2 所示的坐标系。定义 CT 机械系统为世界坐标系,CT 转台旋转中心为原点 O_w ,转轴向上方向为 Z_w 轴正方向,探测器-射线源的径向连线为 X_w 轴, Y_w 轴由右手定则确定。相机坐标系原点 O_c 位于光心, Z_c 轴沿光轴指向物体, X_c 轴平行于图像传感器水平方向。相机外参描述了世界坐标点 P_w 到相机坐标点 P_c 的刚性变换,用旋转矩阵 R 和平移向量 t 如式(1)所示。

$$P_c = RP_w + t \quad (1)$$

CT引导的TSDF表面纹理重建框架

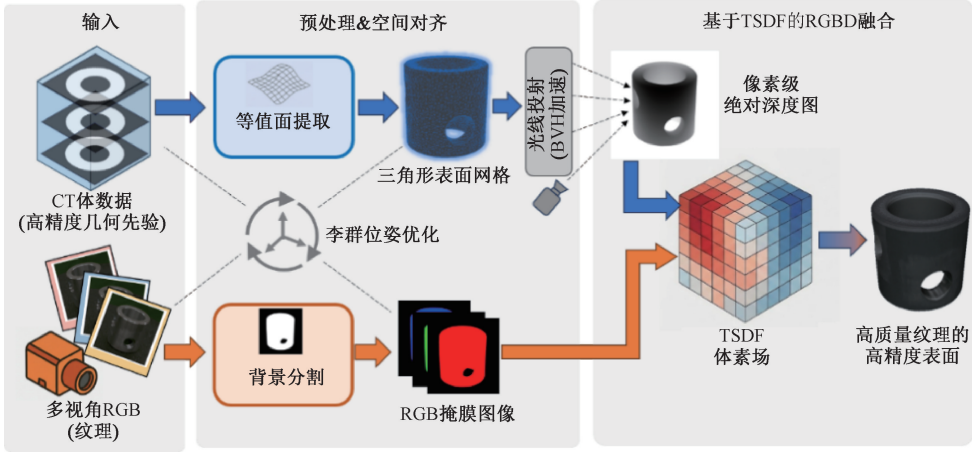


图1 CT先验引导的TSDF表面纹理重建框架流程

Fig. 1 Flowchart of the CT-prior guided TSDF surface texture reconstruction framework

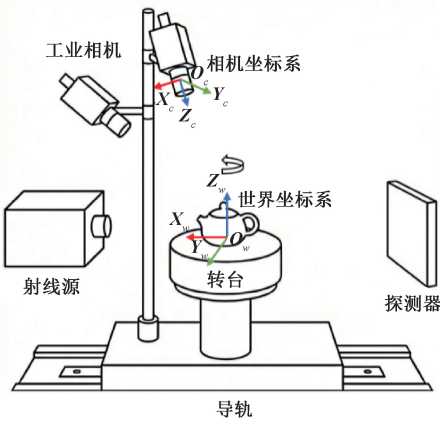


图2 系统坐标系定义

Fig. 2 Diagram of coordinate system definition

世界坐标系下点 P_w 首先经过式(1)所述的旋转平移变换到相机坐标系的点 P_c , 相机坐标系的点 (X_c, Y_c, Z_c) 到二维像素坐标 (u, v) 的投影过程遵循式(2)针孔成像模型。

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, K 表示相机的内参矩阵, f_x, f_y 表示相机在 x, y 方向的焦距, c_x, c_y 表示相机主点的偏移量。

2) 基于运动反解的初始位姿获取

内参矩阵 K 的标定可以通过成熟的张氏标定法^[29] 棋盘格标定板获得, 而外参标定的核心在于确定相机与CT转台中心的相对关系。由于CT系统具备极高的机械运动精度, 采用“运动反解”策略获取外参初值。通过控制转台和导轨进行特定运动如图3所示, 解算标定板角点的运动轨迹。

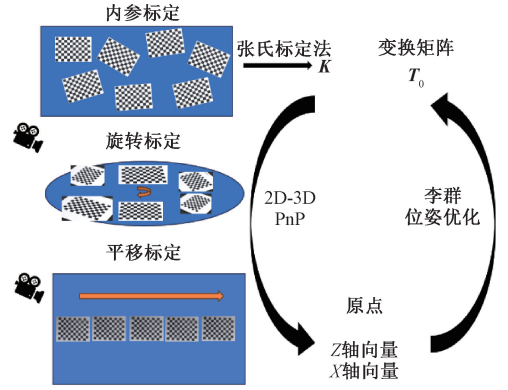


图3 空间对齐标定流程

Fig. 3 Schematic of spatial alignment and calibration process

(1) 导轨平动标定(确定 X_w 轴方向)。控制转台沿导轨单向平移, 角点轨迹的差分向量即指示了导轨方向 X_w 在相机坐标系下的方向矢量。

(2) 转台旋转标定(确定 Z_w 轴与原点 O_w)。控制转台旋转, 拟合角点圆周轨迹的法向量与圆心。角点法向量对应转轴方向 Z_w 在相机坐标系下的方向矢量, 而轨迹圆心为世界坐标系原点 O_w 在相机坐标系的位置, 即相机外参的平移向量 t 。

3) 基于李代数的鲁棒优化

初始标定获得的旋转矩阵往往受限于特征点提取噪声, 难以严格满足正交性约束, 且导轨方向与转轴方向可能存在非正交误差。为保证旋转矩阵严格位于特殊正交 $SO(3)$ 空间, 本文引入李代数将有约束的矩阵优化转化为无约束的流形空间优化。考虑一个三维向量 $\xi = \theta a \in \mathbb{R}^3$, 其中 a 是单位向量, θ 是李向量 ξ 的模长。 ξ 的物理意义是绕旋转轴 a 逆时针旋转 θ 角度, 对应的旋转矩阵通

过式(3)所示的指数映射得到。

$$\mathbf{R} = \exp(\boldsymbol{\xi}^\wedge) = \cos \theta \cdot \mathbf{I} + (1 - \cos \theta) \mathbf{a} \mathbf{a}^\top + \sin \theta \cdot \mathbf{a}^\wedge \quad (3)$$

式中: $\mathbf{a}^\wedge$ 表示向量 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3)$ 对应的反对称矩阵。

$$\mathbf{a}^\wedge = \begin{bmatrix} 0 & -a_3 & a_2 \\ a_3 & 0 & -a_1 \\ -a_2 & a_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

优化的目标是使相机坐标系下的观测向量与世界坐标系的基准向量在方向上严格一致。因此,构建基于余弦相似度的联合损失函数,同时约束转轴方向与导轨方向,具体表达式如式(5)所示。

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\xi}) = \sum_{k \in \{x, y, z\}} \lambda_k (1 - \mathbf{v}_{\text{obs}, k}^{(i)} \cdot (\exp(\boldsymbol{\xi}^\wedge) \mathbf{v}_{\text{ref}, k})) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{v}_{\text{ref}}$ 取世界坐标系定义的标准基向量 $\mathbf{X}_w$ 和 $\mathbf{Z}_w$, $\mathbf{v}_{\text{obs}}$ 是相机坐标系下的实测方向向量。

通过李向量指数映射可以避免直接优化旋转矩阵,将有正交约束的优化问题转化为无约束的优化问题。用 AdamW 优化器进行迭代优化,使得损失函数最小化,求解对应的李向量 $\boldsymbol{\xi}^* = \arg\min \mathcal{L}$, 获得满足正交约束的全局最优旋转矩阵 $\mathbf{R}^*$ 。最终,结合转台分度 θ , 任意时刻的相机位姿可解析表示为式(6),即:

$$\mathbf{R}_\theta = \mathbf{R}^* \mathbf{R}_{\text{rot}}(\theta) = \mathbf{R}^* \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

该式实现了仅需一次标定,即可解析求解全周任意角度下的高精度相机位姿,避免了重复标定带来的累积误差,从底层确保了全周扫描过程中异构传感器的高精度空间对齐。至此完成了整个标定对齐流程,任意分度处的相对于 1.1 节定义的世界坐标系的相机外参可以被准确确定。

1.2 光线投射和深度计算

深度的准确计算是连接 CT 几何先验与可见光纹理的关键环节,直接关系到最终表面的几何精度。传统视觉算法(如 MVS)在处理金属高反光表面时,受限于光度一致性假设失效,难以获取准确的深度信息。为此,本文直接利用 CT 重建的高精度表面网格作为几何真值,通过光线投射(ray casting)算法“逆向渲染”出绝对深度图。

1) 表面提取与深度计算原理

首先通过移动立方体^[30](marching cubes)算法,选取合适的阈值,从 CT 体素数据中提取等值面,生成由微米级三角面片构成的稠密表面网格 $\mathcal{M}$, 作为深度计算的几何基准。由于 CT 具有微米级的空间分辨率,该网格可被视为被测物体的真实几何表面。

基于针孔成像模型,深度计算转化为求解从相机光心出发的射线与表面网格 $\mathcal{M}$ 的几何交点。设光线从 $\mathbf{O}$ 点出发沿方向向量 $\mathbf{r}$ 传播了长度 t , 可以表示为

式(7),即:

$$\mathbf{l}(t) = \mathbf{O} + t\mathbf{r}, \quad t \geq 0 \quad (7)$$

而对于网格 $\mathcal{M}$ 的任意三角形,其内部的点可以用重心坐标 (b_1, b_2) 和顶点 $\mathbf{V}_0, \mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2$ 进行式(8)参数化。

$$\mathbf{P}(b_1, b_2) = (1 - b_1 - b_2) \mathbf{V}_0 + b_1 \mathbf{V}_1 + b_2 \mathbf{V}_2 \quad (8)$$

若光线和三角形相交,联立式(7)和(8),则有唯一的 (t, b_1, b_2) 使得 $\mathbf{l}(t) = \mathbf{P}(b_1, b_2)$ 。这个过程通过 Möller-Trumbore 算法^[31]进行计算,若 $b_1, b_2, 1 - b_1 - b_2 \geq 0$ 且 $t > 0$, 则判定射线与三角形有效相交。

相机坐标系内每个像素 $p(u, v)$ 对应的光线可以根据针孔模型确定:设像素齐次坐标 $\tilde{\mathbf{p}} = (u, v, 1)^\top$, 则光线方向可以由 $\mathbf{K}^{-1} \tilde{\mathbf{p}}$ 给出。像素点的深度 $\mathcal{D}$ 即光线在光轴方向的投影长度,如式(9)所示。

$$\mathcal{D} = \frac{\mathbf{Z}_c^\top \mathbf{K}^{-1} \tilde{\mathbf{p}}}{\|\mathbf{K}^{-1} \tilde{\mathbf{p}}\|} \cdot t^* \quad (9)$$

式中: t^* 为该光线击中表面的最小传播长度。

2) 基于 BVH 的加速求解

CT 提取的表面网格通常包含数百万甚至上千万个三角面片,若每一束光线都遍历所有三角形进行相交测试,会带来非常大的计算量,严重制约重建效率。为此,本文引入边界层次结构 BVH 构建场景的空间索引,加速光线和场景的相交测试。

BVH 是一种树形结构的场景组织方式如图 4(a) 所示,树的每个内部节点是一个轴对齐的包围盒(axis-aligned bounding bbox, AABB),几何上可被视为三组分别垂直于坐标轴的平行平面区域(slab)的交集。如图 4(b) 所示,射线与 AABB 相交的必要条件是光线进入所有 Slab,并至少离开一组 Slab。设穿过垂直坐标轴的进入时间 $t_{\min, k}$ 与离开时间 $t_{\max, k}$ ($k \in \{x, y, z\}$), 全局进入时间取 t_{enter} 各轴进入时间的最大值, 全局离开时间取各轴离开时间的最小值 t_{exit} , 当且仅当 $t_{\text{enter}} \leq t_{\text{exit}}$ 且 $t_{\text{exit}} \geq 0$ 时,二者相交。

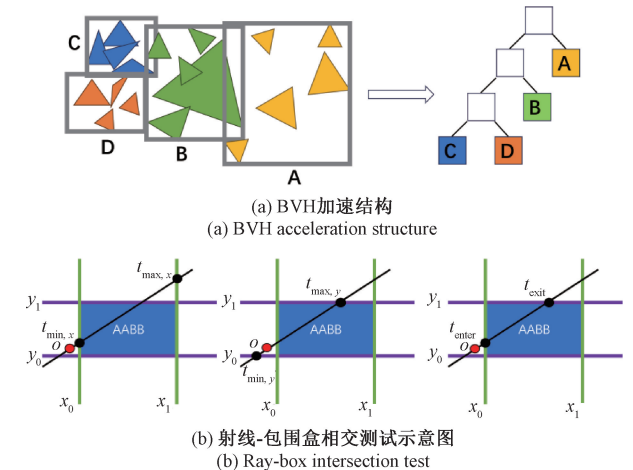


图4 BVH 加速结构构建与相交测试原理

Fig.4 Principle of BVH acceleration structure construction and intersection test

当有光线需要与场景进行相交测试时,从BVH树的根节点开始遍历。若射线与当前内部节点的AABB相交,则递归访问其左右子节点。否则,直接剔除该节点及其所有子树,从而在早期阶段排除绝大部分无关的几何区域。当遍历到叶子节点时,对该节点包含的所有三角面片进行Möller-Trumbore相交测试,找到与射线相交的三角面片。

采用BVH加速的Möller-Trumbore算法可以快速筛选不相关的空间区域,再对筛选后的三角形进行精确求交,两者结合形成了高效的“粗筛-精测”流程,实现了高效的深度计算。

1.3 TSDF 纹理融合

在完成相机的精密标定(1.1节)与基于CT先验的高精度深度计算(1.2节)后,系统获得了空间严格对齐的RGB-D数据流。为了有效处理多视角观测中的冗余信息并消除图像噪声,本文采用截断符号距离函数TSDF作为全局融合的核心表征,通过在体素空间中对多视角观测进行加权平均,不仅能有效滤除单帧图像的观测噪声,还能实现重叠区域纹理的自然过渡,消除拼接缝隙。算法的主要步骤包括:

1) 划分体素。在世界坐标系将目标重建区域划分为三维体素网格 V_{ijk} ,每一个体素包含一个 $tsdf$ 和 RGB 值。为了匹配CT的几何精度,设定 V_{ijk} 体素尺寸 s_{voxel} 与CT体素尺寸一致。

2) 计算距离场。不同于传统重建依赖不确定的视觉深度估计,本文直接利用1.2节计算得到的CT先验深度图作为基准。如图5所示,设体素 x 在到相机的投影深度为 d_{proj} ,测量得到的深度 $\mathcal{D}$,则该体素的符号距离值(SDF)定义为 $\phi(x) = \mathcal{D} - d_{proj}$,其物理意义在于: $\phi > 0$ 时体素位于物体外部,而 $\phi < 0$ 时位于物体内部。

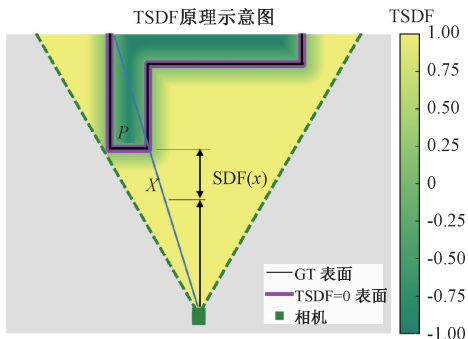


图5 TSDF 原理

Fig. 5 Principle of the TSDF

为了平滑噪声并聚焦表面细节,同时减小计算量,对SDF值进行截断处理得到式(10)所示TSDF值 $\Psi(x)$,其中 δ 为截断阈值,通常设置为体素尺寸 s 的5~10倍,以确保表面附近的梯度连续性。

$$\Psi(x) = \min(-1, \max(1, (\mathcal{D} - d_{proj})/\delta)) \quad (10)$$

3) 全局融合。为了融合多视角观测,系统采用加权平均策略对全局体素网格进行增量式更新。对于当前帧观测到的TSDF值 $\Psi(x)$ 和颜色 $C(x)$,全局体素状态按更新规则为:

$$D_{new}(x) = \frac{W(x)D(x) + w_i\Psi_i(x)}{W(x) + w_i} \quad (11)$$

$$C_{new}(x) = \frac{W(x)C(x) + w_iC_i(x)}{W(x) + w_i}$$

$$W_{new}(x) = \min(W(x) + w_i, W_{max})$$

式中: w_i 为当前观测的权重(通常取1,或根据光线入射角动态调整); W_{max} 为权重截断上限。遍历所有图像帧完成融合后,利用移动立方体算法从隐式场 $D(x) = 0$ 等值面提取最终的三角网格,网格顶点颜色属性由邻近体素的颜色值 $C(x)$ 通过三线性插值获得。

通过上述框架,最终输出的三维模型在几何上严格受控于CT的高精度表面先验,而在外观上还原了可见光相机的色彩纹理,有效解决了单一模态重建中“几何-纹理”兼顾难题。

2 实验及分析

为了全面验证本文提出的“CT先验引导TSDF重建框架”的有效性,搭建了图6所示的实验系统,并分别选取纹理丰富的玩具模型(验证视觉纹理保真度)与具有高反光特性的精密金属零件(验证工业测量精度)进行对比实验,并验证其在工业精密测量领域的潜力。

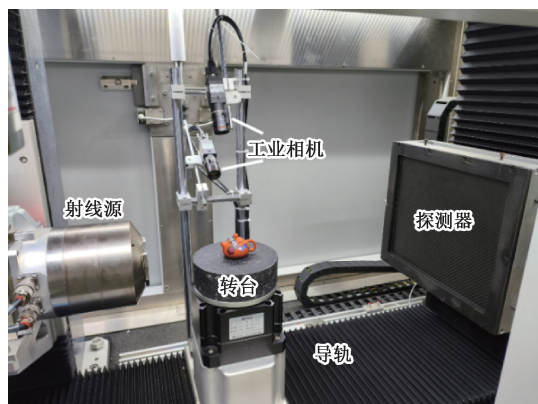


图6 表面纹理重建实验系统

Fig. 6 Physical photograph of the experimental setup for surface texture reconstruction

2.1 实验环境及数据预处理

如图6所示,实验系统主体在CD-130 CT微焦点CT检测仪的基础上,集成了两台海康机器人MV-CU050-90GC工业相机,通过定制的支架刚性地固定于CT转台

底座,确保相机与 CT 系统的相对位置在运动过程中保持恒定。将目标物体放置在转台中心附近,调整转台位置使得 CT 图像放大倍数合适。详细设备参数及 CT 扫描参数如表 1 和 2 所示。CT 重建的分辨率与探测器像元大小和放大倍数 SDD/SOD 有关,在上述实验参数条件下体素大小为 0.04 mm。

表 1 实验设备主要参数

Table 1 Parameters of experimental instruments	
参数	参数值
相机分辨率	2 600×2 160
相机镜头焦距	12 mm
标定板方格边长	3.0 mm
探测器单元数	3 008×2 496
探测器像元大小	0.10 mm
图像分割模型	Sam2.1_hiera_large

表 2 CT 扫描参数

Table 2 Scanning parameters of the industrial CT	
扫描参数	参数值
管电压	160 kV
管电流	70.0 μA
射线源-物体距离 SOD	200 mm
射线源-探测器距离 SDD	500 mm
分度数	1 024
采样时间	1 000 ms

玩具模型的预处理结果如图 7 所示。在重建流程启动前,首先根据 1.1 节中描述的标定步骤对工业相机进行标定。随后,利用分割一切模型(segment anything model, SAM)对采集的多视图图像进行前景分割(如图 7(b)所示),有效剔除背景噪声对纹理融合的干扰。图 7(c)展示了基于 BVH 加速算法解算的深度图,其分布准确反映了物体表面的空间深度梯度(头部近、足部远),且边缘清晰无伪影,直观验证了相机外参标定的准确性及深度计算的可靠性,为后续纹理融合提供了可靠的几何基准。

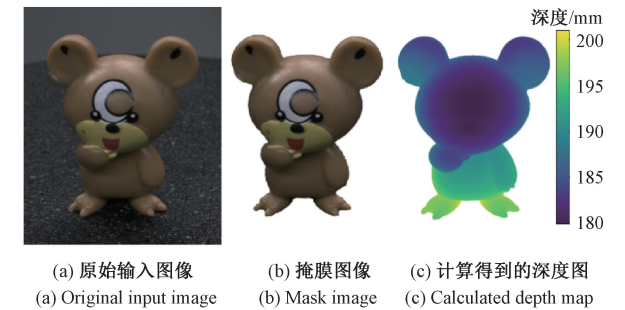


图 7 玩具模型的数据预处理结果

实验测得相机标定的重投影误差为 0.058 pixels。通过对图像的分割和标定物理尺寸的物体进行估算,可见光图像在成像区域的物理分辨率约为 0.045 mm/pixels,与 CT 重建时的空间分辨率 0.04 mm 基本匹配。图 8 展示了其中一张采集图像和 CT 网格投影轮廓边缘基本重合,可以认为 CT 数据和相机数据在空间上配准成功。



图 8 真值图像和 CT 网格投影轮廓配准对比分析
Fig. 8 Registration analysis on GT image and contour of CT mesh projection contour

2.2 评价指标

为了客观评估重建质量,本文采用多维度评价指标体系,包括几何精度和视觉质量两个角度,涵盖准确度、完整性及综合性能评估。

1) 几何精度指标

首先,引入平均距离误差(mean distance error) $\bar{d}_{err}$ 计算从重建点到真值(ground truth, GT)表面的单向最近邻距离平均值,该指标专注于表征现有重建表面的几何附着精度,能够直观反映 CT 先验对几何误差的修正能力,且不受视场遮挡导致的缺失区域影响。其次,采用倒角距离(chamfer distance, CD)作为双向评估指标,其计算重建点云与真值点云之间双向最近邻距离的平均值,能够同时兼顾模型的几何偏差与结构缺失情况。其中, $|X|$ 表示 X 点集的元素个数, $n(x_i, Y)$ 表示点 x_i 到点集 Y 所有点中的最近点。

$$\bar{d}_{err} = \frac{1}{|X|} \sum_{i \in X} \|x_i - n(x_i, Y)\| \tag{12}$$

$$CD = \frac{1}{|X|} \sum_{i \in X} \|x_i - n(x_i, Y)\| + \frac{1}{|Y|} \sum_{j \in Y} \|y_j - n(y_j, X)\| \tag{13}$$

此外,为了细化评估点云分布特性,引入精确率(precision, P)与召回率(recall, R):精确率反映重建点云中落入真值表面距离阈值 τ (本文设定为 0.08 mm,对应当前系统实验系统分辨率下的两个 CT 体素当量,以此作为判定表面有效附着的合理工程公差带。)范围内的比例,表征重建结果的抗噪能力;召回率则反映真值表面被有效重建覆盖的比例,表征重建的完整性。最后,通过

Fig. 7 Pre-processing results of toy model

F1-score(F1)(精确率与召回率的调和平均)对算法的综合性能进行判定,这一指标组合能够有效区分算法在“可见区域的高精度重建”与“盲区覆盖能力”上的不同表现。 $1(\cdot)$ 表示满足条件时取 1 否则取 0。

$$P = \frac{1}{|X|} \sum_{i \in X} 1(\|x_i - n(x_i, Y)\| < \tau)$$

(14)

$$R = \frac{1}{|Y|} \sum_{i \in Y} 1(\|y_i - n(y_i, X)\| < \tau)$$

(15)

$$F1 = \frac{2P \cdot R}{P + R}$$

(16)

2) 视觉质量指标

为进一步说明表面纹理的重建质量,本文引入图像新视角合成领域的几个常用的定量评价指标,包括峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR),结构相似性 (structural similarity index measure, SSIM)^[32] 以及学习图像感知相似度 (learned perceptual image patch similarity, LPIPS)^[33],分别用于表征图像像素级保真度,图像的局部结构模式的保持性能和图像在语义和视觉上的相似度。将各个算法重建 Mesh 网格 $\mathcal{M}$ 根据采集视角的位姿

进行投影,与在该视角采集到的真值图像进行对比,选择分割边界框向外扩展 5 pixels 的矩形区域作为计算范围,排除背景像素对于指标计算。

2.3 玩具模型重建:几何与纹理质量评估

实验首先选取表面纹理丰富,几何特征明显且无复杂内部结构的玩具模型作为对象。将本文方法与 3 类主流基准方法进行对比:基于传统 MVS 的 COLMAP 重建软件^[14]、基于体渲染学习神经隐式表面的多视图重建方法 (learning neural implicit surfaces by volume rendering, Neus)^[20]、以及基于 3DGS 的表面提取方法高斯透明度场 (Gaussian opacity field, GOF)^[22],平面高斯溅射重建 (planar-based Gaussian splatting reconstruction, PGSR)^[23],高斯溅射深度光栅化 (rasterizing depth in Gaussian splatting, RaDe)^[25]。

1) 重建视觉质量分析

为客观量化表面纹理的重建质量,重接结果如图 9 所示,具体的视觉指标如表 3 所示,其中“↑”表示数值越高指标越好,“↓”表示数值越小指标越好(后文同此)。

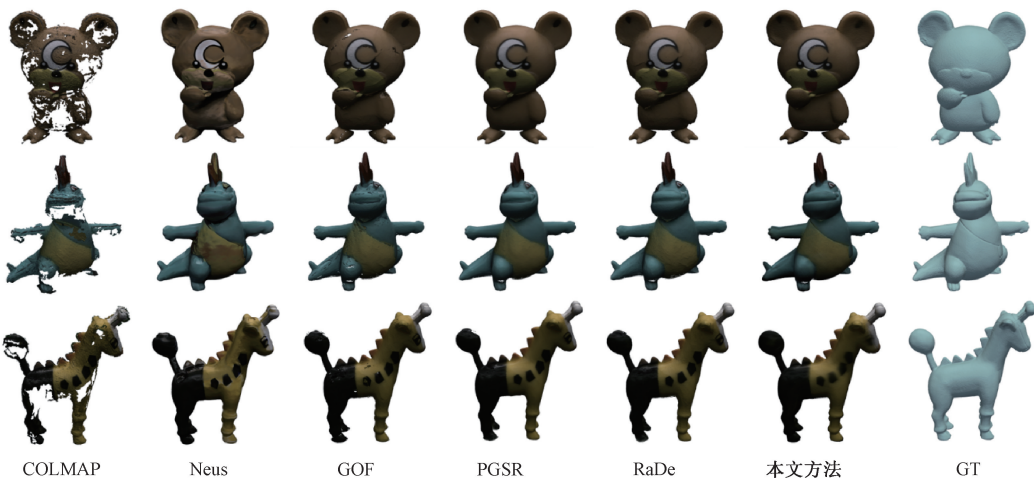


图 9 玩具模型数据集上的表面重建效果对比

Fig. 9 Comparison of surface reconstruction results on the toy model dataset

表 3 玩具模型重建的视觉定量评价指标

Table 3 Quantitative visual metrics of toy model reconstruction

算法	PSNR ↑	SSIM ↑	LPIPS ↓
COLMAP ^[14]	19.510	0.673	0.306
Neus ^[20]	22.708	0.816	0.211
GOF ^[22]	25.472	0.878	0.186
PGSR ^[23]	25.776	0.887	0.170
RaDe ^[25]	27.508	0.902	<u>0.156</u>
本文方法	<u>26.516</u>	<u>0.897</u>	0.145

和对比方法相比,本文在视觉质量方面取得最优(粗体)或次优(下划线)的结果。COLMAP 在弱纹理区域(如

模型腹部)特征匹配困难,导致网格破损与孔洞。Neus 方法生成的网格表面较为光滑连续,但颜色发生一定程度的失真,且在一些反光处存在凹陷。3DGS 类方法通过光度损失 (photometric loss)重建反复迭代,倾向于将环境光影、反射高光等直接烘焙到表面,以迎合二维图像的渲染质量,在 3 个视觉指标都取得了非常优秀的结果,但这种基于二维图像自监督迭代的过拟合往往伴随三维几何细节的平滑和形变。

相比之下,本文方法得益于 CT 微米级几何先验的强约束,通过 TSDF 加权融合有效滤除了单视角的非物理高光和随机噪声。定量结果显示,本文方法在不牺牲几何精度的前提下,仍然取得了极佳的纹理保真度:LPIPS 低至 0.145,SSIM 达 0.897,和对比方法达到先进水平。

结合图 10 的局部细节,本文方法保留了玩具材质真实的颗粒感,没有引入视觉算法常见的失真和伪影。定性定量分析共同表明,在精确的几何基准上,本文方法实现了极其稳健且高保真的表面纹理映射。

2) 重建几何精度分析

为印证 2.3 节中关于纯视觉算法“以牺牲三维几何换取二维视觉高分”的论断,表 4 进一步展示了重建结果的几何定量评价指标。

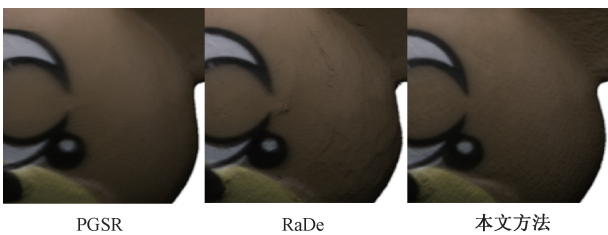


图 10 玩具模型局部表面细节对比
Fig. 10 Comparison of local surface details

表 4 玩具模型重建结果的几何定量评价指标

算法	$\overline{d_{err}}/\text{mm} \downarrow$	$CD/\text{mm} \downarrow$	$P \uparrow$	$R \uparrow$	$F1 \uparrow$	时间
COLMAP ^[14]	0.140	0.624	0.551	0.388	0.455	25.39 min
Neus ^[20]	0.269	0.448	0.334	0.378	0.354	5.66 h
GOF ^[22]	0.285	0.497	0.271	0.316	0.291	15.57 min
PGSR ^[23]	0.173	0.463	0.230	0.234	0.227	6.55 min
RaDe ^[25]	0.132	0.351	0.312	0.311	0.311	6.43 min
本文方法	0.035	0.156	0.997	0.905	0.950	0.77 min

数据表明,本文方法的平均距离误差低至 0.035 mm,这一数值已逼近实验条件下的 CT 体素分辨率(0.04 mm),相比表现最好的纯视觉方法 RaDe(0.132 mm)降低了约 73%。这有力证明了在本文框架下,几何精度完全由 CT 先验决定,有效规避了视觉重建中的深度估计误差。在双向完整性方面,本文方法的倒角距离 CD 为 0.156 mm,这主要源于实验中固定视角的相机盲区(如物体底座)导致纹理模型在这些区域缺失,从而产生较大的逆向距离惩罚。即便如此,高达 0.997 的精确率和 0.950 的 F1 仍稳居第一,证明在有效视场内本文方法实现了远超过对比算法的重建精度。

在运行时间方面,本文方法展现出数量级优势(见

表 4 最后列)。NeuS 由于涉及复杂的神经网络训练与反向传播,耗时高达 5.66 h;3DGS 类方法虽然利用光栅化技术提升了渲染速度,但其几何提取与高斯核分裂/克隆的迭代优化过程即使进行下采样重建仍需 6~15 min。而本文算法仅需遍历单帧图像进行一次光线投射深度计算与 TSDF 融合,实验结果显示本文方法的平均处理速度约为 0.67 s/view,对于包含 72 个视点的玩具模型数据集重建仅耗时约 46 s(0.77 min),满足了工业流水线对在线快速检测的迫切需求。

为了更直观地解析重建表面的几何准确性及其空间分布特征,图 11 展示了各方法重建模型相对于真值的距离误差热力图。

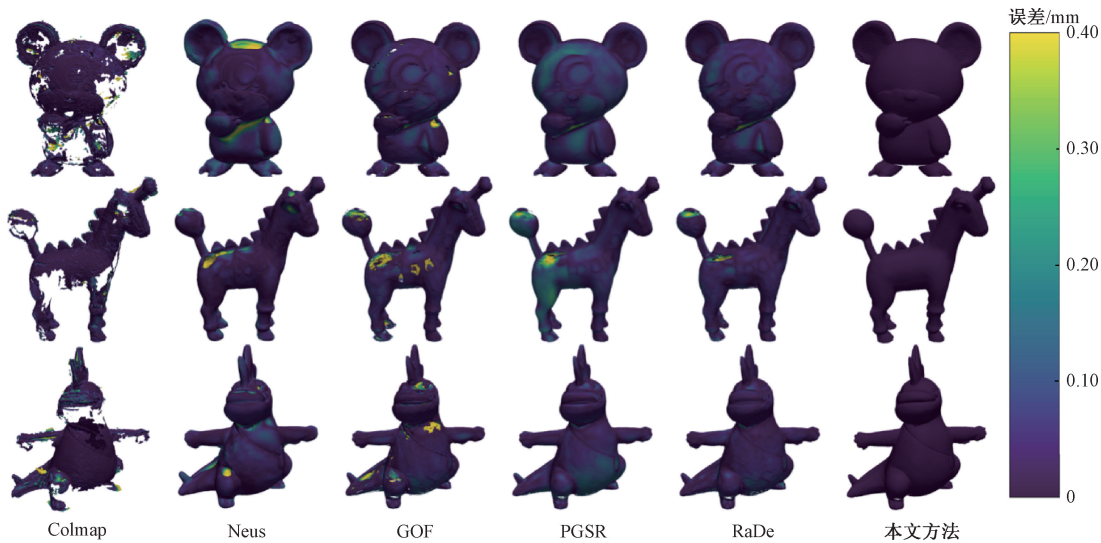


图 11 玩具模型重建表面的几何误差分布热力图

Fig. 11 Geometric error distribution heatmaps of the reconstructed toy models

观察对比结果可知, COLMAP 与 GOF 的热力图呈现出大面积的杂色斑块与高误差区域, 表明其重建表面存在大量随机噪声与几何突变, 缺乏全局平滑性。PGSR 与 RaDe 方法虽然在平坦区域表现出较好的准确性, 但在物体几何特征显著的区域(如玩具熊的耳部、颈部连接处及四肢末端)仍存在明显的灰度较深的高误差区。这反映了纯视觉 3DGS 方法在处理复杂曲率表面时, 由于缺乏显式的几何约束, 容易产生过平滑现象或结构形变。相比之下, 本文方法的误差热力图整体呈现均匀的低误差区域, 绝大部分表面的几何偏差严格控制在 0.05 mm 左右, 且在特征丰富区域未出现明显的误差发散。仅在模型底部与转台接触的边缘区域存在少量的误差升高, 这与相机俯视角度的视场盲区分布一致。该结果从空间分布的角度直观验证了本文方法在有效视场内实现了微米级的高精度重建, 且误差来源具有明确的物理可解释性, 而非算法的不稳定性。

2.4 金属零件重建:工业测量潜力验证

为验证方法在工业检测中的鲁棒性, 设计了一个具有高反光表面特性的金属圆柱套筒标准件(如图 12 所示)。此类单一颜色且高反光的材质是传统视觉重建算法的难点。

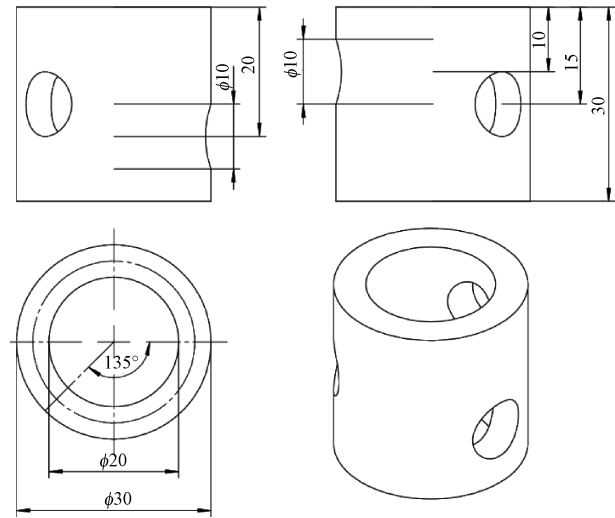


图 12 金属零件的计算机辅助设计图

Fig. 12 Computer-aid design of the metal part

1) 高反光场景下的鲁棒性分析

表 5 和 6 分别展示了各算法在视觉纹理和几何形态的定量指标对比。

观察表 5 发现, 3DGS 方法在 PSNR 和 SSIM 等指标仍维持较好结果, 然而结合图 13 重建结果和图 14 渲染结果与表 6 的几何精度指标结果, 视觉结果具有极大的欺骗性。纯视觉算法为了在渲染图像上拟金属高光反射, 牺牲了空间上几何的完整性, 甚至生成了错误的结构。

表 5 金属零件重建结果的视觉定量评价指标
Table 5 Quantitative visual metrics of metal part reconstruction

算法	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	LPIPS $\downarrow$
Neus ^[20]	20.806	0.736	0.333
GOF ^[22]	25.435	0.828	0.306
PGSR ^[23]	24.600	0.817	0.314
RaDe ^[25]	25.402	0.820	0.313
本文方法	25.785	0.839	0.257

表 6 金属零件重建结果的定量评价指标
Table 6 Quantitative evaluation metrics of metal part reconstruction results

算法	$\overline{d_{\text{err}}}$ / mm $\downarrow$	CD/ mm $\downarrow$	P $\uparrow$	R $\uparrow$	F1 $\uparrow$	时间
Neus ^[20]	0.301	0.517	0.403	0.408	0.405	6.08 h
GOF ^[22]	0.570	1.067	0.158	0.191	0.173	16.61 min
PGSR ^[23]	0.725	1.449	0.113	0.113	0.113	6.66 min
RaDe ^[25]	0.540	1.013	0.145	0.174	0.158	6.46 min
本文方法	0.022	0.155	0.999	0.902	0.948	1.58 min

在图 13 上可以发现很多的漂浮物和孔洞等几何失真, 表 6 的结果显示纯视觉方法在处理金属高反光表面出现结构性失效, 其单向平均距离误差激增至 0.540 mm 以上。相比之下, 本文方法通过引入 CT 几何先验锚定正确的几何结构, 单向的平均距离误差进一步降低至 0.022 mm, 有效遏制了高反光场景下的几何崩塌现象。同时, 在精准的几何基准上进纹理映射, 和对比方法在视觉指标上取得最优。这表明本框架成功解耦了几何重建与纹理获取, 几何精度完全由抗干扰能力强的 CT 决定, 而视觉仅负责纹理映射, 从而解决了高反光物体的重建难题。

图 15 展示了金属套筒在不同重建方法下的距离误差热力图, 直观揭示了高反光特性对几何重建的破坏性影响。

从对比结果可见, GOF、PGSR 与 RaDe 等纯视觉方法的误差热力图呈现出大面积的高误差区域。这意味着其重建模型表面与真值之间存在巨大的几何偏差(普遍超过 0.50 mm), 金属表面的镜面反射导致了视觉特征匹配的完全失效, 进而引发了模型的整体几何崩塌与严重形变。反观本文方法, 其热力图主要由低误差区域构成, 圆柱体侧壁及内壁的大部分区域误差均保持在 0.03 mm 以下的极低水平。尽管如此, 该结果仍强有力地证明了

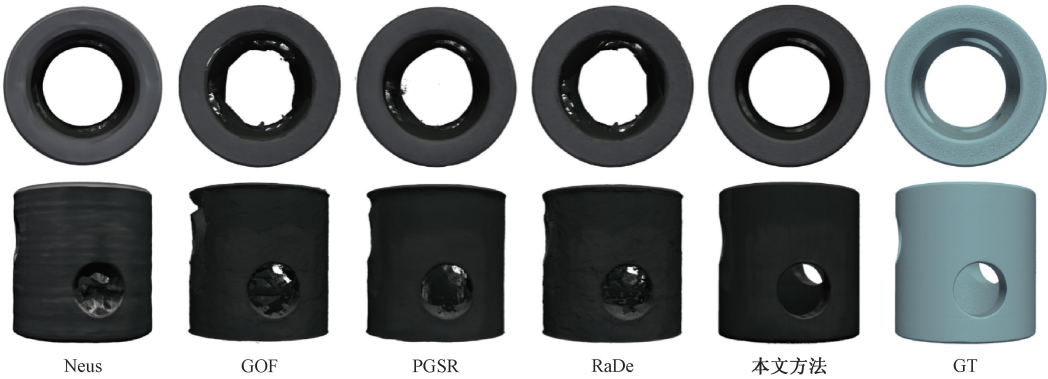


图 13 金属零件数据集上的表面重建效果对比

Fig. 13 Comparison of surface reconstruction results on the metal part dataset

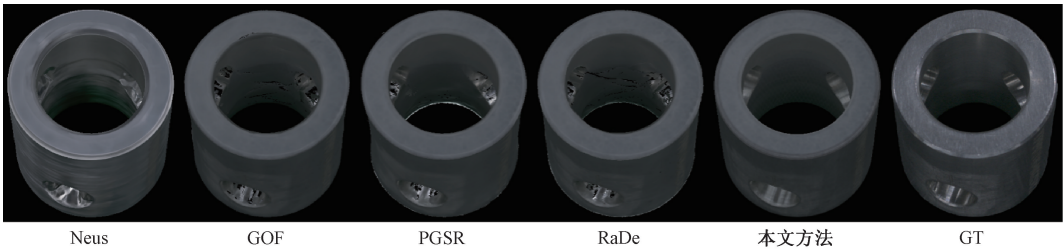


图 14 金属零件重建网格渲染的对比

Fig. 14 Comparison of mesh rendering results on the metal part dataset

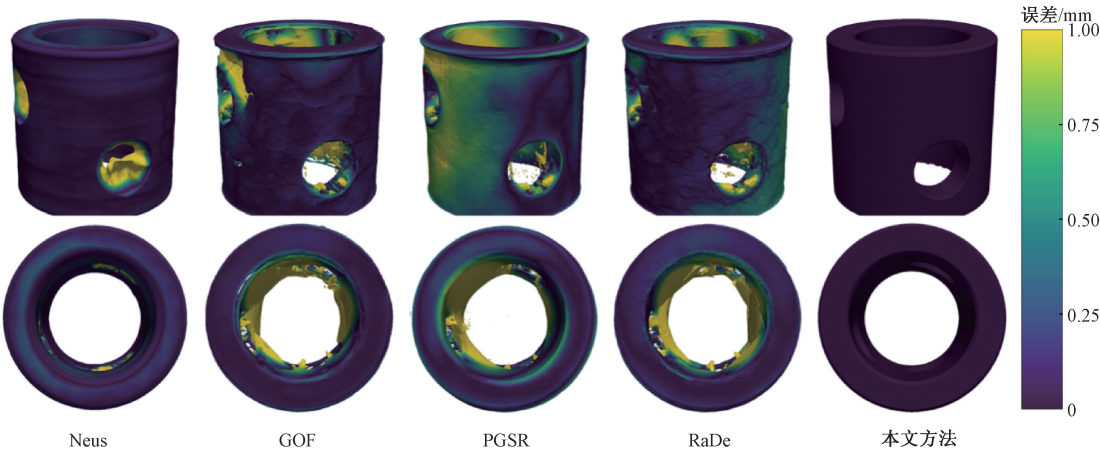


图 15 金属零件重建表面的几何误差分布热力图

Fig. 15 Geometric error distribution heatmaps of the reconstructed metal part

在 CT 几何先验的钳制下,单一材质的光学反射特性不再是制约重建精度的瓶颈,系统在工业复杂光照环境下具备极强的鲁棒性。

此外,在重建效率方面,对比方法主要耗时于迭代优化过程。本文方法得益于非迭代特性,计算耗时与视角数量呈线性关系。针对包含双相机共 144 个视点的金属零件数据集,仅需 1.58 min 即可完成高精度重建,展现了优异的算法可扩展性。

2) 精密尺寸测量验证

除了视觉效果,工业应用更关注几何测量精度。利用 VG Studio 商业软件对重建模型进行圆柱拟合,重复 5 次,并以三坐标测量机数据为真值进行验证。初始测量结果(表 7)显示,各尺寸测量值存在约 +0.81% 至 +1.02% 的正向偏差。这主要源于 X 射线硬化效应引起的 CT 数漂移以及系统标定过程中的尺度因子残差。基于此规律,计算各特征相对误差的均值作为全局线性修

正因子进行校正后,各项尺寸误差显著下降。进行一次额外的测量并用修正因子进行校正,修正后的内径 19.943 mm 与真值 19.965 mm 偏差仅为 0.022 mm,其余壁孔的孔径偏差仅为 0.014 mm。校正后的最大残差量

级小于个体素的大小 0.04 mm,表明校正后的误差主要来自于 CT、TSDF 网格划分的空间量化。实验结果证明,本文重建模型在经过简单的系统误差标定后,具备高精度尺寸检测的潜力。

表 7 金属零件关键尺寸的精密测量与校正结果
Table 7 Precision measurement and correction results of key dimensions of the metal part

尺寸	真值	初始测量 测量值/mm	初始测量 相对误差/%	校正测量 测量值/mm	校正测量 相对误差/%	校正测量 残差/体素
内径	19.965	20.126±0.000 4	+0.809	19.943	-0.110	0.550
孔 1	10.022	10.117±0.003 2	+0.952	10.027	+0.050	0.125
孔 2	10.068	10.171±0.004 1	+1.024	10.077	+0.089	0.225
孔 3	10.010	10.101±0.000 5	+0.909	10.008	+0.016	0.050

3 结 论

针对三维重建领域长期存在的“高精度几何”与“高保真纹理”难以兼顾的共性难题,本文提出了一种基于工业 CT 高精度几何先验引导的 TSDF 表面纹理重建框架。该方法在理论上通过李代数流形优化实现了异构传感器 (CT 与相机)的空间严格配准,在算法上利用 BVH 加速的光线投射策略将 CT 的微米级几何约束引入视觉纹理融合过程,成功构建了兼具计量级几何精度与真实感外观的三维模型。定性和定量实验分析表明,该方法取得了两项核心成果,即:

1) 突破了复杂光学材质下的几何重建瓶颈,实现了计量级的高精度三维重建。面对金属镜面反射等导致视觉特征匹配失效的场景,本文方法凭借 CT 先验的有效约束,将几何平均距离误差稳定降低至 0.022 mm。同时,在特征尺寸拟合分析中,重建模型经全局校正后的关键尺寸测量残余误差收敛至个体素当量 (0.05 mm) 以内。这表明,作为一种基于 CT 先验的三维重建系统,本文方法不仅有效克服了高反光带来的几何失真,更具备了面向工业精密检测的强大测量能力。

2) 在不牺牲物理几何精度的前提下,实现了高保真表面纹理的有效获取。实验证实,纯视觉方法在复杂材质下追求二维渲染视觉指标的高分时,常伴随三维拓扑的形变。本文框架成功实现了几何与纹理的物理耦合:在保证几何基础精确性的基础上,依然取得了极其优异的纹理保真度 (SSIM 最高达 0.897, LPIPS 低至 0.145),生成了兼具微米级几何特征与真实物理外观的三维模型,有效克服了传统算法中二维渲染质量与三维几何真实性难以兼顾的难题。

尽管该方法在重建精度与效率上表现优异,但对于相机视场未覆盖的区域 (如物体底部或复杂遮挡内部),

目前仅能依靠 CT 数据获取几何结构,无法恢复相应的表面纹理信息,导致模型在未知视角下的视觉完整性受限。未来的研究工作将重点聚焦于两方面:一方面探索未知视角的网格与纹理智能补全技术,利用几何深度学习挖掘已观测区域的纹理分布规律,对视场盲区进行语义一致的几何修复与纹理推断;另一方面研究大模型在工业三维重建中的应用,借助生成式大模型强大的先验知识与泛化能力,辅助解决极端稀疏视角或严重遮挡下的重建难题,推动三维数字化技术向更高水平的智能化与全自主化发展。

参考文献

[1] TAO F, XIAO B, QI Q L, et al. Digital twin modeling[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 372-389.

[2] LI F. Three-dimensional reconstruction and virtual display technology of cultural heritage based on computer vision[C]. International Conference on Smart Applications and Sustainability in the Artificial Intelligence of Things, 2024: 169-179.

[3] DONG Q J, XU R, WANG P F, et al. NeurCADRecon: Neural representation for reconstructing CAD surfaces by enforcing zero Gaussian curvature[J]. ACM Transactions on Graphics, 2024, 43(4): 1-17.

[4] WANG Y H, LONG Y H, FAN S H, et al. Neural rendering for stereo 3D reconstruction of deformable tissues in robotic surgery[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2022: 431-441.

[5] CHEN Y F, WANG L ZH, LI Q J, et al. Mono Gaussian Avatar: Monocular Gaussian point-based head avatar[C]. ACM SIGGRAPH 2024 Conference Papers, 2024: 1-9.

[6] 李婉芸, 张雅声, 方宇强, 等. 基于深度学习的三维

- 重建方法综述[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(10): 43-59.
- LI W Y, ZHANG Y SH, FANG Y Q, et al. Review of deep learning-based 3D reconstruction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2025, 62(10): 43-59.
- [7] 杨帆, 丁晓剑, 曹杰. 基于彩色结构光的自由曲面三维重建方法[J]. 光学学报, 2021, 41(2): 69-79.
- YANG F, DING X J, CAO J. 3D reconstruction of free-form surface based on color structured light[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(2): 69-79.
- [8] LIU T, WANG N N, FU Q, et al. Research on 3D reconstruction method based on laser rotation scanning[C]. 2019 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2019: 1600-1604.
- [9] 潘光勇, 张敏霞, 鲍熠朗, 等. 工业 CT 在电磁线圈缺陷检测中的应用[J]. CT 理论与应用研究, 2019, 28(2): 205-212.
- PAN G Y, ZHANG M X, BAO Y L, et al. Application of industrial computerized tomography in testing of fault magnetic coil[J]. *Computerized Tomography Theory and Applications*, 2019, 28(2): 205-212.
- [10] 黎玲, 金恒, 刘杰, 等. 基于工业 CT 图像的自适应三维网格模型重建[J]. 光学学报, 2023, 43(3): 243-252.
- LI L, JIN H, LIU J, et al. Adaptive 3D mesh model reconstruction based on industrial CT images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(3): 243-252.
- [11] 秦倩, 邹永宁, 黄业凌, 等. 非封闭内腔 CT 图像局部多尺度凸包分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 233-242.
- QIN Q, ZOU Y N, HUANG Y L, et al. Local multi-scale convex hull segmentation method of non-closed inner cavity CT images[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(11): 233-242.
- [12] SCHÖNBERGER J L, FRAHM J M. Structure-from-motion revisited[C]. 29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 4104-4113.
- [13] PAN L F, BARÁTH D, POLLEFEYS M, et al. Global structure-from-motion revisited [C]. *Computer Vision-ECCV 2024, Part XL*, 2025: 58-77.
- [14] SCHÖNBERGER J L, ZHENG EN L, FRAHM J M, et al. Pixelwise view selection for unstructured multi-view stereo[C]. *Computer Vision-ECCV 2016*, 2016: 501-518.
- [15] YAO Y, LUO Z X, LI SH W, et al. MVSNet: Depth inference for unstructured multi-view stereo [C]. *Computer Vision-ECCV 2018*, 2018: 785-801.
- [16] 朱代先, 巩若琳, 孔浩然, 等. 基于注意力机制的多视图立体重建算法 [J]. 电子测量技术, 2024, 47(16): 130-138.
- ZHU D X, GONG R L, KONG H R, et al. Multi-view stereo reconstruction algorithm based on attention mechanism [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(16): 130-138.
- [17] 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.
- [18] 朱代先, 孔浩然, 秋强, 等. 注意力机制与神经渲染的多视图三维重建算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(5): 158-166.
- ZHU D X, KONG H R, QIU Q, et al. Attention mechanism and neural rendering for multi-view 3D reconstruction algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(5): 158-166.
- [19] 张超, 袁亮, 肖文东, 等. 基于神经辐射场的稀疏视角三维重建方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(20): 159-166.
- ZHANG CH, YUAN L, XIAO W D, et al. Sparse perspective 3D reconstruction method based on neural radiation field[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(20): 159-166.
- [20] WANG P, LIU L J, LIU Y, et al. NeuS: Learning neural implicit surfaces by volume rendering for multi-view reconstruction [C]. 35th Conference on Neural Information Processing Systems, 2021: 27171-27183.
- [21] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKÜHLER T, et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2023, 42(4): 1-14.
- [22] YU Z H, SATTTLER T, GEIGER A. Gaussian opacity fields: Efficient adaptive surface reconstruction in unbounded scenes[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2024, 43(6): 1-13.
- [23] CHEN D P, LI H, YE W C, et al. PGSR: Planar-based Gaussian splatting for efficient and high-fidelity surface reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2024, 31(9): 6100-6111.
- [24] HUANG B B, YU Z H, CHEN AN P, et al. 2D Gaussian Splatting for geometrically accurate radiance fields[C]. *ACM SIGGRAPH 2024 Conference Papers*, 2024: 1-11.
- [25] ZHANG B W, FANG CH, SHRESTHA R, et al. RaDeGS: Rasterizing depth in Gaussian splatting[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2026, 45(2): 1-14.
- [26] WU T, YUAN Y J, ZHANG L X, et al. Recent

advances in 3D Gaussian splatting [J]. Computational Visual Media, 2024, 10(4): 613-642.

[27] REN SH W, WEN T C, FANG Y CH, et al. FastGS: Training 3D Gaussian splatting in 100 Seconds [J]. ArXiv preprint arXiv:2511.04283, 2025.

[28] FEI B, XU J Y, ZHANG R, et al. 3D Gaussian splatting as new era: A survey [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2025, 31(8): 4429-4449.

[29] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

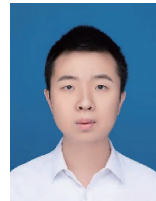
[30] LORENSEN W E, CLINE H E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1987, 21(4): 163-169.

[31] BALDWIN D. Fast ray-triangle intersections by coordinate transformation[J]. Journal of Computer Graphics Techniques, 2016, 5(3): 39-49.

[32] HORE A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM[C]. 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, 2010: 2366-2369.

[33] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A A, et al. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 586-595.

作者简介



廖望, 2023 年于重庆大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、三维重建和深度学习。
E-mail: liaowang@cqu.edu.cn



沈宽 (通信作者), 1999、2002、2010 于重庆大学分别获得学士、硕士、博士学位, 现为重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心副研究员, 主要研究方向为 CT 理论设计、图像处理、深度学习和缺陷识别。
E-mail: shenk@cqu.edu.cn

Shen Kuan (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from Chongqing University in 1999, 2002, and 2010, respectively. He is currently an associate researcher in the Engineering Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing of the Ministry of Education at Chongqing University. His main research interests include CT theory and design, image processing, deep learning, and defect recognition.