

基于激光点云坐标系的 3D 多目标跟踪算法研究

顾立鹏, 孙韶媛, 刘训华, 李 想
(东华大学信息科学与技术学院, 上海 201620)

摘 要:3D 多目标跟踪是无人车领域中一个核心技术之一。3D 多目标跟踪的相关工作多通过设计复杂的目标建模算法或数据关联算法,以寻求提高 3D 多目标跟踪系统的鲁棒性。为降低 3D 多目标跟踪系统的复杂性,将目标的三维中心点视为该目标进行跟踪,提出了基于激光点云坐标系的 3D 多目标跟踪算法。首先,使用 3D 目标检测器检测出每帧激光点云中的目标。然后,用卡尔曼滤波器预测上一帧目标的三维中心点在当前帧的位置状态,融合激光雷达坐标系下相邻两帧之间目标三维体积的交并比与目标三维坐标中心点坐标之间的欧式距离作为度量尺度,使用贪婪算法匹配最近邻的目标。在 KITTI 跟踪数据集上的实验结果表明,所提出的多目标跟踪算法表现优异,运行速度达到了 63 f/s,且车辆类的 sAMOTA 达到了 94.32%。

关键词:无人车;激光点云;激光雷达坐标系;数据关联;多目标跟踪

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2021.10.007

3D multi-object tracking algorithm based on laser point cloud coordinate system

GU Li-peng, SUN Shao-yuan, LIU Xun-hua, LI Xiang

(School of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai 201620, China)

Abstract: 3D multi-object tracking is one of the core technologies in the field of unmanned vehicle. In order to improve the robustness of 3D multi-object tracking system, complex object modeling algorithm or data association algorithm are often designed. In order to reduce the complexity of 3D multi-object tracking system, a 3D multi-object tracking algorithm based on laser point cloud coordinate system is proposed, in which the 3D center point of the object is regarded as this object. Firstly, the 3D object detector is used to detect objects in each frame of laser point cloud. Then, the Kalman filter is used to predict the position of the 3D center point of the object in the current frame. The intersection and union ratio of the three-dimensional volume of the object between two adjacent frames and the Euclidean distance between the coordinates of the three-dimensional coordinate center point of the object are used as the measurement scale, and the greedy algorithm is used to match the nearest neighbor object. The experimental results on the KITTI tracking dataset show that the proposed multi-object tracking algorithm has excellent performance, the running speed reaches 63 f/s, and the sAMOTA of cars reaches 94.32%.

Keywords: unmanned vehicle; laser point cloud; lidar coordinate system; data association; multi-object tracking

1 引 言

多目标跟踪属于计算机视觉领域中的子问题,

一直以来是工业界甚至国防工业中的核心技术之一。近年来,随着深度神经网络技术的迅速发展,多

作者简介:顾立鹏(1996-),男,硕士研究生,研究方向为多目标检测与跟踪。E-mail: glp1224@163.com

收稿日期:2020-12-14

目标跟踪技术领域的相关研究再次在无人车、视频监控、智慧城市大脑等领域展现出蓬勃生机^[1-7]。无人车利用自身搭载的各种传感器采集车身周围的信息,并用相关目标检测算法提取出车身周围其他车辆、障碍物、交通标志等信息,最后再根据所提取的信息完成路径规划、驾驶决策等后续功能。由于无人车需要对车身周围其他车辆、障碍物、交通标志等目标进行持续跟踪,才能完成后续的路径规划、驾驶决策等功能,因此多目标跟踪算法在无人车整体系统中起着“承上启下”的作用,是最核心的技术之一^[8-10]。

应用于无人车领域的多目标跟踪算法近年来取得了许多不错的成果。Jiangmiao Pang 等人提出了多目标跟踪算法 Quasi-Dense,具体为以目标特征建模切入点,使用一种稠密相似性学习方法,通过在一对图像上密集地抽取数百个区域进行对比学习,以学习出每个目标的特征,然后在推理阶段使用最近邻匹配实现多目标跟踪^[11]。Abhijeet Shenoj 等人提取了多目标跟踪算法 JRMOT,具体为将 2D RGB 图像和 3D 激光点云一起输入到一个联合概率关联框架中,以实现在线 3D 多目标跟踪^[12]。Xinshuo Weng 等人在多目标跟踪算法 SORT 的基础上进行改进,提出了多目标跟踪算法 AB3DMOT,具体为将以二维边界框表示的目标拓展成以三维边界框表示,然后以目标三维边界框之间的交并比 3Diou 为度量指标,使用匈牙利算法匹配相邻两帧之间的目标^[13]。虽然上述方法均可以对无人车的车身周围存在的车辆与行人进行较好地跟踪,但仍存在下述问题:1) Quasi-Dense 算法中目标特征提取过程过于复杂;2) JRMOT 算法需要多传感器感知车身周围的信息,并且需要相关算法融合多模态的信息,造成了成本的增加与算法的复杂度;3) AB3DMOT 算法虽然是以激光雷达作为单独传感器感知车身周围信息,但仍然将检测到的目标转换到了车载相机坐标系下进行后续跟踪环节,这必然造成计算成本的增加。

针对上述问题,提出了基于激光点云坐标系的多目标跟踪算法:①使用 PointRCNN^[14] 作为以激光点云输入的 3D 目标检测器,检测出车身周围的车辆;②提出了基于激光点云大场景坐标系的级联式匹配策略,对相邻两帧点云中检测出的车辆进行匹配关联。实验结果表明,与一些公开的优秀 3D 多

目标跟踪算法相比,本文所提出的 3D 多目标跟踪算法对车辆的跟踪效果更优异。尤其在 sAMOTA、AMOTA、AMOTP 和 MOTA 这四个指标上都具有明显优势。

2 多目标跟踪算法框架

本文所提出的基于激光点云坐标系的多目标跟踪算法,主要是以激光点云作为输入,然后使用 PointRCNN 为目标检测器,检测出每帧点云中的车辆,接着使用所提出的基于激光点云大场景坐标系的级联式匹配策略匹配相邻两帧之间检测出的车辆,以简单高效地完成在激光点云坐标下的多目标跟踪任务,并且可以对在当前帧中漏检的前一帧轨迹进行较好地连续跟踪,具体网络结构如图 1 所示。

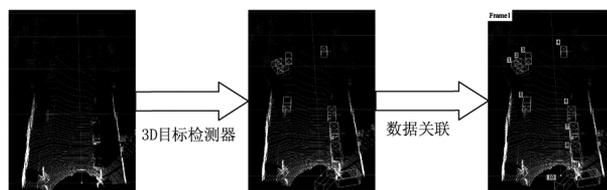


图 1 基于激光点云坐标系的多目标跟踪算法框图
Fig. 1 Block diagram of multi-object tracking algorithm based on laser point cloud coordinate system

2.1 PointRCNN 网络

PointRCNN 网络是以激光点云作为输入的两阶段 3D 目标检测器,其与 Faster RCNN^[15] 为代表的两阶段目标检测器类似,第一步先生成 3D 建议候选框,然后再对生成的 3D 建议候选框进行微调,其网络结构如图 2 所示。PointRCNN 网络首先将输入的每帧激光点云按前景点和背景点进行分割,然后从前景点中生成少量的 3D 建议候选框,最后将建议候选框在规范坐标系中学习的局部特征与在对点云进行分割过程中学习的全局特征相融合,进一步微调 3D 建议候选框。

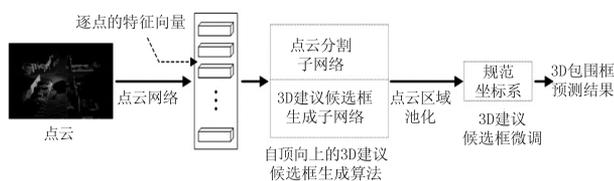


图 2 PointRCNN 网络结构图

Fig. 2 Network structure of PointRCNN

2.2 卡尔曼滤波器

本文吸取 CenterTrack 将目标视为点跟踪的思想,为每个目标在激光雷达坐标系下构建一个三维中心点的模型,用于预测前一帧中目标的三维中心

在当前帧中的轨迹状态。每个目标的中心点被表示为一个6维的向量 $C = (m, n, k, v_m, v_n, v_k)$ 。其中, (m, n, k) 为激光雷达坐标系下的目标三维中心点坐标, (v_m, v_n, v_k) 则为激光雷达坐标系下目标三维中心点在三个方向上的速度。假设前一帧的目标集合是 $C_{t-1} = (C_{t-1}^1, C_{t-1}^2, \dots, C_{t-1}^{m_{t-1}})$, 其在当前帧中预测的状态集合是 $C_{est} = (C_{est}^1, C_{est}^2, \dots, C_{est}^{m_{t-1}})$ 。其中, m_{t-1} 是前一帧中目标的数量, $C_{est}^i = (m_{est}, n_{est}, k_{est}, v_m, v_n, v_k)$ 是前一帧中第 i 个目标的三维中心点在当前帧中预测的状态。 m_{est} 、 n_{est} 和 k_{est} 的计算如公式(1)所示:

$$\begin{cases} m_{est} = m + v_m \\ n_{est} = n + v_n \\ k_{est} = k + v_k \end{cases} \quad (1)$$

另外,与 AB3DMOT 算法一样,本文对当前帧中消失的前一帧轨迹采用 3D 卡尔曼滤波器进行一定帧数的连续跟踪^[13]。本文中所使用的 3D 卡尔曼滤波器主要实现了预测目标从前一帧到当前帧的轨迹状态,是用一个独立于摄像机自身运动的等速模型来模拟目标的帧间位移。在实验过程中发现,相比在激光雷达坐标系下,在相机坐标系下对当前帧中消失的前一帧轨迹的跟踪效果更好。在本文中,目标的轨迹状态被描述为一个在相机坐标系下的 11 维的向量 $T = (x, y, z, \theta, l, w, h, v_x, v_y, v_z)$ 。其中, (x, y, z) 是目标的三维中心点坐标, (l, w, h) 是目标的三维长宽高尺寸, θ 是目标的转向角, (v_x, v_y, v_z) 是目标在三维空间中三个方向的运动速度。假设前一帧的目标集合是 $T_{t-1} = (T_{t-1}^1, T_{t-1}^2, \dots, T_{t-1}^{m_{t-1}})$, 其在当前帧中预测的状态集合是 $T_{est} = (T_{est}^1, T_{est}^2, \dots, T_{est}^{m_{t-1}})$ 。其中, m_{t-1} 是前一帧中目标的数量, $T_{est}^i = (x_{est}, y_{est}, z_{est}, \theta, l, w, h, v_x, v_y, v_z)$ 是前一帧中第 i 个目标在当前帧中预测的状态。 x_{est} 、 y_{est} 和 z_{est} 的计算如公式(2)所示:

$$\begin{cases} x_{est} = x + v_x \\ y_{est} = y + v_y \\ z_{est} = z + v_z \end{cases} \quad (2)$$

2.3 贪婪算法

在多目标跟踪的数据关联阶段,本文使用贪婪算法对相邻两帧之间目标进行匹配关联。其中,所使用度量指标是激光雷达坐标系下的目标之间三维

体积的交并比与三维坐标中心点坐标之间的欧式距离。目标之间三维体积的交并比 3DIoU 是作为寻找当前帧的每个目标与前一帧目标之间存在的潜在匹配关系的度量指标,而目标之间三维中心点坐标之间的欧式距离则是最终确定相邻两帧目标之间匹配关系的度量指标。关于这两个度量指标在本文所提出的多目标跟踪算法中的使用方法在 2.4 小节有详细说明。

本文中所使用的贪婪匹配算法思路具体为:①首先对当前帧中检测到的目标按置信度进行降序排列;②然后从高置信度开始,先根据目标之间三维体积的交并比 3DIoU 寻找到当前帧的该目标与前一帧中哪些目标之间存在的潜在匹配关系;③接着根据目标之间三维中心点坐标之间的欧式距离在有潜在匹配关系的前一帧目标集合中找到最近邻的目标。若最小的距离小于阈值 200,则确定这两个目标为唯一匹配关系,反之,则认为当前帧中的该目标为新出现的目标。

2.4 数据关联

在多目标跟踪算法的数据关联部分中,本文结合了 CenterTrack^[16] 将目标视为点跟踪的思想和 AB3DMOT 使用 3D 卡尔曼滤波器对在当前帧中消失的前一帧轨迹进行一定帧数内连续跟踪的思想,提出了基于激光点云大场景坐标系的级联式匹配策略。本文所提出的匹配策略摆脱了现有多目标跟踪算法在图像像素坐标系下或相机三维坐标系下进行数据关联的固有思想,转而在激光点云坐标系下直接完成相邻两帧之间目标的匹配的任务。这样不仅可以实现在激光雷达坐标系下完成目标检测与多目标跟踪两项任务,还可以简化目标特征提取的复杂度。

本文所提出的基于激光点云大场景坐标系的级联式匹配策略共由三个步骤组成。其中,步骤一是寻找当前帧的目标与前一帧目标之间存在的潜在匹配对集合 $Q_i = \{Y_{t-1}^1, Y_{t-1}^2, Y_{t-1}^3, \dots, Y_{t-1}^{m_{t-1}}\}$ 。其中, $Y_{t-1}^i \in C_{t-1}$ 表示当前帧中第 i 个目标可能与上一帧中某些目标存在潜在匹配关系, $i \in \{1, 2, \dots, m_{t-1}\}$ 。当前帧中每个目标可能与多个或零个前一帧中的目标存在潜在匹配关系。步骤二是在第一步骤中找到的潜在匹配对集合中确定唯一匹配对。步骤三是对前一帧中在当前帧中消失

的前一帧轨迹进行一定帧数内的连续跟踪,算法流程如图 3 所示。

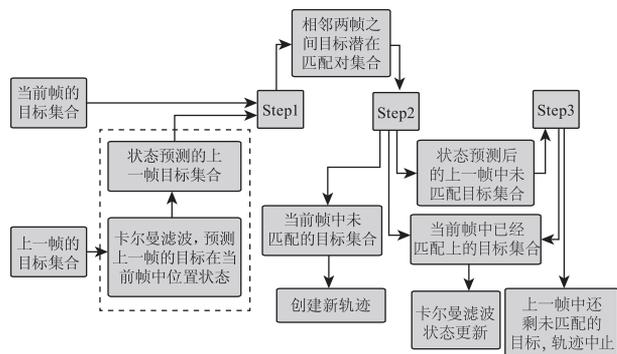


图 3 匹配策略流程图

Fig. 3 Flow chart of matching strategy

步骤一 (Step1): 计算相邻两帧之间目标扩大两倍后的三维体积 $(x_T, y_T, z_T, \theta_T, 2l_T, 2w_T, 2h_T)$ 的交并比(3DIoU)矩阵,如公式(3)所示。若前一帧中有目标与当前帧的目标之间的 3DIoU 不为 0,则可认为这两个目标存在潜在的匹配关系;反之,则不存在匹配关系。如公式(2)中,矩阵的行和列分别代表前一帧和当前帧中的目标,其数量分别为 4 和 3。当前帧中第一个目标,分别与前一帧中第一和第二目标存在潜在匹配关系,3DIoU 分别为 0.92 和 0.12。这样可以进一步缩小前后两帧之间目标的匹配范围。

$$\text{cost}_{3\text{DIoU}} = \begin{bmatrix} 0.92 & 0.12 & 0 & 0 \\ 0.52 & 0 & 0 & 0 \\ 0.24 & 0 & 0 & 0.89 \end{bmatrix} \quad (3)$$

步骤二 (Step2): 根据步骤一得到的前后两帧目标之间潜在匹配对集合 $Q_i = \{Y_{t-1}^1, Y_{t-1}^2, Y_{t-1}^3, \dots, Y_{t-1}^{m_i}\}$, 计算激光点云坐标系下的当前帧中目标的三维中心点 (m_i, n_i, k_i) 与前一帧中目标的三维中心点在当前帧中预测的位置 $(m_{\text{est}}, n_{\text{est}}, k_{\text{est}})$ 之间的欧式距离作为度量尺度,以匹配相邻两帧之间的最近邻目标。若两三维中心点距离大于阈值 200,则也认为该两个目标不是同一物体。其中,两目标三维中心点的欧式距离计算如公式(4)所示:

$$\text{dist}_{\text{lidar}} = \sqrt{(m_i - m_{\text{est}})^2 + (n_i - n_{\text{est}})^2 + (k_i - k_{\text{est}})^2} \quad (4)$$

步骤三 (Step3): 对在当前帧中消失的上一帧轨迹 $unT_{t-1} = (T_{t-1}^1, T_{t-1}^2, \dots, T_{t-1}^{k_{t-1}})$, 使用 2.2 小节中所述的 3D 卡尔曼滤波进行持续跟踪,获得在当前帧中的运动状态 $unT_{\text{est}} = (T_{\text{est}}^1, T_{\text{est}}^2, \dots, T_{\text{est}}^{k_{t-1}})$ 。其中, k_{t-1}

是在当前帧中消失的上一帧目标的数量, $T_{\text{est}}^i = (x_{\text{est}}, y_{\text{est}}, z_{\text{est}}, \theta, l, w, h, v_x, v_y, v_z)$, $i \in \{1, 2, \dots, k_{t-1}\}$ 。

3 实验结果与分析

3.1 实验配置和数据集

实验所使用的数据集为 KITTI 跟踪数据集,其包含“Car”、“Pedestrian”、“Cyclist”等九个类别。在实验中仅对车辆的跟踪效果进行评估,且将训练集中 21 个视频序列切分成训练集与验证集。其中,验证集被用于评估本文所提出的多目标跟踪算法,包含了视频序列 1、6、8、10、12、13、14、15、16、18 和 19。

表 1 实验配置

Tab. 1 Experimental configuration

| Item | CPU | Computing memory | GPU | System |
|-----------|----------------|------------------|-------------------|--------------|
| Parameter | Intel i5-9400F | 11GB | NVIDIA GTX 1080Ti | Ubuntu 16.04 |

3.2 评价指标

本文使用了 Xingyi Zhou 等人提出的 3D 多目标跟踪评估工具对实验结果进行评估。不同于 KITTI 官方提供的 2D 多目标评估工具,3D 多目标评估工具直接以三维体积交并比为度量指标将 3D 跟踪结果与真实标注进行匹配,来全面真实地评估出 3D 多目标跟踪系统的性能。另外, Xingyi Zhou 等人还在 3D 多目标跟踪评估工具中引入了三个全新的评价指标 sAMOTA、AMOTA 和 AMOTP。

AMOTA 和 AMOTP 的计算方式为求多召回率下的 MOTA 和 MOTP 的平均值,主要是为了将目标的置信度阈值条件也纳入了多目标跟踪系统的评估中。AMOTA 计算如公式(5)所示:

$$\text{AMOTA} = \frac{1}{L} \sum_{r \in \{\frac{1}{L}, \frac{2}{L}, \dots, 1\}} \left(1 - \frac{\text{FP}_r + \text{FN}_r + \text{IDS}_r}{N_{gt}}\right) \quad (5)$$

其中, L 是设定的不同召回率的数量; N_{gt} 是所有视频序列中所标注的真实目标数量; FP_r 、 FN_r 和 IDS_r 分别为召回率为 r 时的漏检目标数量、误检目标数量和目标身份 ID 切换次数。

sAMOTA 计算如公式(6)和(7)所示:

$$\text{sMOTA}_r = \max\left(0, 1 - \frac{\text{FP}_r + \text{FN}_r + \text{IDS}_r - (1-r) \pm N_{gt}}{r \times N_{gt}}\right) \quad (6)$$

$$\text{sMOTA} = \frac{1}{L} \sum_{r \in \{\frac{1}{L}, \frac{2}{L}, \dots, 1\}} \text{sMOTA}_r \quad (7)$$

3.3 实验结果及分析

本文使用 AB3DMOT 中提供的 PointRCNN 在 KITTI 跟踪数据集上的检测结果,这样是为了更好地与 AB3DMOT、mmMOT 和 FANTrack 这三个优秀的 3D 多目标跟踪算法进行比较,实验结果如表 2 所示。另外,还对基于激光点云坐标系下的级联匹配策略做了消融实验,以验证其三个匹配步骤对多目标跟踪系统性能的影响,实验结果如表 3 所示。

从表 2 中可以看出,在 $3DIoU_{thres}$ 分为 0.25, 0.5 和 0.7 时,本文提出的基于激光点云坐标系下的 3D 多目标跟踪算法比 mmMOT、FANTrack 和 AB3DMOT 在大部分指标上都要领先,尤其在 sAMOTA、AMOTA、AMOTP 和 MOTA 这四个指标上都要领先许多。这表明了本文所提出的 3D 多目标算法直接在激光点云坐标系下对相邻两帧点

云中检测出的车辆进行简单高效的匹配关联,就可以取得非常好的多目标跟踪效果。

从表 3 中可以看出,本文中所提出的基于激光点云大场景坐标系的级联匹配策略中三个匹配步骤都对 3D 多目标跟踪系统的整体系统具体提升作用。匹配步骤一通过确定相邻两帧之间可能存在潜在匹配目标对,剔除不可能匹配的匹配目标对,可以较大提升 3D 多目标跟踪系统的性能,MOTA 指标提升了 5.81%。匹配步骤二通过对在当前帧中消失的前一帧中存在的轨迹进行跟踪,可以进一步提升 3D 多目标跟踪系统的性能,sAMOTA 提升了 1.93%。

另外,连续 4 帧激光点云序列的 3D 多目标跟踪结果示意图如图 4 所示,从图中可以看出直接在激光点云坐标系下对车辆进行跟踪的效果非常可靠且简单高效。

表 2 在 KITTI 跟踪验证集上的 3D 多目标跟踪评估结果

Tab. 2 3D Multi-object tracking evaluation results on KITTI tracking verification set

| Method | $3DIoU_{thres}$ | sAMOTA | AMOTA | AMOTP | MOTA | MOTP | IDS | FRAG | FPS |
|--------------------------|-----------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|----------|------------|-------|
| mmMOT ^[17] | 0.25 | 70.61 | 33.08 | 72.45 | 74.07 | 78.16 | 10 | 55 | 4.8 |
| | 0.5 | 69.14 | 32.81 | 72.22 | 73.53 | 78.51 | 10 | 64 | |
| | 0.7 | 63.91 | 24.91 | 67.32 | 51.91 | 80.71 | 24 | 141 | |
| FANTrack ^[18] | 0.25 | 82.97 | 40.03 | 75.01 | 74.30 | 75.24 | 35 | 202 | 25 |
| | 0.5 | 80.14 | 38.16 | 73.62 | 72.71 | 74.91 | 36 | 211 | |
| | 0.7 | 62.72 | 24.71 | 66.06 | 49.19 | 79.01 | 38 | 406 | |
| AB3DMOT | 0.25 | 93.28 | 45.43 | 77.41 | 86.24 | 78.43 | 0 | 15 | 207.4 |
| | 0.5 | 90.38 | 42.79 | 75.65 | 84.02 | 78.97 | 0 | 51 | |
| | 0.7 | 69.81 | 27.26 | 67.00 | 57.06 | 82.43 | 0 | 157 | |
| Ours | 0.25 | 94.32 | 47.21 | 79.86 | 87.49 | 79.03 | 7 | 37 | 63 |
| | 0.5 | 91.81 | 44.67 | 78.14 | 85.63 | 79.40 | 7 | 87 | |
| | 0.7 | 73.97 | 30.07 | 69.12 | 62.41 | 82.39 | 2 | 239 | |

表 3 在 KITTI 跟踪验证集上消融实验结果($3DIoU_{thres} = 0.25$)

Tab. 3 ablation results on KITTI tracking verification set($3DIoU_{thres} = 0.25$)

| Method | S_1 | S_{2-1} | S_{2-2} | S_3 | sAMOTA | AMOTA | AMOTP | MOTA | MOTP | IDS | FRAG | FPS |
|--------|-------|-----------|-----------|-------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|----------|-----------|------|
| Ours | | P | | | 91.49 | 44.21 | 79.84 | 79.93 | 79.50 | 33 | 80 | 1100 |
| | P | P | | | 91.78 | 45.97 | 80.14 | 85.74 | 79.19 | 15 | 57 | 67 |
| | P | P | P | | 91.89 | 46.22 | 80.07 | 85.85 | 79.19 | 10 | 52 | 67 |
| | P | P | P | P | 94.32 | 47.21 | 79.86 | 87.49 | 79.03 | 7 | 37 | 63 |

4 总 结

本文提出了基于激光点云坐标系的 3D 多目标跟踪算法,将数据关联任务直接在激光雷达坐标系下完成。从对比实验和消融实验看,本文所提出的 3D 多目标跟踪算法性能表现优异,多项指标均领先一些已经公开的优秀 3D 多目标跟踪算法,并且所提出的基于激光雷达大场景坐标系的级联匹配策略中每个匹配步骤都能提高多目标跟踪系统的整体性能。未来的工作可以集中于如何在激光雷达坐标系下将目标检测与跟踪这两项独立的任务转化成一个任务来完成,这样可以提升 3D 多目标跟踪系统整体的效率与性能。

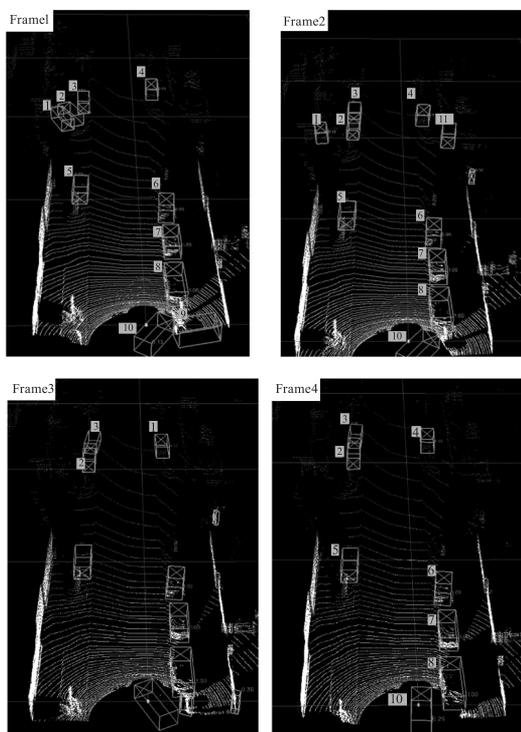


图 4 连续 4 帧激光点云序列的 3D 多目标跟踪结果示意图

Fig. 4 Schematic diagram of 3D multi-target tracking results of four consecutive frames of laser point cloud sequence

参考文献:

- [1] Caihong Liu, Lei Zhang, Hua Huang. Visualization of cross-view multi-object tracking for surveillance videos in crossroad[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(1): 221-235. (in Chinese)
刘彩虹,张磊,黄华. 交通路口监控视频跨视域多目标跟踪的可视化[J]. 计算机学报, 2018, 41(1): 221-235.
- [2] Jiqiang Zhou. Research on multi-object detection and multi-object tracking algorithm in the monitoring video[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017. (in Chinese)
周纪强. 监控视频中多类目标检测与多目标跟踪算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- [3] Mingxin Jiang. Research on object tracking technology in intelligent video surveillance [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013. (in Chinese)
姜明新. 智能视频监控中的目标跟踪技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- [4] Qi Zhang, Guangdi Hu, Xiaoyuan Zhu, et al. Stereo vision multi-object tracking for intelligent vehicle using joint probabilistic data association in Lie group[J]. Application Research of Computers, 2019(10). (in Chinese)
张琦,胡广地,朱晓媛,等. Lie 群下利用改进 JPDA 滤波器的智能车立体视觉多目标跟踪方法[J]. 计算机应用研究, 2019(10).
- [5] Ruopeng Du, Lei Zhang, Yang Lu. Improved infrared target tracking algorithm based on context-aware correlation filter [J]. Laser & Infrared, 2020, 50(7): 839-845. (in Chinese)
杜若鹏,张磊,卢杨. 上下文感知相关滤波的红外目标跟踪改进算法[J]. 激光与红外, 2020, 50(7): 839-845.
- [6] Jianhua Yuan, Husheng Hong, Kai Huang, et al. Research on tracking method of laser supplied UAV[J]. Laser & Infrared, 2019, 49(11): 1305-1310. (in Chinese)
袁建华,洪沪生,黄开,等. 激光补给无人机跟踪方法研究[J]. 激光与红外, 2019, 49(11): 1305-1310.
- [7] Hui Wang, Tao Luo, Peiyuan Lu. Development of the lidar applications in unmanned vehicles and its key technology analysis [J]. Laser & Infrared, 2018, 48(12): 1458-1467. (in Chinese)
王会,罗涛,陆培源. 激光雷达在无人车辆中的应用及关键技术分析 [J]. 激光与红外, 2018, 48(12): 1458-1467.
- [8] Chenxi Li, Jun Zhang, Xinyu Jin, et al. Review of LIDAR SLAM technology and its application in autonomous vehicles [J]. Journal of Beijing Union University, 2017, (4): 61-69. (in Chinese)
李晨曦,张军,靳欣宇,等. 激光雷达 SLAM 技术及其在无人车中的应用研究进展 [J]. 北京联合大学学报, 2017, (4): 61-69.
- [9] Xiaokang Du, Jianhua Mu, Lina Sun, et al. Application of internet of vehicles in unmanned driving technology [J]. Auto Time, 2020, (21): 13-14. (in Chinese)
杜小康,穆建华,孙利娜,等. 车联网在无人驾驶技术中的应用 [J]. 时代汽车, 2020, (21): 13-14.

- [10] Jing Ma, Xue Zhang, Jiabin Wang. Home unmanned vehicle security system based on the internet of things [J]. Popular Science & Technology, 2016, 18(9): 6-9. (in Chinese)
马静, 张雪, 王佳斌. 基于物联网的家居无人车安防系统 [J]. 大众科技, 2016, 18(9): 6-9.
- [11] Pang J, Qiu L, Chen H, et al. Quasi-dense instance similarity learning [J]. arXiv preprint arXiv: 2006.06664, 2020.
- [12] Shenoi A, Patel M, Gwak J Y, et al. JRMOT: A real-time 3D multi-object tracker and a new large-scale dataset [J]. arXiv preprint arXiv: 2002.08397, 2020.
- [13] Weng X, Wang J, Held D, et al. 3d multi-object tracking: a baseline and new evaluation metrics [J]. arXiv preprint arXiv: 1907.03961, 2020.
- [14] Shi S, Wang X, Li H. Pointcnn: 3d object proposal generation and detection from point cloud [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 770-779.
- [15] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [16] Zhou X, Koltun V, Krhenbühl, et al. Tracking objects as points [J]. arXiv preprint arXiv: 2004.01177.
- [17] Zhang W, Zhou H, Sun S, et al. Robust multi-modality multi-object tracking [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2019: 2365-2374.
- [18] Baser E, Balasubramanian V, Bhattacharyya P, et al. Fan-track: 3d multi-object tracking with feature association network [C] // 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2019: 1426-1433.