

DOI:10.11784/tdxbz202311012

基于“十字”标志物的红外图像与三维点云融合方法

郑叶龙, 李长勇, 夏宁宁, 李玲一, 张国民, 赵美蓉

(天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072)

摘要: 红外热成像技术广泛应用于多个领域, 建立含有空间和温度信息的三维温度场模型具有十分重要的意义, 可以将该技术扩展到更多应用领域. 为此, 本文提出一种异源空间数据融合方法, 融合红外图像和三维点云, 得到三维温度场模型. 针对红外相机与可见光相机成像原理存在差异, 难以通过常用标定板进行内参标定的问题, 基于红外相机成像特性设计并制作镂空圆孔标定板用于内参标定, 所得内参平均重投影误差为 0.03 像素. 针对红外相机与结构光相机的成像原理不同, 现有标志物制作复杂、外参精度低的问题, 基于不同材料的辐射度差异, 设计制作“十字”标志物并将其用于联合标定. 为解决同名特征点难以识别的问题, 针对红外图像和三维点云分别设计了同名特征点提取方法, 配合“十字”标志物进行同名特征点提取. 红外图像和三维点云特征点提取方法的检测重复率分别为 75%和 92%, 与传统方法相比两者的检测重复率均有所提升. 利用该方法建立纸杯、工件和人脸的三维温度场模型. 实验结果表明, 使用镂空圆孔标定板能实现红外相机的内参标定, 对“十字”标志物采用同名特征点提取方法能完成红外相机与结构光相机的联合标定. 最终所得三维温度场模型的平均重投影误差为 1.70 像素, 与现有方法相比模型精度有所提升.

关键词: 红外图像; 三维点云; 标志物; 同名特征点; 系统标定; 异源空间数据融合

中图分类号: TH741

文献标志码: A

文章编号: 0493-2137(2024)10-1090-10

Fusion Method of Infrared Images and 3D Point Clouds Based on Cross Markers

Zheng Yelong, Li Changyong, Xia Ningning, Li Lingyi, Zhang Guomin, Zhao Meirong

(School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Infrared thermal imaging technology is widely used in many fields. Establishing a three-dimensional (3D) temperature field model that incorporates spatial and temperature information is of great importance, this technology can be extended to other application areas. Therefore, a method of heterogeneous spatial-data fusion was developed to fuse infrared images and 3D point clouds, which can obtain a 3D temperature field model. Because of the differences between the imaging principles of infrared and visible-light cameras, calibrating internal parameters using common calibration plates is difficult. Based on the imaging characteristics of infrared cameras, a calibration plate with hollowed-out circular holes was designed and constructed for internal parameter calibration. The resulting average reprojection error of the internal parameters was 0.03 pixel. Because of the differences between the imaging principles of infrared and structured light cameras, the production of existing calibration markers is complex, and external parameters show low accuracy. Therefore, based on the radiance differences of different materials, a cross marker was designed and fabricated for joint calibration. To address the issue of identifying corresponding feature points, different methods were developed to extract corresponding feature points from infrared images and 3D point clouds. These methods were used in conjunction with the cross marker for feature-point extraction. Compared with conventional methods, the detection repetition rates of the feature-point extraction methods for infrared images and 3D point clouds were improved, reaching 75% and 92%, respectively. Using this method, 3D temperature field

收稿日期: 2023-11-14; 修回日期: 2023-12-29.

作者简介: 郑叶龙 (1987—), 男, 博士, 副教授, zhengyelongby@tju.edu.cn.

通信作者: 李长勇, lichangyong@tju.edu.cn.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2020YFC2008703).

Supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2020YFC2008703).

models of paper cups, workpieces, and human faces were constructed. Experimental results showed that the internal-parameter calibration of infrared cameras was realized by using a hollowed-out circular-hole calibration plate, and the joint calibration of infrared and structured-light cameras was achieved by using the cross marker and corresponding feature-point extraction methods. The average reprojection error of the final resulting 3D temperature field model was 1.70 pixel, demonstrating an improvement in modeling accuracy compared to existing methods.

Keywords: infrared image; 3D point cloud; marker; feature point of the same name; system calibration; heterogeneous spatial-data fusion

近年来,红外相机的生产成本不断降低,产品质量显著提升^[1]。但红外相机采集的温度信息通常以二维图像的形式呈现,信息展示不够直观,且从三维到二维映射会造成部分信息缺失。为此,国内外学者聚焦于研究红外图像三维空间化的技术,从而建立含有温度信息和三维形貌信息的三维温度场模型,以此来提高信息可视化水平。以变电站为例,其核心部件会向外界辐射能量,在检验高压变电站的工作状态时,可以通过红外相机获得变电站设备的温度分布,但二维温度图像不利于快速准确地定位出现问题的区域,而基于红外成像技术生成的三维温度场模型可以较好地改善此类问题。除此之外,三维温度场模型对安防、检测、自动驾驶和生物医疗等领域同样具有重大意义。曾晗等^[2]提出一种三维立体重构方法,通过采集变压器套管的二维红外图像和三维点云数据,实现牵引变压器套管红外图像和三维点云的融合。可视化模型可以用于变电站的运维工作,工作人员借助变电站电力设备的三维温度场模型能获取更丰富的温度信息,进而更精准地对设备故障进行分析与诊断。其主要工作集中于红外图像和三维点云数据处理,但关于变压器套管的红外三维模型精度没有进行详细介绍。在自动驾驶领域,夜间环境感知一直是难以解决的问题之一,感知系统容易受烟雾、扬尘等环境的影响,导致对周围环境感知出现偏差,造成目标漏检等严重后果。毫米波雷达和红外相机融合输出稳定的目标感知结果,将其应用于自动驾驶领域能大幅提高感知系统的抗干扰能力。熊光明等^[3]开发毫米波雷达和红外相机融合系统,实现了全天候目标检测与跟踪,使无人驾驶车辆的抗烟雾干扰能力大幅提高。其对近处目标的检测算法与跟踪算法效果良好,但对远处目标进行检测实验时易出现漏检情况。在生物医疗领域,三维温度场模型可以辅助医生进行医疗检测进而快速定位温度异常区域。杨炎龙等^[4]通过黑体进行红外相机精度修正,经过异源空间数据融合得到人体体表三维温度场模型,实现体表温度信息的三维空间化。此外,其方法的精度均达到市场标准,但使用白炽灯均匀加热标定板具有一定的操作难度。

综上所述,红外图像和三维点云融合建立的三维温度场模型拥有多种应用场景,对多个领域具有重要意义^[5-6]。但是红外图像和三维点云融合过程中仍存在较多问题,例如:文献[7-9]实现了相机内参的标定,但存在操作复杂和加工精度要求高的问题,不同相机在进行外参求解时,需要进行同名特征点求解,本文中同名特征点是指红外图像中像素和三维点云中的对应点;文献[10-12]通过设计专用标志物和相应算法实现不同相机视角下同名特征点求取,进而实现外参求解,但标志物的鲁棒性较差,不适用于其他波段相机标定;文献[13-14]实现了较好的标定效果,但特征点求取算法精度有待提高。

本文使用自制标定板实现了红外相机内参标定,针对红外相机和结构光相机外参求解,设计一种“十字”标志物,并提出红外图像和三维点云之间的同名特征点提取方法,降低人工选择特征点造成的误差。本文所设计的“十字”标志物和同名特征点提取方法还可应用于不同波段相机之间的外参求解,具有较高的鲁棒性。

1 系统搭建与数据处理流程

三维温度场数据采集系统搭建如图 1 所示。使用红外相机采集物体表面温度信息,使用结构光相机采集物体表面点云,相机参数标定部分包括自制标定板和“十字”标志物,最后在 PC 端实现三维温度场模型可视化。



图 1 系统搭建
Fig.1 System setup

本文数据处理流程如图 2 所示. 首先使用标定板和“十字”标志物进行相机参数标定, 包括红外相机的内参标定和红外相机与结构光相机之间的外参标定. 其次分别对红外相机和结构光相机所采集的数据进行预处理提高精度. 再次进行异源空间数据融合, 得到物体表面三维温度场模型. 最后对融合得到的三维温度场模型进行可视化及精度分析, 并将本文方法与现有其他方法进行比较.

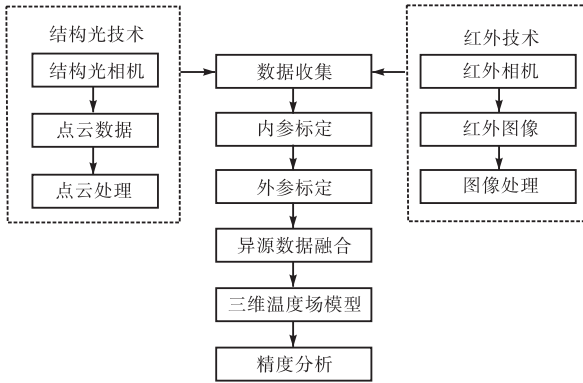


图 2 数据处理流程

Fig.2 Flow chart of data processing

2 相机标定

2.1 红外相机内参标定

红外相机采集温度信息得到二维图像的过程可以简化为小孔成像的一种形式. 在视觉测量中共定义 4 个坐标系, 分别为世界坐标系 O_w 、红外相机坐标系 O_{cam} 、成像坐标系 O 和像素坐标系 O_{uv} . 内参标定的目的是获得红外相机的内参矩阵 K , 其能够反映像素点到红外相机坐标系的关系, 其计算式为

$$K = \begin{bmatrix} \frac{1}{dx} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{dy} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: f 为相机焦距; dx 为 u 方向单位像素长度; dy 为 v 方向单位像素长度; (u_0, v_0) 为图像坐标系到像素坐标系下的原点平移坐标.

假设空间中有一点 P , 通过相机成像的数学模型, 推导出 P 点在 O_w 坐标系下坐标 (X_w, Y_w, Z_w) 到 O_{uv} 坐标系下坐标 (u, v) 的转换关系为

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} R & t \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: Z_c 为尺度因子; R 为世界坐标系到相机坐标系的旋转矩阵; t 为世界坐标系到相机坐标系的平移向量.

2.2 红外相机与结构光相机外参标定

外参标定的目的是求解红外相机和结构光相机之间的位姿关系, 为后续异源空间数据融合做准备. 结构光相机所采集的物体表面点云坐标系 O_p 与结构光相机坐标系 O_{str} 重合, 故本文设坐标系 O_{str} 与世界坐标系 O_w 重合, 如图 3 所示. 结合第 2.1 节红外相机的内参矩阵 K 和相机成像的数学模型, 位姿关系的求解可以转换为求解 O_{cam} 坐标系和 O_{str} 坐标系之间的旋转矩阵 R 、平移向量 t . 外参标定完成后, 将点云映射到二维图像, 并将温度信息赋予点云, 建立三维温度场模型.

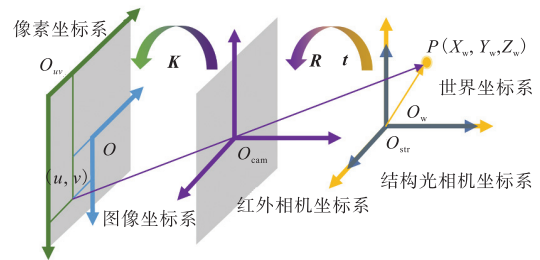


图 3 相机位姿转换关系

Fig.3 Conversion relationship of the camera pose

目前, 针对红外图像和三维点云融合的相关文献很少提及同名特征点的提取, 融合方法的精度难以保证. 为此, 本文提出一种“十字”标志物设计方案, 并针对红外图像和三维点云分别提出同名特征点提取方法.

棋盘格标志物常用于相机标定, 但其不能同时在红外相机和结构光相机中清晰成像. 与双目相机标定方法所常用的张氏标定法相比, 通过设计“十字”标志物, 针对不同成像原理的红外相机和结构光相机, 本文标定方法能够实现外参标定.

2.2.1 “十字”标志物设计

根据常用材料辐射系数表可知, 铝制片的辐射系数为 0.05 ~ 0.07, 黑色哑光塑料片的辐射系数为 0.94. 由于上述两种材料辐射系数相差很大, 若将其相邻放置, 标志物可以在红外相机上清晰成像. 但结构光相机不能获取含有同名特征点的三维点云, 为解决这一问题, 在铝板中央放置厚度为 20 mm 的“十字”凸台, 并在其上方张贴黑色哑光塑料片. 为提高成像效果, 在铝板四周同样张贴黑色哑光塑料片. 本文所设计标志物如图 4(a)、(b) 所示, 红外相机成像效果如图 4(c) 所示, 结构光相机采集标志物点云如

图 4(d) 所示。



图 4 不同视角下的标志物

Fig.4 Cross marker from different viewing angles

2.2.2 红外图像特征点获取

针对红外图像的特征点提取,首先使用 Sobel 算子和双边阈值法滤除噪声得到标志物掩模版,其次使用 Sobel 算子提取标志物边缘离散点,再次使用 K -means 聚类(K -means clustering algorithm, K -means)算法进行分类,最后使用最小二乘法进行直线拟合并求解交点。

本文选择“十字”标志物内侧 4 个角点进行求解,其由标志物轮廓直线两两相交而得。本文使用 Sobel 算子提取图像边缘信息,该算子虽可以获取“十字”标志物的边缘数据,但包含大量噪声。为滤除图像噪声,首先采用双边阈值法获取“十字”标志物的掩模版,通过掩模版滤除图像噪声,滤除噪声后的结果如图 5(a)所示。其次通过 Sobel 算子进行边缘提取,得到标志物边缘信息离散点 H 为

$$\{H | H = \{x_0, x_1, \dots, x_M\}, M \in \mathbf{N}\} \quad (3)$$

式中 M 为样本点总数。

再次采用 K -means 算法对离散点 H 进行分类以提高拟合精度。随机选取 6 个中心,记为 $\mu_0^{(0)}, \mu_1^{(0)}, \dots, \mu_5^{(0)}$,分别计算 6 个中心点与其相同类别点之间的距离,将其作为损失函数 $J(c, \mu)$,即

$$J(c, \mu) = \sum_{i=1}^M \|h_i - \mu_{c_i}\|^2 \quad (4)$$

式中: h_i 为第 i 个样本点; c_i 为 h_i 所属的簇; μ_{c_i} 为簇

对应的中心点。

通过迭代使损失函数 $J(c, \mu)$ 降到最低,计算出最佳中心点和所属类别,以竖直方向轮廓为例,最终聚类出的结果如图 5(b)所示。同理,水平方向上的标志物轮廓也应用上述方法。对两个方向上的轮廓聚类完成后,采用最小二乘法对每簇数据进行直线拟合,其拟合结果如图 5(c)所示。为提高拟合精度,基于标志物轮廓平行的数学几何关系,剔除误差较大的直线,求解得到轮廓交点,如图 5(d)所示。

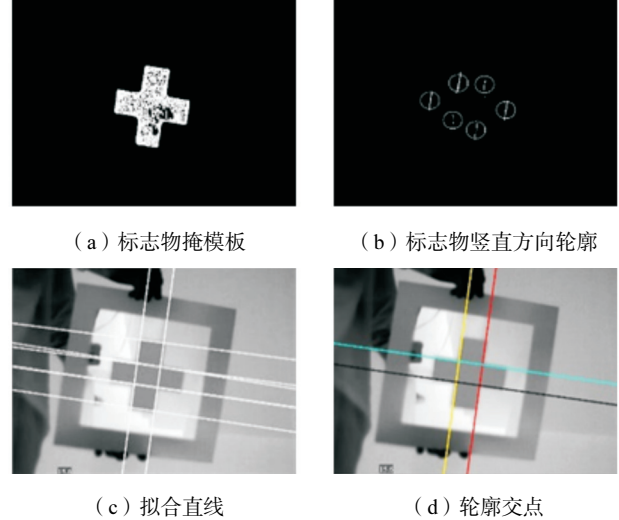


图 5 红外图像特征点获取

Fig.5 Feature point extraction from the infrared image

重复率 T 常用于评价特征点检测方法,其前提是求得一组图像之间的单应矩阵,然后将两组特征点转换到同一坐标系并计算其距离值^[15]。为验证本文红外图像特征点提取方法的准确性,选用特征点检测重复率 T_1 来衡量方法的优劣,重复率 T_1 越高说明方法更优。设距离阈值 ε_1 为 4 个像素,本文方法和其他方法的测试条件以及测试环境均相同。实验结果如表 1 所示,结果表明本文方法在“十字”标志物红外图像特征点提取上优势明显。

表 1 图像特征点检测重复率

Tab.1 Detection repetition rates of image feature points

方法	检测重复率 $T_1/\%$
本文方法	75
基于 ORB 特征点提取方法	70
基于 SIFT 特征点提取方法	60
基于 SURF 特征点提取方法	40

2.2.3 三维点云特征点获取

针对三维点云的特征点提取,首先使用 RANSAC 算法分割出“十字”标志物表面,其次使用 Alpha Shapes 算法求解标志物表面边缘,再次使用 RANSAC 算法拟合直线,最后求解出空间直线交点。

点云分割需要一定的先验知识,标志物表面虽然存在微小变形,但仍近似是一个平面.首先在结构光相机拍摄得到的初始点云中随机选取不在同一条直线上的 3 个点,并分别用 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 、 $P_2(x_2, y_2, z_2)$ 、 $P_3(x_3, y_3, z_3)$ 表示. P_1 、 P_2 、 P_3 3 点组成平面记为 F ,此平面用方程表示为 $Ax + By + Cz + D = 0$. 计算方程系数为

$$\begin{cases} A = (y_3 - y_1)(z_2 - z_1) - (z_1 - z_1)(y_3 - y_1) \\ B = (x_3 - x_1)(z_2 - z_1) - (x_1 - x_1)(z_3 - z_1) \\ C = (x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_1 - x_1)(y_2 - y_1) \\ D = -(Ax_1 + By_1 - Cz_1) \end{cases} \quad (5)$$

计算点云中各点到该平面的距离 l ,并与容忍误差 e 进行比较.若 $l > e$ 则该点是内点,反之为外点,统计内点个数为 n .重新随机选择 3 点,重复上述步骤,直至迭代完成,最后求解出标志物表面,如图 6(a)所示.

标志物表面点云为平面点云,使用 Alpha Shapes 算法可以更快更准确地提取出边界点.因此得到表面点云后,通过 Alpha Shapes 算法求解出标志物表面边缘.首先将平面点云向 Z 平面进行投影,在标志物平面点云中任取点 $P'(x', y')$,设滚动圆半径为 a ,在点云中搜索距离 P' 点小于 $2a$ 的点记为点集 Q .在 Q 中选择任意点 $p'_1(x'_1, y'_1)$, P' 和 p'_1 作为圆上两点,计算圆心坐标 $O_1(x_{O_1}, y_{O_1})$ 、 $O_2(x_{O_2}, y_{O_2})$ 为

$$\begin{cases} x_{O_1} = x' + \frac{1}{2}(x'_1 - x') - L(y'_1 - y') \\ y_{O_1} = y' + \frac{1}{2}(y'_1 - y') - L(x'_1 - x') \\ x_{O_2} = x' + \frac{1}{2}(x'_1 - x') + L(y'_1 - y') \\ y_{O_2} = y' + \frac{1}{2}(y'_1 - y') + L(x'_1 - x') \end{cases} \quad (6)$$

式中 $L = \sqrt{4a^2 - S^2} / \sqrt{4S^2}$, a 为半径, $S^2 = (x' - x'_1)^2 + (y' - y'_1)^2$.

对于 Q 中除 p'_1 外的其他点,计算到圆心 O_1 、 O_2 的距离.若所有点到两圆心的距离均大于 a ,则标记点 P' 为轮廓点.如果除 p'_1 外的其他点到两圆心的距离不全大于 a ,则遍历 Q 内剩余点作为 p'_1 点,重新计算 O_1 、 O_2 坐标,并对 p'_1 点进行判断得到平面点云边缘,如图 6(b)所示.

最后对直线拟合求出交点,由于在求解边缘过程中将点云向 Z 平面进行投影,因此得到的坐标 Z 值为 0.结合式(5),代入求出对应的 Z 坐标,如图 6(c)、(d)所示.

为验证本文三维点云特征点提取方法的准确性,

与第 2.2.2 节相同选用特征点检测重复率 T_2 衡量方法的优劣.设距离阈值 ε_2 为 2.5 mm,本文方法和其他方法的测试条件以及测试环境均相同.实验结果如表 2 所示,表明本文方法在“十字”标志物三维点云特征点提取上具有较高的准确性.

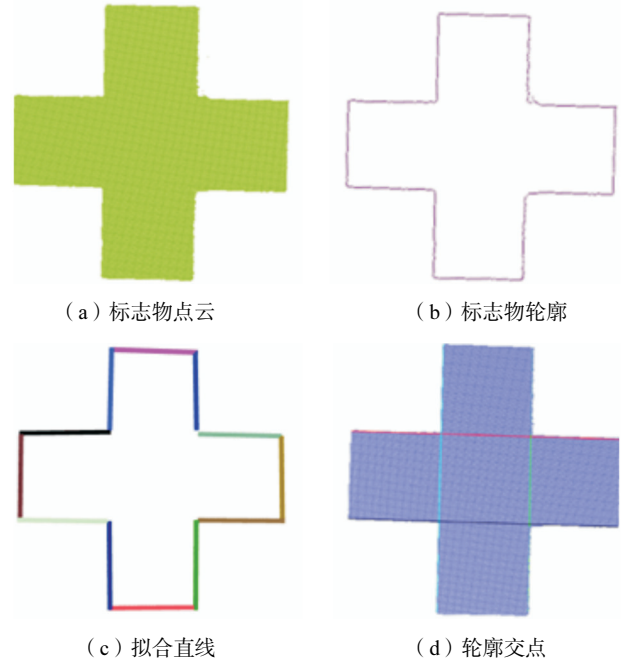


图 6 点云特征点求取

Fig.6 Feature point extraction from the point cloud

表 2 点云特征点检测重复率

Tab.2 Detection repetition rates of point cloud feature points

方法	检测重复率 $T_2/\%$
本文方法	92
基于网格划分法	67
基于法线估计法	83

首先根据第 2.1 节中的方法计算得到红外相机内参矩阵,其次上述特征点提取方法获取多对同名特征点,再次进行特征点选择和误差纠正,最后进行相机外参求解.外参共有 12 个未知参数,理论上至少需要 6 对同名特征点才能进行外参求解.若采用直接线性变换(direct linear transform, DLT)算法进行求解,由于数据存在噪声,会导致标定结果存在较大误差.因此本文采用 EPnP(efficient PnP, EPnP)算法,利用同名特征点的几何关系和若干同名特征点对,采用迭代的方式消除噪声带来的影响,实现外参求解.

3 异源空间数据融合

3.1 点云处理

结构光相机扫描时,常会受到背景、光照、噪声

等因素的影响,为提高模型精度,需对初始点云进行分割、滤波处理。

3.1.1 点云分割

结构光相机采集的点云包含部分背景点云,为提高模型精度,需对背景点云进行剔除。本文使用欧式聚类提取点云集群,采用基于二叉树(KD-Tree)的近邻查询算法加速欧式聚类。分割前后对比如图 7(a)、(b)所示。

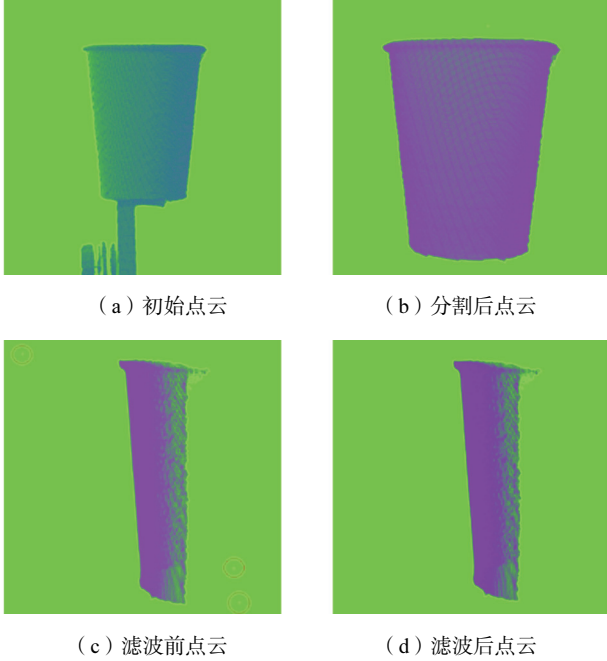


图 7 点云处理

Fig.7 Point cloud processing

3.1.2 点云滤波

采集点云时会产生一些噪音点,即使进行点云分割,仍会有离群点存在。本文使用统计滤波器去除离群点,首先对点云进行统计分析,计算点云中任一点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 到其邻域 E 中点的距离 d_i 。其次假设点云中任意一点 P_i 到其邻域 E 中点的距离服从高斯分布,可得高斯分布均值 μ 和方差 σ , 然后计算距离阈值 d_{\max} 为

$$d_{\max} = \mu + \alpha\sigma \quad (7)$$

式中 α 为比例系数,其大小取决于点云数目。

若任意点 P_i 到其邻域 E 内点的平均距离超出阈值 d_{\max} , 则被标记为离群点并剔除。遍历点云中所有点,完成初始点云滤波,滤波前后如图 7(c)、(d)所示。

以纸杯点云为例,初始点云分割后不包含支架,仅含有纸杯。初始点云滤波后得到纸杯表面点云,去除离散点有助于提高模型精度。

3.2 数据融合

红外相机能快速采集物体表面温度信息,但不能

得到温度分布的空间信息,而结构光相机所采集点云包含物体表面的空间信息。为准确获取物体表面温度和三维信息,本节进行物体表面红外图像和三维点云之间的匹配融合,建立物体表面三维温度场模型。

红外相机采集到的红外图像和结构光相机采集到的三维点云属于异源空间数据,本文通过 3D-2D 同名坐标匹配法将两者进行融合。其原理是假设空间中存在一点 P , 并且 P 点同时在红外相机和结构光相机视野之中。设 P 点在结构光相机坐标系下坐标为 (X_w, Y_w, Z_w) , 在红外图像像素坐标系下坐标为 (u, v) 。

异源空间数据融合以相机配准为前提,在第 2.2 节中,已求解出红外相机与结构光相机之间的位姿关系,并得到旋转矩阵 R 和平移向量 t 。通过 R 、 t 和红外相机内参 K , 建立图像像素点和三维空间点之间的对应关系。首先将物体表面点云投影到红外图像中获得对应的像素坐标 (u, v) 。其次通过 (u, v) 得到对应的三原色值,将其赋值给三维点云实现异源空间数据融合。最后通过加权计算将三原色值转化为灰度值,将其代入温度值和灰度值之间所对应的线性关系,便可以获得三维温度场模型中某一点的温度值。

综上所述,通过本文方法得到红外相机和结构光相机之间的位姿关系,即红外相机坐标系和结构光相机坐标系之间的 R 、 t , 建立共线方程得到二维平面点和三维空间点之间的对应关系,将像素点携带的温度信息赋予物体表面点云,共线方程为

$$\begin{cases} x - x_0 = -f \frac{a_1(X - X_c) + b_1(Y - Y_c) + c_1(Z - Z_c)}{a_3(X - X_c) + b_3(Y - Y_c) + c_3(Z - Z_c)} \\ y - y_0 = -f \frac{a_2(X - X_c) + b_2(Y - Y_c) + c_2(Z - Z_c)}{a_3(X - X_c) + b_3(Y - Y_c) + c_3(Z - Z_c)} \end{cases} \quad (8)$$

式中: (x, y) 为空间点在成像坐标系下的坐标; (x_0, y_0) 为红外相机像主点坐标; (X, Y, Z) 为点云空间坐标; (X_c, Y_c, Z_c) 为世界坐标系下红外相机中心坐标; a_1 、 a_2 、 a_3 、 b_1 、 b_2 、 b_3 、 c_1 、 c_2 、 c_3 为旋转矩阵系数。

4 实验及结果分析

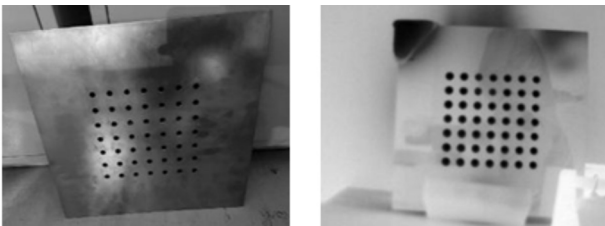
实验采用的红外相机是美国 FLIR 公司生产的 A615 红外热像仪,配备有非制冷式氧化钒红外探测器,能够生成 640 像素 \times 480 像素的图像;实验采用的结构光相机是斯洛伐克 Photoneo 公司生产的 3D 扫描仪,型号为 MotionCam-3D M,在允许工作范围内能够采集物体表面点云。

本文实验在 Windows 系统下以 Visual studio

2019 为开发环境进行. 通过 OpenCV 库和 PCL 库来实现本文所提出的数据处理流程.

4.1 内参标定实验

本文所设计的镂空圆孔标定板由不锈钢板经激光切割加工而成, 标定板厚度为 1 mm, 板边长为 400 mm, 均匀分布 7 × 7 对称圆孔, 圆孔直径为 10 mm, 圆孔间距为 30 mm, 如图 8(a)所示. 在板材后均匀放置热源, 保证所有圆孔在红外相机中清晰显示. 利用不同区域对红外线的透射能力不同达到标定板在红外相机中清晰成像的目的, 标定板红外图像如图 8(b)所示.



(a) 标定板实物 (b) 标定板红外图像

图 8 标定板成像

Fig.8 Calibration plate imaging

通过红外相机拍摄不同角度标定板红外图像 20 张, 将其导入 MATLAB 标定程序, 建立红外相机成像几何模型并计算红外相机内参, 实验结果均保留两位有效数字.

内参平均重投影误差为 0.03 像素, 满足精度要求, 红外相机内参 K 的标定结果为

$$K = \begin{bmatrix} 930.86 & 0 & 309.55 & 0 \\ 0 & 930.86 & 246.35 & 0 \\ 0 & 0 & 1.00 & 0 \end{bmatrix}$$

4.2 外参标定实验

本文基于空间中点的几何模型和 3D-2D 同名特征点对, 使用 EPnP 算法进行外参求解. EPnP 算法至少需要 4 对同名特征点才能求解, 实验中共采集不同空间位置的 11 张标志物红外图像和 11 组标志物点云. 基于第 2.2 节特征点求解方法, 对 44 对同名特征点进行筛选, 特征点坐标列举如表 3 所示.

得到上述同名特征点后, 随机选取 5 对同名特征点使用 EPnP 算法进行求解并迭代优化, 外参求解结果为

$$\begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.00 & -0.01 & 0.05 & -117.89 \\ 0.01 & 1.00 & -0.07 & 106.22 \\ -0.05 & 0.07 & 1.00 & 59.81 \\ 0 & 0 & 0 & 1.00 \end{bmatrix}$$

内外参标定完成后, 使用坐标点重投影法衡量并检验标定结果的准确性. 为系统计算标定误差, 选取

表 3 中剩余的 6 对特征点进行误差分析. 空间点 P 像素坐标为 (u, v) , 三维点云坐标为 (X, Y, Z) , 以 (u, v) 作为计算基准, 将 (X, Y, Z) 代入共线方程求得对应点的像素坐标 (u_1, v_1) . 点 P 重投影误差 ΔS 为

$$\Delta S = \sqrt{\Delta U^2 + \Delta V^2} \tag{9}$$

式中: $\Delta U = |u - u_1|$; $\Delta V = |v - v_1|$.

表 3 特征点坐标

Tab.3 Feature point coordinates

特征点	X/mm	Y/mm	Z/mm	u/像素	v/像素
P_1	183.47	-77.18	834.76	426	221
P_2	-67.04	-128.63	701.60	130	161
P_3	-35.47	-77.75	703.69	169	224
P_4	-52.83	-77.66	543.89	92	234
P_5	-18.92	-77.70	544.77	143	233
P_6	-66.14	-129.00	896.46	177	164
P_7	117.00	-77.43	963.96	356	213
P_8	124.00	-82.66	600.63	364	224
P_9	63.73	-141.90	947.53	307	155
P_{10}	-40.50	-128.69	529.43	106	154
P_{11}	87.93	-141.52	637.01	314	140

各点重投影误差统计结果如表 4 所示.

表 4 重投影误差统计结果

Tab.4 Statistics of the reprojection error

特征点	u	v	u_1	v_1	ΔS
P_1	426	221	424.83	219.76	1.71
P_3	169	224	167.90	222.40	1.94
P_4	92	234	93.21	232.75	1.74
P_7	356	213	355.16	214.02	1.32
P_9	307	155	305.86	153.71	1.72
P_{11}	314	140	315.23	141.25	1.75

利用本文方法进行异源空间数据融合, 物体表面温度稳定变化时的点位 XYZ 向二维平面投影在 uv 方向误差均小于 2.00 像素, 模型平均重投影误差为 1.70 像素, 计算结果如图 9 所示.

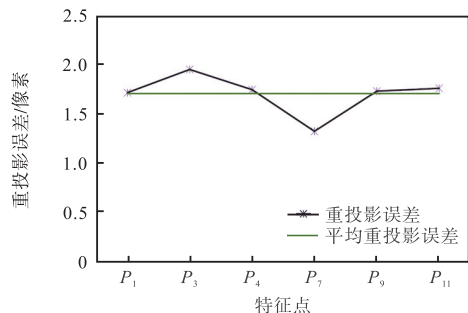


图 9 重投影误差计算结果

Fig.9 Reprojection error calculation results

4.3 双场融合实验

红外相机和结构光相机同向放置, 确保拥有最大重叠视场. 实验对象为纸杯、工件和人脸, 利用本文

方法进行融合实验。

4.3.1 纸杯融合结果

为展现纸杯表面不同温度分布情况，向内倒入约占 1/4 体积热水，然后进行数据采集。纸杯红外图像和三维点云数据融合和可视化后所得三维温度场模型能准确观察纸杯表面温度分布情况，实验结果如图 10 所示。

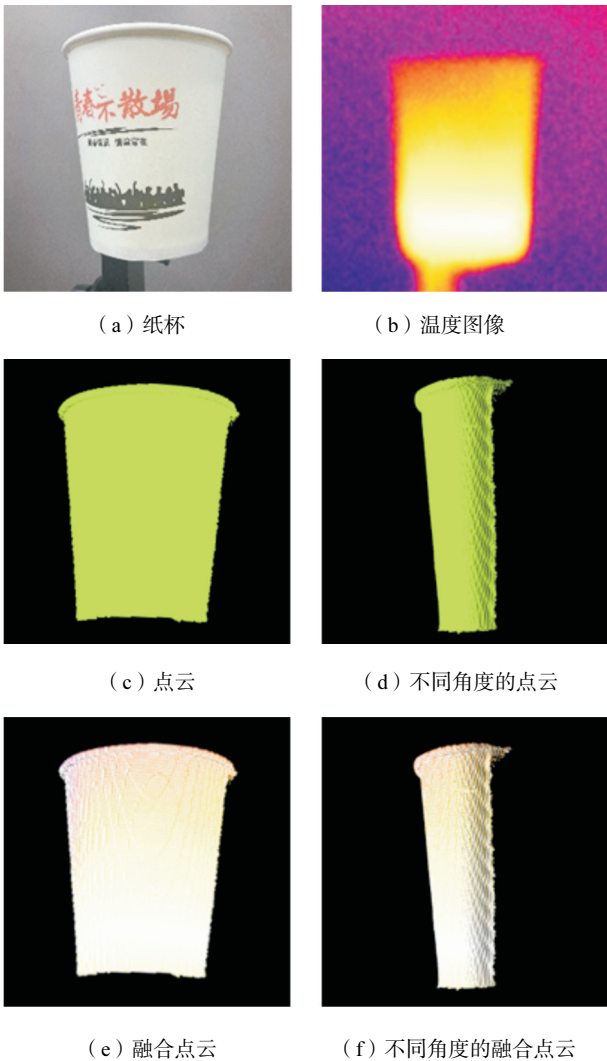


图 10 纸杯三维温度场融合重建结果

Fig.10 Fusion reconstruction results of the three-dimensional temperature field of a paper cup

4.3.2 工件融合结果

随温度升高工件表面会发生微小形变，形变前后的三维温度场模型能够反映物体表面温度与形变的关系。本实验中，首先将工件加热至 100 ℃，其次为更加直观展现三维温度场模型，将工件下半部分浸入冰水中进行冷却，最后进行数据采集。通过工件三维温度场模型可以观察温度分布情况，还可以对比加热前后点云变化得到形变情况，真实反映工件的温度和三维信息。工件融合重建结果如图 11 所示。

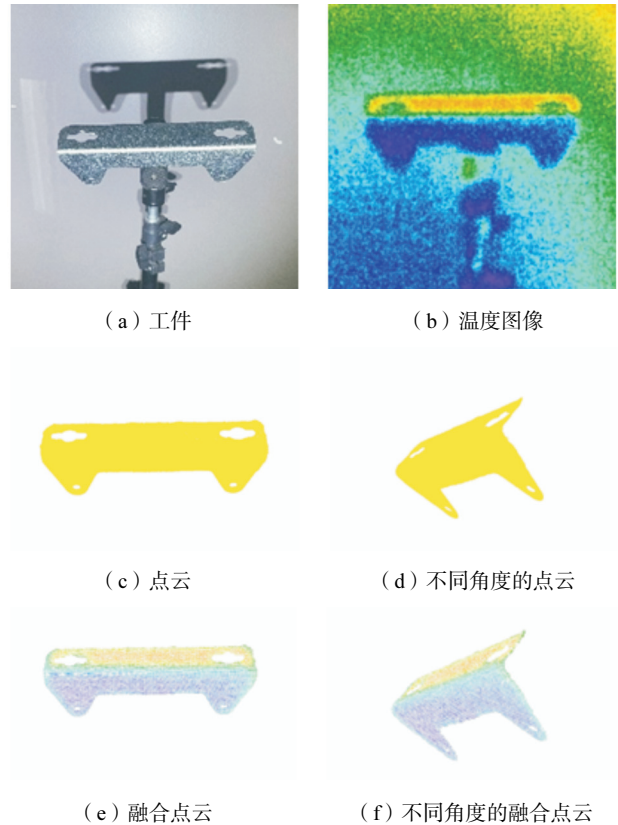


图 11 工件三维温度场融合重建结果

Fig.11 Fusion reconstruction results of the three-dimensional temperature field of a workpiece

4.3.3 人脸融合结果

实验 1 和实验 2 的实验对象表面均较为平整，得到较为理想的效果。本节对表面较为复杂的物体进行融合实验，以人脸为例。

红外图像携带有人体温度信息，已经得到广泛应用。三维点云能反映人脸空间信息，将两者结合能更加准确定位异常温度区域。此外，可视化后的人脸三维温度场模型更加直观，可进行多角度观测准确获取指定部位的温度信息。实验表明，本文方法针对复杂物体表面也能实现较好的融合效果。人脸融合重建结果如图 12 所示。

融合结果如图 10 ~ 12 所示，分别展示纸杯、工件和人脸可见光图像、温度图像、点云、不同角度的点云、融合点云及不同角度的融合点云。

综上所述，本文所提出的异源空间数据融合方法可对多种物体表面进行三维温度场建模，且三维模型可视化程度高，具有定位精准、成本低及适用性强等优势。

4.4 对比实验

为客观评定本文方法的准确性，与其他方法所得模型的平均重投影误差进行比较。实验结果表明本文方法在准确性上有较大提升，模型平均重投影误差

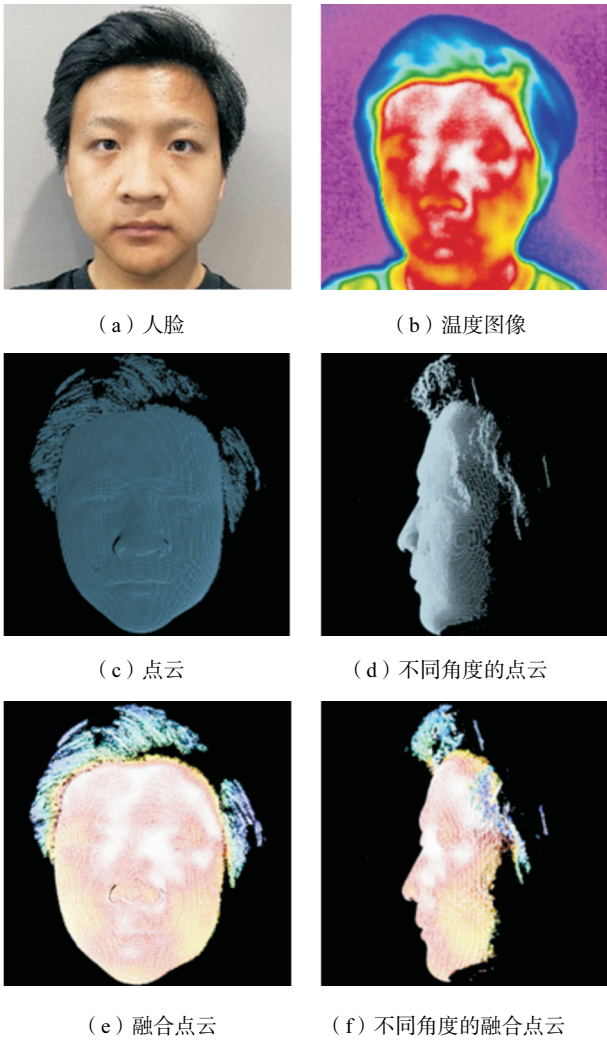


图 12 人脸三维温度场融合重建结果

Fig.12 Fusion reconstruction results of the three-dimensional temperature field of a human face

为 1.70 像素. 经多次人工选择特征点求误差均值, 得到模型的平均重投影误差为 4.20 像素, 相较而言本文方法精度提升近 60%. 此外, 文献[12]提出基于菱形九孔标定板标定方法, 使用几何约束损失函数优化特征点的坐标, 平均重投影误差均在 3.00 像素之内. 文献[11]提出基于平面标定板的标定方法, 能够对光学相机和激光雷达进行分布式自动标定, 实现了可见光图像与激光点云融合, 平均重投影误差为 2.27 像素. 文献[16]提出基于梯形棋盘格的摄像机和激光雷达标定方法, 设计了梯形标定板, 采集一次数据就能够实现两种类型传感器的标定, 平均位置偏差为 3.57 像素. 本文方法与上述方法相比模型精度均有所提升. 不同方法所得模型精度对比结果如表 5 所示.

本文所建立的物体表面三维温度场模型能够准确的融合异源空间数据, 直观展现物体表面温度场的立体空间分布情况, 无论平整还是复杂的物体表面均取得较好的融合效果. 三维温度场模型可以从不同

角度进行观测, 温度信息和空间信息直观可靠.

表 5 不同方法精度对比

Tab.5 Comparison of the different algorithm accuracy

方法	平均重投影误差/像素	精度提升/%
本文方法	1.70	
传统人工选择	4.20	60
文献[12]	2.21	23
文献[11]	2.27	25
文献[16]	3.57	52

5 结 语

本文在总结前人对相机位姿标定算法和红外图像与三维点云融合方法的基础上, 提出适用于红外相机和结构光相机联合标定的“十字”标志物设计方案, 并基于此提出同名特征点提取方法. 可视化后的三维温度场模型能同时展现两种异源空间数据, 实现红外图像和三维点云的信息融合互补. 与传统方法相比, 本文方法所得模型的平均重投影误差大幅降低, 其中内参平均重投影误差为 0.03 像素, 融合模型平均重投影误差为 1.70 像素. 与传统人工选择特征点方法对比, 本文方法精度提升 60%. 与文献[12]标定方法对比, 本文方法精度提升 23%, 与文献[11]标定方法对比, 本文方法精度提升 25%, 与文献[16]标定方法对比, 本文方法精度提升 52%. 此外, 本文所设计的“十字”标志物及同名特征点提取方法适用于不同工作波段的相机标定, 鲁棒性较强. 但由于相机与物体相对固定, 导致采集数据不全, 不能完全建立物体三维温度场模型, 后续将进一步开展点云配准等方面研究. 其次, 本文方法在物体表面温度稳定变化处精度较高, 但在温度发生突变时精度可能会有所降低, 为此后续将继续对温度突变情况开展研究.

参考文献:

[1] 曹彦鹏, 许宝杯, 何泽威, 等. 红外热成像信号处理技术的研 究进展[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(2): 219-227, 413.
Cao Yanpeng, Xu Baobei, He Zewei, et al. Research advances in infrared thermography signal processing technology[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(2): 219-227, 413(in Chinese).

[2] 曾 晗, 林文萱, 郭思雨, 等. 基于 SLIC 超像素分割和 ICP 配准的牵引变压器套管红外三维立体重构方法[J]. 铁道学报, 2022, 44(12): 37-45.
Zeng Han, Lin Wenxuan, Guo Siyu, et al. Infrared-three-dimensional reconstruction method of traction

- transformer bushing based on SLIC super-pixel segmentation and ICP registration[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(12): 37-45 (in Chinese).
- [3] 熊光明, 罗震, 孙冬, 等. 基于红外相机和毫米波雷达融合的烟雾遮挡目标检测与跟踪技术[J/OL]. 兵工学报, <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.2176.TJ.20230210.1904.008.html>.
Xiong Guangming, Luo Zhen, Sun Dong, et al. Object detection and tracking technology based on fusion of infrared camera MMW radar in smoke obscured environment[J/OL]. Acta Armamentarii, <https://kns.cnki.net/kcms/detail//11.2176.TJ.20230210.1904.008.html> (in Chinese).
- [4] 杨炎龙, 徐超. 一种人体体表三维温度场的融合重建方法[J]. 红外技术, 2022, 44(1): 33-40.
Yang Yanlong, Xu Chao. Fusion reconstruction method for 3D temperature fields on the human body surface[J]. Infrared Technology, 2022, 44(1): 33-40 (in Chinese).
- [5] Shweta D, Nagesh N K, Marco A, et al. Sensitivity analysis of unmanned aerial vehicle-borne 3D point cloud reconstruction from infrared images[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 58: 105070.
- [6] 潘冬, 蒋朝辉, 桂卫华. 基于方向发射率校正的红外测温补偿方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 213-220.
Pan Dong, Jiang Zhaohui, Gui Weihua. An infrared temperature compensation method based on directional emissivity correction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 213-220 (in Chinese).
- [7] Schramm S, Ebert J, Rangel J, et al. Iterative feature detection of a coded checkerboard target for the geometric calibration of infrared cameras[J]. Journal of Sensors and Sensor Systems, 2021, 10(2): 207-218.
- [8] De Oliveira B C F, Seibert A A, Winands K, et al. A cost-effective alternative for chessboard pattern to calibrate industrial infrared cameras used in defect measurement with active lock-in thermography[C]//SPIE Optical Engineering + Applications. California, USA, 2020, DOI: 10.1117/12.2566822.
- [9] 赵美蓉, 李瀚辰, 佟颖. 一种红外与可见光融合的“双双目”立体视觉系统的标定方法研究[J]. 光学技术, 2017, 43(5): 385-393.
Zhao Meirong, Li Hanchen, Tong Ying. Research on the calibration method of “bi-binocular” stereo vision system[J]. Optical Technique, 2017, 43(5): 385-393 (in Chinese).
- [10] Sun S C, Wei W, Yuan X Q, et al. Research on calibration methods of long-wave infrared camera and visible camera[J]. Journal of Sensors, 2022, 2022: 8667606.
- [11] 张佳, 唐义, 卞子煜, 等. 三维点云与可见光图像融合方法及可视化[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(6): 0628010.
Zhang Jia, Tang Yi, Bian Ziyu, et al. Fusion and visualization of three-dimensional point cloud and optical image[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(6): 0628010-1-0628010-7 (in Chinese).
- [12] 刘宇, 蔡毅, 戎宁涛, 等. 稀疏激光雷达与可见光/红外成像系统的标定方法[J]. 红外技术, 2022, 44(12): 1264-1272.
Liu Yu, Cai Yi, Rong Ningtao, et al. Calibration between sparse LIDAR and visible/infrared imaging systems[J]. Infrared Technology, 2022, 44(12): 1264-1272 (in Chinese).
- [13] 张飞飞, 彭雷, 袁韬. 单光子探测三维点云与可见光图像融合处理算法研究[J]. 应用光学, 2021, 42(6): 1034-1039.
Zhang Feifei, Peng Lei, Yuan Tao. Fusion processing algorithm of single-photon detection for three-dimensional point cloud and visible light image[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(6): 1034-1039 (in Chinese).
- [14] Li J, Zheng F J, Ma Y R. The study of laser scanning point cloud data automatic and high-precision mosaics technology[J]. Advanced Materials Research, 2014, 926/1927/1928/1929/1930: 3418-3421.
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [16] 贾子永, 任国全, 李冬伟, 等. 基于梯形棋盘格的摄像机和激光雷达标定方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(7): 2062-2066, 2077.
Jia Ziyong, Ren Guoquan, Li Dongwei, et al. Joint calibration method of camera and LiDAR based on trapezoidal checkerboard[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(7): 2062-2066, 2077 (in Chinese).

(责任编辑: 孙立华)