

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413577

基于卷积神经网络的线结构光高精度三维测量方法*

叶涛¹, 何威燃¹, 刘国鹏², 欧阳煜³, 王斌¹

(1. 中国矿业大学(北京)机械与电气工程学院 北京 100083; 2. 中国煤炭科工集团太原研究院有限公司 太原 030032; 3. 中国民用航空总局第二研究所 成都 610041)

摘要: 线结构光视觉三维测量技术因其高精度和非接触的三维重建优势而被广泛应用。然而, 现有的线结构光三维测量方法在标定过程中往往面临较高的耦合性问题, 且在复杂环境下, 背景噪声和光照变化会严重干扰条纹的提取, 导致结构光条纹中心定位精度下降, 进而影响整体三维测量的精度和鲁棒性。针对上述问题, 提出了一种基于卷积神经网络的鲁棒三维测量方法。首先, 设计了一种创新性的残差U型块特征金字塔网络(RSU-FPN), 旨在实现背景噪声的干扰抑制和结构光条纹区域中心的高精度鲁棒提取。其次, 构建了一种新型的线结构光视觉传感器, 并提出了一种分离式测量模型, 成功将摄像机标定与光平面标定解耦, 极大地提高了系统的灵活性与扩展性。通过这种解耦的标定方式, 避免了传统标定方法中存在的耦合问题, 使得整个测量系统更加高效且易于调整。实验结果表明, 所提出的基于卷积神经网络的鲁棒三维测量方法, 在复杂背景下能够实现结构光条纹中心的高精度提取, 利用提取出的光条纹中心进行标定, 其均方根误差分别为 x 方向0.005 mm、 y 方向0.009 mm以及 z 方向0.097 mm。并且, 该方法在不同表面类型(如漫反射表面和光滑反射表面)上均能实现高精度的三维重建, 验证了其在实际应用中的优越性和强大的鲁棒性。

关键词: 线结构光; 三维测量; 卷积神经网络; 残差U型块特征金字塔网络; 背景噪声抑制

中图分类号: TH741 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40300

High-precision 3D measurement method based on convolutional neural networks for line structured light

Ye Tao¹, He Weiran¹, Liu Guopeng², Ouyang Yu³, Wang Bin¹

(1. China University of Mining and Technology (Beijing), School of Mechanical and Electrical, Engineering 100083, China; 2. CCTEG Taiyuan Research Institute Co., Ltd, Taiyuan 030032, China; 3. Second Research Institute of the Civil Aviation Administration of China, Chengdu 610041, China)

Abstract: Line-structured light vision 3D measurement technology is widely used for its high precision and non-contact 3D reconstruction. However, existing methods face calibration coupling issues and are highly sensitive to background noise and lighting changes in complex environments, leading to reduced accuracy in stripe extraction and 3D measurements. To address these challenges, a robust 3D measurement method is proposed, which is based on convolutional neural networks (CNN). First, we design an innovative Residual U-shaped block feature pyramid network (RSU-FPN) to suppress background noise and achieve high-precision extraction of the structured light stripe center. Second, we develop a new line-structured light sensor and introduce a decoupled calibration model that separates camera and light plane calibration, enhancing system flexibility and scalability. Experimental results show that our method achieves high-precision stripe extraction with root mean square errors of 0.005 mm, 0.009 mm, and 0.097 mm in the x , y , and z directions, respectively. It also provides high-precision 3D reconstruction on different surface types, demonstrating its robustness and excellent performance in real-world applications.

Keywords: line structured light; 3D measurement; convolutional neural network; residual U-block feature pyramid network; background noise suppression

收稿日期: 2024-12-09 Received Date: 2024-12-09

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(52374166)、北京市自然科学基金项目(L221018)、中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2024ZKPYZJD04)资助

0 引言

线结构光视觉三维测量技术因其高精度、实时性、非接触性以及易于实现等优点,在表面质量检测、几何参数测量和三维重建等领域得到了广泛应用^[1-4]。在测量过程中,线结构光被投射到物体表面,摄像头捕捉到含有深度信息的条纹图像。通过分析图像中条纹中心的二维坐标,并利用光学三角测量原理,可以计算出物体的空间坐标,从而实现精准的三维测量。因此,可知准确定位条纹区域并提取条纹中心坐标是结构光视觉测量系统参数标定的关键,而标定精度直接决定结构光视觉测量系统的精度和鲁棒性^[5-8]。

传统的线结构光条纹中心提取算法主要包括极值法、曲面拟合、变向模板、灰度重心法、Steger 算法及其改进方法^[9-14]。以上算法通常假设结构光条纹质量良好且光照均匀稳定,通过差分技术处理投影线结构光前后的图像对,以获得光条纹区域。然而,在实际工业环境中,不规则背景、表面反射、随机遮挡、激光散斑和光照不均

等因素使得采集用于差分处理的图像对变得异常困难。此外,结构光条纹在宽度、亮度和局部强度上也会发生变化,显著影响上述算法中光条中心的提取精度^[15]。同时,传统的标定方法需要同时对摄像机和光平面进行联合标定^[16],标定步骤繁琐。

针对上述问题,提出了一种基于卷积神经网络的显著性目标检测算法^[17-19],用于在复杂背景下高效精准分割出结构光条纹区域,并结合 Steger 算法提取结构光条纹区域的中心坐标^[20-21]。然后,构建了线结构光视觉三维测量系统,并建立了一种分离式测量模型,将摄像机标定和光平面标定解耦完成。最后,为测量系统配备移动平台,并结合上述方法,可实现高精度、鲁棒的三维测量。

1 线结构光条纹中心提取

为抑制复杂环境中背景噪声对条纹中心提取精度的影响,提出了一种基于深度学习的显著性目标检测算法。该算法首先将结构光条纹分割为前景区域,然后结合 Steger 算法提取条纹中心。算法的整体流程如图 1 所示。

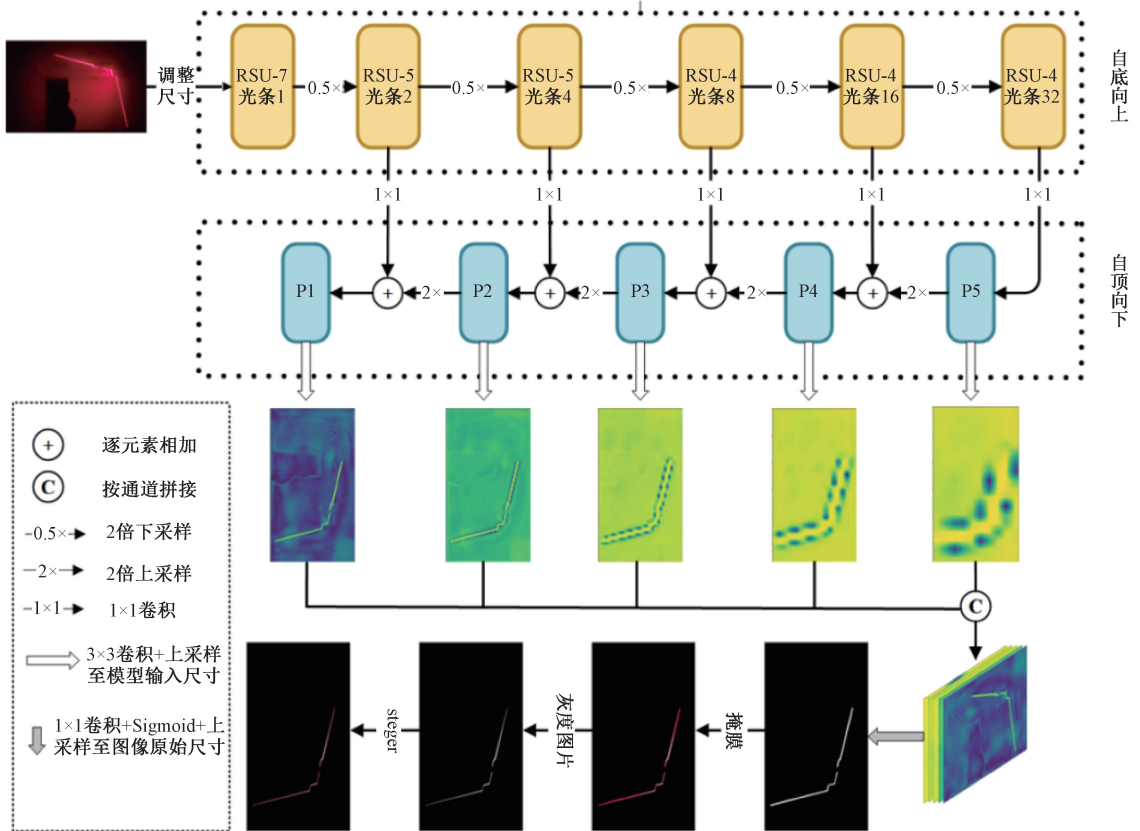


图 1 基于 RSU-FPN 的光条纹中心提取

Fig. 1 Center extraction of light stripe based on RSU-FPN

直接从整个图像中提取结构光条纹的中心会增加算法的处理时间,且冗余的背景信息会影响光条中心提取的精度。因此,在提取条纹中心之前,采用残差 U 型块特

征金字塔网络 (residual U-shaped block feature pyramid network, RSU-FPN) 从采集的图像中分割出条纹区域^[22-24]。RSU-FPN 由自底向上的路径、侧向连接和自顶

向下的路径组成。自底向上的路径采用多个 RSU 模块,并跟随一个步幅为 2 的最大池化层,以计算不同尺度的特征图,缩放步长为 2,适应调整大小后的图像。鉴于 RSU7 层输出的特征图占用内存较大,在实际运算中,仅使用 {RSU6、RSU5、RSU4 和 RSU-4Fs} 等层的特征图输出,上述输出相对于调整大小后的图像具有 {2、4、8、16、32} 像素的步幅。

首先,自顶向下的路径在最后一个 RSU 的输出上附加一个 1×1 卷积层,以生成最粗的特征图;然后,采用双线性插值对特征图按因子 2 进行上采样,以提高其空间分辨率;紧接着,通过侧向连接的逐元素相加方式,将自底向上路径和自顶向下路径中同一空间尺寸的特征图

进行融合,该过程重复进行,最终获得一组特征图 {P5、P4、P3、P2 和 P1}。接下来,在这组特征图上添加一个 3×3 卷积层,生成单通道特征图,并将其上采样至模型的输入尺寸;再然后,在通道维度上连接这些特征图,并通过 1×1 卷积操作进行特征融合。最后,使用 sigmoid 激活函数计算每个像素属于前景的概率,并将概率图上采样至原始图像尺寸;结合基于阈值的二元分类方法,最终获得原始图像中光条纹区域的分割掩模。

残差 U 型块如图 2 所示,其中 L 是 RSU 中的层数, C_{in} 、 C_{out} 和 C_{mid} 分别表示 RSU 的输入通道、输出通道和中间通道。RSU 主要包括一个普通卷积层、一个高度为 L 的类似 U-Net 的对称编码器-解码器结构,以及一个

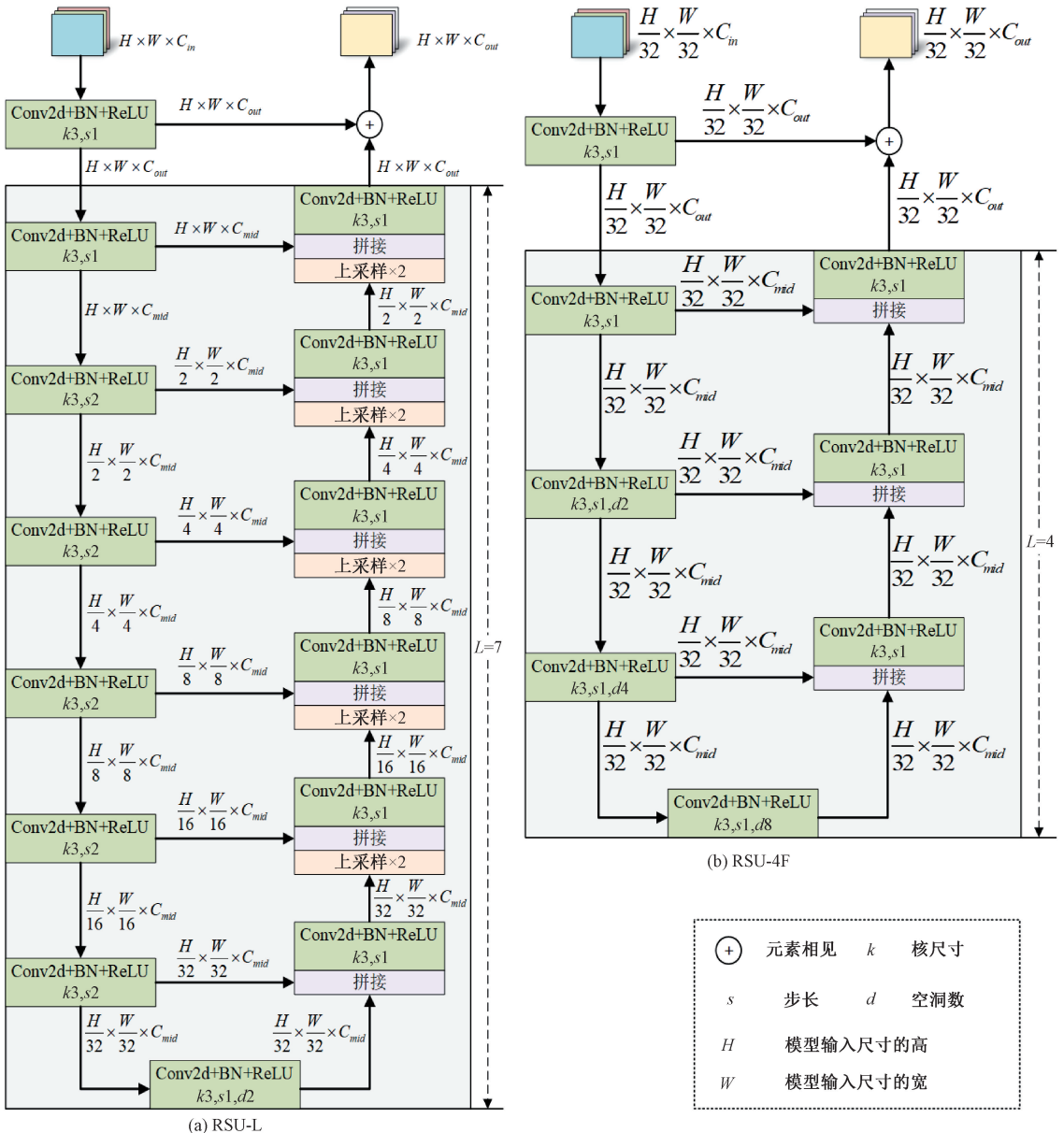


图 2 残差 U 型块

Fig. 2 Residual U-block

残差连接。如图2(a)所示,RSU-7为当 $L=7$ 时的残差U型块,在U-Net结构中通过步幅为2的卷积层进行下采样操作。随后,在如图2(b)所示的RSU-4F中,分别采用膨胀率为 $\{1, 2, 4, 8\}$ 对相应的特征图进行膨胀卷积操作,以此扩展特征图的感知区域。

在将同一组的多个特征图进行融合进而获得原始图像中光条纹区域的分割掩模后,进行分割掩模与原始图像的按位“与”操作。该操作可有效去除原始图像中的背景干扰,并保留结构光条纹区域。然后,将条纹区域转换为灰度图像,并应用Steger算法计算光条纹区域中心的亚像素坐标。随后,将这些中心坐标标记在灰度图像上。与传统结构光条纹中心提取方法相比,所提方法可有效减弱复杂环境背景噪声的干扰,实现结构光条纹中心的高精度鲁棒提取。

2 线结构光测量模型的标定

为建立二维图像平面上线结构光条纹中心坐标与其

对应的三维世界坐标之间的映射关系,须对线结构光测量系统的参数进行标定^[25-26]。线结构光视觉测量系统的标定通常由摄像机标定和光平面标定组成,构建了一种分离式测量模型,将摄像机标定和光平面标定解耦进行,使系统具有更高的灵活性。

如图3所示,定义 $\{O_t-X_tY_tZ_t\}$ 为靶标平面坐标系,其中 Z_w 坐标设为0。线结构光投射器投射出一个与 $\{O_t-X_tY_tZ_t\}$ 平面相交的光平面 π ,从而形成光条纹 L 。光条纹 L 在图像平面上的投影记为 l 。其中, O_i-uw 表示二维无畸变图像坐标系,而 $\{O_c-X_cY_cZ_c\}$ 表示摄像机坐标系。点 O 表示直线 O_c-Z_c 与图像平面的交点,对应摄像机的主点坐标。点 P 表示三维空间中线结构光条纹上的任意一点,点 p 表示三维空间点 P 在图像平面上的投影。 R 和 t 分别表示从靶标坐标系到摄像机坐标系的旋转矩阵和平移向量。

2.1 摄像机标定

假设靶标坐标系中的点 $P(X_t, Y_t, Z_t)$ 及其在图像坐标系中对应点 $p(u, v)$ 。利用透视投影模型建立上述

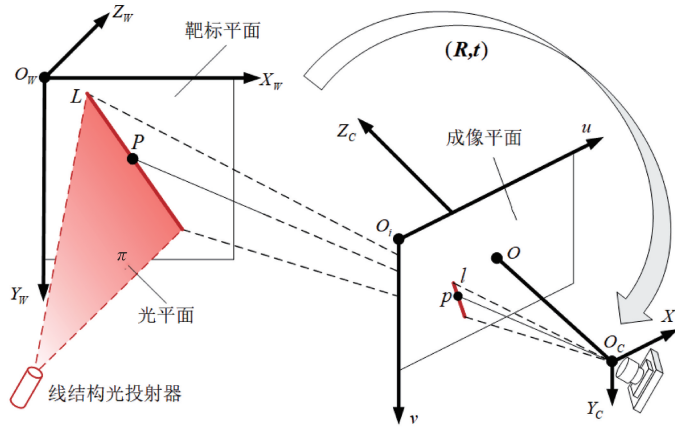


图3 线结构光测量模型的标定

Fig. 3 Calibration of line-structured light measurement model

两点的映射关系为:

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} f_u & 0 & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{K} \underbrace{\begin{bmatrix} R & l \\ t \end{bmatrix}}_{r} \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, K 是摄像机的内参矩阵,包括等效焦距 $(f_u, f_v)^T$ 和主点 (u_0, v_0) , T 是摄像机与靶标平面之间的外参矩阵; Z_c 是点 P 在摄像机坐标系中的 Z 轴坐标, $(u_0, v_0, 1)^T$ 表示点 p 的齐次坐标。将式(1)展开,结果如式(2)所示。

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} f_u & 0 & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_K \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

简化假设标定板位于 $Z_t=0$ 的平面上,即标定板上的所有点满足 $Z_t=0$,代入式(2)并展开,如式(3)所示。

$$\begin{cases} Z_c \cdot u = f_u(r_{11}X_t + r_{12}Y_t + t_x) + u_0(r_{31}X_t + r_{32}Y_t + t_z) \\ Z_c \cdot v = f_v(r_{21}X_t + r_{22}Y_t + t_y) + v_0(r_{31}X_t + r_{32}Y_t + t_z) \\ Z_c = r_{31}X_t + r_{32}Y_t + t_z \end{cases} \quad (3)$$

随后,对标定板上多个点进行线性拟合,利用 n 对标

定点 $\{(X_{ti}, Y_{ti})\}$ 和像素点 $\{(u_i, v_i)\}$, 整理上述简化公式, 如式(4)所示。

$$\begin{cases} u_i = \frac{f_x(r_{11}X_{ti} + r_{12}Y_{ti} + t_x) + u_0(r_{31}X_{ti} + r_{32}Y_{ti} + t_z)}{r_{31}X_{ti} + r_{32}Y_{ti} + t_z} \\ v_i = \frac{f_y(r_{21}X_{ti} + r_{22}Y_{ti} + t_y) + v_0(r_{31}X_{ti} + r_{32}Y_{ti} + t_z)}{r_{31}X_{ti} + r_{32}Y_{ti} + t_z} \end{cases} \quad (4)$$

根据式(4), 可得出内参矩阵 \mathbf{K} 。

实际上, 由于制造工艺所带来的误差, 摄像机镜头不可避免会产生畸变, 故须对图像中的像素点坐标进行畸变校正, 畸变校正模型如式(5)所示。

$$\begin{cases} u = u_d(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + 2p_1u_dv_d + p_2(r^2 + 2u_d^2) \\ v = v_d(1 + k_1r^2 + k_2r^4 + k_3r^6) + 2p_2u_dv_d + p_1(r^2 + 2v_d^2) \end{cases} \quad (5)$$

其中, k_1, k_2, k_3 是镜头的径向畸变系数; p_1 和 p_2 是镜头的切向畸变系数; (u_d, v_d) 表示图像坐标系中的畸变坐标; $r = \sqrt{u_d^2 + v_d^2}$ 表示从失真图像点到主点的距离。要最小化每个角点的重投影误差, 即畸变点 (u_d, v_d) 和理想点 (u, v) 之间的差异, 可构建出损失函数, 如式(6)所示。

$$E = \sum_i ((u_{di} - u_i)^2 + (v_{di} - v_i)^2) \quad (6)$$

随后, 对于每个畸变系数 $(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$, 需分别

计算误差函数对这些参数的偏导数, 以供后续使用。

以 k_1 为例, 偏导数如式(7)所示。

$$\frac{\partial E}{\partial k_1} = \sum_i 2 \left((u_{di} - u_i) \frac{\partial u_{di}}{\partial k_1} + (v_{di} - v_i) \frac{\partial v_{di}}{\partial k_1} \right) \quad (7)$$

类似地, 计算出关于 k_2, k_3, p_1, p_2 的偏导数, 随后通过以下方式更新畸变系数, 如式(8)所示。

$$\vec{\theta}_{k+1} = \vec{\theta}_k - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \delta \quad (8)$$

其中, $\vec{\theta}_k$ 是当前的畸变系数向量, 包含 $(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$; \mathbf{J} 是雅可比矩阵, 记录了重投影误差对每个参数(内参矩阵和畸变系数)的偏导数; δ 是重投影误差的残差(实际坐标与理想坐标之间的差异); λ 是阻尼因子, 用于调整更新步长; \mathbf{I} 是单位矩阵。通过多次迭代更新, 最终可获得使重投影误差最小的一组畸变系数 $(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$ 。

2.2 光平面标定

光平面标定是指在摄像机坐标系中确定光平面的平面方程的过程。假设光平面的方程为 $z = ax + by + c$ 标定光平面的步骤为:

- 1) 使用所提方法获取靶平面上的光条区域。
- 2) 利用 Steger 算法提取光条区域的中心坐标。
- 3) 应用最小二乘法确定图像平面上光条中心和靶标

每列内角点的直线方程 l 和 l_1 , 并计算它们的交点坐标 b , 如图 4 所示。

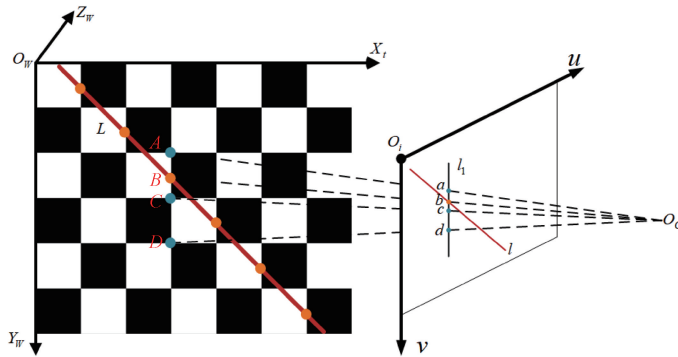


图 4 交比不变性

Fig. 4 Cross ratio invariance

4) 利用交比不变性计算与点 b 对应的靶平面上点 B 的坐标。该过程可以表示为:

$$\frac{\|C - A\|_2 \cdot \|D - A\|_2}{\|C - B\|_2 \cdot \|D - B\|_2} = \frac{\|c - a\|_2 \cdot \|d - a\|_2}{\|c - b\|_2 \cdot \|d - b\|_2} \quad (9)$$

其中, 点 A, C, D 是靶平面上离点 B 最近的 3 个角点, 点 a, c, d 是它们在图像平面上的对应投影点, 如图 4 所示。

5) 使用靶坐标系与摄像机坐标系之间的旋转矩阵 \mathbf{R}

和位移向量 \mathbf{t} 来获取点 B 在摄像机坐标系中光平面的坐标。

6) 调整靶标和摄像机的相对位置, 重复 3) ~ 5), 以获得与不同光条关联的一组光平面上的点。

7) 在摄像机坐标系中对光平面上的这一组点进行拟合, 以获取光平面在摄像机坐标系中的方程, 可构建出损失函数, 如式(10)所示。

$$E(a, b, c) = \sum_{i=0}^{i=n-1} (ax_i + by_i + c - z_i)^2 \quad (10)$$

式中: n 是点的数量, (x_i, y_i, z_i) 是各点的坐标。对式(10)进行求导并将其设为0,得到式(11)。

$$\begin{cases} \frac{\partial E(a, b, c)}{\partial a} = 2 \sum_{i=0}^{i=n-1} [(ax_i + by_i + c - z_i)x_i] = 0 \\ \frac{\partial E(a, b, c)}{\partial b} = 2 \sum_{i=0}^{i=n-1} [(ax_i + by_i + c - z_i)y_i] = 0 \\ \frac{\partial E(a, b, c)}{\partial c} = 2 \sum_{i=0}^{i=n-1} (ax_i + by_i + c - z_i) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式(11)可以用矩阵形式表示为:

$$\begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i^2 & \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i y_i & \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i \\ \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i y_i & \sum_{i=0}^{i=n-1} y_i^2 & \sum_{i=0}^{i=n-1} y_i \\ \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i & \sum_{i=0}^{i=n-1} y_i & n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{i=n-1} x_i z_i \\ \sum_{i=0}^{i=n-1} y_i z_i \\ \sum_{i=0}^{i=n-1} z_i \end{bmatrix} \quad (12)$$

求解式(12),可获得光平面参数 (a, b, c) 。

3 实验与分析

为了验证所提方法的精度和鲁棒性,进行如下实验。

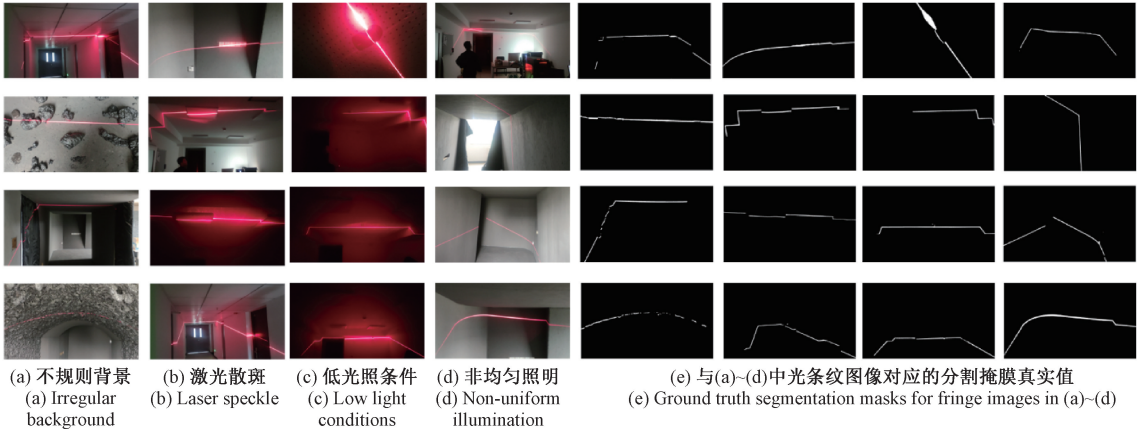


图5 不同场景下的光条纹图像及其分割掩膜

Fig. 5 Stripe images and their segmentation masks in different scenarios

2) 训练和验证过程

采用 PyTorch 作为深度学习框架来训练和验证 RSU-FPN 模型。该模型在一台运行 Ubuntu 16.04 的计算机上进行训练,使用 2 块 NVIDIA GTX1080Ti GPU,每个小批量包含 16 张图像。在模型训练过程中,使用带有权重衰减修正的自适应动量估计优化器 (AdamW)^[27],初始学习率为 0.001,权重衰减为 0.000 1。训练时,图像会根据较短边调整为 320 pixels,并进行随机水平翻转,而在验证时仅进行调整大小。模型训练迭代次数为 360,整个训练过程

首先,在不同场景下收集线结构光条纹图像,作为训练 RSU-FPN 网络的数据集。随后,利用训练好的模型结合 Steger 算法提取光条中心。在此基础上,建立线结构光视觉三维测量系统,并采用第 2 章中描述的方法对系统进行标定。接着,结合上述光条中心提取方法,利用标定完成的系统计算测量误差,验证系统性能。最后,使用标定后的测量系统和所提方法对各种表面进行三维测量。

3.1 网络的训练与验证

1) 数据集获取

为了确保训练模型的泛化能力,防止过拟合,并增强光条区域分割算法的鲁棒性,在不同场景下收集了各种线结构光条纹图像,如图 5 所示。图 5 仅展示了在 4 种不同场景下采集的结构光条纹图像:不规则背景、激光散斑、低光照条件和非均匀照明。从图 5 可以明显看出,实际的光条纹图像通常受到各种干扰源的影响。手动注释了一个包含超过 3 500 张图像的数据集,生成了结构光条纹分割掩膜。图 5(e)展示了该数据集的一个子集,呈现了图 5(a)~(d)中结构光条纹区域分割掩膜的对应真实值。数据集按 7:3 的比例划分为训练集和验证集。为了评估模型的泛化能力,验证集包含与训练集不同的场景图像。

大约耗时 18.4 h。

为了全面评估这些概率图与真实值的质量以及网络的性能,采用最大 F-measure ($\max F\beta$)^[28]、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)^[29] 和推理速度作为评估标准。将 RSU-FPN 与 U2-Net 进行对比,如表 1 所示。表 1 中 U2-Net_full 和 U2-Net_lite 分别是 U2-Net 的完整版本和简化版本。所有模型的推理速度均在一台配备 NVIDIA GTX1080Ti 的计算机上进行测试。根据表 1,显而易见的是,本研究所提模型不仅保持了分割质量,还实现了比 U2-Net 高出 67% 的帧率。

表 1 模型的评估结果

Table 1 Evaluation results of the model

网络模型	光条数据集		帧率
	$\max F\beta$	MAE	
U2-Net_full	0.923	0.003	42
U2-Net_lite	0.919	0.003	44
RSU-FPN	0.922	0.004	75

此模型能够快速分割光条区域,有效抑制复杂环境中的背景噪声干扰,从而提高光条中心提取的准确性。

3.2 光条中心提取实验与分析

不同方法在光条中心提取中的结果如图 6 所示。总体而言,在复杂背景下处理光条时,直接应用 Steger 方法或灰度-重心方法进行中心提取往往效果不佳。从图 6(b)可以看出,尽管灰度-重心法执行全局灰度质心提取,但其对光照变化高度敏感。从图 6(c)可以看出,Steger 方法能够有效提取光条的中心,但也会捕捉到大量无关的背景中心。两种方法均易受到背景噪声的干扰。如图 6(d)所示,该研究提出的方法首先分割出结构光条区域,从而抑制了背景噪声干扰,提高了光条中心提取的准确性。

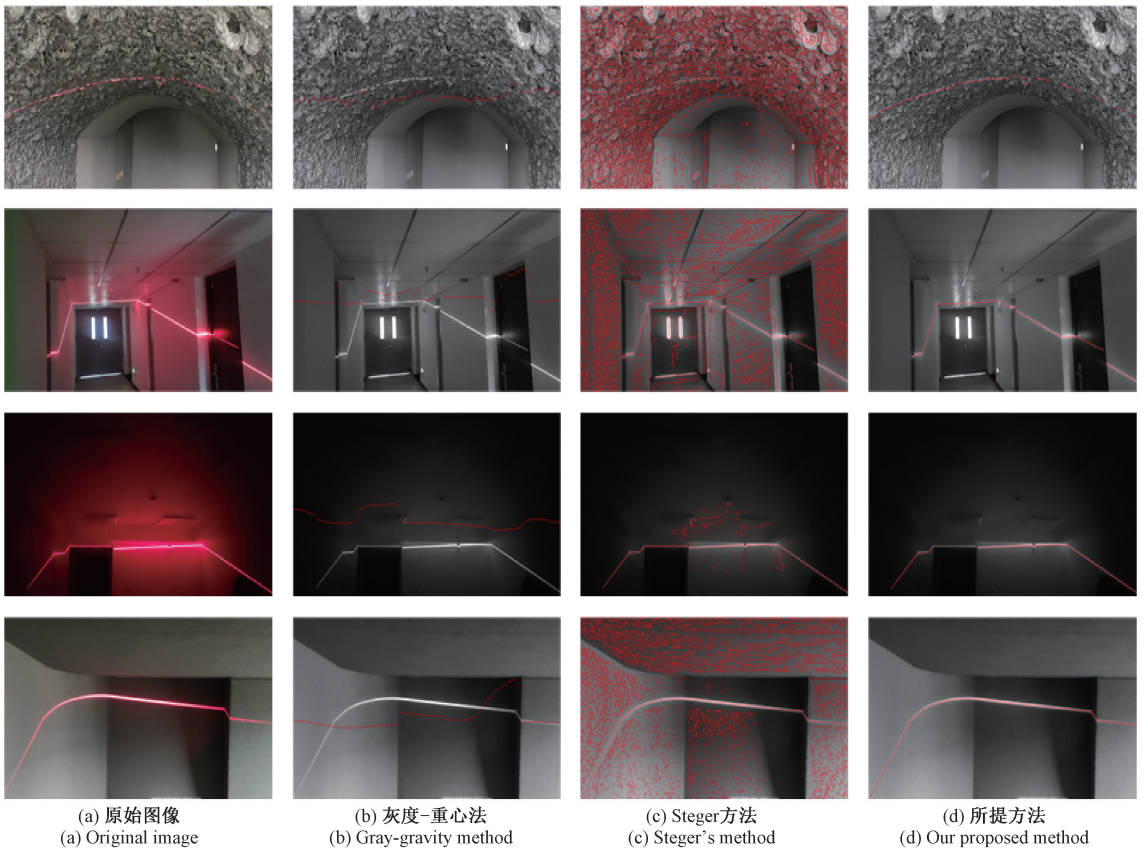


图 6 不同方法在光条中心提取中的结果

Fig. 6 Results of light stripe center extraction in different method

3.3 精度实验

1) 测量系统标定

为了进一步验证本研究算法所提取光条中心的准确性,采用分离标定的方法对结构光视觉测量系统的参数进行标定。基于 2.1 节介绍的理论,使用高精度二维平面棋盘格靶标,先对摄像机进行标定,标定结果如表 2 所示。

表 2 摄像机标定结果

Table 2 Camera calibration results

数据类型	参数	标定结果
等效焦距	(f_u, f_v)	(192 0.6, 192 3.9)
焦点	(u_0, v_0)	(929.823 7, 574.826 2)
畸变系数	$(k_1, k_2, k_3, p_1, p_2)$	(-0.224 4, 0.207 7, -0.079 4, -0.001 1, -0.002 5)

随后,基于2.2节介绍的理论,对光平面进行标定,得到光平面方程,如式(13)所示。

$$z = -95.9571x + 2.27163y + 631.55 \quad (13)$$

2) 标定精度验证

为了验证测量系统(包括摄像机与光平面)的标定精度,在不同位置拍摄带有光条的靶标图像,并使用所提出的方法提取光条中心的坐标。计算如图3所示的光线

Ocp 与靶平面的交点的近似参考值。通过确定光线 Ocp 与先前标定的光平面的交点获得测量值。通过比较参考值和测量值,评估测量系统的标定精度,针对两个不同位置的8个点提供相应的数据,如表3所示。在 x 、 y 和 z 方向的均方根(root mean squared, RMS)误差分别为0.005、0.009和0.097 mm。从表3可以看出,使用所提方法的线结构光视觉测量系统具有优异的测量精度。

表3 标定精度评估数据
Table 3 Evaluation data of calibration accuracy

$(u, v)/\text{pixels}$	与靶标平面的交点/mm			与光平面的交点/mm			误差/mm			
	x	y	z	x	y	z	Δx	Δy	Δz	
位置 1	(1 029.025, 836.001)	52.063	136.835	1 007.974	52.070	136.854	1 008.117	-0.007	-0.019	-0.143
	(1 031.204, 764.002)	53.014	98.754	1 004.316	53.012	98.751	1 004.288	0.002	0.003	0.028
	(1 033.192, 698.008)	53.874	64.090	1 000.987	53.868	64.084	1 000.885	0.006	0.006	0.102
	(1 035.260, 629.010)	54.762	28.094	997.530	54.756	28.091	997.432	0.006	0.003	0.098
	(1 037.431, 556.006)	55.686	-9.723	993.898	55.688	-9.723	993.930	-0.002	0.000	-0.032
	(1.39.432, 489.007)	56.533	-44.187	990.588	56.538	-44.191	990.678	-0.005	0.004	-0.090
	(1 041.470, 421.014)	57.390	-78.929	987.251	57.395	-78.936	987.340	-0.005	0.007	-0.089
	(1 044.457, 322.007)	58.638	-129.101	982.432	58.634	-129.094	982.376	0.004	-0.007	0.056
位置 2	(1 021.781, 815.992)	51.442	134.680	1 074.411	51.433	134.656	1 074.223	0.009	0.024	0.188
	(1 022.890, 751.997)	52.236	99.272	1 077.992	52.233	99.265	1 077.919	0.003	0.007	0.073
	(1 023.817, 697.999)	52.905	69.210	1 081.032	52.910	69.217	1 081.134	-0.005	-0.007	-0.102
	(1 025.038, 516.001)	53.786	30.550	1 084.941	53.786	30.550	1 084.935	0.000	0.000	0.006
	(1 028.138, 452.006)	55.243	-33.371	1 091.404	55.234	-33.365	1 091.214	0.000	-0.006	0.190
	(1 029.068, 399.002)	56.057	-69.910	1 095.099	56.058	-69.911	1 095.122	-0.001	0.001	0.023
	(1 030.957, 291.000)	56.747	-100.362	1 098.178	56.747	0.360	1 098.188	0.000	0.001	-0.010
		58.160	-162.944	1 104.507	58.163	-162.951	1 104.555	-0.003	0.007	-0.004 8
	RMS 误差/mm						0.005	0.009	0.097	

近似参考值和测量值在三维空间中的分布如图7所示。具体而言,图7(a)展示了位置1的近似参考值与测量值的空间分布情况,直观地反映了两者的匹配程度。图7(b)则详细给出了位置1在 x 、 y 和 z 方向上的标定误差分布,进一步量化了系统的标定精度。类似地,图7(c)展示了位置2的近似参考值和测量值在三维空间中的分布对比。图7(d)则说明了位置2在 x 、 y 和 z 方向上的标定误差。从图7的数据可以看出,尽管在 z 方向上的测量误差较其他两个方向更大,但其波动范围相对较小,表现出良好的稳定性。这表明所提方法在 z 方向上仍具有较高的可靠性,同时进一步验证了系统的整体测量精度和标定方法的有效性。

3.4 三维测量实验

为了验证所提方法的有效性和鲁棒性,结合所提

光条提取算法和分离式测量模型,进行基于标定后的线结构光视觉测量系统的三维测量实验。开发了线结构光视觉传感器如图8所示,该传感器使用LHGD-22100线结构光投影仪将结构光条纹投射到被测物体表面。SONY-FCB-EV7500高清摄像机用于捕捉条纹图像。GBX2010精密移动平台用于移动被测物体,从而使线结构光对其进行扫描。通过移动精密移动平台扫描和测量扩散反射表面(白色涂层塑料面具,漫反射率约为60%),三维测量结果如图9所示。此外,所提方法还能够测量难以通过传统线结构光技术测量的更高反射率表面,如图10(a)所示,该金属扳手采用镀铬涂层,漫反射率约达80%。扫描速度设置为5 mm/s,摄像头以25 fps的帧率工作。利用RSU-FPN和Steger算法准确提取投影到被测物体表面的结构

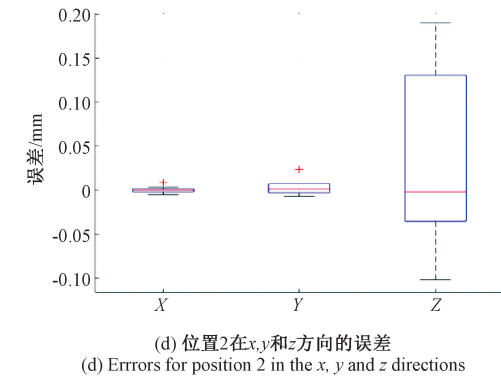
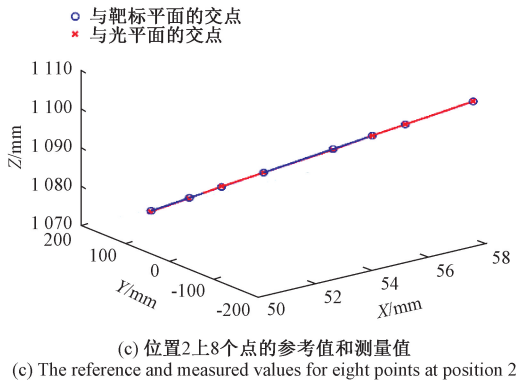
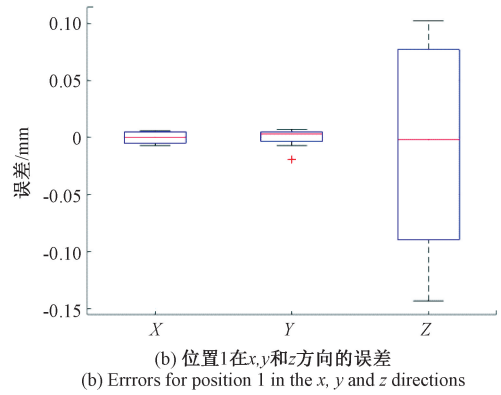
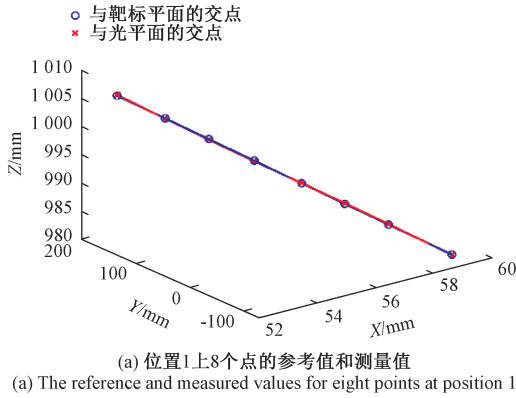


图 7 标定精度评估

Fig. 7 Evaluation of calibration accuracy

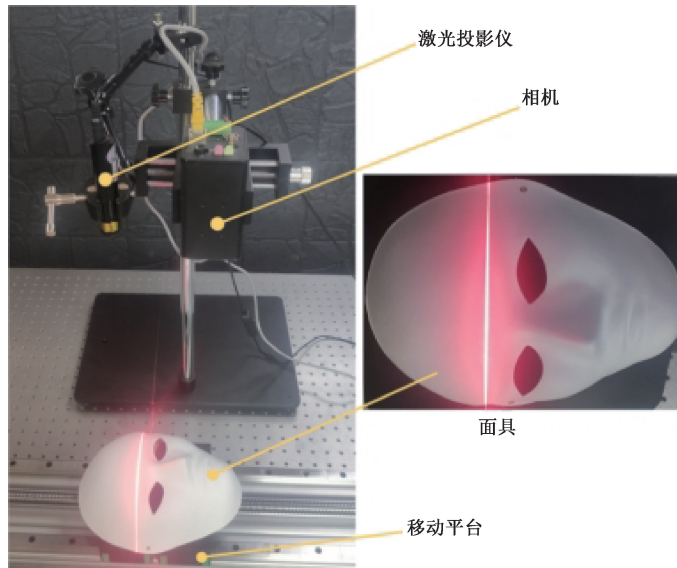


图 8 线结构光视觉传感器

Fig. 8 Line structured light vision 3D measurement system

光图案的中心。通过利用摄像机的内参,确定了连接中心点与光学中心的方向向量。通过计算该方向向量与预先标定的光平面的交点,可以在摄像机坐标系中获得被测物体表面的坐标。随后,计算被测物体表面

上所有光条中心点的坐标,从而实现对被测物体的三维测量。从图 9 和 10 中可以观察到,所提方法有效抑制了背景噪声干扰,并对不同表面实现了良好的三维测量结果。

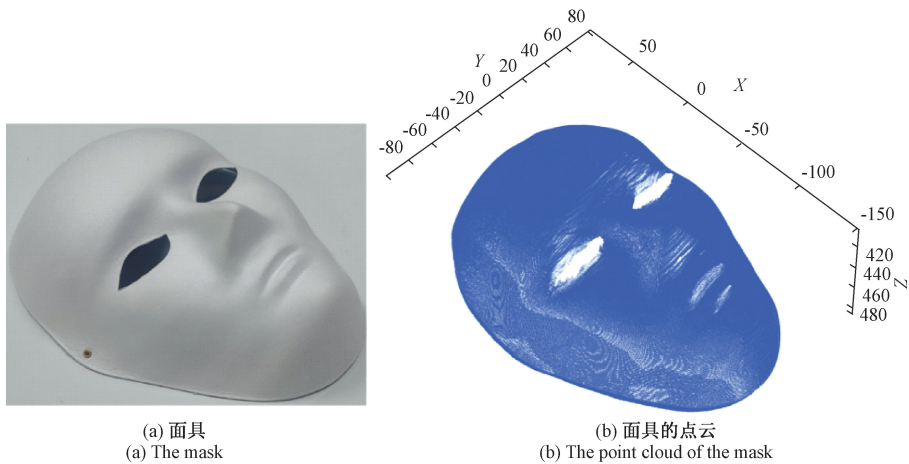


图9 扩散反射表面的测量

Fig. 9 The measurement of the diffuse reflective surface

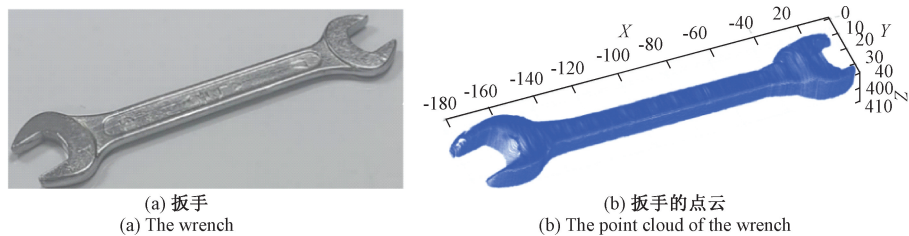


图10 反射或散射表面的测量

Fig. 10 The measurement of the reflective or scattering surface

4 结 论

该实验研究了在复杂环境中使用卷积神经网络进行线结构光视觉的鲁棒三维测量。为抑制背景噪声对结构光条纹中心提取准确度的干扰,设计了一种被称为RSU-FPN的显著性目标检测网络。该网络有效地将结构光条纹区域与背景进行分割,以便于Steger算法精确提取中心。与其他方法相比,所提方法在抑制背景噪声方面表现优秀。同时,构建了一种线结构光视觉传感器,并建立了分离式测量模型,将摄像机标定与光平面标定分开进行,与传统标定方法相比,本系统具有更高的灵活性。随后,通过应用所提出的方法获得了系统的测量误差,在 x 、 y 和 z 方向上分别得到了0.005、0.009和0.097 mm的均方根误差。最后,结合所提出的线结构光条纹中心提取方法以及标定后的测量模型,系统能够对面具和金属扳手等具有高反射表面的物体实现良好的三维测量结果,这表明所提方法有效抑制了背景噪声干扰,增强了系统灵活性,并显著提高了线结构光视觉三维测量的准确性和鲁棒性。后续将探讨针对不同物体的精确光条纹区域分割算法,并为线结构光视觉测量系统配备旋转平台,以实现各种物体的精确三维重建。

参考文献

- [1] 梅天灿,肖尧,毛索颖,等. 基于线结构光的三维垂线位移测量方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(4):189-196.
MEI T C, XIAO Y, MAO S Y, et al. 3D vertical displacement measurement method based on line structured light [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 189-196.
- [2] 王志强,任文佳,乔什,等. 单目结构光在异形工件三维重构及测量中的应用[J]. 天津职业技术师范大学学报,2024,34(3):1-8.
WANG ZH Q, REN W J, QIAO SH, et al. Application of monocular structured light in 3D reconstruction and measurement of irregular workpieces [J]. Journal of Tianjin Vocational and Technical Teachers University, 2024, 34(3): 1-8.
- [3] 金守峰,尤佳欣,徐畅,等. 基于线结构光的抓毛织物表面质量检测方法[J]. 毛纺科技,2024,52(12):108-116.
JIN SH F, YOU J X, XU CH, et al. Surface quality

- inspection method of napped fabrics based on line structured light[J]. *Wool Textile Science and Technology*, 2024, 52(12): 108-116.
- [4] 刘勇,张国锋,胡鹏宇,等. 多视角沙姆成像的高精度结构光三维测量方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(3):33-40.
- LIU Y, ZHANG G F, HU P Y, et al. High-precision structured light 3D measurement method based on multi-view Shum imaging [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(3): 33-40.
- [5] 黄喆,程二静,齐鹏,等. 基于线结构光的盾尾间隙测量方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(5):93-101.
- HUANG ZH, CHENG ER J, QI P, et al. Research on shield tail gap measurement method based on line structured light [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(5): 93-101.
- [6] 张勇停,李锋. 基于改进 UNet 网络的线结构光光条中心提取[J]. *计算机与数字工程*, 2023, 51(9):2092-2097.
- ZHANG Y T, LI F. Line structured light fringe center extraction based on improved UNet network [J]. *Computer and Digital Engineering*, 2023, 51(9):2092-2097.
- [7] 刘建鑫,纪超洋,李艳文,等. 基于平面靶标的交叉结构光标定方法[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(4):185-193.
- LIU J X, JI CH Y, LI Y W, et al. Cross-structured light calibration method based on plane target [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4):185-193.
- [8] 咎慧新,周哲海,陈丽. 一种应用于复杂场景的线结构光激光中心线提取方法[J]. *激光杂志*, 2024, 45(10):74-79.
- ZAN H X, ZHOU ZH H, CHEN L. A line structured light laser centerline extraction method for complex scenes[J]. *Laser Magazine*, 2024, 45(10): 74-79.
- [9] 王志永,于宇,王武越,等. 基于改进 Steger 算法流程的线激光中心提取[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(1): 84-89.
- WANG ZH Y, YU Y, WANG W Y, et al. Line laser center extraction based on improved Steger algorithm flow[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(1): 84-89.
- [10] 张宇,黄丹平,田颖,等. 复杂物体线结构光中心线提取方法研究[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(1): 167-172.
- ZHANG Y, HUANG D P, TIAN Y, et al. Research on centerline extraction method of line structured light for complex objects[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(1):167-172.
- [11] 邓仕超,何新凯. 改进 Steger 算法流程的激光条纹中心提取[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2024(10): 171-174,180.
- DENG SH CH, HE X K. Laser fringe center extraction based on improved Steger algorithm flow [J]. *Journal of Combined Machine Tool and Automatic Processing Technology*, 2024(10): 171-174,180.
- [12] 夏鑫,付生鹏,夏仁波,等. 基于改进灰度重心法的线结构光中心提取算法[J]. *激光杂志*, 2024, 45(1):75-79.
- XIA X, FU SH P, XIA R B, et al. Line structured light center extraction algorithm based on improved grayscale centroid method[J]. *Laser Journal*, 2024, 45(1): 75-79.
- [13] 宋丽梅,佟宇,李金义,等. 三维重建技术中的高效光条提取方法(特邀)[J]. *红外与激光工程*, 2024, 53(9):119-127.
- SONG L M, TONG Y, LI J Y, et al. Efficient light stripe extraction method in 3D reconstruction technology (Invited) [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2024, 53(9):119-127.
- [14] 韩佳鑫,王生怀,钟明,等. 基于改进 SegFormer 网络的线激光分割和中心提取方法[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(21):62-71.
- HAN J X, WANG SH H, ZHONG M, et al. Line laser segmentation and center extraction method based on improved SegFormer network [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(21): 62-71.
- [15] 赵兴龙,单彦虎,储成群,等. 金属表面强反射条件下的光条中心提取方法[J]. *工具技术*, 2024, 58(11): 139-144.
- ZHAO X L, SHAN Y H, CHU CH Q, et al. Light stripe center extraction method under strong reflection conditions on metal surfaces [J]. *Tool Technology*, 2024, 58(11): 139-144.
- [16] 田雄斌,杨浩,戴尔哈. 三维重建中的线结构光标定[J]. *应用激光*, 2023, 43(9):138-146.

- TIAN X B, YANG H, DAI ER H. Calibration of line structured light in 3D reconstruction[J]. *Applied Laser*, 2023, 43(9): 138-146.
- [17] 刘鑫松, 孙劲光. 基于多尺度卷积神经网络的显著性检测方法[J]. *电脑知识与技术*, 2023, 19(31): 28-30.
- LIU X S, SUN J G. Saliency detection method based on multi-scale convolutional neural networks[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2023, 19(31): 28-30.
- [18] 任青阳, 王彦丁, 施俭. 卷积神经网络目标检测算法研究进展[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(32): 13665-13677.
- REN Q Y, WANG Y D, SHI J. Research progress on convolutional neural network object detection algorithms[J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(32): 13665-13677.
- [19] 张明, 余志强. 基于改进卷积神经网络的小目标检测算法[J]. *计算机应用与软件*, 2024, 41(9): 166-174.
- ZHANG M, YU ZH Q. Small object detection algorithm based on improved convolutional neural network [J]. *Computer Applications and Software*, 2024, 41(9): 166-174.
- [20] 吴玉波, 陈迪来, 杨超, 等. 基于 Steger 算法的多线结构光中心提取[J]. *应用激光*, 2023, 43(10): 188-195.
- WU Y B, CHEN D L, YANG CH, et al. Multi-line structured light center extraction based on Steger algorithm[J]. *Applied Laser*, 2023, 43(10): 188-195.
- [21] 周亚罗, 章洁, 靳城楠, 等. 基于 PCA 的金属工件表面线激光中心提取算法[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(18): 71-79.
- ZHOU Y L, ZHANG J, JIN CH N, et al. PCA-based line laser center extraction algorithm for metal workpiece surfaces[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(18): 71-79.
- [22] 刘紫权, 史旭阳, 胡海, 等. 基于 U-Net 医学图像智能分割的网络结构演变[J]. *无线电工程*, 2024, 54(12): 2765-2779.
- LIU Z Q, SHI X Y, HU H, et al. Network structure evolution of U-Net for medical image intelligent segmentation[J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(12): 2765-2779.
- [23] 李雪梅, 郭义华, 张鑫, 等. 基于改进 U-Net 网络的激光条纹提取方法[J]. *应用激光*, 2024, 44(9): 133-146.
- LI X M, GUO Y H, ZHANG X, et al. Laser stripe extraction method based on improved U-Net network[J]. *Applied Laser*, 2024, 44(9): 133-146.
- [24] 赵宗扬, 康杰虎, 梁健, 等. 基于 LGF-Net 的全天候轨道入侵异物智能检测系统[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(9): 287-301.
- ZHAO Z Y, KANG J H, LIANG J, et al. All-weather track intrusion foreign object intelligent detection system based on LGF-Net [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(9): 287-301.
- [25] 孙超, 石久焯, 王梅渊, 等. 单目线结构光三维重建系统标定方法研究[J]. *光学技术*, 2024, 50(6): 698-705.
- SUN CH, SHI J Y, WANG M Y, et al. Research on calibration method of monocular line structured light 3D reconstruction system [J]. *Optical Technology*, 2024, 50(6): 698-705.
- [26] 周涛, 高承帅, 王建, 等. 一维摄像机的线结构光测头标定方法[J]. *机电工程技术*, 2024, 53(7): 83-86.
- ZHOU T, GAO CH SH, WANG J, et al. Calibration method of line structured light probe for one-dimensional camera[J]. *Electromechanical Engineering Technology*, 2024, 53(7): 83-86.
- [27] 蔡玉芳, 王涵, 李琦, 等. 联合自然梯度和 AdamW 算法的 RSF 图像分割模型[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(3): 261-270.
- CAI Y F, WANG H, LI Q, et al. RSF image segmentation model using joint natural gradient and AdamW algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(3): 261-270.
- [28] 黄年昌, 杨阳, 张强, 等. 基于深度学习的 RGB-D 图像显著性目标检测前沿进展[J/OL]. *计算机学报*, 1-25[2024-12-01].
- HUANG N CH, YANG Y, ZHANG Q, et al. Frontiers in RGB-D image saliency object detection based on deep learning [J/OL]. *Journal of Computer Science*, 1-25 [2024-12-01].
- [29] 杨鑫, 朱恒亮, 毛国君. 双特征流融合和边界感知的显著性目标检测[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(10): 227-236.
- YANG X, ZHU H L, MAO G J. Dual-feature flow fusion and boundary-aware salient object detection[J].

Computer Engineering and Applications, 2024, 60(10): 227-236.

作者简介



叶涛(通信作者),2016 年于北京航空航天大学获得博士学位。现为中国矿业大学(北京)机械与电气工程学院副教授,主要研究方向包括深度学习、交通检测及视觉测量。
E-mail:ayetao198715@163.com

Ye Tao (Corresponding author) received his Ph. D. from Beihang University (Beijing University of Aeronautics and Astronautics) in 2016. He is currently an associate professor at the School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing). His main research interests include deep learning, traffic detection, and visual measurement.



何威燃,2024 年于安徽建筑大学获得学士学位,现为中国矿业大学(北京)硕士研究生,主要研究方向为视觉测量。

E-mail:18955194483@163.com

He Weiran received his B. Sc. degree from Anhui Jianzhu University in 2024. Now he is a master student at China University of Mining and Technology (Beijing). His main research interest is visual measurement.



刘国鹏,2005 年于郑州轻工业学院获得学士学位,2008 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位。现为中国煤炭科工集团太原研究院智能控制技术分院副研究员,主要研究方向包括煤矿电气装备和掘进装备智能化。

E-mail:lqp4028@163.com

Liu Guopeng received his B. Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 2005, his M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2008. He is currently an associate researcher at the Intelligent Control Technology Division, Taiyuan Research Institute of China Coal Technology & Engineering Group. His main research interests include intellectualization of electrical equipment and tunneling equipment for coal mining.



欧阳煜,2019 年于中国石油大学(华东)获得学士学位。2024 年于中国矿业大学(北京)获得硕士学位。现为中国民用航空总局第二研究所工程师,主要研究方向为视觉测量。

E-mail:yuouyang2021@163.com

Ouyang Yu received his B. Sc. degree from China University of Petroleum (East China) in 2019, received his M. Sc. degree from China University of Mining and Technology (Beijing) in 2024. He is currently an engineer at the Second Research Institute of the Civil Aviation Administration of China. His main research interest is visual measurement.



王斌,2022 年于中国矿业大学(北京)获得学士学位。现为中国矿业大学(北京)硕士研究生,主要研究方向为视觉测量。

E-mail:WB1372939305@163.com

Wang Bin received his B. Sc. degree from China University of Mining and Technology (Beijing) in 2022. Now he is a master student at China University of Mining and Technology (Beijing). His main research interest is visual measurement.