

文章编号 1004-924X(2024)19-2945-12

基于影像视锥的二维三维一体雷视融合车速测量

周奎宇¹, 黄玉春^{1*}, 杨 鹤², 李 娜³

(1. 武汉大学 遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079;

2. 河南省交通事业发展中心, 河南 郑州 450000;

3. 中国人民解放军 61175 部队, 江苏 南京 210049)

摘要: 为克服激光、相机在雷视监控设备测速任务中的采集频率、分辨率、视角等差异, 提出一种影像优先与二维三维视图一体的多目标连续追踪测速方法。首先, 均匀选取场景几何特征同名点对, 采用直接线性变换法计算外参参数, 在线完成相机与激光雷达间标定; 然后, 提出视觉引导的视锥体空间下二维三维一体目标定位方法, 以高分辨率地面点计算区域界限初步去除背景点, 将视锥三维视图转换为二维俯视图自适应计算目标聚类参数, 以二维最密体素索引恢复至三维选取起始种子点完成聚类定位以消除无关点, 解决视角导致的不同分辨率点云目标检测混淆问题; 最后, 基于卡尔曼滤波, 考虑车辆运动状态, 根据离散同步帧点云定位结果将测速过程建模为相应观测方程, 并以点云分辨率估计观测噪声协方差矩阵, 实现对离散测速结果的连续最优估计, 解决观测噪声以及两设备时间异步的误差影响。在常见交通场景的图像+点云数据下进行实验, 结果表明, 本文方法速度测量的平均绝对误差为 0.276 4 m/s, 均方根误差为 0.325 1 m/s, 最远探测距离达到 103.211 m, 具有较高的准确性和实用性。

关键词: 智能交通; 速度测量; 影像视锥; 数据融合; 卡尔曼滤波; 目标检测

中图分类号: TP391.4; U491 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20243219.2945

Integrated 2D-3D LiDAR-vision fusion vehicle speed estimation based on image frustum

ZHOU Kuiyu¹, HUANG Yuchun^{1*}, YANG He², LI Na³

(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Transportation Development Center of Henan Province, Zhengzhou 450000, China;

3. Troops 61175 of PLA, Nanjing 210049, China)

* Corresponding author, E-mail: hycwhu@whu.edu.cn

Abstract: This paper introduces an image-priority approach with integrated 2D-3D views for continuous multi-target tracking and speed estimation in camera-LiDAR surveillance systems. It addresses differences in acquisition frequency, resolution, and viewing angles between camera and LiDAR-based speed estimation tasks. Geometrically matched feature points are selected, and external parameters are computed using the Direct Linear Transformation method for online calibration between devices. A vision-guided, frustum-based spatial method combines 2D and 3D localization, uses high-resolution ground points to define

收稿日期: 2024-05-13; 修订日期: 2024-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 41671419); 河南省交通运输厅科技计划项目 (No. 2022-3-2)

area boundaries, and adapts clustering parameters in a 2D top-down view transformed from a 3D frustum perspective. This approach helps eliminate irrelevant points and address mixed-resolution point cloud detection due to varying viewing angles. The speed estimation process employs Kalman filtering and vehicle motion states, modeling speed estimation as observation equations using discrete synchronized frame point cloud data. The observation noise covariance matrix is calculated based on point cloud resolution, allowing continuous optimal estimation and reducing observation noise and asynchronous timing effects. Experiments on traffic scene datasets show that the method achieves an average absolute error of 0.276 4 m/s and a root mean square error of 0.325 1 m/s, with a maximum detection range of 103.211 m, demonstrating high accuracy and practicality.

Key words: intelligent transportation; speed estimation; image frustum; data fusion; Kalman filtering; object detection

1 引言

随着智能制造部署以及交通强国建设理念的提出,我国对公路交通的高质量建设提出了新的要求^[1]。近年来,随着激光雷达成本降低与智能化交通布局的不断推进,相关部门在路侧摄像设备基础上又加装了激光雷达设备,用于完成新型道路流量感知任务。针对路侧设备测速任务,以往的研究可分为纯单目视觉^[2-4]、纯点云两类^[5],很少有学者采用两设备融合方式研究测速任务。图像丰富的语义和纹理信息以及成熟的图像处理方案可与激光雷达精确的三维信息形成互补。但龙门架高空俯视视角下激光雷达获取的原始点云大范围为稀疏状态;适用于稀疏点云的视锥体融合方法,在近距离点云目标分类时存在大量噪声影响定位结果;两设备间采集频率不同,存在离散观测抖动与时间异步的问题。上述问题是雷视融合下的速度测量任务所面临的新的挑战。

现有大多数工作采用单目纯视觉或采用纯点云的方式来进行车辆速度测量,但两种方法均存在一定弊端。单目纯视觉测速方法因缺乏深度信息,常采用将真实世界中的特定对象如车牌^[6]、道路的真实尺寸作为先验知识,与视频中对应像素构建起相对关系,或采用2D摄影平面到3D道路平面的单应性矩阵计算方法^[7],构建出原始图像的鸟瞰图,以计算像素与真实距离比例因子的方式进行速度测量。单目纯视觉受到摄像

机角度等因素的影响,由于选取车辆与地面接触点作为检测点,在不同时刻两检测点选取的速度计算中存在透视误差^[8],主要表现在对远距离下的车辆速度测量误差大,且无法在转弯等位姿变化下进行测速。纯点云的测速方法主要包括车辆目标检测、目标匹配跟踪两项关键性步骤^[9],其过程设计与检测跟踪的纯视觉方案^[10]相似,区别在于处理数据为点云数据。为处理非结构化、无序化性质的点云,在目标检测阶段,Zhang等^[11]采用聚类从原始点云中分割出正常分辨率的车辆目标,Lv等^[12]采用随机森林训练了道路点云目标分类,Paigwar等^[13]采用视锥体空间下多尺度卷积的深度学习方法进行点云目标检测。但在龙门架俯视视角的中远距离下,点云密度十分稀疏或不同类别目标点云形态相近,基于监督学习方式的分类结果存在混淆、漏检现象。两设备可通过结合方式来弥补各自缺陷^[14]:点云精确三维信息可以弥补图像缺乏的深度信息,从而达成不同时刻距离的一致估计,进而解决车辆位姿变化下的测速问题;图像不随深度剧烈变化的语义信息可以与中远距离下点云进行融合,进而指导龙门架视角下中远距离稀疏点云的正确分类。对于中远距离稀疏点云的识别分类,Zhang等^[15]证明使用视锥体裁剪以及聚类对稀疏原始点云处理更为有效,但在近距离高分辨率点云情况下,缺乏进一步约束,仍需剔除大量噪声点才能准确定位主题对象。

综上所述,通过结合各设备间优势可有效解

决单一设备测速的问题。本文提出以视觉信息为引导辅助激光雷达,采用雷视融合的思路来完成多目标车辆的速度测量任务。利用无标定物的外参标定方法解决车辆通行场景下两设备标定问题,为影像优先的车辆提取定位提供基础;提出了影像优先的视锥体下二维三维一体车辆提取与定位方法,通过行驶区域划分、视图分析聚类实现去噪定位,解决视锥体空间内点云分辨率不一导致的车辆主体定位混淆的问题;提出了基于卡尔曼滤波的多目标连续测速方法,考虑过程噪声、观测噪声与传感器时间异步,解决离散抖动观测噪声与未匹配时间间隔造成测速误差的问题。

2 研究方法

本文提出影像优先的基于影像视锥和 2D-3D 视图的雷视融合车辆速度测量方法,其整体技术流程如图 1 所示。首先,对于激光点云与图像数据,先进行两设备之间的外参标定,进一步优化标定效果来提供稳定良好的融合数据基础;然后,以融合后影像信息为优先,辅助点云快速完成单帧下影像对应视锥体空间裁切,并通过二维三维一体的空间分析聚类完成车辆目标的检测与定位;最后,在考虑运动状态下,基于卡尔曼滤波平滑噪声以实现连续准确测速。

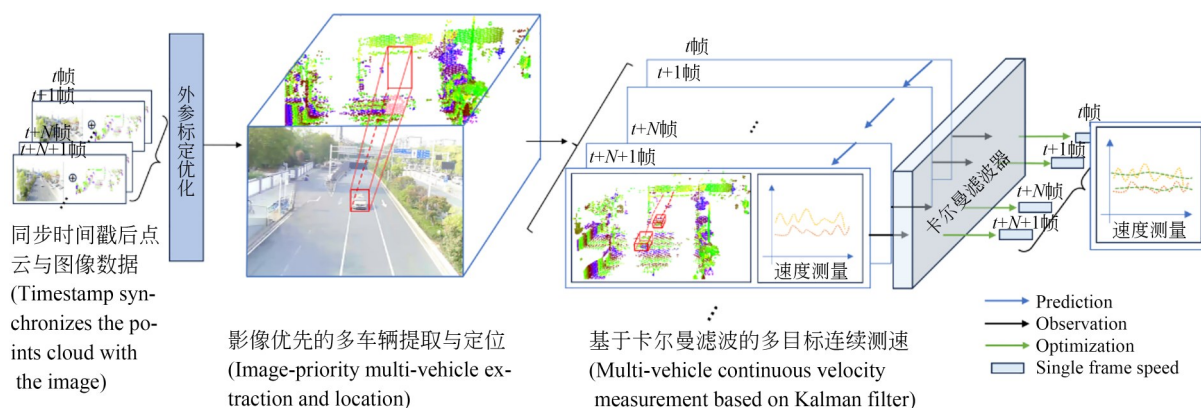


图 1 雷视融合车辆测速技术流程

Fig. 1 Flowchart of fusion-based vehicle speed estimation technique

2.1 基于无标定物的同名特征点匹配的外参标定

外参标定是指解算相机与激光雷达之间姿态位置关系的过程^[16]。为通过最小化投影误差,将点云投影至图像后确保物体点云与图像中像素间相对应。利用点云与图像相应特征同名点的对应关系完成旋转平移 6 个自由度的外参求解。但由于交通场景限制,无法在不影响交通的情况下使用手持标定物进行外参标定优化工作。本文顺延标定物特征角点标定的思路,选择交通场景中特征角点组成点对,此类点具有易于区分的物理几何特征,考虑到架设位置高位俯视视角的特殊性,场景中存在大量的路标与交通标志的立杆拐点,道路标志线的直角点,交通路灯、立杆等线状特征,四周建筑物天桥等稳定结构上的特征点,车辆轮廓上特征

点等用于选取匹配。

本文对连续同步帧下匹配点对人为选取至少 30 组同名点对,并均匀分布至图像画面范围内,以保证标定结果的准确性。对于所有匹配构建 2D-3D 的点对,本文利用 PnP (Perspective-n-Point) 直接线性法来求解外参参数。根据空间中点云 3D 坐标 $X_i(x_i, y_i, z_i)$, 投影点图像坐标为 $x_i(u_i, v_i)$, 相机内参矩阵 $K \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, 对于求解的外参参数有 $R \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为旋转矩阵, $t \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为平移矩阵, 二者合并为增广矩阵 $[R|t]$ 称为外参矩阵, 则投影过程可以描述为:

$$\begin{bmatrix} x_i \\ 1 \end{bmatrix} = K [R \quad t] \begin{bmatrix} X_i \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

根据相机内参与对应外参矩阵, 将点云到相机影像坐标转换的矩阵公式展开为 12 个参数并

改写成方程组形式,并消去尺度因子 α 整理得:

$$\begin{aligned} f_{00}x_i + f_{01}y_i + f_{02}z_i + f_{03} - f_{20}x_iu_i - \\ f_{21}y_iu_i - f_{22}z_iu_i - f_{23}u_i &= 0, \\ f_{10}x_i + f_{11}y_i + f_{12}z_i + f_{13} - f_{20}x_iv_i - \\ f_{21}y_iv_i - f_{22}z_iv_i - f_{23}v_i &= 0, \end{aligned} \quad (2)$$

其中每组匹配点对应两个方程,求解 12 个未知数最少需要 6 组匹配点对,对所有均匀分布至画幅中匹配的 N 组匹配点,整理齐次线性方程组得 $AF=0$,当 $N>6$ 时为超定方程,无解析解,可对其在 $|F|=1$ 的约束下进行最小二乘求解 $\arg\min \|AF\|^2$ 。通过 SVD 进行分解, V 矩阵最后一列为所求解,在 K 已知的情况下,利用 K^{-1} 与求解结果相乘可求得标定外参参数,从而获得良好的数据对齐结果。

2.2 多车辆点云提取与定位

针对高位俯视视角下采集点云稀疏所导致的目标检测混淆问题,基于视锥体融合后聚类方法可以在中远距离下的稀疏点云中实现较好的检测结果,但仍面临近距离存在大量背景噪声点,难以准确区分目标主体的问题。为实现此视角下连续距离的车辆主体快速提取,对于中远距离稀疏点云,基于视锥融合进行车辆点云提取与定位;对于近距离密集点云,在视锥融合的基础上,通过地面点划分密集稀疏点云与行驶区域、2D-3D 视图变换与聚类,以消除近距离下行驶区域外背景点云与视锥提取空间内车辆目标周身无关点云的干扰。

2.2.1 影像优先的视锥体下多车辆区域粗提取

本文使用图像信息作为引导,利用图像检测算法完成单帧图像下所有车辆的目标检测,依靠标定后点云投影融合结果完成对应匹配,快速引导点云完成对应车辆目标视锥体空间截取,考虑到检测速度与精度之间的平衡,本文使用 YOLO 图像检测算法^[17]。对于点云中每个点 $X_i(x_i, y_i, z_i)$,利用 2.1 节点云投影公式(1)。投影后有像素坐标 $x_i(u_i, v_i)$,对每帧图像目标检测后结果,有 N 个车辆目标在其图像坐标系下对应检测范围 R_i ,则有单帧目标检测车辆组成集合 $\{R_1, R_2, \dots, R_N\}$ 。其中,每个区域边界坐标表示为 $R_i = [x_{\min,i}, y_{\min,i}, x_{\max,i}, y_{\max,i}]$ 。对于融合图像,有车辆目标点像素 $x_{\text{car},i}$ 属于目标检测区域范围,则可通过图像检测信息快速辅助点云进行多个车

辆的目标检测与范围选择,对于点云中目标车辆点 $X_{\text{car},i}$,有 $X_{\text{car},i} = \{x_{\text{car},i} \in R_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。至此,图像语义信息优先作为引导,快速获得行驶对象点云下视锥体所裁切的空间,如图 1 中第二部分影像优先部分所示,从而实现车辆目标区域的粗提取。但此时密集区域视锥体空间内仍存在背景点或无关点,将通过行驶区域定义去除背景点、视图变换后分析聚类进一步定位车辆主体。

2.2.2 点云密度划分与背景点去除

如图 2(a)所示,在近距离密集点云中常含有大量地面点与背景点,利用车道宽等先验与地面点进行背景点剥离与行驶区域定义,可对车辆目标区域粗提取的点云进行初步背景点滤除。考虑实际道路在局部区域内较为平整、高程信息变化不大,且实际对应单向道路宽度往往为两到三车道,宽度有限,本文对整体点云进行 X - Y 平面上的栅格化处理,并参考摩托车、非机动车等行驶目标,即人体在俯视视角下的实际宽度以及激光点云密度,设置 $0.05 \sim 0.1$ m 的体素网格尺寸 s ,以有效组织格网。对投影后格网内点云高差信息生成灰度图像,由于路面边缘区域高程变化较大,可使用 Canny 算子对灰度图像进行边缘提取,获取地面点区域并依照像素所对应点云对高密度区域进行滤除。图 2(b)中,绿色点云为最终有效提取地面点并定义行驶区域范围(彩图见期刊电子版)。对于地面点云集合 R_{ground} 可以获取其车道行驶方向最远距离位置点 $X_{\text{max}} =$

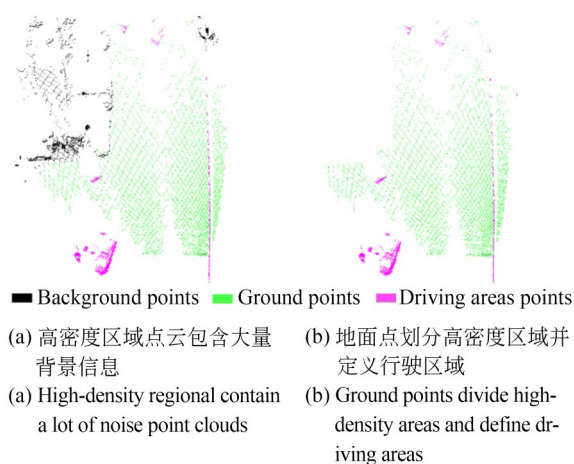


图 2 利用地面点区分前景背景示意

Fig. 2 Differentiating foreground from background using ground points

$\arg \max y_i, X_i \in R_{\text{ground}}$, 以 X_{max} 来区分近距离密集区域点云车辆目标以及中远距离稀疏点云目标。

2.2.3 视锥体空间下二维三维一体定位

划分的行驶区域中点云,在实际行驶环境下,常出现人车并行、非机动车与车并行等贴近行驶的情况,此类车辆区域范围内无关点仍需要进一步去除。若直接对视锥体空间中点云进行聚类操作,无法有效分离车辆主体与噪声点,以

K-Means 与 DBSCAN 聚类方法为例,此类依赖欧式距离进行簇类划分的方法,对点云内部点间的距离分布十分敏感。如 DBSCAN 需要设置固定参数阈值,在主体目标与噪声点云距离无法确定的情况下,无法直接使用此类方法完成随机场景下的目标区分和提取。因此,本文采用视图变换后分析聚类法来进一步准确提取主体目标点云。

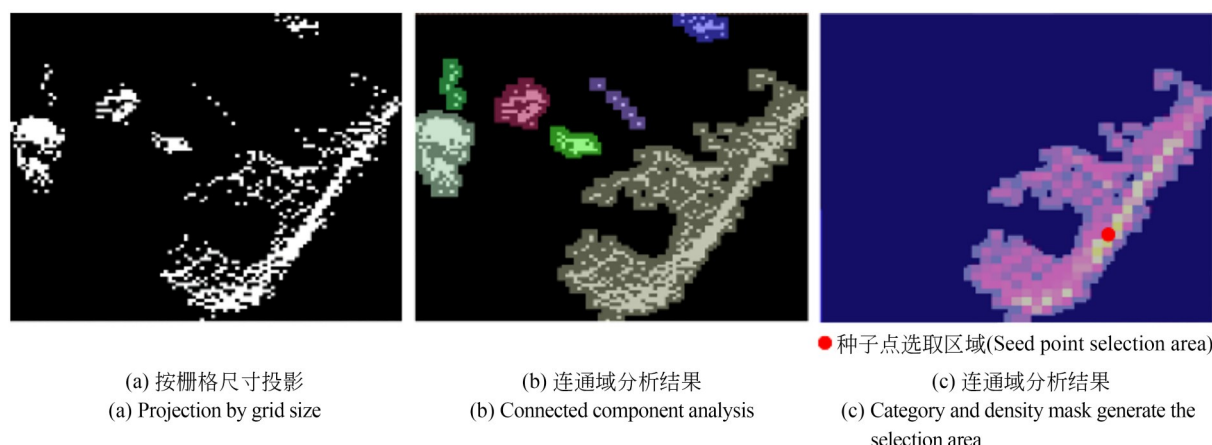


图3 俯视图二维情况下对主体点云与无关点云初步区分与种子点区域选取划分示意

Fig. 3 Preliminary segmentation of main point cloud and noise point cloud in overhead 2D view and selection of seed point regions

通过调整对视锥体所裁剪点云的空间视角,所采集点云在鸟瞰图(Bird's Eye View, BEV)视角下行驶车辆目标形体与噪声点云呈现最大区分,正视图、侧视图情况下车辆点云主体与背景噪声并不能很好地区分。为此,依照构建的栅格网格尺寸 s ,对俯视图视角下点云进行投影,生成的二值图像如图 3(a)所示;再对投影后图像同时进行 4×4 形态学填充以弥补同类点云间缝隙,最后再进行连通域分析,处理结果如图 3(b)所示;同时计算体素密度,如图 3(c)所示,基于连通域分析结果,可将视锥体裁剪空间内对应的主体点云掩膜与其投影所生成的密度掩膜进行叠加,进行体积与密度共同最大化区域选取,获得主体区域,同时密度最高点区域为 2D-3D 空间变换后聚类种子点初始化区域;基于所获取主体区域,计算连通域中其他非主体区域之间邻近距离表示为距离集合 D ,同时计算主体区域体素内平均点云点个数 $\bar{N}$ 。

然后,由 2D 空间视图进一步恢复至 3D 空

间。如图 4 所示,根据投影前后点云索引,种子点初始化二维体素区域变换至三维时选取为绿色

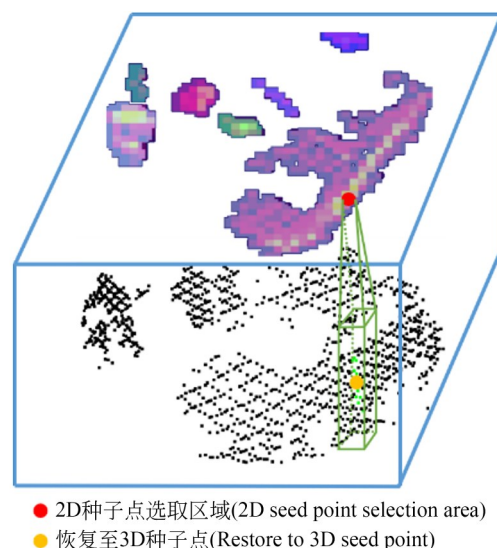


图4 恢复至三维点云并依照重心选择聚类种子点示意

Fig. 4 Restoration to 3D point cloud and selection of clustering seed points based on centroids

区域点云,计算其点云重心作为聚类起始种子点。密度聚类中距离阈值设置为 $\text{argmin}(D)$,邻域密度阈值设置为 $\bar{N}$,基于密度的聚类算法,在视锥体裁切空间 X 中寻找种子点 s 距离邻域内的点,并不断生长,加快对车辆目标主体的聚类选取定位。

最后,考虑由中远距离至近距离行驶中的点云密度变化,密度变换下同名点难以选取为检测点,在获得聚类主体点云后,本文以有向包围框表征该车辆对象选取最靠近相机侧中点为检测点,以实现单帧下定位。同时,由单帧多目标定位扩展至多帧连续定位,其本质上为多目标追踪问题。目前,已有很多流行的追踪方法,不失一般性,本文延续单帧中影像优先的思路,选择图像多目标追踪算法 DeepSORT^[18] 实现连续引导。即将雷视融合中的 YOLO 检测结果输入多目标追踪模块,来实现连续帧下多个车辆目标对应同步帧点云的连续追踪定位。

2.3 基于卡尔曼滤波的多目标连续测速

真实场景中,车辆行驶常为具有加速度的变速运动,在视觉引导下的激光雷达可获取多车辆的逐帧离散的位置信息,但由于点云采集过程的密度变化以及检测点抖动等因素,观测值中包含随机噪声,而直接帧差法会导致速度估计抖动与误差积累。此外,帧差法只能计算平均速度,无法描述速度变化趋势,在未匹配时间戳的检测缺失情况下,过长的帧差间隔会因忽略运动信息而丧失准确性,在动态信息的应用场景下无法满足要求。

针对以上速度估计问题,需要选择合适的滤波器以进行平滑与考虑运动信息在内的状态预测。由于传感器不同帧观测之间相互独立且随机,假设噪声为高斯噪声。同时,相机与激光雷达较短时间间隔下观测的车辆运动可以近似为匀加速运动,而卡尔曼滤波广泛应用于线性系统的实时状态估计和噪声抑制。因此,本文选择卡尔曼滤波器作为速度估计优化方法,来抑制噪声和状态估计。首先,在预测步骤中,假设当前时间为 t ,先前的状态估计值为 $x_{t|t-1}$,状态转移矩阵为 F_t ,过程噪声协方差矩阵为 Q_t ,则预测状态的估计值、协方差矩阵分别为:

$$\hat{x}_{t|t-1} = F_t \cdot x_{t-1|t-1}, \quad (3)$$

$$P_{t|t-1} = F_t \cdot P_{t-1|t-1} \cdot F_t^T + Q_t, \quad (4)$$

其中 $P_{t|t-1}$ 为先前状态估计值 $x_{t-1|t-1}$ 的状态协方差矩阵。

在更新步骤中,假设当前时间 t 的观测结果为 z_t ,观测矩阵为 H_t ,观测噪声协方差矩阵为 R_t ,则卡尔曼增益为:

$$K_t = P_{t|t-1} \cdot H_t^T \cdot (H_t \cdot P_{t|t-1} \cdot H_t^T + R_t)^{-1}. \quad (5)$$

更新后的状态估计值、协方差矩阵分别为:

$$x_{t|t} = \hat{x}_{t|t-1} + K_t \cdot (z_t - H_t \cdot \hat{x}_{t|t-1}), \quad (6)$$

$$P_{t|t} = (I - K_t \cdot H_t) \cdot P_{t|t-1}, \quad (7)$$

其中 I 为单位矩阵。

为预测和修正后续帧中对象的检测点坐标位置,本文将第一帧进行标记,之后连续使用算法为后续同步帧预测检测点位置。将目标在第 k 帧处的状态向量定义为 $x_k^T = [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, a_x, a_y, a_z]$,其中 p_x, p_y, p_z 为目标检测点坐标, $v_x, v_y, v_z, a_x, a_y, a_z$ 为目标在 x, y, z 方向上的速度与加速度。在第一帧中,可以获得检测点位置的初始值,初始速度和加速度值初始化为零。在此设状态转移矩阵 F_t 为:

$$F_t = \begin{bmatrix} I_3 & \Delta t I_3 & \frac{\Delta t^2}{2} I_3 \\ 0_{3 \times 3} & I_3 & \Delta t I_3 \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中: Δt 为采样间隔, I_3 为单位矩阵; $Q_t = \text{diag}(n_x, n_y, n_z, n_{vx}, n_{vy}, n_{vz}, n_{ax}, n_{ay}, n_{az})$,通过试错法不断调整 Q_t ,具体数值参考其不确定性对应方差, n_x, n_y, n_z 由直接观测值对应,其不确定性小于其他值。最后 H_t, R_t 取:

$$H_t = [I_3 \quad 0_{3 \times 6}], \quad (9)$$

$$R_t = \text{diag}(\Delta x, \Delta y, \Delta z),$$

其中 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 对应激光雷达水平与垂直分辨率进行设置。对于新目标的输入,创建相应的滤波器进行状态预测与更新,对于丢失或消失目标进行相应滤波器的删除,以此实现目标追踪测速结果的连续平滑。

3 实验分析

3.1 实验数据与场景

本实验数据集包含 4 个不同道路行驶场景

的激光点云和同步图像数据如图 5 所示。场景 1 为直道行驶后左转,涉及居民区和街道办事处,交通情况复杂,包括非机动车和机动车的启停。场景 2 是丁字路口,受红绿灯控制,车流量高,交通形式最为复杂。场景 3 为下坡直行

并右转进入支路,场景 4 为上坡直行并有左侧支路车辆汇入,两者的交通形式较基础,涉及各类车辆直行。这些场景覆盖了从简单到复杂的不同交通状况,为研究提供了全面的实验环境。

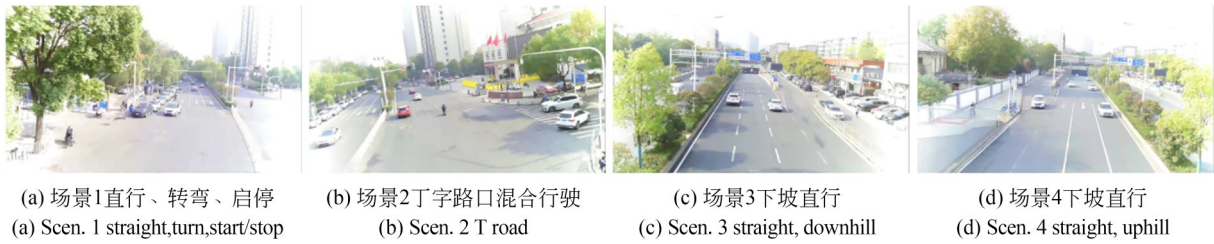


图 5 各场景的交通状况

Fig. 5 Traffic conditions in various scenarios

实验在湖北省武汉市八一路与广八路交会处进行数据采集,时间选在中午 12 时至 15 时的高峰时段。采集点周边有中小学、居民区和闹市区,单个场景数据采集时长约为 15 min。通过搭载 GNSS 与 IMU 的多个车辆,同步记录真实速度信息,并多次通过行驶区域以建立速度测量的标准参照。为有效划分数据,根据车辆可视时长,将数据切分为约为 6 s 的片段。为验证检测模块的准确性,从 4 个场景的视频片段中提取并预先标注目标车辆数据,包括轿车、SUV、公交车、校车、轻型和中型载货车等。图像数据以 15 frame/s、点云数据以 10 frame/s 的速率采集,每个标注片段约 60~80 frame,4 个场景共 52 个片段,总帧数约为 4 100 帧。图像分辨率为 1 920×1 080,单帧点云覆盖视场为 25.517 m×136.057 m。实验中,所使用激光雷达信息参数为角分辨率:水平方向(horizon, H)0.03°、垂直方向(vertical, V)0.05°;视场角 H 45°,V 25°;探测距离 1~200 m,精度±2 cm。

实验基于数据集系统评估了测速方法。首先,通过外参标定实验评估标定精度。其次,针对直行、启停、转弯 3 种行驶状态,探究不同运动状态下测速的准确性。其次,统计不同车流量下各类行驶目标的测速准确性。通过以上实验,全面验证了测速方法的有效性和适用性。

3.2 基础标定实验

3.2.1 相关评价指标

本文首先进行外参标定实验以评估融合结

果的有效性,采用重投影误差^[19]作为评价指标,即相机投影点在图像上的像素位置与标定点在图像上像素位置之间的差值,如下:

$$E_{\text{proj}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(u_{\text{proj}} - u_{\text{truth}})^2 + (v_{\text{proj}} - v_{\text{truth}})^2}, \quad (10)$$

其中 u_{proj} 和 u_{truth} , v_{proj} 和 v_{truth} 分别代表三维点投影后像素点与真实对应像素点的图像下的 u, v 坐标。以此评价外参标定结果的准确性。

3.2.2 结果分析

图 6 为部分标定结果,各个实际场景的重投影误差计算如表 1 所示。不同场景下,重投影误差分别达到 0.023 5, 0.008 9, 0.011 6, 0.021 3, 符合标定精度要求。从各个场景可视化标定结果来看,点云投影后蓝色像素点与场景中杆状参考物、车辆等主要目标的重叠程度良好,符合数据融合要求,为进一步视觉引导激光雷达目标识别定位奠定良好的基础。

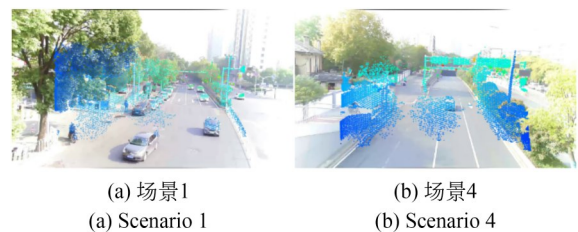


图 6 部分场景标定结果的可视化

Fig. 6 Visualization of calibration results in some scenarios

表 1 各场景标定后重投影误差

Tab. 1 Reprojection error after calibration of each scenario

场景	重投影误差
1	0.023 5
2	0.008 9
3	0.011 6
4	0.021 3

3.3 车辆追踪测速实验

3.3.1 相关评价指标

为评估速度测量效果,本文对多个目标车辆的真实速度信息与激光雷达和摄像头的数据融合测速结果进行对比。本文使用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来比较数据融合后的测速结果与真实速度之间的差异。平均绝对误差用以直观衡量整体误差情况;均方根误差更侧重对异常值的衡量,体现测量稳定性。平均绝对误差、均方根误差公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |V_{i, estimate} - V_{i, truth}|, \quad (11)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_{i, estimate} - V_{i, truth})^2}, \quad (12)$$

其中 $V_{i, estimate}$ 与 $V_{i, truth}$ 分别表示每个目标车辆的测量速度与真实速度。

3.3.2 车辆运动状态实验分析

本文针对车辆的直行、停止和转弯 3 种行驶状态进行测速分析,并与实际测速结果对比。选取场景 1, 3, 4 中的数据,分析常见直行状态。图 7 以场景 3 为例,车辆下坡直行 60 帧(约 4 s)内,测速平均绝对误差为 0.278 m/s,均方根误差为 0.329 m/s,速度稳定在 51 km/h。第 50 帧时,车辆进入加速阶段。研究还发现,远距离误差大于近距离,对过程可视化,主要由于点云分辨率差异导致。

图 8 对应场景 4 中车辆由远及近上坡行驶状态的测速分析。在 60 帧(约 4 s)内,测得平均误差为 0.197 m/s,均方根误差为 0.271 m/s。分析显示,车辆在接近坡顶时减速,20 帧处因坡度大视野受限采取减速操作。过坡顶后,于 40 帧处加速直行。整体追踪测速与实际行驶状态吻合。

图 9 展示了车辆直道行驶后转入缓和弯角的

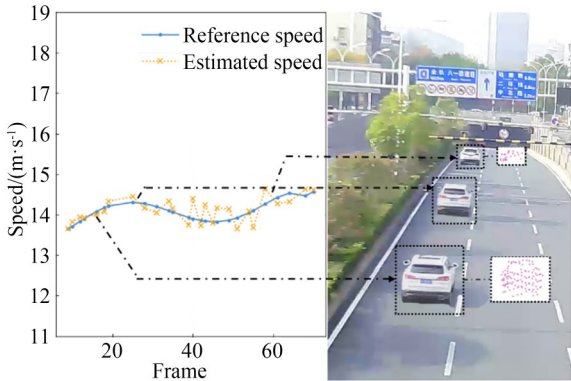


图 7 由近及远直行后下坡测速结果

Fig. 7 Speed measurement results of descending after straight driving from near to far

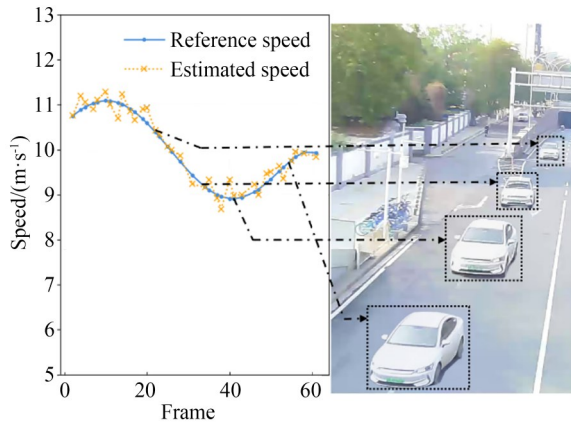


图 8 上坡后由远及近直行测速结果

Fig. 8 Speed measurement results of downhill and straight driving from far to near

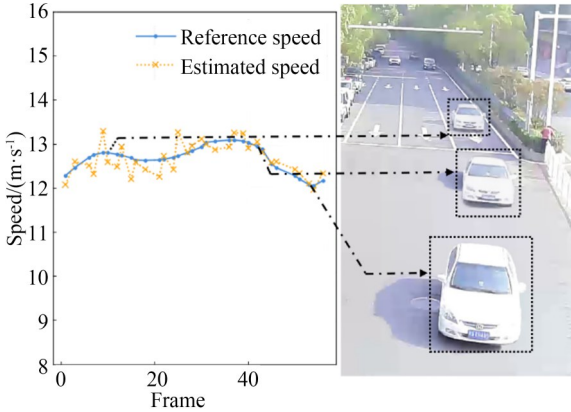


图 9 由远及近直行、末端缓和弯角转弯测速结果

Fig. 9 Results of vehicles traveling from far to near and turning at a gentle corner at the end

测速分析。在 57 帧(约 3.8 s)内,平均绝对误差为 0.192 m/s,均方根误差为 0.234 m/s。0~42

帧直道行驶时,速度稳定在 46 km/h,进入弯道后减速至约 42.5 km/h。

为验证所提方法在复杂路况如十字路口的测速性能,本文对车辆启停行驶进行验证。图 10 展示车辆减速至停止,停靠时长 175 帧(约 11.7 s)。重点分析了低速行驶和静止状态的测速准确性,平均绝对误差为 0.267 m/s,均方根误差为 0.363 m/s,低速追踪测速结果符合预期。该方法有效补充了毫米波雷达在低速和静止状态下的测速不足。

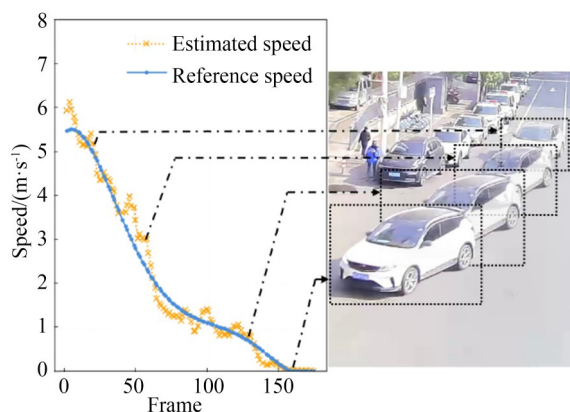


图 10 行驶至停止状态下车辆测速结果

Fig. 10 Speed measurement results of vehicles approaching a stop state

最后,实验分析了车辆转弯驾驶行为的测速性能。如图 11 所示,在转弯过程中,由于姿态变化大,单目视觉方案难以有效测速。本研究采用的定位方法能够实现速度的有效估计。在 100 帧(约 6.7 s)的转弯过程中,测得平均绝对误差为 0.381 m/s,均方根误差为 0.462 m/s,证实了连续有效的速度估计能力。转弯过程中,车辆速度在第 35 帧(约 3.5 s)达到最低点 8.892 km/h,之后加速驶出弯道。误差主要来源于转弯时点云形态变化导致的检测点位置变化。通过可视化定位结果进一步证明了定位方法的有效性,其中粉色点云代表定位所得车辆主体,黑色点云为滤除的背景噪声。

除车辆运动状态实验分析外,本文还对实验过程中数据集整体目标的速度范围进行了统计:数据集在涵盖直行、转弯、启停 3 种常见运动状态

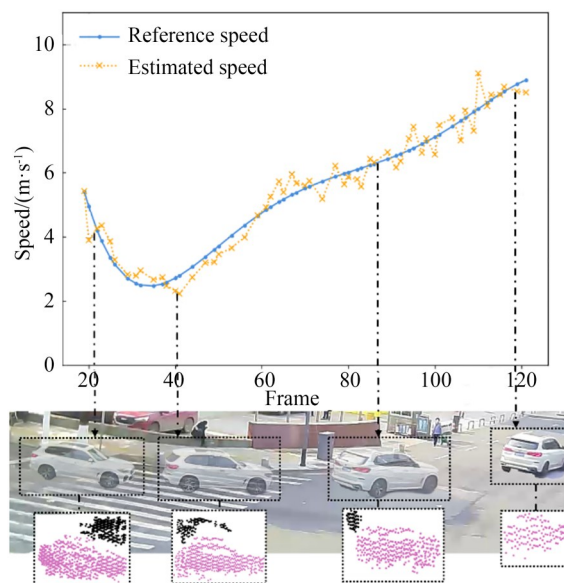


图 11 转弯状态下车辆测速结果

Fig. 11 Speed measurement results of vehicles during turning

的同时,实现了 0~74.73 km/h 的目标测速,证实了方法在市区道路场景下车辆目标测速的有效性。

3.3.3 多车辆类型不同流量测速实验分析

在行驶场景中,通过图像的多目标检测追踪,结合视锥体空间的背景噪声去除与车辆定位,实现了点云中车辆的有效检测与定位。如图 12 所示,影像信息优先指导下的点云数据处理能够正确选取与定位车辆目标。左下角图片中无对应点云目标的车辆,是因为其处于激光雷达探测盲区。

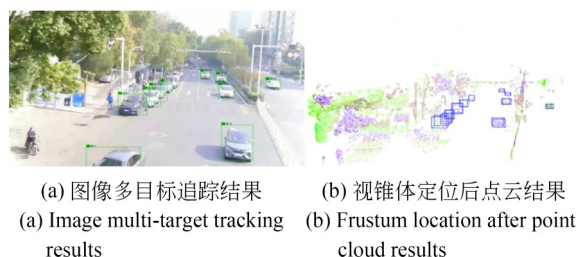


图 12 影像优先的多目标车辆提取定位结果

Fig. 12 Image-prioritized multi-target vehicle extraction and localization results

本文基于数据融合和多目标追踪定位,针对直行、转弯、启停 3 种行驶状态,结合不同车流量条件,对数据集中所有汽车行驶片段进行了测速统计。车流量分为正常(平均 32 辆/min)和密集(平均 77 辆/min)两种情况,密集流量对应中午高峰时段的交通状况。表 2 展示了统计误差结果,显示在密集车流量下平均绝对误差变化不大,但均方根误差有所增加,主要由于部分帧中前车对后车的遮挡导致检测异常。转弯状态下,由于位姿变化大,误差较直行和启停状态有所上升。小

体型汽车的误差统计符合预期,整体测速结果与单车行驶误差趋势一致。

这里还对小体型汽车以外的客车、货车、卡车等中大型车辆,在不同行驶状态下进行了测速误差统计,如表 3 所示。结果显示,大型车辆的测量误差相对较低。分析指出,大型车辆由于点云更密集、形态特征更明显,且在中远距离行驶更稳定,从而测速更准确。综上,本文提出的雷视融合引导的多车辆速度测量方法,在多种交通道路状况下表现良好。

表 2 汽车平均测速误差

Tab. 2 Average speed measurement error of car

行驶状态	正常车流量		密集车流量	
	平均绝对误差	均方根误差	平均绝对误差	均方根误差
	MAE/(m·s ⁻¹)	RMSE/(m·s ⁻¹)	MAE/(m·s ⁻¹)	RMSE/(m·s ⁻¹)
直行	0.207	0.256	0.235	0.277
启停	0.267	0.275	0.284	0.330
转弯	0.312	0.352	0.309	0.368

表 3 客车、货车和卡车的平均测速误差

Tab. 3 Average speed measurement error of passenger car, truck and lorry

行驶状态	正常车流量	
	平均绝对误差	均方根误差 RMSE
	MAE/(m·s ⁻¹)	/(m·s ⁻¹)
直行	0.183	0.246
启停	0.226	0.251
转弯	0.281	0.316

4 结 论

本文提出基于影像视锥的二维三维一体雷视融合车速测量方法,针对图像与激光点云融合测速在视角、分辨率、采集频率方面的挑战,采用无标定物在线标定、影像优先的车辆提取定位、

卡尔曼滤波的速度测量方法,实现了一套完整的道路雷视设备车速测量流程框架。基于激光点云与图像的路测数据集开展实验,结果表明,该方法对常见不同车辆不同行驶行为的速度测量具有较高的准确性,测速范围覆盖常见行驶情况。采用雷视融合方法开展速度测量可有效改善纯单目视觉缺乏深度信息、远距离测速误差大、转弯等位姿变化无法测量等缺点,解决高密度点云区域噪声点问题的同时,提高点云中远距离下提取定位的准确性,实现了雷视设备连续距离下最远 103.211 m 的车速测量。后续研究可以考虑实时性优化、提高半遮挡情况下后车检出率来减小观测误差进一步优化测速过程,改进标定流程为在线式无感自动标定的工作方向。

参考文献:

- [1] 卢春房,张航,陈明玉. 新时代背景下的交通运输高质量发展[J]. 中国公路学报, 2021, 34(6): 1-9.

LU CH F, ZHANG H, CHEN M Y. Realization of high-quality development of transportation in the new era[J]. *China Journal of Highway and Trans-*

- port, 2021, 34(6): 1-9. (in Chinese)
- [2] 田会娟, 刘嘉伟, 翟佳豪, 等. 基于多人入侵线的视频车速检测方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(1): 49-56, 84.
- TIAN H J, LIU J W, ZHAI J H, *et al.* Video-based vehicle speed measurement method using multiple intrusion lines[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, 22(1): 49-56, 84. (in Chinese)
- [3] HUA S, KAPOOR M, ANASTASIU D C. Vehicle tracking and speed estimation from traffic videos [C]. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. June 18-22, 2018. Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 153-160.
- [4] HUANG T. Traffic speed estimation from surveillance video data[C]. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops*. 2018: 161-165.
- [5] ZHANG J X, XIAO W, COIFMAN B, *et al.* Vehicle tracking and speed estimation from roadside lidar[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 5597-5608.
- [6] FAMOURI M, AZIMIFAR Z, WONG A. A novel motion plane-based approach to vehicle speed estimation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(4): 1237-1246.
- [7] ASHRAF M H, JABEEN F, ALGHAMDI H, *et al.* HVD-net: a hybrid vehicle detection network for vision-based vehicle tracking and speed estimation [J]. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2023, 35(8): 101657.
- [8] FERNÁNDEZ LLORCA D, HERNÁNDEZ MARTÍNEZ A, GARCÍA DAZA I. Vision-based vehicle speed estimation: a survey[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2021, 15(8): 987-1005.
- [9] WANG S J, PI R D, LI J, *et al.* Object tracking based on the fusion of roadside LiDAR and camera data [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation Measurement*, 2022, 71: 3201938.
- [10] 张红颖, 贺鹏艺, 彭晓雯. 基于改进高分辨率神经网络的多个目标行人跟踪[J]. 光学精密工程, 2023, 31(6): 860-871.
- ZHANG H Y, HE P Y, PENG X W. Multi-object pedestrian tracking method based on improved high resolution neural network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(6): 860-871. (in Chinese)
- [11] ZHANG J X, XIAO W, MILLS J P. Optimizing moving object trajectories from roadside lidar data by joint detection and tracking [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 2124.
- [12] LV B, XU H, WU J Q, *et al.* LiDAR-enhanced connected infrastructures sensing and broadcasting high-resolution traffic information serving smart cities[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 79895-79907.
- [13] PAIGWAR A, SIERRA-GONZALEZ D, ERKENT Ö, *et al.* Frustum-PointPillars: a multi-stage approach for 3D object detection using RGB camera and LiDAR[C]. 2021 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*. October 11-17, 2021. Montreal, BC, Canada. IEEE, 2021: 2926-2933.
- [14] 郭保青, 谢光非. 基于N3D_DIOU的图像与点云融合目标检测算法[J]. 光学精密工程, 2021, 29(11): 2703-2713.
- GUO B Q, XIE G F. Object detection algorithm based on image and point cloud fusion with N3D_DIOU [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(11): 2703-2713. (in Chinese)
- [15] ZHANG H L, YANG D F, YURTSEVER E, *et al.* Faraway-frustum: dealing with lidar sparsity for 3D object detection using fusion [C]. 2021 *IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. September 19-22, 2021. Indianapolis, IN, USA. IEEE, 2021: 2646-2652.
- [16] 王耀东, 徐金杨, 朱力强, 等. 隧道轮廓激光雷达点云线特征共面约束标定方法[J]. 光学精密工程, 2024, 32(6): 774-784.
- WANG Y D, XU J Y, ZHU L Q, *et al.* Line feature coplanar constraint calibration method for lidar point cloud of tunnel contour[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2024, 32(6): 774-784. (in Chinese)
- [17] JIANG P Y, ERGU D J, LIU F Y, *et al.* A review of yolo algorithm developments[J]. *Procedia Computer Science*, 2022, 199: 1066-1073.

- [18] VEERAMANI B, RAYMOND J W, CHANDA P. DeepSort: deep convolutional networks for sorting haploid maize seeds[J]. *BMC Bioinformatics*, 2018, 19(9): 289.
- [19] YAN G H, LIU Z C, WANG C J, *et al.* Open-Calib: a multi-sensor calibration toolbox for autonomous driving [J]. *Software Impacts*, 2022, 14: 100393.

作者简介:

周奎宇(2001—),男,河南洛阳人,硕士研究生,2023年于东北大学获得学士学位,主要从事多传感器标定融合方面的研究。E-mail: qyzk959@whu.edu.cn

通讯作者:

黄玉春(1977—),男,湖北武汉人,教授,博士生导师,2007年于华中科技大学获得博士学位,主要从事多传感器标定融合、激光点云分类的研究。E-mail: hycwhu@whu.edu.cn