

文章编号:1001-5078(2024)02-0214-08

· 激光应用技术 ·

基于路侧激光雷达的多目标检测与跟踪算法

顾晶¹, 胡梦宽²

(1. 无锡学院电子信息工程学院, 江苏 无锡 214105; 2. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044)

摘要: 为了检测与跟踪城市交叉口复杂环境下的道路目标, 提出一种基于路侧激光雷达的多目标检测与跟踪算法。首先利用背景减法滤除背景点云, 随后融合5帧点云并利用曲率体素聚类算法检测目标得到3D包围盒信息, 之后通过自适应阈值的双门控和生存周期管理策略, 有效提升关联精度并减少了目标丢失和误检, 最后利用交互式多模型无迹卡尔曼滤波(IMM-UKF)和联合概率数据关联(JPDA)的融合算法完成道路目标的跟踪。试验结果表明, 该算法在保证检测和跟踪性能基础上满足实时性要求, 具有工程实用价值。

关键词: 激光雷达; 多目标检测与跟踪; 曲率体素聚类; 数据关联; IMM-UKF 算法

中图分类号: TN958.98; TP391.41 文献标识码: A DOI: 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.02.008

Multi-target detection and tracking algorithm based on roadside LiDAR

GU Jing¹, HU Meng-kuan²

(1. College of Electronic Information Engineering, Wuxi University, Wuxi 214105, China;

2. College of Electronics & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to detect and track road targets in complex urban intersection environments, a multi-target detection and tracking algorithm based on roadside LiDAR is proposed. Firstly, the background subtraction method is used to filter out the background point cloud. Then, the curved-voxel clustering algorithm is used to detect the target to obtain 3D bounding box information with fusing 5 frame point clouds. Subsequently, a double-validation gate and life cycle management strategy with adaptive threshold are put forward, which effectively improves the accuracy of object matching and reduces object missing and false detection. Finally, the fusion algorithm of Interacting Multiple Model-Unscented Kalman Filter and Joint Probability Data Association was used to track road targets. The experimental results show that the algorithm meets the real-time requirements while ensuring detection and tracking performance, and has an engineering application value.

Keywords: LiDAR; multi-target detection and tracking; curved-voxel clustering; data association; IMM-UKF algorithm

1 引言

在智能交通领域中, 使用先进的传感器识别和跟踪道路上的目标, 是道路交通安全的重要任务。

激光雷达传感器由于其探测距离远、精度高、光线环境适应性好等优点, 被广泛应用于自动驾驶车辆上。如何根据自动驾驶技术, 配合安装在道路基础设施

基金项目: 南京信息工程大学滨江学院车路协同雷达关键技术研究创新项目(No. 2022r031)资助。

作者简介: 顾晶(1981-), 男, 硕士, 教授, 研究方向为雷达信号与信息处理技术。E-mail: 121311263@qq.com

通讯作者: 胡梦宽(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向为三维点云目标识别与跟踪技术。E-mail: abc15626232379@163.com

收稿日期: 2023-05-08

割点云,包括四个步骤。首先,将笛卡尔坐标转换成球面坐标,随后构建 Hash 表将体素索引与其内点的索引相联系,紧接着通过 Hash 表找到附近 9 个体素内的相邻点,最后将其合并为一个簇。球坐标与直角坐标关系转化如式:

$$\begin{cases} x = r\sin(\theta)\cos(\phi) \\ y = r\sin(\theta)\sin(\phi) \\ z = r\cos(\theta) \end{cases} \quad (2)$$

式中: r 为原点到某点的距离; θ 为仰角; ϕ 为方位角。

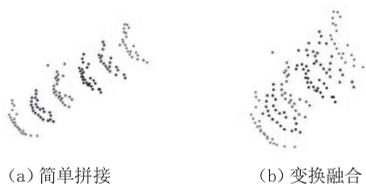


图 3 点云融合

Fig. 3 Multi-frame fusion

本文根据不同区域设置不同的阈值 α ,有效改进并提高了 CVC 算法的聚类效果,其聚类分割的速度比常规方法快,且具有正确区分相邻电动车和人群的优势。图 4 为使用改进曲率体素聚类算法的点云聚类效果图,不同灰度的点代表不同的道路目标。

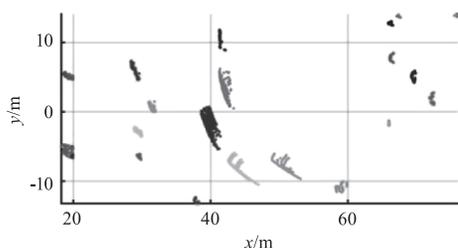


图 4 改进曲率体素聚类效果

Fig. 4 The effect of improved curved-voxel clustering

3 目标跟踪算法

通过上述目标检测算法提取道路目标位姿信息 $\text{Det}(t)$ 作为目标跟踪器的输入,对于 t 时刻的位姿信息 $\text{Det}(t)$,有 $\text{Det}(t) = (x, y, z, l, w, h, \theta)$,其中 (x, y, z) 是包围盒中心点坐标, (l, w, h) 为包围盒的长宽高, θ 为包围盒的偏航角。

3.1 IMM-UKF 算法

在城市交叉路口复杂道路环境下,机动目标具有上下/左右直行、左转弯和右转弯等运动状态,此时采用单一运动模型卡尔曼滤波器无法解决非线性运动问题。因此,本文使用交互式多模型无损卡尔曼滤波即 IMM-UKF 算法进行目标跟踪。

3.1.1 目标运动模型

常见运动模型有匀速模型 (Constant Velocity, CV)、匀加速模型 (Constant Acceleration, CA)、恒定转弯率和速度模型 (Constant Turn Rate and Velocity, CTRV) 等^[13]。本文根据实际道路场景选择 CV 和 CTRV 作为 IMM-UKF 算法的子模型,则其离散运动状态空间模型可以表示为:

$$\begin{cases} X_k^m = F_{k-1}^m(X_{k-1}^m) + q_{k-1}, m = 1, 2 \\ Z_k^m = H_k^m(X_k^m) + r_k, m = 1, 2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, m 代表运动模型个数; X_k^m 和 Z_k^m 分别为 k 时刻下的真实状态向量和观测值; q_{k-1} 和 r_k 表示为协方差矩阵是 Q_k 和 R_k 的过程噪声和观测噪声; F_{k-1}^m 和 H_k^m 代表状态转移矩阵和测量矩阵。

CV 线性运动模型假定目标是直线运动的,并不考虑物体的转弯,将 k 时刻的目标状态 $X(k) = [x_k, y_k, v_k, \theta_k]^T$ 推算到 $k+1$ 时刻,只有位置发生改变,其状态转移函数为:

$$X_{k+1} = X_k + \begin{bmatrix} v_k \sin(\theta) T_k \\ v_k \cos(\theta) T_k \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

CTRV 线性运动模型假定目标沿直线前进,同时以固定转弯率和速度协调移动,将 k 时刻的目标状态 $X(k) = [x_k, y_k, v_k, \theta_k, \dot{\theta}_k]^T$ 推算到 $k+1$ 时刻,只有位置和偏航角发生改变,其状态转移函数为:

$$X_{k+1} = X_k + \begin{bmatrix} \frac{v_k}{\dot{\theta}_k} (\sin(\theta_k + \dot{\theta}_k T_k) - \sin(\theta_k)) \\ \dot{\theta}_k \\ \frac{v_k}{\dot{\theta}_k} (-\cos(\theta_k + \dot{\theta}_k T_k) + \cos(\theta_k)) \\ 0 \\ \dot{\theta}_k T_k \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

3.1.2 算法递推过程

IMM-UKF 算法过程包括 4 个步骤:交互输入、模型条件滤波、模型概率更新和估计融合^[14]。该算法从 $k-1$ 到 k 时刻的递推过程如下:

(1) 状态交互:根据上一时刻融合估计的结果对模型初始化,得到当前时刻状态向量和协方差矩阵作为 UKF 的输入。定义 IMM 模型之间通过马尔

可夫转移概率矩阵 P 进行交互,其中 p_{mn} 为 P 的第 m 行 n 列元素,表示为从模型 m 切换到模型 n 的概率。

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\hat{\mu}_{klk-1}^n = \sum_{m=1}^2 P_{mn} \mu_{k-1}^m, n = 1, 2 \quad (7)$$

$$\mu_{k-1k-1}^{m|n} = \frac{P_{mn} \mu_{k-1}^m}{\hat{\mu}_{klk-1}^n}, m, n = 1, 2 \quad (8)$$

$$\tilde{X}_{k-1k-1}^n = \sum_{m=1}^2 \hat{X}_{k-1k-1}^m \mu_{k-1k-1}^{m|n} \quad (9)$$

$$\tilde{P}_{k-1k-1}^n = \sum_{m=1}^2 [\hat{P}_{k-1k-1}^m + DD^T] \mu_{k-1k-1}^{m|n} \quad (10)$$

其中, $D = \hat{X}_{k-1k-1}^n - \tilde{X}_{k-1k-1}^n$; 式(7)代表模型概率预测, μ_{k-1}^m 为 $k-1$ 时刻模型 m 的匹配概率; 式(8)为计算混合概率; 式(9)为计算模型 n 的 $k-1$ 时刻混合状态估计; 式(10)为计算模型 n 的 $k-1$ 时刻混合协方差。

(2) 滤波计算: 利用上一步骤计算得到的 $k-1$ 时刻的混合状态估计 \tilde{X}_{k-1k-1}^n 和混合协方差 \tilde{P}_{k-1k-1}^n , 采用 UKF 滤波器进行滤波, 通过预测 UKF_{pred} 和更新 UKF_{ud} 步骤, 包括产生 Sigma 点、预测 Sigma 点、预测均值和方差、预测测量、更新状态等过程, 得到 k 时刻不同模型的状态估计值 \hat{X}_{klk}^n 和误差协方差阵 \hat{P}_{klk}^n 。

$$[\bar{X}_{klk-1}^n, \bar{P}_{klk-1}^n] =$$

$$\text{UKF}_{\text{pred}}(\bar{X}_{k-1k-1}^n, \bar{P}_{k-1k-1}^n, F_{k-1}^n, Q_{k-1}^n) \quad (11)$$

$$[\hat{X}_{klk}^n, \hat{P}_{klk}^n] = \text{UKF}_{\text{ud}}(\bar{X}_{klk-1}^n, \bar{P}_{klk-1}^n, Z_k, H_k, R_k) \quad (12)$$

(3) 模型概率更新: 计算模型 n 的似然概率:

$$\Lambda_k^n = \frac{\exp[-0.5 (\tilde{Z}_k^n)^T (S_k^n)^{-1} \tilde{Z}_k^n]}{\sqrt{|2\pi S_k^n|}} \quad (13)$$

式中, \tilde{Z}_k^n 和 S_k^n 分别为模型 n 的测量残差和残差协方差, 利用 UKF 滤波获得。模型 n 在 k 时刻的后验概率为:

$$\mu_{klk}^n = \frac{\mu_{klk-1}^n \Lambda_k^n}{\sum_{m=1}^2 \mu_{klk-1}^m \Lambda_k^m} \quad (14)$$

(4) 融合估计: 计算与更新后的模型概率结合

的 k 时刻融合状态向量的估计值与融合误差协方差矩阵, 其表达式如式(15)和式(16)所示:

$$\hat{X}_{klk} = \sum_{n=1}^2 \mu_{klk}^n \hat{X}_{klk}^n \quad (15)$$

$$\hat{P}_{klk} = \sum_{n=1}^2 \mu_{klk}^n [\hat{P}_{klk}^n + D'D'^T] \quad (16)$$

其中, $D' = \hat{X}_{klk}^n - \hat{X}_{klk}$ 。

3.2 自适应双门控 JPDA 关联算法

为了准确跟踪道路上的多目标, 本文引入 JPDA 算法, 并将 IMM-UKF 算法融入到其算法框架中, 因此可以在目标运动状态发生改变时仍具有较高的跟踪精度。该算法主要包括产生确认矩阵、生成联合事件、计算关联概率、获取综合观测值等步骤, 其中, 计算关联概率是关键步骤之一, 表达式如下:

$$\beta_k^{i,t} = \sum_{j=1}^{N_k} \hat{\omega}_j^i(\theta_k^i) P(\theta_k^i | Z_k) \quad (17)$$

式中, N_k 为联合事件的个数; θ_k^i 表示第 i 个联合事件, Z_k 为量测, $P(\theta_k^i | Z_k)$ 为 k 时刻联合事件的条件概率; $\hat{\omega}_j^i$ 代表在 k 时刻的第 i 个联合事件中, 量测 j 是否源于目标 t 。将关联概率 $\beta_k^{i,t}$ 代入 IMM-UKF 算法融合估计步骤中的式(15)、式(16)中, 得到更新后的目标状态估计和协方差, 如式(18)、式(19)所示:

$$\hat{X}_{klk}^t = \sum_{j=0}^{m_k} \beta_k^{j,t} \hat{X}_{klk}^{j,t} \quad (18)$$

$$P_{klk}^t = P_{klk-1}^t - (1 - \beta_k^{0,t}) K_k S_k^t K_k^T + \sum_{j=0}^{m_k} \beta_k^{j,t} [\hat{X}_{klk}^{j,t} (\hat{X}_{klk}^{j,t})^T - \hat{X}_{klk}^t (\hat{X}_{klk}^t)^T] \quad (19)$$

式中, $\hat{X}_{klk}^{j,t}$ 表示 k 时刻第 j 个测量对目标 t 的状态估计; P_{klk-1}^t 表示 k 时刻目标 t 的预测协方差阵; $\beta_k^{0,t}$ 表示来源于目标 t 量测的可能性为 0; K_k 表示 KF 增益矩阵; S_k^t 为残差协方差矩阵。

为了有效滤除杂波干扰, 提升跟踪精度, 在检测结果进行最终 JPDA 关联匹配前设置自适应阈值双门控验证, 双门控示意图如图 5 所示。初级门控以欧氏距离为度量, 在欧式空间距离上小于阈值 ρ_{ec} 的目标才能进入次级门控; 次级门控以马氏距离为度量, 当目标和检测目标间的马氏距离小于阈值 ρ_{ma} 时才能进入最终关联匹配。马氏距离通过在欧氏距离的基础上添加协方差权重, 可以更好地区分目标间的相似度。欧式距离和马氏距离的表达式如下:

$$d_{ec} = \sqrt{\nu_k \nu_k^T} < \rho_{ec} \quad (20)$$

$$d_{\text{ma}} = \sqrt{\mathbf{v}_k \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_k^T} < \rho_{\text{ma}} \quad (21)$$

其中, $\mathbf{v}_k = \mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}$, 表示测量残差, \mathbf{S}_k 表示残差协方差。通过双门控的设置, 有效减少了最终需匹配的目标数量, 从而提高了跟踪速度和精度。

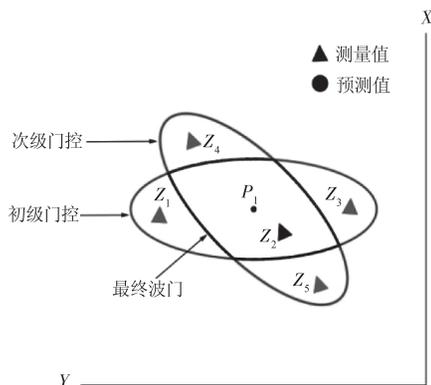


图5 双门控示意图

Fig. 5 Schematic diagram of double-gating

然而, 当门控阈值设置过小时, 进入波门内的目标减少, 随着时间的推移, 可能会丢失跟踪目标的轨迹; 当门控阈值设置过大时, 进入波门内的目标增多, 则造成算法的复杂度增大, 算法运行时间变长。针对此问题, 提出自适应门控阈值调整算法, 如图6所示。针对多次跟踪丢失的目标, 通过5帧内历史检测置信度的变化, 以目标量测预测为中心, 逐步扩大或减小目标的搜索范围, 保证目标关联更加稳定, 进一步提升跟踪精度。

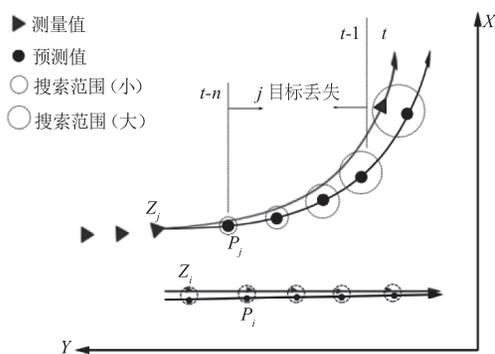


图6 自适应门控阈值调整示意图

Fig. 6 Schematic diagram of adaptive gating threshold adjustment

3.3 自适应生存周期管理策略

由于目标检测算法的误检和漏检问题普遍存在, 需要建立轨迹管理模块管理轨迹的生成和删除。即当目标被连续检测到 F_{min} 帧后才判定新轨迹的生成, 同样地, 当目标未能成功匹配上 F_{max} 帧后才判定轨迹的消亡并将其删除。文献[7]指出, 若采用固定的生存周期管理策略, 将出现错误的跟踪轨迹。因此, 本文采

取文献[7]中的自适应生存周期管理策略, 通过历史检测置信度, 动态调整最大生存周期, 表达式如下:

$$F_{\text{Amax}} = F_{\text{max}} \times \sigma(\alpha \cdot \text{score} + \beta) \quad (22)$$

式中, F_{Amax} 表示根据置信度计算后的生存周期; F_{max} 为最大生存周期, $\sigma(\cdot)$ 表示 Sigmoid 非线性函数; α 和 β 为尺度系数和偏移系数; score 为历史检测置信度。由于 Sigmoid 函数的曲线特性, 当目标的置信度越高时, 其生存周期也会越长, 从而实现生存周期的动态调整, 显著减少了目标丢失和误检。

4 实验结果与分析

4.1 实验准备与评价指标

4.1.1 路侧激光雷达数据采集系统

本文使用大疆旗下的 Livox Mid-40 激光雷达, 其最大探测距离可达 260 m, 有效视场角为 38.4° , 距离精度为 2 cm。实验选择在 Visual Studio 2019, i9-12900H CPU @ 2.50 GHz, 16 GB 内存的 Windows 11 系统环境下进行。将 Mid-40 固定于城市交叉路口上空 5 m 处收集道路目标点云数据, 同时安装摄像头获取同步视频用于实验结果分析。设备由智能机箱接入电源和网络, 道路点云通过笔记本上的 Livox Viewer 软件实时显示并录制保存。路侧激光雷达数据信息采集系统如图7所示。实验采集了 60 min 共 36000 帧激光雷达点云数据, 选择其中 2000 帧分为 8 个序列作为实验, 数据包括机动车、非机动车、行人等不同目标类别。



图7 路侧激光雷达点云信息采集系统

Fig. 7 Point cloud information collection system of roadside LiDAR

4.1.2 实验场地

本文实验场地设在无锡市新吴区的某道路交叉路口处, 该路口视野开阔, 车流量和人流较大。将设备安装于监控立杆上, 调整角度使摄像头和激光

雷达扫描区域为四向多车道,如图8所示。图8(a)为摄像头所拍的实时交通场景1快照,图8(b)为(a)对应的场景1激光雷达图;图8(c)为摄像头所拍的实时交通场景2快照,图8(d)为(c)对应的场景2激光雷达图。

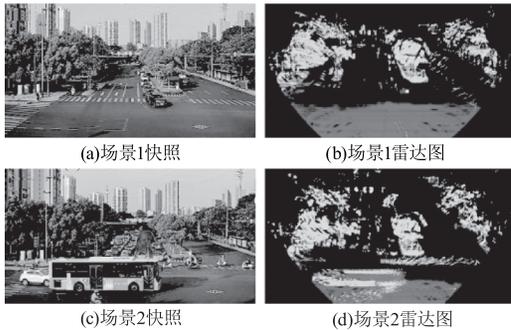


图8 实验场地

Fig. 8 Experimental site

4.1.3 评价指标

本文采用文献[15]中提出的多目标跟踪评价指标来量化跟踪的效果,主要包括多目标跟踪准确度(Multiple Object Tracking Accuracy, MOTA)、多目标跟踪精度(Multiple Object Tracking Precision, MOTP)、ID切换次数(ID Switches, IDS)、多数跟踪轨迹命中率(Mostly Tracked trajectories, MT)、多数丢失轨迹丢失率(Mostly Lost Trajectories, ML)、轨迹打断次数(Fragmentations, FRAG)等。其中,MOTA反映误报、错报和轨迹切换的目标占跟踪真值中的比例;MOTP用于衡量目标位置上的精确度,主要体现检测器的性能;MT表示跟踪轨迹命中80%以上的目标比例。根据各指标的含义和计算方式可以得出:MOTA、MOTP、MT的值越大表示跟踪效果越好,而IDS、ML、FRAG的值则应越小越好。

4.2 实验结果

AB3DMOT是三维多目标跟踪的基准算法,其中3D目标检测使用与本文算法相同的检测模型,目标跟踪则使用原有的三维卡尔曼滤波和匈牙利算法的直接组合进行目标的状态估计和数据关联。实验使用实测数据集中选择的2000帧点云对算法性能进行验证,同时与基准AB3DMOT算法进行比较,结果如表1所示。

表1的结果表明,本文算法在大部分跟踪指标上均高于基准算法,其中跟踪准确度MOTA值与基准算法相比提高近20%,命中率MT和丢失率ML以及跟踪打断次数FRAG指标都有明显提升,意味

着本文算法能够长时间稳定的跟踪道路目标。在这样的结果下,仅在实时性上低于AB3DMOT基准算法,但也达到了11.12 f/s,满足实时性的需求。分析其中的原因,可以发现城市交叉路口的道路目标具有多种运动状态,使用卡尔曼滤波的基准算法无法解决此类非线性运动问题,同时数据集中包含了比较多非机动车小目标,相较于使用交并比作为关联度量,使用本文的自适应双门控关联算法能更好的关联道路小目标,避免出现检测框和预测框交集较少或无交集的问题。

表1 多目标跟踪结果

Tab. 1 Result of multi-target tracking

算法	MOTA	MOTP	IDS	MT	ML	FRAG	FPS
AB3DMOT	59.31	74.74	135	50.29	25.46	297	33
本文	79.08	88.12	86	71.82	13.25	134	11.12

图9展示了多目标检测与跟踪的可视化结果。图9(a)为第100帧、107帧和155帧的RGB图像,图9(b)为(a)对应的点云图。在图9(b)的第#100帧中选取斑马线后方的道路目标0、6、8、21、35作为观察对象,此时目标处于静止状态;在第107帧中目标21暂时丢失,其余目标仍保持跟踪编号不变;在第155帧中道路目标处于直行的交通状态,目标6、8、35一直存在且编号未发生变化,目标21在连续丢失4帧的情况下重新出现后仍被正确关联,仅电动车目标0在长时间检测不到的情况下跟踪编号发生了改变。根据这几帧数据的可视化结果,表明本文算法具有较好的关联能力和良好稳定的多目标检测与跟踪效果。

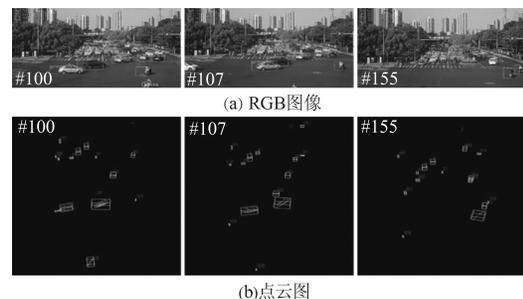


图9 多目标检测与跟踪可视化结果

Fig. 9 Visualization results of multi target detection and tracking

4.3 消融实验

为了验证文中所提的自适应双门控算法和生存周期管理策略的有效性,在实测数据集上进行了消融实验。

比较单门控、双门控和自适应双门控算法的跟踪性能,实验结果如表 2 所示。结果表明,相对于单门控,双门控算法在 MOTA 指标上有 1.65 % 的提升,同时降低了身份互换的次数,在运行速度上达到最优。在双门控算法的基础上,自适应双门控算法在 MOTA 和 MT 上分别提升了 1.44 % 和 1.69 %,仅在 IDS 和 FPS 上有所下降,表明其能够执行更加稳健的数据关联,同时运行速度仍优于单门控。

表 2 不同关联匹配设置性能比较

Tab. 2 Result of multi target tracking

匹配设置	MOTA	MT	IDS	FPS
单门控	75.99	69.21	100	10.43
双门控	77.64	70.13	75	12
自适应双门控	79.08	71.82	86	11.12

为了方便比较有无、固定与自适应的生存周期管理策略的跟踪性能,设置最大生存周期 F_{\max} 值均为 5,实验结果如表 3 所示。结果表明,固定生存周期管理策略相比于无设置,其 MOTA、MT、ML 指标均有明显提升,仅 FRAG 值比无设置时大。与固定设置相比,自适应设置在跟踪准确度 MOTA 性能上提升了 1.56 %,同时跟踪打断次数 FRAG 值有所降低,验证了自适应生存周期管理策略能够改善多目标跟踪效果,减少目标丢失和漏检,保证跟踪过程中的稳定性。

表 3 生存周期管理策略设计对比

Tab. 3 Comparison of life cycle management strategy design

对应设置	MOTA	MT	ML	FRAG
无	73.33	70.59	15.23	111
固定	77.52	73.45	11.67	153
自适应	79.08	71.82	13.25	134

5 结 论

本文提出了一种基于路侧激光雷达的多目标检测与跟踪算法。首先利用背景减法去除大量背景点云,极大地提高了算法的运行速度;紧接着采取三维点云刚体变换融合 5 帧数据,提高了细小目标的点云密度并校正其运动畸变;然后利用基于哈希数据结构的曲率体素聚类算法高效、准确的分割点云;之后通过历史检测置信度,利用可变阈值的双门控设计和生存周期管理策略,自适应地调整数据关联

的搜索范围和目标最大生存周期,提升了算法的速度和关联的准确性,减少了目标丢失和误检;最后利用 IMM-UKF-JPDAF 的组合贝叶斯滤波器算法,保证对城市交叉口复杂环境下的具有非线性随机运动模型的道路目标进行准确跟踪。实验结果表明,本文算法在真实道路交通场景中具有较高的跟踪准确度和良好的实时性。

参考文献:

- [1] Zhao J, Xu H, Liu H, et al. Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside LiDAR sensors[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 100: 68–87.
- [2] Wang Zhaoquan, Chen Tianyan, Wang Shuifa, et al. Research on road cone recognition based on improved DBSCAN clustering algorithm and support vector machines classification [J]. Laser & Infrared, 2022, 52 (12): 1796–1803. (in Chinese)
王兆权, 陈天炎, 王水发, 等. DBSCAN 聚类改进算法与支持向量机结合的道路锥识别研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(12): 1796–1803.
- [3] Li Wen, Liu Deer, Wang Youyi, et al. Complex scene segmentation based on supervoxel region clustering[J]. Laser & Infrared, 2021, 51(11): 1425–1432. (in Chinese)
李文, 刘德儿, 王有毅, 等. 基于超体素的区域聚类的复杂场景分割[J]. 激光与红外, 2021, 51(11): 1425–1432.
- [4] Arya Senna Abdul Rachman A. 3D – LIDAR multi object tracking for autonomous driving: multi-target detection and tracking under urban road uncertainties [D]. Delft: Delft University of Technology, 2017.
- [5] Weng X, Wang J, Held D, et al. 3D multi-object tracking: A baseline and new evaluation metrics[C]//2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020: 10359–10366.
- [6] Gu Lipeng, Sun Shaoyuan, Liu Xunhua, et al. 3D multi-object tracking algorithm based on laser point cloud coordinate system [J]. Laser & Infrared, 2021, 51 (10): 1307–1313. (in Chinese)
顾立鹏, 孙韶媛, 刘训华, 等. 基于激光点云坐标系的 3D 多目标跟踪算法研究[J]. 激光与红外, 2021, 51(10): 1307–1313.
- [7] Xiong Zhenkai, Cheng Xiaoqiang, Wu Youdong, et al. LiDAR-based 3D multi-object tracking for unmanned vehi-

- cles[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(10): 2073 – 2083. (in Chinese)
- 熊珍凯, 程晓强, 吴幼冬, 等. 基于激光雷达的无人驾驶 3D 多目标跟踪[J]. *自动化学报*, 2023, 49(10): 2073 – 2083.
- [8] Wu H, Han W, Wen C, et al. 3D multi-object tracking in point clouds based on prediction confidence-guided data association[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 23(6): 5668 – 5677.
- [9] Wang Hai, Li Yang, Cai Yingfeng, et al. 3D real-time vehicle tracking based on lidar[J]. *Automotive Engineering*, 2021, 43(7): 1013 – 1021. (in Chinese)
- 王海, 李洋, 蔡英凤, 等. 基于激光雷达的 3D 实时车辆跟踪[J]. *汽车工程*, 2021, 43(7): 1013 – 1021.
- [10] Sheng Tao, Xia Haibao, Yang Yongjian, et al. Simplified jpda multi-target tracking algorithm for dense clutter environment[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 51(10): 1307 – 1313. (in Chinese)
- 刘政玮, 陈映, 鲁耀兵. 适用于多目标轨迹小角度交叉的 PHD 滤波器[J]. *系统工程与电子技术*, 2023, 45(4): 982 – 990.
- [11] Wang Zhaoquan, Chen Tianyan, Wang Shuifa, et al. Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside LiDAR sensors[J]. *Journal of Signal Processing*, 2020, 36(8): 1280 – 1287. (in Chinese)
- 盛涛, 夏海宝, 杨永建, 等. 密集杂波环境下的简化 JPDA 多目标跟踪算法[J]. *信号处理*, 2020, 36(8): 1280 – 1287.
- [12] Park S, Wang S, Lim H, et al. Curved-voxel clustering for accurate segmentation of 3D LiDAR point clouds with real-time performance[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 6459 – 6464.
- [13] Yang Licai. Application research of GNSS/INS fusion positioning filter method[D] Chengdu: Chengdu University of Technology, 2020. (in Chinese)
- 杨立财. GNSS/INS 融合定位滤波方法研究及应用[D] 成都: 成都理工大学, 2020.
- [14] Wang Pingbo, Liu Yang. Underwater target tracking algorithm based on improved adaptive imm-ukf[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(6): 1999 – 2005. (in Chinese)
- 王平波, 刘杨. 基于改进自适应 IMM-UKF 算法的水下目标跟踪[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(6): 1999 – 2005.
- [15] Bernardin K, Stiefelhagen R. Evaluating multiple object tracking performance: the clear mot metrics[J]. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, 2008, 2008: 1 – 10.