

引用格式: 孔 栋, 王晓原, 刘亚奇, 等. 基于车载 32 线激光雷达点云的车辆目标识别算法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(5): 81—85
Kong Dong, Wang Xiaoyuan, Liu Yaqi, et al. Vehicle target identification algorithm based on point cloud of vehicle 32-line laser lidar[J].
Science Technology and Engineering, 2018, 18(5): 81—85

自动化技术、计算机技术

基于车载 32 线激光雷达点云的车辆目标识别算法

孔 栋¹ 王晓原^{1,2*} 刘亚奇¹ 陈 晨¹ 王 方¹

(山东理工大学交通与车辆工程学院智能交通研究所 淄博 255049; 清华大学汽车安全与节能国家重点实验室² 北京 100084)

摘 要 针对结构化道路环境中智能车识别周围 360°范围内的车辆目标问题,由车载 3D 激光雷达采集的道路环境中车辆目标点云数据投影特征,提出识别车辆目标新算法。算法首先识别结构化道路边界,进而排除道路边界两旁障碍物的干扰和减少点云数据量;其次按雷达点云数据扫描和分布特征,利用改进 K-means 算法对道路区域内点云数据聚类。最后提取聚类目标内部特征点,并通过计算特征点构成向量的夹角或模的长度准确识别车辆目标。实验验证表明,该算法有效抑制了道路边界两旁障碍物的干扰,可以准确识别结构化道路区域内的车辆目标。

关键词 交通安全 激光雷达 改进 K-means 聚类 车辆目标识别

中图法分类号 TP242.6

文献标志码 A

智能车对感兴趣区域内障碍物信息的感知需求是多方位的,准确识别感兴趣区域内车辆目标是汽车辅助驾驶系统实现的基础,更是智能车自主导航关键技术之一。

依据使用的传感器不同,车辆目标的识别一般包括基于摄像机被动传感器、激光雷达主动传感器以及两者相融合的车辆目标识别。基于摄像机被动传感器的车辆识别算法利用边缘或纹理特征对车辆目标进行分割与识别,这种方法易受环境因素变化影响且数据处理实时性较差,仅适用于车辆目标明确、道路路面环境较好的路况。而激光雷达不仅探测范围更广、分辨率更高,还可采集道路环境的三维坐标、距离等深度信息且受环境影响较小。因此本文基于车载 32 线激光雷达采集的结构化道路环境的三维点云数据识别车辆目标。

概括来说,识别车辆目标的算法主要有基于特征描述和基于栅格地图的方法。基于多线激光雷达

旋转采集周围障碍物的三维点云数据识别车辆目标,主要通过聚类、提取特征向量及几何特征拟合等步骤实现。但是,一种几何特征模型只能对应识别一类目标,因此基于特征描述的方法通用性较差。文献[1]建立了描述车辆目标几何特征属性的模型,并利用贝叶斯网络对其进行估计,考虑到采集位置对车辆目标点云的影响,提出一种中心点更新算法进行校正。该方法没有考虑车辆目标姿态变化的影响,因而算法可靠性较差。文献[2]基于雷达采集的道路环境三维点云,提出物体整体强度特征高度的分层协方差特征值进行动态车辆目标识别。文献[3]基于多线激光雷达采集的障碍物三维点云数据,利用长、宽、高比等特征来识别车辆。在实际智能车行驶道路环境中,由于障碍物遮挡导致原来长、宽、高比被破坏,因此该方法准确率待提高。文献[4]提出利用聚类合并算法解决目标被障碍物遮挡时的车辆识别问题,并结合车辆的矩形投影及速度特征对其识别,实验证明该算法有一定鲁棒性。文献[5]提出针对奇异值特征的激光成像雷达目标识别算法,通过分析识别率与奇异值特征数目的关系,从激光雷达成像目标的距离像中提取奇异值特征,最后利用最优参数支持向量机对车辆目标识别。仿真实验表明,该算法识别率较高,但实时性较低。文献[6]基于场景特性和车辆运动模型对运动目标进行概率建模,利用隐马尔可夫模型从背景中分离目标车辆并在概率上跟踪它们。实验验证表明该方法

2017 年 7 月 21 日收到 汽车安全与节能国家重点实验室
开放基金(KF16232)、国家自然科学基金(61074140 61573009,
51508315 51608313)、山东省自然科学基金(ZR2014FM027,
ZR2016EL19)、山东省社会科学规划研究项目(14CGLJ27)
和山东省高等学校科技计划(J15LB07)资助。

第一作者简介: 孔 栋(1991—),男,硕士研究生。研究方向:人车环境协同智慧及控制。E-mail: kongd_6696@163.com。

* 通信作者简介: 王晓原(1970—),男,教授、博士研究生导师。研究方向:人车环境协同智慧及控制。E-mail: wangxiaoyuan@sdut.edu.cn。

鲁棒性较好。文献[7]提出基于二维小波变换的目标识别算法,该算法首先要对激光雷达目标的距离像进行二维小波变换;然后提取奇异值特征,最后利用遗传算法对支持向量机参数优化,进而识别地面目标。实验验证表明,识别效果较之前直接利用距离像奇异值特征的算法明显提高,但算法计算量较大。文献[8]提出利用最大平均相关高度滤波器结合距离分类相关滤波器对未知目标进行分类识别。仿真实验表明,该算法鲁棒性较好,但当目标被遮挡时,算法识别率降低。文献[9]利用改进的2D虚拟扫描来检测动态对象,对于每个动态车辆目标匹配似然场模型,并且利用拟合车辆的运动证据和运动一致性来将动态对象分类到车辆中。该方法可将障碍物目标分为多类,进而识别车辆目标,但计算量较大。文献[10]利用概率假设密度过滤器提出基于雷达点云的车辆检测方法。该方法包括两个阶段:检测潜在对象的假设生成阶段和对对象进行分类的假设验证阶段。实验验证表明,该算法可在复杂场景中准确识别车辆目标。

现为了节约数据存储空间和提高算法实时性,首先识别道路边界。其次将车载3D激光雷达采集的结构化道路环境点云数据投影到二维栅格图进行处理,并结合雷达点云数据的扫描和分布特征,首先确定聚类数目 K ,再利用改进的K-means算法对分类数目确定的点云数据聚类。最后提取聚类目标内部特征点,并通过计算特征点构成向量的夹角或模的长度准确识别车辆目标。实验验证表明,该算法有效抑制了道路边界两旁障碍物的干扰,且改进后的K-means聚类算法聚类准确率较高,可以准确识别结构化道路区域内的车辆目标。

1 结构化道路边界识别

1.1 识别原理

在车载32线激光雷达采集的结构化道路环境三维海量点云中,为了排除道路边界两旁障碍物对智能车感兴趣区域内车辆目标识别的影响,首先识别出结构化道路边界。基于结构化道路边界三维点云数据中的 z 坐标值相较于路面三维点云数据中的 z 坐标值有明显的高程突变特点,利用局部均值变点统计算法^[11]对这些突变的 z 坐标值标记,并提取其对应的 (x, y) 点,即结构化道路边界点数据粗提取。

1.2 道路边界点云滤波及拟合

基于车载3D激光雷达采集的结构化道路环境三维点数据具有以下扫描和分布特点^[12]。

(1) 雷达点云数据是以周期分层扫描方式,且分层(32层)存储的。

(2) 雷达扫描到路面上的点在靠近坐标系原点 x, y 轴方向上基本为均匀紧密分布,距离很小;扫描到路沿上的点为同一层中相邻的点, z 轴方向呈递增趋势分布。

利用分段双阈值滤波对不同激光层扫描的相邻两道路边界点的距离小于一定的阈值、相邻两道路边界点曲率在一定的阈值内的道路边界候选点进行滤波。若满足约束条件,提取满足约束的点数据,若不满足,则删除。即分段双阈值滤波需满足以下约束条件:

$$\begin{cases} \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2} > a_j, \\ \left| \arctan \frac{x_{i+1} - x_i}{y_{i+1} - y_i} - \arctan \frac{x_{i-1} - x_{i-2}}{y_{i-1} - y_{i-2}} \right| < b_j; \end{cases} \quad j = 1, \dots, m; i \geq 4 \quad (1)$$

式(1)中, (x_i, y_i) 为粗提取的第 i 激光层获取的结构化道路边界点坐标; y 代表车辆正常行驶时前进的方向, x 方向与 y 垂直; a_j 代表相邻两激光层扫描的道路边界相邻两点的距离阈值; b_j 为分段的角度阈值。通过上述分段双阈值滤波,提取满足阈值要求的点。最后采用最小二乘法对分段双阈值滤波后的道路边界点进行拟合,准确识别结构化道路边界。

2 车辆目标聚类及识别

2.1 K-means 算法基本思想

经典K-means算法过程^[13]如下。

输入:包含 n 个数据对象的样本集与聚类个数 K 。

输出:使得平方误差准则最小的 K 个聚类。

步骤如下。

(1) 从 n 个数据对象的样本集中任选 K 个对象作为初始聚类中心。

(2) 循环步骤(3)~(4),直到每个聚类不再发生为止。

(3) 基于每个聚类中所有对象的均值(中心对象),计算样本集中每个对象到中心对象的距离,并根据最小距离重新对相应对象进行划分。

(4) 重新计算每个聚类的均值。

从以上K-means算法步骤可知,聚类开始前需手动输入初始的聚类数目。针对智能车行驶环境的复杂性和算法的实时性,需自动计算出聚类数目。因此,研究如何基于车载雷达采集的结构化道路环境三维点云数据的二维投影特征确定其聚类个数。假若可以确定聚类数 K ,并寻找到 K 个初始中心,则相当于找到与车载雷达点云数据空间分布相似度较大的数据集合。

2.2 改进 K-means 算法

考虑到车载32线激光雷达扫描结构化道路环境点云数据分层、按时间序列存储的特点,具体步骤

为①将属于道路路面区域内且 $z \in [-z_1, -z_2]$ 范围的点云数据且投影到 xoy 平面上, 并按照时间序列依次连接, 如图 1 所示; ②计算相邻两点连线线段的距离; ③按照相邻两点连线线段的距离, 从大到小依次去掉相邻两点的连线线段直到相邻两点连线线段的距离小于设定的距离阈值 D_{\min} , 并依次标记被去掉线段的两端点 ($i=1, 2, \dots, n$); ④计算聚类数目 $K, K=\frac{i}{2} (i=1, 2, \dots, n)$ 。然后结合文献 [14] 提出的改进 K-means 算法对聚类数目确定的点云数据聚类。

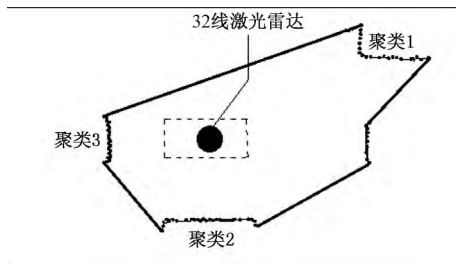


图 1 点云投影连线图

Fig. 1 Point cloud projection connection diagram

2.3 特征点提取及车辆目标识别

聚类完成后, 基于雷达扫描的车辆目标轮廓投影特征, 即: 车辆目标位于目标车的不同方位被扫描的侧面不同, 有可能被扫描到一个侧面或两个侧面; 若是一个侧面, 则车辆目标轮廓投影近似为一定长度的直线, 若是两个侧面, 则车辆目标轮廓投影近似为夹角接近 90° 的 L 形折线。通过提取聚类目标内部特征点, 并计算特征点构成向量的夹角或模的长度, 进而识别车辆目标。

在车辆目标聚类分类确定后, 提取 K 个聚类目标内部特征点。特征点包括聚类目标内点的坐标和聚类目标内点构成向量的几何特征, 具体包括 3 个变量信息: ①聚类目标内部点的坐标; ②聚类目标所包含向量构成的几何特征; ③聚类目标包含向量模的大小。具体步骤为①提取每个聚类目标内部被标号的点, 分别记为 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 。②依据雷达坐标系原点, 提取距离雷达原点最近的点 $(x_j, y_j) (j=1, 2, \dots, n)$ 。③定义向量: $\begin{cases} \mathbf{a} = (x_j - x_i, y_j - y_i), & i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n \end{cases}$, 并计算 \mathbf{a} 与 \mathbf{b} 两向量夹角的余弦值。

$$\cos\theta = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{|\mathbf{a}| |\mathbf{b}|} \quad (2)$$

④若 $\cos\theta$ 接近于 0, 则初步假设聚类目标为车辆, 否则目标为非车辆。若 $\cos\theta$ 接近于 -1, 则初步假设聚类目标为车辆, 否则目标为非车辆。⑤提取向量

夹角余弦值接近于 0 的三点, 并以连接 $(x_i, y_i) (x_{i+1}, y_{i+1}) (i=1, 2, \dots, n)$ 。两点的线段为对角线做矩形; 根据常用车辆的外形尺寸将所有车辆分为 3 种类型: I 型 $3.6 \text{ m} \times 1.4 \text{ m}$; II 型 $4.5 \text{ m} \times 1.8 \text{ m}$; III 型 $8 \text{ m} \times 2.4 \text{ m}$ [4]; 若矩形的长宽满足车辆外形尺寸, 则判定聚类目标为车辆, 否则为非车辆。⑥提取向量夹角余弦值接近于 -1 的三点, 定义向量 $\mathbf{c} = (x_i - x_{i+1}, y_i - y_{i+1})$, 并计算 $|\mathbf{c}| = \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2}$; 若 $|\mathbf{c}|$ 满足车辆外形尺寸, 则判定聚类目标为车辆, 否则为非车辆。

3 实验验证及讨论

3.1 道路边界识别验证

为验证算法的有效性, 基于唐骏电动车 EV02 装载美国 Velodyne 公司的 HDL-32E 激光雷达为实验平台, 如图 2 所示。该实验平台主要配备单目相机、GPS、毫米波雷达以及 HDL-32E 激光雷达传感器。实车数据采集实验在山东理工大学校园内开展, 车速控制在 25 km/h 左右, 雷达扫描频率设置为 10 Hz 。道路区域与非道路区域有路肩作为明显的分界线, 道路区域路面平整、没有较大的起伏。



图 2 车载激光雷达实验平台

Fig. 2 Experiment platform with lidar

图 3(a)、图 3(b) 分别为车载 32 线激光雷达采集的道路边界未被、被障碍物遮挡的原始三维点云图; 图 3(c) 为未被障碍物遮挡且实际道路宽度约为 13 m 的直道边界识别图, 图 3(d) 为道路右边界被障碍物遮挡且实际道路宽度约为 10 m 的直道边界识别图。图 3 中绿色曲线为识别的道路边界, 红色矩形框为障碍物目标 (车辆)。实验仿真结果看出, 在道路路面较平整、道路边界是否被遮挡以及道路宽度不同的条件下, 本文算法可以准确识别多种道路路况下的边界且识别距离约 16 m (可实现 360° 环视识别)。相较于传统基于摄像机被动视觉受光照环境、车辆运动状态、摄像机拍摄视角等因素干扰的边界识别算法, 本文算法准确性和鲁棒性都较好。

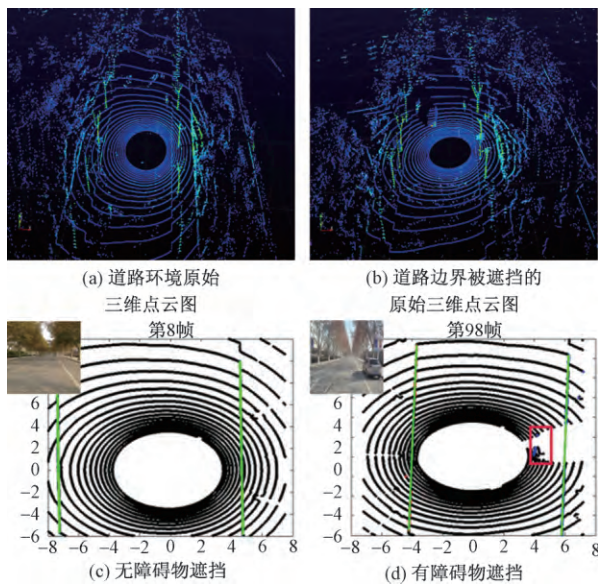


图3 结构化直道边界识别图

Fig. 3 Identification of structured straight boundary

分别随机选取车载雷达采集的实际道路宽度约为 13 m 和 10 m 的结构化直道 750 帧数据中的 24 帧数据并统计识别的道路宽度,结果如图 4 所示。图 4 中“·”代表实际道路宽度,“△”代表算法识别的宽度。该算法识别的道路宽度误差均小于 0.14 m。

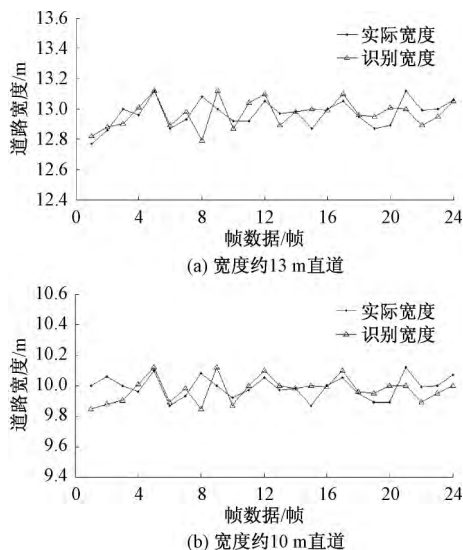


图4 结构化道路边界宽度识别

Fig. 4 Identification of structural road boundary width

3.2 车辆目标识别验证

根据提取到的聚类目标内部特征点及其构成向量的特征,结合特征融合的方法对聚类目标进行识别。图 5 为结构化道路区域车辆目标识别图,绿色折线代表聚类目标内特征点构成的特征向量,蓝色矩形代表识别的目标。

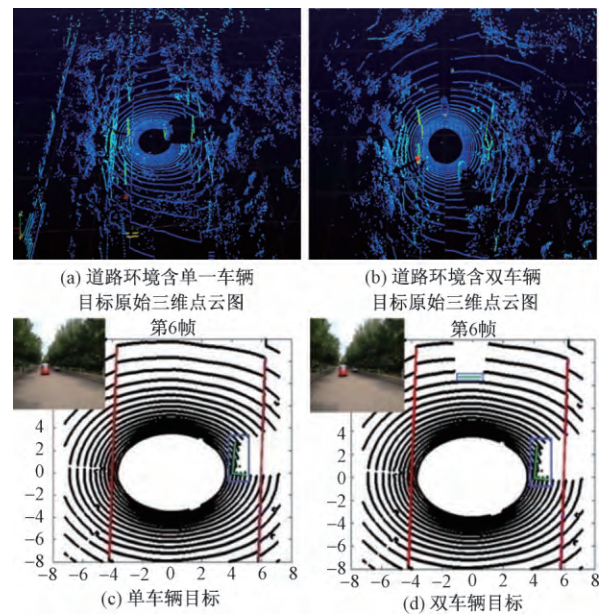


图5 车辆目标识别

Fig. 5 Vehicle target identification

图 5(a)、图 5(b) 分别为激光雷达采集的结构化直道道路环境含单一、双车辆目标的原始三维点云图;图 5(c) 为单一车辆目标位于试验车左前方位置的识别图,此时雷达可扫描到车辆目标的两个侧面。图 5(c) 中有一个车辆目标聚类为 L 型。由于车辆目标行驶车道以及位于测试车辆位置不同,导致车辆目标聚类有两种类型分别为: L 型和 I 型。图 5(d) 为双车辆目标分别位于试验车前方与左前方位置的识别图。从图 5 中可看出,雷达仅可扫描到的前方车辆的一个侧面,而位于左前方的车辆可以被扫描两个侧面。图 5(d) 中的车辆目标聚类为 L 型和 I 型。由实验结果可看出,本文算法能够准确地对目标车感兴趣区域内不同位置的车辆目标进行聚类识别。

选取车载雷达采集的道路环境只有单一车辆目标的 650 帧数据进行检测,其中检测出车辆的帧数为 629 帧,21 帧数据漏检,漏检率为 3.2%。选取车载雷达采集的道路环境有双车辆目标 1 020 帧数据进行检测,其中检测出车辆的帧数为 972 帧,48 帧数据漏检,漏检率为 4.7%。

4 结论

基于车载 3D 激光雷达采集道路环境三维点云数据实现了结构化道路中车辆目标的识别。算法首先利用局部均值变点统计算法识别道路边界,进而排除道路边界两旁障碍物对车辆目标识别的干扰;其次基于雷达点云数据扫描和分布特征,利用改进 K-means 算法对道路区域内的点云数据聚类。最后

结合车辆矩形投影及提取聚类目标内部特征点,并通过计算特征点构成向量的夹角或模的长度准确识别车辆目标。实验结果表明,本算法准确性高、鲁棒性较强,可实现对车辆目标较为准确快速的识别。

在今后研究中,应从以下方面进行深入研究:

(1) 算法仅适用于结构化直道道路环境,下一步应针对弯道、交叉路口等较复杂道路环境进行识别以提高算法鲁棒性。

(2) 算法仅能识别目标是否为车辆,无法对其车型具体划分,在后续研究中应融合多传感器信息,以进一步提高识别信息的深度性。

参 考 文 献

- Petrovskaya A, Thrun S. Model based vehicle detection and tracking for autonomous urban driving. *Autonomous Robots*, 2009; 26(2): 123—139
- Himmelsbach M, Luettelt T, Wuensche H J. Real-time object classification in 3D point clouds using point feature histograms. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2009; 10: 994—1000
- Azim A, Aycard O. Detection, classification and tracking of moving objects in a 3D environment. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2012; 5(3): 802—807
- 甘志梅,王春香,杨 明. 基于激光雷达的车辆跟踪与识别方法. *上海交通大学学报*, 2009; (6): 923—926
Gan Zhimei, Wang Chunxiang, Yang Ming. A method for vehicle tracking and recognition based on scanning laser radar. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2009; (6): 923—926
- 陈晓清,马君国,付 强,等. 利用奇异值特征的激光成像雷达目标识别. *红外与激光工程*, 2011; (9): 1801—1805
Chen Xiaoqing, Ma Junguo, Fu Qiang, et al. Target recognition using singular value feature for laser imaging radar. *Infrared and Laser Engineering*, 2011; (9): 1801—1805
- Jazayeri A, Cai H, Tuceryan M, et al. Vehicle detection and tracking in car video based on motion model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011; 12(2): 583—595
- 陈晓清,马君国,赵宏钟,等. 基于二维小波变换的激光成像雷达目标识别算法. *激光与光电子学进展*, 2011; (4): 41—44
Chen Xiaoqing, Ma Junguo, Zhao Hongzhong, et al. Target recognition algorithm based on two dimensional wavelet transform for laser imaging radar. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011; (4): 41—44
- Sun J F, Lu W, Li Q, et al. Correlation target recognition for laser radar. *SPIE*, 2006; 6027: 1—7
- Chen T, Wang R, Dai B, et al. Likelihood-field-model-based dynamic vehicle detection and tracking for self-driving. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016; 3(12): 1—17
- Zhang F, Knoll A. Vehicle detection based on probability hypothesis density filter. *Sensors*, 2016; 16(4): 510—523
- 王晓原,隗志才,朴基男,等. 局部比较的变点统计理论及其在交通流突变研究中的应用. *公路交通科技*, 2002; 19(6): 112—115
Wang Xiaoyuan, Juan Zhicai, Piao Jinan, et al. A statistical theory of change-point with local comparison and its application in studying traffic flow breakdown. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2002; 19(6): 112—115
- 段建民,李龙杰,郑凯华,等. 基于车载 4 线激光雷达的前方道路可行区域检测. *汽车技术*, 2016(2): 55—62
Duan Jianmin, Li Longjie, Zheng Kaihua, et al. Preceding drivable area detection based on four-layer laserradar. *Automobile Technology*, 2016; (2): 55—62
- 黄 韬,刘胜辉,谭艳娜. 基于 k-means 聚类算法的研究. *计算机技术与发展*, 2011; 21(7): 54—57
Huang Tao, Liu Shenghui, Tan Yanna. Research of clustering algorithm based on k-mean. *Computer Technology and Development*, 2011; 21(7): 54—57
- 袁 方,孟增辉,于戈. 对 k-means 聚类算法的改进. *计算机工程与应用*, 2004; 40(36): 177—178
Yuan Fang, Meng Zenghui, Yu Ge. Improved k-means clustering algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2004; 40(36): 177—178

Vehicle Target Identification Algorithm Based on Point Cloud of Vehicle 32-line Laser Lidar

KONG Dong¹, WANG Xiao-yuan^{1,2*}, LIU Ya-qi¹, CHEN-Chen¹, WANG-Fang¹

(Institute of Intelligent Transportation¹, School of Transportation and Vehicle Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China; State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy², Tsinghua University, Beijing 100084, China)

[Abstract] Aiming at the vehicle target recognition problem in the 360° range around the intelligent vehicle, a new vehicle target identification algorithm is proposed based on the contour projection characteristics of obstacle target cloud obtained by 3D laser radar. Firstly, the structured road boundary is identified, thereby the interference of the obstructions on both sides of the road boundary is eliminated and the amount of cloud data is reduced; Secondly, based on the scanning and distribution characteristics of radar point cloud data, the improved K-means algorithm is used to cluster the point cloud data in the road area. Finally, the internal feature points of the clustering target are extracted, and the vehicle target is accurately identified by calculating the angle of the vector or the length of the vector. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively suppress the disturbance of obstacle on both sides of the road boundary and can accurately identify the vehicle target in the structured road area.

[Key words] transport safety laser radar the improved K-means clustering vehicle identification