

基于事件信息与深度学习的高动态范围三维重建

王杰, 魏振东, 王启江, 张启灿, 王亚军

(四川大学电子信息学院, 成都 610065)

摘要: 采用光学三维成像技术测量金属零件、黑色物体以及半透明物体等高动态范围(High dynamic range, HDR)表面的三维轮廓是一个极具挑战性的问题。目前,传统方法对存在较低反射以及半透明区域的场景进行重建还有一定的局限性,半透明物体的内部反射噪声很难消除。现有基于深度学习的方法通常使用相对较强的激光强度,这可能会损坏样品,同时会出现采集图像过曝现象,需要对激光强度进行繁琐的调整。针对这些问题,本文提出基于事件信息和深度学习算法的高动态场景三维测量方法。事件相机通过异步记录单个像素的亮度变化,无需等待全局曝光时间,具有高动态响应范围,能够充分采集到HDR场景的激光条纹反射信息。引入深度卷积神经网络(Deep convolutional neural network, DCNN)来消除半透明物体的内部噪声以及金属物体高反光的过曝影响,同时增强弱激光条纹图像质量。实验结果表明,本文方法能够应用低功率线激光扫描成功实现HDR场景的高质量三维重建。

关键词: 光学三维成像;事件相机;高动态范围;深度卷积神经网络

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

High Dynamic Range 3D Reconstruction Based on Event Information and Deep Learning

WANG Jie, WEI Zhendong, WANG Qijiang, ZHANG Qican, WANG Yajun

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Three-dimensional(3D) measurement of high dynamic range (HDR) surfaces using optical 3D imaging technology, such as metal parts, black objects, and translucent objects, remains a challenging problem. Currently, traditional methods have limitations in reconstructing HDR scenes with low reflection and translucent areas, as well as difficulty in eliminating internal reflection noise of translucent objects. Existing deep learning-based methods typically use strong laser intensification, which can potentially damage the sample and result in overexposure of the acquired image, necessitating tedious adjustments to the laser intensity. To address these issues, this paper proposes a 3D measurement method for HDR scenes utilizing an event camera and the deep learning algorithm. By asynchronously recording the brightness changes of individual pixels, the event camera is with a high dynamic range response, and thus has the ability to fully capture the laser fringe of HDR scenes. In addition, we introduce a deep convolutional neural network (DCNN) to eliminate the noises caused by the reflections inside transparent objects and overexposure area of high reflection from metallic objects, while enhancing the weak laser

stripes on the surface. Experimental results demonstrate that the proposed method can successfully achieve high-quality 3D reconstruction of HDR scenes utilizing low-power line laser scanning.

Key words: optical 3D imaging; event camera; high dynamic range; deep convolutional neural network

引 言

三维成像在物理世界和数字世界之间架起了一座桥梁。实现三维成像的技术有很多,其中光学三维成像技术以其非接触、无损和易操作等优点发挥着越来越重要的作用^[1-2]。光学三维成像广泛应用于工业检测、测绘、医疗和文化遗产等一系列领域。作为光学三维形状测量的典型技术,激光扫描使用结构简单且成本低廉的光学配置获得可工程应用的测量精度,这在过去几十年中引起了广泛关注^[3-4]。典型的激光三维扫描系统由摄像机、线光源和扫描机械装置组成,激光源将一条激光线投射到物体表面,由于激光平面和表面之间的交互,在物体表面会呈现出一条激光条纹,然后由摄像机捕捉到激光条纹的图像。激光条纹的弯曲变化由物体的横截面轮廓调制,因此可以通过激光源、相机和物体的三角关系来计算三维数据。然而,对于高动态范围(High dynamic range, HDR)场景,特别是对具有不同表面反射率的复杂表面进行重建仍然是一项具有挑战性的任务,如金属、黑色物体或半透明物体等。扫描有光泽的金属表面,如加工过的钢或铝时,通常会导致二次或更高次反射叠加在真实的激光投影上^[5]。黑色物体一般需要扫描激光满足较强的功率条件,否则无法从捕获的激光图像中获取有效信息。半透明物体的重建更具有挑战性,其外表面反射的激光条纹强度很弱,从而导致不可转换的细节损失和随之而来的无效重建区域,同时半透明物体内部复杂的光传输会产生大量噪声,影响最终的3D重建^[6]。

高动态范围场景的三维测量已经有了很多研究,可分为传统方法和基于深度学习的方法。对于传统的方法,Yang等^[7]提出了基于LCOS(Liquid crystal on silicon)的亮度自适应成像测量方法,可以增强三维激光扫描仪系统的环境适应性,提高三维轮廓测量的精度。Wang等^[8]提出了一种基于光谱调制和高光谱成像的HDR三维测量方法,实现高对比度HDR条纹成像和三维测量。Huang等^[9]提出了一种基于偏振和多光谱共调制的新型高动态范围三维测量方法,实现曝光过曝和曝光不足表面的同步重建。上述方法对金属等具有高反现象的HDR场景可以完成良好的测量,但是对同时存在低反射率黑色区域以及半透明区域的HDR场景进行重建还存在一定的局限性。基于深度学习的方法主要是在激光条纹图像去噪、激光条纹ROI(Region of interest)分割等方面引入先进的深度学习算法^[10]。例如,为了提高焊缝激光条纹提取的精度,Yang等^[11]提出了基于编码器-解码器架构的深度学习实现焊接激光图像去噪。为了提高结构光距离系统的精度,Fang等^[12]提出了使用卷积自编码器从噪声图像中恢复损坏的激光条纹图像。然而,这些方法通常使用相对较强的激光强度,这可能会损坏样品,也容易引起操作人员眼睛受伤。此外,由于被测表面的反射率不同,为了获得足够的训练数据,一般也需要对激光进行繁琐的强度调整。

为了对存在金属、黑色物体以及半透明物体的HDR场景实现三维重建,同时避免使用高强度激光,本文提出了一种基于事件信息和深度学习的HDR场景激光扫描测量新方法。事件相机与基于帧信息记录的传统相机(以下简称为传统相机)相比,有着更高的动态范围,对HDR场景测量有着独特的优势,可以很好地采集到黑色物体以及半透明物体表面的微弱激光条纹,同时不会受到金属表面高强度的反光影响。对于半透明物体的内部反射噪声,以及金属物体和黑色物体表面激光条纹的不均匀断裂和噪声,引入深度卷积神经网络(Deep convolutional neural network, DCNN)进行去噪以及激光条纹增强。

1 三维测量系统组成及算法框架

本文提出利用事件相机重建HDR场景的三维面形。基于事件相机和振镜的激光扫描测量系统如图1所示。激光线经旋转振镜反射到待测物体上,受物体高度调制后产生弯曲的激光条纹,现场可编程门阵列(Field programmable gate array, FPGA)控制振镜旋转实现激光扫描,再由事件相机完成激光条纹图像信息的采集,经中心线提取和系统标定后,重建出待测物体的三维面形。

激光条纹在HDR场景物体表面的反射情况较为复杂,半透明物体的外表面反射较弱,内部存在各种反射以及折射信息,金属外表面反射光强度很高但黑色物体外表面反射信息很弱,同时还有各种环境光反射信息存在,传统相机经常会遇到曝光过度、曝光不足、场景细节丢失等问题,难以捕捉到丰富有效的信息。为了克服这些限制,使用事件相机来捕捉激光反射信息,在此基础上构建了基于振镜的激光扫描系统,同时引入了用于激光条纹去噪的深度卷积神经网络。

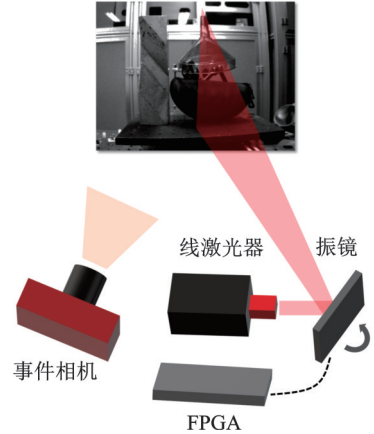


图1 系统组成

Fig.1 System components

本文算法框架如图2所示,主要包括以下4个步骤:

(1) 事件相机数据采集:使用FPGA控制振镜间隔一定时间旋转一个固定角度,以此实现跳跃式激光扫描,使得事件相机采集到离散型事件流,便于转化为事件帧。

(2) 深度卷积神经网络去噪:采集到的金属、黑色物体以及半透明物体的激光条纹存在复杂的噪声,传统的去噪方法不足以有效地去噪,引入具有编码器-解码器结构的深度卷积神经网络对事件帧进行去噪,同时增强激光条纹图案,便于后续处理。

(3) 激光中心线提取:激光条纹具有一定的宽度,为了实现更高精度重建,需要提取出激光条纹的亚像素中心线,本文使用Steger算法^[13]进行激光条纹中心线的提取。

(4) 系统标定及重建:使用经典的线结构光传感器模型^[14]计算最终的三维点云,该模型由单相机透视投影模型与激光平面联立组成。

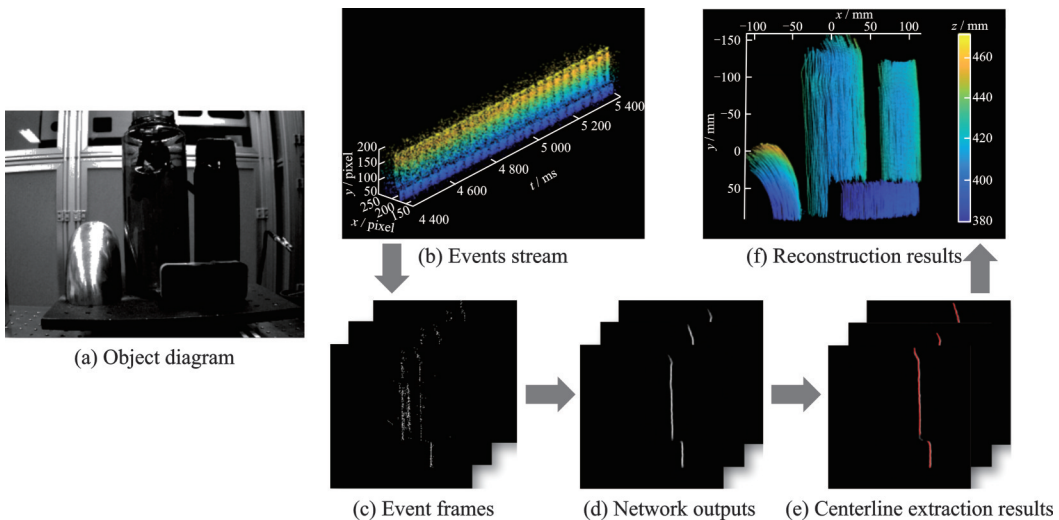


图2 高动态范围三维重建算法框架

Fig.2 HDR 3D reconstruction algorithm framework

2 算法详细描述

2.1 事件相机原理及数据采集

基于事件相机是一种受生物启发的传感器^[15],与传统相机不同,事件相机可以异步输出像素亮度变化,事件相机像素阵列的每个像素是独立和异步运行的,无需等待帧的全局曝光时间,每当强度变化超过阈值时,会产生一个被称为“事件”的输出,事件 $e(x, y, t)$ 的触发过程可以表示为

$$e(x, y, t) = \begin{cases} 1 & \log \frac{I_{t_i}(x, y)}{I_{t_{i-1}}(x, y)} \geq C \\ -1 & \log \frac{I_{t_i}(x, y)}{I_{t_{i-1}}(x, y)} \leq -C \end{cases} \quad (1)$$

式中: C 是在事件摄像机的整个运行期间保持恒定的阈值; $I_{t_i}(x, y)$ 表示响应时间 t_i 在像素位置 (x, y) 发生的事件强度。如式(1)所示,事件与极性相关联:当事件强度差异超过阈值时发生“ON事件”,当事件强度差异低于阈值时发生“OFF事件”。对于激光扫描系统,事件相机只会对激光扫描产生的亮度变化产生响应,记录下对应信息,其他环境光反射引起的过曝区域并不会产生事件流,因此可以有效避免很多干扰的信息。此外,事件相机的动态范围超过120 dB,远远超过传统相机的60 dB^[16],可以采集到传统相机很难采集到的信息。不同场景下事件相机与传统相机采集结果对比如图3所示,图3(a)中红框区域为半透明物体和黑色物体外表面反射的弱信号激光,传统相机很难采集到反射的信息,而事件相机可以采集到完整的激光条纹。对于高反射率的金属物体,事件相机可以有效减弱其过曝区域,同时对于图3(b)中红框区域的其他复杂环境光引起的干扰噪声,由于位置和亮度没有产生改变,事件相机也不会受到影响。图中事件相机的噪声为暗电流噪声,后续使用神经网络对其进行去噪消除。

和传统的激光扫描三维重建类似,采用基于图像的方案对待测物体进行三维扫描重建,因此需要将事件流转化为事件帧。目前主流的转化方法是固定时间窗口,对于传统的激光旋转扫描,由于激光是持续扫描,产生的事件流也近乎是连续的,因此帧生成结果对切片窗口的时间长度非常敏感,会直接影响激光线条的宽度。本文使用FPGA控制振镜进行激光扫描。振镜的旋转角度与振镜输入电压强度有关,FPGA向数模转化模块传输二进制电压信号,数模转化模块向振镜输出电压信号对应的电压强度,以控制振镜的旋转角度。由于激光器位置是固定的,经振镜反射的激光会因振镜角度的改变而旋转,从而实现激光扫描。设置FPGA每隔一个周期增加输出电压强度,周期起始时振镜旋转角度会因振镜输入电压强度的增加而增加,经振镜反射后激光也会发生旋转,事件相机采集到大量事件信息,旋转后振镜角度保持不变,激光随即停止旋转,旋转停止后会有一段时间的空窗期,这段时间只有少量噪声,直至当前周期结束,进入下一个周期。如图4所示,图4(a)为事件相机采集到的事件流,图4(b)和(c)为单个固定周期事件流,本文选择与振镜旋转周期相同的固定时间窗口进行事件流累积,即可得到如图4(d)所示的激光条纹。

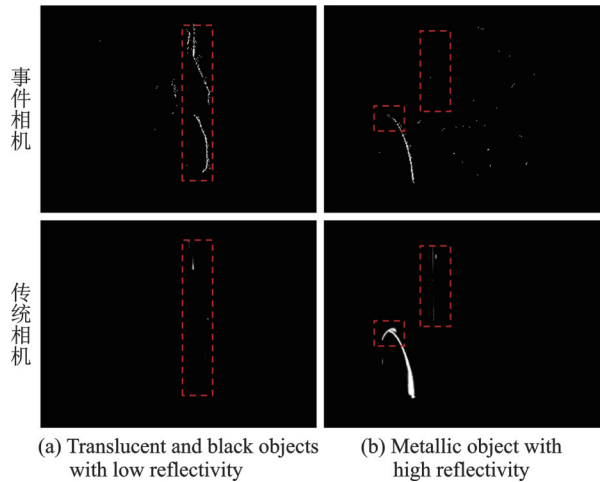


图3 不同场景下事件相机与传统相机采集结果对比
Fig.3 Comparison of acquisition results between event camera and traditional camera in different scenarios

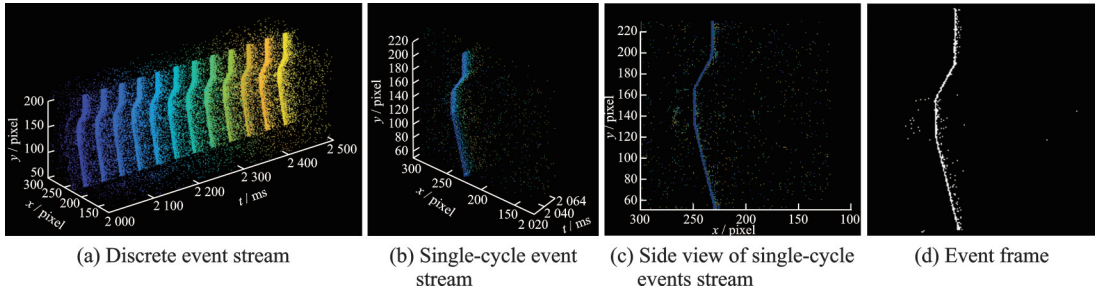


图4 事件流和事件帧

Fig.4 Event streams and event frame

2.2 神经网络去噪

获取事件帧后,采集到的HDR场景存在大量噪声,特别是半透明物体存在的内部反射噪声,传统方法很难对其进行去噪。同时半透明物体外表面以及黑色物体表面反射光较弱,需要对其进行条纹增强。借助具有编码器-解码器结构的DCNN网络,将图像成对输入网络进行训练,生成去噪增强的激光条纹图像。

深度卷积神经网络结构如图5所示,引入具有多尺度特征融合层的深度卷积神经网络进行网络训练,多尺度卷积特征的融合已被证明有助于提高线检测的性能^[17-18]。编码器结构具有5个特征层,共包括13个卷积层和5个下采样池,其特征映射的通道数依次为64、128、256、512和512,生成5个多通道特征图。另外,由于深度卷积神经网络的分层学习性质,在下采样层中以越来越大的接受域形式学习多尺度卷积特征,同时为了避免细节缺失,使用最大池索引捕获和记录编码器特征映射中的线条信息,可以在一定程度上恢复线条断裂区域。解码器包含与编码器相同数量的特征层,使用卷积核为3的卷积层将生成的多通道特征映射为单通道特征图。在上采样层使用最大池索引进行非线性上采样,并产生稀疏的特征映射。与连续和密集特征映射相比,稀疏特征映射能获得更精确的条纹区域定位,避免其他区域的干扰。整个深度卷积神经网络进行了跨层融合,编码器网络中每个尺度池化层之前的卷积层与解码器网络中相应尺度最后一个卷积层连接,从而产生不同尺度的融合图,并逐像素计算每个尺度的预测损失。最后,使用卷积层融合在5个不同尺度上生成的特征映射图,得到多尺度融合图,作为网络的输出。本文融合了编码器和解码器网络中的卷积特征,生成对应的融合特征图,然后将小尺度下的稀疏特征与大尺度下的连续特征进行融合,通过该方法可以有效地从图像背景中提取激光条纹,同时避免干扰区域的影响。

网络的训练和测试都是使用NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU进行的。在每次迭代中,采用自适应矩估计(Adaptive moment estimation, ADAM)方法更新网络权值。权重衰减和初始学习率分别设为0.0005和 $1e-6$ 。学习率将通过“ReduceLROnPlateau”方法自动调整。本文采集了8个不同表面反射率的物体,包括了黑色物体、金属物体和半透明物体,一共1638对激光条纹图像作为训练集,本文在这8个物体表面喷涂白色显影剂,使用事件相机拍摄的良好品质激光条纹作为真值。为了避免喷洒显影剂时导致物体的位移,本文使用了卡钳将物体固定住,确保训练集的激光条纹与真值一一对应。在测试阶段,在不喷涂白色显影剂的情况下拍摄不同于训练集的物体,将需要去噪增强的事件帧输入到训练好的网络模型中,生成的激光条纹图像用于后续的激光中心线提取以及三维重建。

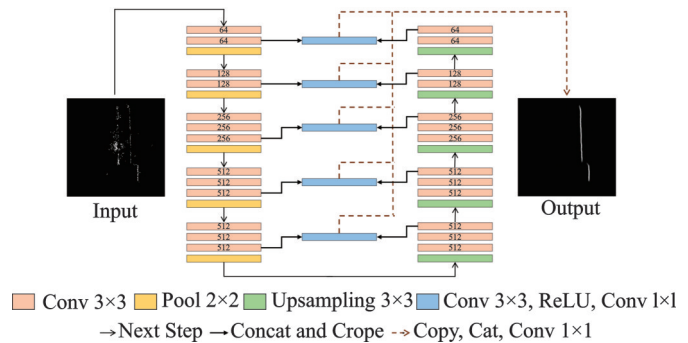


图5 深度卷积神经网络结构图

Fig.5 Overall architecture of DCNN

2.3 激光中心线提取

激光条纹具有一定的宽度,不能直接使用激光条纹所在像素点进行后续的重建,本文需要计算出激光条纹的亚像素条纹中心点,以保证物体重建精度。本文使用Steger算法进行激光条纹中心线提取。首先,使用高斯函数对事件帧 $I(x, y)$ 进行高斯平滑,高斯滤波器 $G(x, y)$ 表示为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式中: (x, y) 为点坐标; σ 为标准差, σ^2 设置为激光条纹宽度。经高斯平滑后,激光条纹的截面光强呈高斯分布,条纹中心点就是高斯分布的顶点位置,本文使用Hessian矩阵来求取中心点。Hessian矩阵是一个多元函数二阶偏导数构成的多阶方阵,用于描述函数的局部曲率,对于二维事件帧 $I(u, v)$ 来说,其Hessian矩阵可以表示为

$$H(u, v) = \begin{bmatrix} I_{uu} & I_{uv} \\ I_{uv} & I_{vv} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: u, v 分别表示事件帧图像像素的列坐标和行坐标; I_{uu}, I_{uv} 和 I_{vv} 分别表示二维高斯函数 $G(u, v)$ 的二阶偏导数与图像 $I(u, v)$ 进行卷积运算的结果。方阵 $H(u, v)$ 的最大特征值对应的特征向量即表示激光条纹的在这一点上的法线方向,法线方向的单位方向向量用 $e = (e_u, e_v)$ 表示,图像上每个点都可以计算Hessian矩阵,由于Hessian矩阵的特征值就是形容其在该点附近特征向量方向的凹凸性,特征值越大,凸性越强。线条中心点的Hessian矩阵特征值相比其他位置更大,所以可以设置阈值进行初步筛选。

由 $H(u, v)$ 计算出的最大特征值所对应的特征向量表示光条的法线方向,法线方向的单位方向向量可以表示为 $e = (e_u, e_v)$ 。在该像素处将条纹法线方向上的灰度分布函数 $I(u, v)$ 沿方向 e 展开成泰勒多项式的形式,并忽略二阶以上的展开式。因此,条纹法线方向上的像素 (u_0, v_0) 的灰度分布函数 $I(u_0, v_0)$ 可以由像素 (u_0, v_0) 的灰度 $I(u_0, v_0)$ 和二阶泰勒多项式表示为

$$I(u_0 + te_u, v_0 + te_v) = I(u_0, v_0) + te \cdot [I_u, I_v]^T + \frac{t^2}{2!} e \cdot H(u, v) \cdot e^T \quad (4)$$

式中 t 为比例系数。使其一阶导数为零的点满足一定条件后就是激光条纹中心点,因此令式(4)的一阶导数为零,即 $\partial I = 0$,可求出

$$t = -\frac{e_u r_u + e_v r_v}{e_u^2 r_{uu} + 2e_u e_v r_{uv} + e_v^2 r_{vv}} \quad (5)$$

如果 $(te_u, te_v) \in [-0.5, 0.5] \times [-0.5, 0.5]$,即一阶导数为零的点位于当前像素内,且 (e_u, e_v) 方向的二阶导数大于指定的阈值,则该点 (u_0, v_0) 为光条的中心点, $(e_x, e_y) = (u_0 + te_u, v_0 + te_v)$ 则为所求的亚像素坐标。激光中心线提取效果如图6所示,图6(a)和(c)为原始图像,图6(b)和(d)即为计算得到的激光条纹中心点,这些点的亚像素坐标 (e_x, e_y) 可用于后续的三维重建。

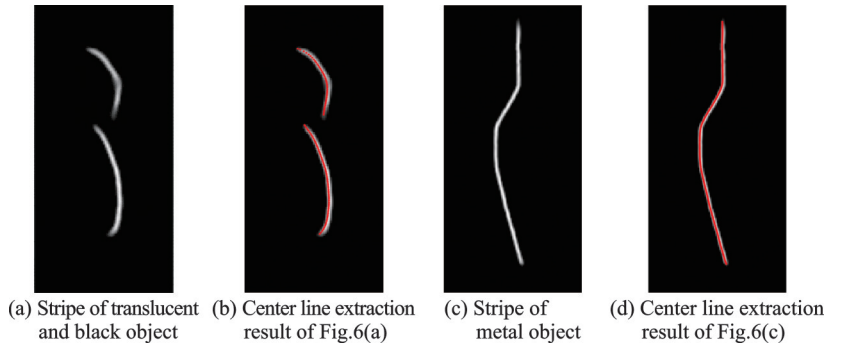


图6 激光中心线提取效果图

Fig.6 Extraction results of center line of laser stripes

2.4 系统标定

本文使用经典的线结构光传感器模型计算最终的三维点云,该模型由单相机透视投影模型与激光平面联立组成。如图7所示,线激光器发射一束激光,经振镜反射后与物体表面相交形成激光条纹,再

由事件相机采集激光条纹,像素平面中光条上的每个像素点都可以通过逆投影变换计算出一条光线 $X_c - m$,当求出激光平面方程和光线方程,即可联立两个方程,计算出该像素点 X_c 的三维坐标。

为了方便,直接在相机坐标系(Camera coordinate system, CCS)中建立线性摄像机模型

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = MX_c \quad (6)$$

式中: $X_c = \{x_c, y_c, z_c\}$ 是 CCS 中的一个 3D 点; s 为比例系数; M 为内参矩阵。式(6)在空间几何上可以表示为一条直线,即两个平面的交线,描述了从点 X_c 发射并以像素 m 记录的光线。对于光线方程的求解,其内参矩阵 M 和比例系数 s 可以通过张正友标定法^[19]实现。

激光平面可以用三维空间中平面的一般式方程来描述,从而得到系统模型为

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = MX_c, \quad [a \ b \ c]X_c = d \quad (7)$$

计算激光平面方程的系数 $[a \ b \ c \ d]$ 需要知道平面上 3 个不共线点的坐标,由于计算出的激光条纹中心点坐标存在误差,因此需要大量的点集使用最小二乘法拟合出激光平面,且这些点的精度要求很高,因此需要借助标定靶的平面约束来求解点集。线激光经振镜反射到标定靶上,同时事件相机采集标定靶上的激光条纹图像,使用张正友标定法求出相机内参以及外参后,通过式(8)求出世界坐标系(World coordinate system, WCS)中标定靶上的激光条纹三维坐标 $X_w = \{x_w, y_w, z_w\}$ 。

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = MHX_w \quad (8)$$

式中 H 为 CCS 到 WCS 的旋转平移矩阵,再由式(9)将标定靶上激光条纹坐标转移到 CCS 中。

$$X_c = HX_w \quad (9)$$

使用将不同位置的激光条纹坐标点在 CCS 中进行拟合,即可求出激光平面系数 $[a \ b \ c \ d]$ 。

3 实验及结果分析

3.1 实验设置

如图 8 所示,三维测量系统由 1 台线激光器(LWRVIS)、1 个分辨率为 346 像素 \times 260 像素的事件相机(DAVIS346)、1 个旋转振镜(SINO-GALVO)和 1 个 FPGA(ALINX-AX7020)组成。在实验中,线激光器发射的激光经振镜反射到待测物体表面,再由事件相机进行数据采集。本文使用 FPGA 设置振镜每次旋转 0.05° , 旋转间隔时间为 40 ms, 一共旋转 300 个角度,这样可以使线激光在合适的时间内扫完待测区域,同时事件相机能够采集到离散型事件流。由于场景中只有激光条纹在跳跃式移动,极性为负的事件信息即为上一个旋转角度的激光线条,所以只使用极性为正的事件信息,减少了数据量。

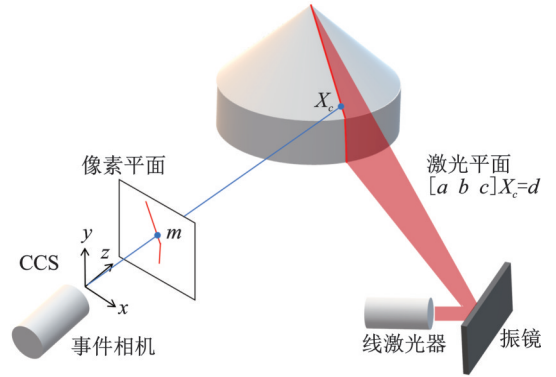


图 7 三维激光扫描系统原理图
Fig.7 Schematic diagram of 3D laser scanning system

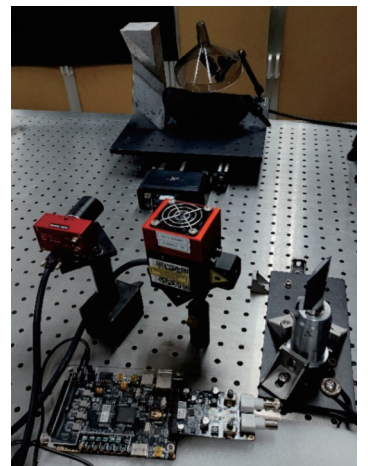


图 8 测量系统
Fig.8 Measuring system

3.2 结果与分析

为了评估本文所提方法对HDR场景的三维重建性能,本文拍摄了两个HDR场景共7个物体,每个物体的表面反射情况均不相同。场景1包含普通金属模型、高透明度PET材质漏斗和低反射率黑色织物材质眼睛盒;场景2包含高反射率镀铝金属零件、浅灰色半透明塑料水杯、漫反射黑色泡沫材质黑板擦以及表面喷涂黑色瓷釉的水杯,与训练集的物体表面反射情况相似。

不同场景下神经网络输出性能如图9所示。对于图9(a)中存在大量反射噪声区域的金属物体,网络可以有效地消除噪声影响;对于图9(b)中存在内部噪声的半透明物体,网络可以有效地去除内部干扰光条;对于图9(c)中低反射率的黑色物体,网络可以对其进行条纹增强;对于图9(d)中存在少量噪声的激光条纹,图像去噪增强效果也比较明显。实验结果表明,该网络可以很好地消除事件帧中的噪声,以及激光条纹在透明物体内部产生的反射信息,同时对透明物体外表面的激光条纹进行增强,并形成高斯分布,使其更容易地提取激光中心线。

本实验中,事件相机经张正友标定法标定后的相机标定模型如图10(a)所示,通过若干个不同姿态的标定靶信息可以标定出相机模型参数,其平均重投影误差为0.07像素。激光平面标定结果如图10(b)所示,本实验共标定300个激光平面,为了便于展示,仅显示一部分激光平面。将标定系数代入系统模型式(7)中,即可完成待测场景的三维形貌重建。

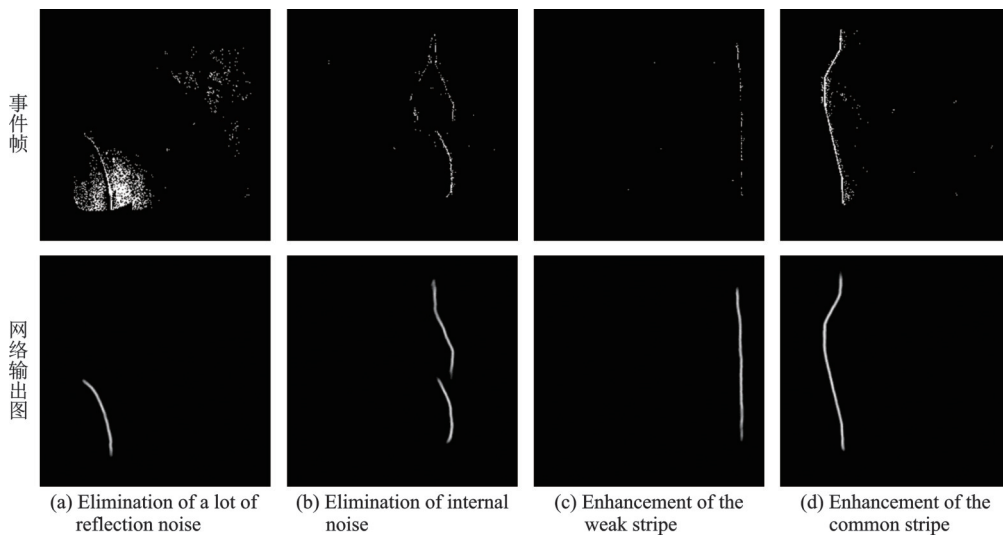
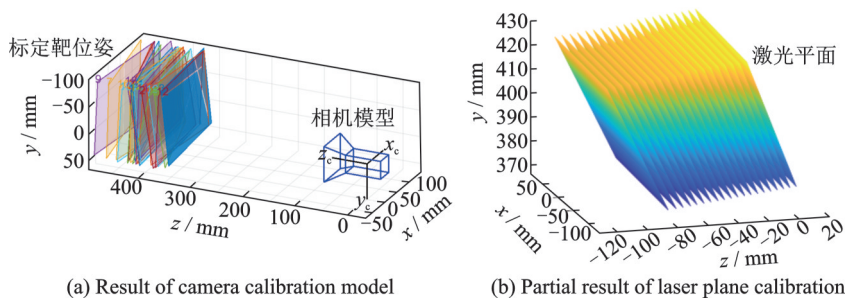


图9 不同场景的神经网络输出图

Fig.9 Neural network outputs of different scenes



(a) Result of camera calibration model

(b) Partial result of laser plane calibration

图10 系统标定结果图

Fig.10 Diagram of system calibration

经过激光中心线提取和系统标定后,两个场景的三维重建点云图如图 11 所示。作为对比,本文使用了传统激光扫描方法^[20]和多次曝光融合方法^[21]分别重建两个场景,同时将喷涂显影剂后重建的三维点云作为真值。传统激光扫描方法重建结果如图 11(b)所示,半透明漏斗和水杯的大部分表面均无法重建,黑色物体也存在重建点云缺失,金属等高反射率物体的重建也会受到其过曝以及表面反射光的影响。实验结果表明,该方法对低反射率物体的重建存在很大局限性。多次曝光融合方法重建结果如图 11(c)所示,该方法将多个不同曝光时间的图像进行加权融合,可以较为有效地重建出黑色物体的形貌,但难以解决金属物体表面的镜面反射问题,重建结果中存在空洞区域和错误点云。半透明漏斗和水杯两侧表面的反射光偏离程度过大,相机无法获取到该部分激光条纹,所以难以重建出两侧点云数据,同时该方法容易受半透明物体内部反射信息的干扰,会重建出透明漏斗内部信息。本文方法重建结果如图 11(d)所示,可以完整有效地同时重建出金属物体、黑色物体与半透明物体的表面三维形貌,不会因为物体表面的低反射率而出现信息缺失,同时能够有效地去除半透明物体和金属物体的干扰信息,避免产生错误点云信息。

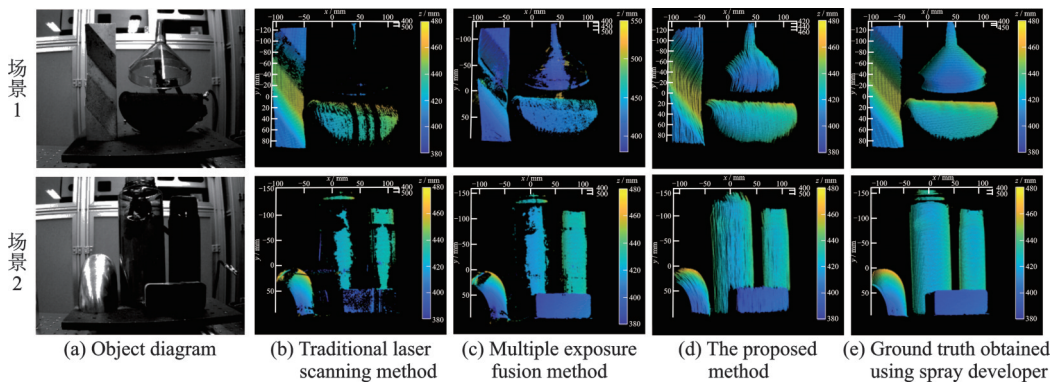


图 11 不同方法的重建结果图

Fig.11 Reconstruction results of different methods

本文引入了重建完成率以及平均误差作为评价指标来具体评估所提方法的性能。重建完成率定义为三维重建点云中某一截面的有效点个数与真值中相对应部分的有效点个数的百分比值,本文将不同方法的三维点云中某截面范围内的三维点单独保存,计算其重建点数量与喷涂显影剂重建的真值重建点数量的百分比,计算公式为

$$\text{重建完成率} = \frac{\text{重建点数量}}{\text{真值重建点数量}} \times 100\% \quad (10)$$

平均误差定义为截面内有效点和真值中对应点的平均误差距离。本文在两个 HDR 场景中选取了 4 个截面,分别代表了不同测量场景下的重建结果:金属+半透明物体、金属+黑色物体、半透明物体+黑色物体以及 3 类物体都存在的情况,3 种方法的重建完成率与平均误差如表 1 所示。4 个截面的测量结果中,本文

表 1 不同方法的性能

Table 1 Performance of different methods

方法	重建完成率/%				平均误差/mm			
	截面 1	截面 2	截面 3	截面 4	截面 1	截面 2	截面 3	截面 4
传统激光扫描方法	24.8	79.2	64.2	36.4	1.91	1.50	1.39	1.93
多次曝光融合方法	47.8	92.0	81.2	88.0	1.64	1.36	1.24	1.65
本文方法	95.2	99.1	98.3	97.7	1.15	0.99	0.83	0.74

方法的重建完成率与平均误差性能最好,重建完成率均高于95%,平均误差均小于1.15 mm。不同方法的重建结果如图12所示。综上所述,本文所提方法可以有效地实现高质量的HDR场景三维面形重建。

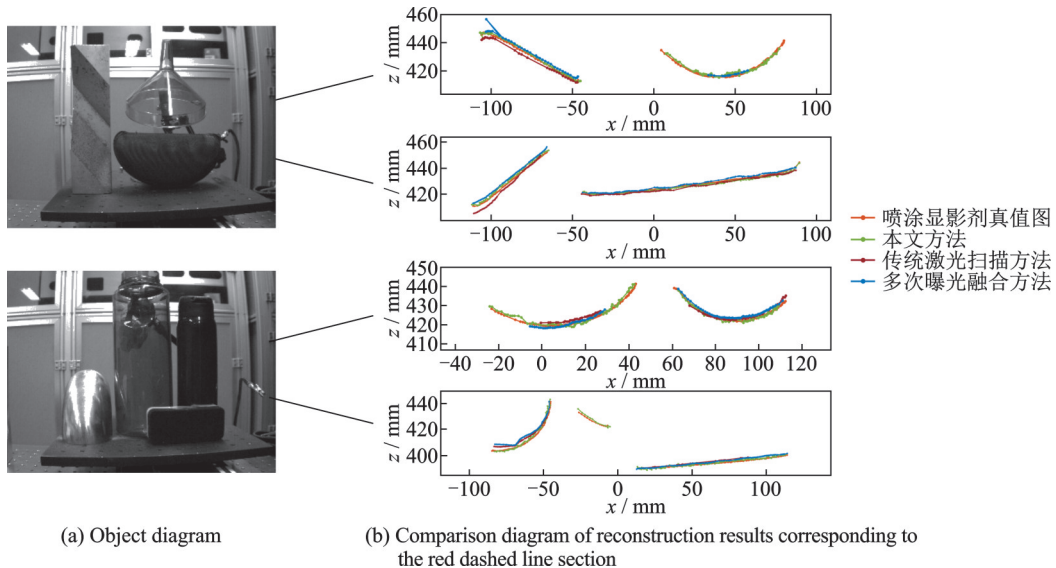


图12 不同方法的重建结果对比图

Fig.12 Reconstruction result comparison of different methods

4 结束语

本文提出了一个新的HDR场景三维测量方法,事件相机的引入解决了黑色物体与半透明物体等低反射率表面的条纹信息采集问题,同时也解决了金属等高反射率表面的过曝问题。基于振镜的激光扫描模块可以方便地将事件流转化为二维事件帧。深度卷积神经网络可以有效地去除半透明物体的内部反射噪声,同时对激光条纹进行去噪与增强。通过对两个不同的HDR场景进行三维重建,多物体复杂反射场景实验结果验证了该方法的可行性。但由于事件相机(DAVIS346)的分辨率较低,同时网络的去噪效果还有待进一步优化,本文方法在重建细节上还存在提升空间。后续将采购分辨率更高的事件相机进行数据采集,并继续优化网络结构,尝试添加其他模块,同时也可改进真值获取方式,例如在喷涂显影剂后使用传统相机进行多次曝光融合拍摄激光条纹作为真值。此外,可考虑将事件信息与传统图像信息相结合,合理利用二者优势进行三维测量。

参考文献:

- [1] 李乐阳,吴周杰,张启灿.基于相移条纹分析的相位误差补偿技术发展综述[J].激光与光电子学进展, 2024, 61(2): 0200008. LI Yueyang, WU Zhoujie, ZHANG Qican. Phase error compensation technique based on phase-shifting fringe analysis: A review[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2024, 61(2): 0200008.
- [2] 李健,李丰,何斌,等.单Kinect+回转台的全视角三维重建[J].数据采集与处理, 2019, 34(2): 205-213. LI Jian, LI Feng, HE Bin, et al. Single Kinect and rotating platform for full-view 3D reconstruction[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(2): 205-213.
- [3] ALAM A, O'NILS M, MANUILSKIY A, et al. Limitation of a line-of-light online paper surface measurement system[J]. Sensors Journal IEEE, 2014, 14(8): 2715-2724.
- [4] YANG G W, WANG Y Z. Three-dimensional measurement of precise shaft parts based on line structured light and deep learning[J]. Measurement, 2022, 191: 110837.

- [5] AMIR Y M, THÖRNBERG B. High precision laser scanning of metallic surfaces[J]. International Journal of Optics, 2017. DOI:10.1155/2017/4134205.
- [6] 潘智辉,陈睿,胡昌平,等.透明刚体非侵入式三维重建技术研究进展[J].激光与光电子学进展,2023,60(8):96-104.
PAN Zhihui, CHEN Rui, HU Changping, et al. Research progress in non-intrusive three-dimensional reconstruction of transparent rigid bodies[J]. Laser and Optoelectronics Progress, 2023, 60(8): 96-104.
- [7] YANG Z D, WANG P, LI X H, et al. 3D laser scanner system using high dynamic range imaging[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2014, 54: 31-41.
- [8] WANG Y J, ZHANG J, LUO B. High dynamic range 3D measurement based on spectral modulation and hyperspectral imaging[J]. Optics Express, 2018, 26(26): 34442-34450.
- [9] HUANG H R, LI F Q, ZUO C L, et al. High dynamic range 3D measurement based on polarization and multispectrum co-modulation[J]. Optics Express, 2023, 31(25): 41582-41594.
- [10] ZHANG K, ZUO W M, ZHANG L. FFDNet: Toward a fast and flexible solution for CNN-based image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4608-4622.
- [11] YANG L, FAN J F, HUO B Y, et al. Image denoising of seam images with deep learning for laser vision seam tracking[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(6): 6098-6107.
- [12] FANG Z Q, JIA T, CHEN Q S, et al. Laser stripe image denoising using convolutional autoencoder[J]. Results in Physics, 2018, 11: 96-104.
- [13] STEGER C. An unbiased detector of curvilinear structures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(2): 113-125.
- [14] NIOLA V, ROSSI C, SAVINO S, et al. A method for the calibration of a 3-D laser scanner[J]. Robotics and Computer-integrated Manufacturing, 2011, 27(2): 479-484.
- [15] MATSUDA N, COSSAIRT O, GUPTA M. MC3D: Motion contrast 3D scanning[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP).[S.l.]: IEEE, 2015: 1-10.
- [16] HUANG J, GUO M H, CHEN S S. A dynamic vision sensor with direct logarithmic output and full-frame picture-on-demand [C]//Proceedings of 2017 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS).[S.l.]: IEEE, 2017: 1-4.
- [17] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. Computer Science, 2014. DOI: 10.3115/v1/D14-1179.
- [18] GAO F, WU T, CHU X H, et al. Deep residual inception encoder-decoder network for medical imaging synthesis[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2019, 24(1): 39-49.
- [19] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [20] YU C Y, CHEN X B, XI J T. Modeling and calibration of a novel one-mirror galvanometric laser scanner[J]. Sensors, 2017, 17(1): 164-177.
- [21] ZHANG S, YAU S T. High dynamic range scanning technique[J]. Optical Engineering, 2009, 48(3): 033604-033611.

作者简介:



王杰(1999-),男,硕士研究生,研究方向:事件相机三维测量,E-mail:jiewang0824@stu.scu.edu.cn。



魏振东(1996-),男,硕士研究生,研究方向:偏振多光谱三维测量。



王启江(1999-),男,硕士研究生,研究方向:条纹投影三维测量。



张启灿(1974-),男,教授,博士生导师,研究方向:光学三维测量与机器视觉,E-mail:zqc@scu.edu.cn。



王亚军(1986-),通信作者,男,特聘研究员,博士生导师,研究方向:高速光学三维成像与智能感知,E-mail:yjwangisu@scu.edu.cn。