

自动化技术、计算机技术

一种用于激光雷达识别车道标线算法

孔 栋¹ 孙 亮¹ 王建强² 王晓原^{1,2*}

(山东理工大学交通与车辆工程学院智能交通研究所¹, 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 利用点云数据空间分布特征和回波强度信息,结合局部均值变点统计方法,提出了一种用于激光雷达数据帧的车道标线识别算法。该算法首先基于车载激光雷达采集的道路周围环境点云数据中高程信息进行滤波,确定可行驶区域。然后利用局部均值变点统计对可行驶区域点云数据中的回波强度值进行标记提取,即车道标线点云数据粗提取。最后基于EM(最大期望)方法聚类,从而完整、准确地识别车道标线。实验结果表明,该算法不仅能够准确定位可行驶区域,进而可以实现车道标线的自动提取;而且有效抑制了道路周围环境对车道标线识别的干扰,验证了算法的有效性。

关键词 智能车 激光雷达 均值变点统计 车道标线识别

中图法分类号 TP242.6; 文献标志码 A

获取和识别道路信息是智能交通系统的基本组成部分,也是实现智能车辆视觉辅助的关键。车道标线识别在智能车车道保持辅助、车道偏离预警和车道并线辅助等系统中起着关键作用,且作为智能车环境感知领域的重要部分已经成为研究热点。准确识别车道标线是智能车自主导航系统实现的关键技术。车道标线识别是通过传感器获取各种道路周围环境信息,并通过复杂分析获取车辆所在车道及车道标线所在具体位置,从而计算出车辆与车道标线之间的距离并判断出车辆与车道标线的相对位置关系,最终在智能车辅助安全系统和自主导航系统中发挥重要作用^[1]。

目前,基于被动视觉和基于主动传感器激光雷达的车道标线识别是两大主流方法。基于视觉系统识别车道标线的算法主要有基于特征和基于模型的

算法^[2-9]。基于车道标线特征的方法主要利用道路周围环境的基本几何特征,如颜色、亮度等,利用灰度化、边缘检测、Hough变换等方法提取车道标线信息和识别车道标线。这类方法的不足是受光照影响较大、对存在阴影干扰、车道标线模糊、道路宽度不同、CCD拍摄角度不同以及车道标线与路面对比度较低等情况,算法准确性和识别率较差。基于车道标线模型的方法主要依据单一车道标线模型,主要有直线、B样条等模型,进而通过对车道标线模型的求解识别车道标线。虽然这类方法有较强的抗干扰性,但一种车道标线模型只能识别单一路况,如直道或弯道,而且算法较复杂,鲁棒性较差。然而,基于车载激光雷达的车道标线识别算法较少。Ogawa^[10]等人基于车载2D LIDAR帧数据中反射率值,使用Hough变换计算车道标线参数来识别车道标线。Kammel^[11]等人基于3D LIDAR帧数据中反射率的平均值对点云数据滤波,提取关键点云,进而使用Radon变换提取道路边界和车道标线。Thuy^[12]等人利用时间融合算法将雷达扫描的数据融合处理,进而利用融合后的反射率数据检测车道标线。

针对这些局限性,本文基于文献[13]中的局部均值变点统计思想,结合车载激光雷达系统获取的智能车道路周围环境点云数据的三维坐标(x, y, z)、回波强度(reflection intensity)、扫描距离(distance)信息以及车道标线几何特征进行研究,提出了一种识别车道标线新算法。本文算法是首次把局部均值变点统计思想应用到车载激光雷达帧数据中来识别车道标线。其次,本文算法不仅避免了摄像机自身很难克服的缺陷,如形变和极易受外界环境影响;而

2016年12月1日收到 国家自然科学基金(61074140, 61573009, 51508315)、汽车安全与节能国家重点实验室开放基金(KF16232)、山东省自然科学基金(ZR2014FM027)、山东省社会科学规划研究项目(14CGLJ27)、山东省高等学校科技计划(J15LB07)资助
第一作者简介:孔 栋(1991—),男,山东济宁人,硕士研究生。研究方向:人车环境协同智慧及控制。E-mail: 496453394@qq.com。

* 通信作者简介:王晓原(1970—),男,山东莱州人,教授、博士生导师。研究方向:交通行为与安全、人车环境协同智慧及控制。E-mail: wangxiaoyuan@sdu.edu.cn。

引用格式:孔 栋,孙 亮,王建强,等.一种用于激光雷达识别车道标线算法[J].科学技术与工程,2017,17(16):87—92

Kong Dong, Sun Liang, Wang Jianqiang, et al. Lane markings identification algorithm for laser radar[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(16): 87—92

且克服了基于被动视觉车道标线识别算法受环境(强光照、弱光照等)影响、视角较小、车辆位置影响以及鲁棒性差(只能识别单一路况)的缺陷。实验结果表明,本文算法不仅可以实现城市结构化道路中(直道、弯道)车辆360°范围车道标线自动准确提取,还可以获取道路周围环境的深度信息。该算法还有效抑制了道路周围环境、车道标线数量以及车辆的位置对车道标线识别的影响。

1 问题描述

假设城市结构化道路路网点结构为 $G = (V, E)$, 其中 $V = \{1, 2, \dots, n\}$ 代表车载激光雷达旋转一帧获取的智能车感兴趣区域内道路周围环境三维点云数据, $E = \{(i, j) | i \in V, j \in V, i \neq j\}$ 代表候选出的车道标线点云数据集, $V = V_1 \cup V_2 \cup \dots \cup V_r \cup V_l$ ($t = 1, 2, \dots, k$); 其中 $V_1, V_2, \dots, V_r, \dots, V_l$ 代表道路周围环境三维点云数据被分成的不同类别, V_r 代表车载激光雷达实际获取的车道标线点云数据集。因此,识别车道标线问题就转化为:对于 $\forall i \in V$, 判断 i 是否属于 V_r 。

2 车道标线识别算法

2.1 算法主要思想

针对城市结构化道路中智能车道路车道标线识别问题,提出了一种用于车载激光雷达海量点云数据的道路车道标线识别算法。该算法关键在于区分车道标线点云和路面非车道标线点云。车道标线位于可行驶区域内,在识别车道标线前先确定可行驶区域,可以有效排除道路周围环境的干扰。

(1) 车载32线激光雷达获取的道路环境海量点云数据是分层(32层)存储的。

(2) 识别道路边界候选点云数据:基于车载雷达获取的智能车感兴趣区域内道路边界点云数据中 z 坐标值具有明显高程突变特点,确定可行驶区域,进而排除道路周围环境的干扰。

(3) 基于每一类介质的激光反射特性不同,利用局部均值变点统计对路面点云数据进行滤波分类,即车道标线点云数据粗提取。由于车道标线一般采用黄色或白色特性涂层,因此道路路面和车道标线的介质属性差异较大,利用局部均值变点统计对车载激光雷达获取的道路周围环境点云数据中回波强度值滤波,可较为准确地提取车道标线点云数据。

2.2 算法关键技术

2.2.1 路面点云分类原理

在车载激光雷达获取的道路周围环境点云数据

中,由于不同介质的点云回波强度值受距离和角度等因素影响区分度较低,但当相邻目标之间介质属性有明显区别时,通过分析车载激光雷达获取的道路周围环境点云数据信息中的回波强度值,可较为容易的区分不同地物介质,如道路路面与道路路面中的车道标线。由于地物介质表面的反射系数决定了激光回波能量的多少,该反射系数取决于激光的波长、介质材料以及介质表面的明暗黑白程度^[14]。

在城市结构化道路环境中,由于路面车道标线一般采用黄色或者白色特性涂层,因此造成道路路面和车道标线的介质属性差异较大。本文首先基于HDL-32E雷达系统获取的道路周围环境点云数据确定道路环境目标和车道标线的回波强度值大致分布范围如表1。

表1 实际回波强度值标定

Table 1 Actual values of reflection intensity calibration		
介质	回波强度值	可能的地物分类
特性涂层	12 ~ 30	车道标线
沥青、混凝土	5 ~ 8	道路、房屋
植被、金属	45 ~ 150	灌木丛、车辆

2.2.2 局部均值变点检测算法

在变点问题中,有一系列的观察值(样本),在多数情况下,这些观察值按其出现位置(时刻)的先后排列。在某个不知道的位置(时刻)样本的分布或其数字特征突然发生变化,这个位置(时刻)就是变点。也有可能,样本的分布依赖于某种空间参数,而变点则是空间中的位置或界面^[15]。

在车载激光雷达获取的道路周围环境三维点云数据信息中,变点的含义是:依赖回波强度值与介质的激光反射特性有关,如行人、车辆、路面车道标线等介质对激光信号的反射率是不同的,变点指的是“回波强度信息值中某个或某些变化的点”。具体到车载激光雷达获取的道路周围环境三维点云数据中,可以看作一个局部均值变点模型,每一激光层采集的可行驶区域内回波强度值就是一组输出序列,其回波强度值变化的点就是所要求的车道标线点集。现在只须在每一激光层采集的可行驶区域内回波强度值输出序列中检测是否有变化点,若存在,则标记并提取这些变点。

本文结合均值变点统计模型来研究车载雷达获取的可行驶区域点云数据回波强度值中的多变点问题。设样本 X_1, X_2, \dots, X_n 独立且

$$\begin{cases} X_i = a_1 + e_i, & 1 \leq i \leq m-1 \\ X_i = a_2 + e_i, & m \leq i \leq n \end{cases} \quad (1)$$

随机误差 e_1, e_2, \dots, e_n 独立,期望值为0且设公

共方差为 σ^2 $\rho < \sigma^2 < \infty$ 给 i 设定一值, 由于考虑的是均值的变化, 因此考察 i 附近局部内样本均值或样本和的变化。指定一个适当的自然数 d , 把 i 左右各 d 个观测值(右边包含 i) 求和并相减, 即

$$Y_i = (X_i + \cdots + X_{i+d-1}) - (X_{i-d} + \cdots + X_{i-1}), \quad i = d+1, d+2, \cdots, n-d+1 \quad (2)$$

若非变点 i 且与变点 m 的距离不小于 d , 那么式(2)右边两项有同一均值, 故 Y_i 接近于 0 一些; 反之, 若 $i = m$ 或距离 m 接近, 则式(2)右边两项有不同均值, 故 Y_i 倾向距离 0 远一些。基于此引出如下方法:

(1) 设 \hat{m} 是使 $|Y_i|$, $i = d+1, \cdots, n-d+1$ 达到最大的足标, 即 $|Y_{\hat{m}}| = \max(|Y_{d+1}|, \cdots, |Y_{n-d+1}|)$, 则取 \hat{m} 作为变点 m 的估计。

(2) 当 $|Y_{\hat{m}}|$ 超过某临界值 C , 即 $|Y_{\hat{m}}| > C$ 时, 否定无变点的原假设 H , 不然就接受 H 。 d 的取法相当重要, 具体论述见后面。直观上易见: 对 $|i - m|$ 稍大一些的 i , 若 d 取较小些, 则 $|Y_i|$ 即有均值 0, 局部效应被突出。但 d 太小会使噪声引起的随机误差作用增加。因为, 若 d 很小, 只要一二个 X_i 有较大误差, 即可导致外表的显著变化, 而 d 取较大值时优缺点颠倒。模拟所得经验: 这与跳跃度 $|a_2 - a_1|$ 有关。 $|a_2 - a_1|/\sigma$ 较大时(大于 1.5), d 取大或小一些影响不大; 反之, d 应取大一些。

下面介绍检验临界值 C 的确定, 将 $|Y_{\hat{m}}|$ 记为 W , 则检验临界值 C 定位

$$C = \sigma A_n(x_a) / \sqrt{2d} \quad (3)$$

式(3)中

$$A_n(x) = [2\lg(3n/2d - 3)]^{-1/2} \left[x + \cdots 2\lg(3n/2d - 3) + \cdots \frac{1}{2} \lg_2(3n/2d - 3) - \frac{1}{2} \lg x \right] \quad (4)$$

σ^2 为 X_i 的方差, 由式(5)确定

$$\begin{cases} \sigma^2 = S^* / (n - 2\lg \lg n - \lg \lg \lg n - 2.4) \\ S^* = \min(S_2, \cdots, S_n) \\ S_i = \sum_{j=1}^{i-1} (X_j - \bar{X}_{i1})^2 + \sum_{j=i}^n (X_j - \bar{X}_{i2})^2 \end{cases} \quad (5)$$

$2 \leq i \leq n$

式(5)中 \bar{X}_{i1} 和 \bar{X}_{i2} 分别为样本 X_1, \cdots, X_n 前后两段样本 X_1, \cdots, X_{i-1} 和 X_i, \cdots, X_n 的算术平均值。式(3)中的 d 为变点搜索步长, 且 X_a 由下式(6)确定

$$X_a = -\lg\left(\frac{1}{2} \lg \frac{1}{1-a}\right) \quad (6)$$

式(6)中的 a (> 0) 为任意给定的检验水平。

2.3 基于 EM 算法聚类

由于车载激光雷达获取的道路周围环境点云数据 V 是分层存储的, 不同激光层获取的道路周围环境点云数据相邻两点间距与到雷达坐标系原点的距离有关, 距离越远, 间距越大。考虑到安装在正常行驶车辆上的激光雷达获取的车道标线曲率变化较小, 所以本文利用文献[16]提出的基于车道标线方向的 EM(最大期望)聚类算法对粗提取的车道标线点云数据进行聚类。通过在聚类过程中估计车道标线方向来对粗提取的车道标线点云数据集 E 进行分类去噪。

该算法提取有效的车道标线点云数据集 L_r 聚类伪代码如下:

```

For 行驶区域内的激光层  $i = a:k:b$ 
  For  $V_j$  属于第  $i$  激光层
    If  $V_{j-1} \in E$  and  $V_j \in E$ 
      Then  $V_{j-1}, V_j \in G_m^i$ 
    End for
  End for
For 行驶区域内的激光层  $i = a:k:b$ 
  For 第  $i$  激光层车道标线点云数据集  $G_k^i$ 
    If 属于  $G_m^i$  的点与属于  $G_n^{i+1}$  的点之间距离小于阈值
      Then  $G_m^i, G_n^{i+1} \in L_r$ 
    估计属于集合  $L_r$  点的方向
    Else if  $G_n^{i+1}$  在集合  $L_r$  点的方向上
      Then  $G_n^{i+1} \in L_r$ 
    重新估计属于集合  $L_r$  点的方向
  End for
End for

```

聚类完成后, 可以有效去除噪声点。最后利用 LMS(最小二乘法)对聚类后有效的车道标线点云数据进行拟合, 从而完整、准确的识别车道标线。

2.4 算法步骤

下面给出本文提出的城市结构化道路车道标线识别算法具体步骤:

步骤 1 参数初始化, 设定采样时刻, 读取帧数据, 进而获取城市结构化道路路网点结构 $G = (V, E)$ 。

步骤 2 提取车道标线候选点云, 分为以下 4 个部分:

(1) 提取车载雷达部分激光层 $i = a:k:b$ 获取的道路周围环境点云数据。 i 代表 32 线激光雷达激光束所在的层。

(2) 基于车载雷达获取的智能车感兴趣区域内海量点云数据中的 z 坐标值有一定高程特点进行滤波, 确定可行驶区域, 进而剔除与车道标线回波强度值相近的障碍物。

(3) 基于每一类介质的激光反射特性不同,利用局部均值变点统计对车载雷达获取的可行区域点云数据中回波强度值滤波分类,即车道标线点云数据粗提取。

(4) 基于道路车道标线几何特征,利用基于车道标线方向的 EM(最大期望)聚类方法^[16]对提取的车道标线点云数据进行聚类,剔除噪声点。

步骤 3 对聚类后的道路车道标线候选点云数据拟合,本文利用 LMS(最小二乘法)对聚类车道标线点云数据进行拟合,从而完整、准确的识别车道标线。

步骤 4 每隔一个采样时刻,重复步骤 2、步骤 3。

3 实验结果与分析

为验证本文提出的车道标线识别算法有效性,以唐骏电动车 EV02 装载 HDL—32E 激光雷达为实验平台。实车数据采集实验分别在山东理工大学校园内开展,雷达扫描频率设置为 10 Hz。

图 1 中绿色点为车载激光雷达某一激光层实际采集的可行区域回波强度值,红色椭圆内的点为局部均值变点统计提取的车道标线点云,可以明显看出车道标线的点云被准确提取。图 2 中红色曲线为识别的道路边界,绿色点为粗提取的车道标线点云。

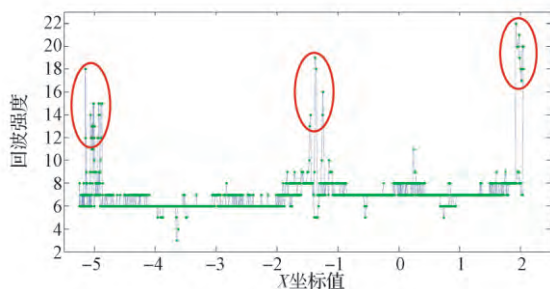


图 1 均值变点统计对回波强度值滤波

Fig. 1 Mean change point statistics for filtering reflection intensity

传统的图像识别算法流程一般包括:灰度化、去噪处理、边缘增强以及边缘检测。本文基于安装在车辆前挡风玻璃中间处的行车记录仪(帧率为 30 帧/s,图像像素为 $2\,304 \times 1\,296$) 获取的图像信息,利用传统基于 Hough 变换的图像识别算法^[7]检测车道标线,如图 3(b) 所示。可以看出,由于车辆所处环境、光照条件、摄像机拍摄视角、车道标线的边缘较模糊以及图像传输过程中不可避免引入噪声干扰的原因,该算法仅仅识别出不完整的直道车道边线(弯道路况无法识别),且造成中心黄线漏检,进

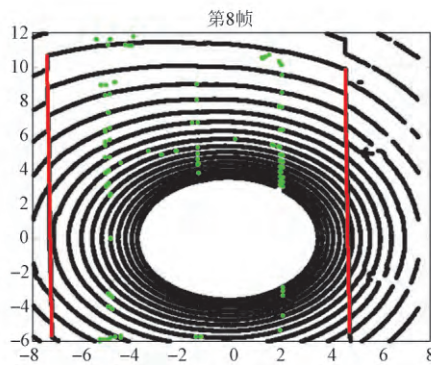


图 2 粗提取的车道标线回波强度值投影图

Fig. 2 Projection map of rough extracted lane markings reflection intensity

而影响了车道标线的准确识别,鲁棒性较差。而本文算法实验结果如图 4、图 5 以及图 6 所示,绿色点为提取的车道标线点云数据,红色曲线为识别的道路边界,绿色、黄色曲线为识别的车道标线。相较于传统图像识别车道标线算法,本文算法可以克服车辆所处光线环境、摄像机拍摄视角、车道标线的边缘较模糊等因素的干扰,从而可以准确、完整地识别车道标线,且相较于识别的中间车道标线(约 13 m),两侧的车道标线识别距离较长(约 16 m)。

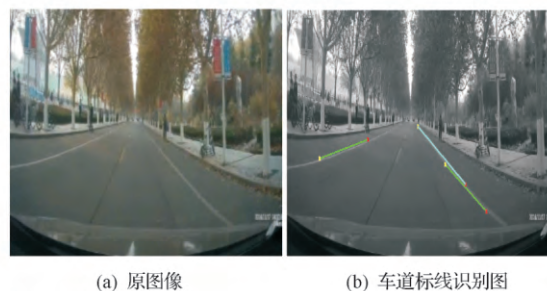


图 3 基于 Hough 变换识别车道标线图

Fig. 3 Identification of lane markings based on Hough transform

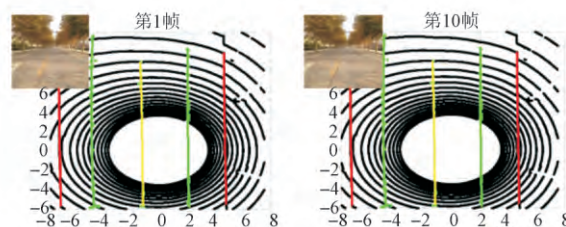


图 4 强光照条件直道车道标线识别图

Fig. 4 Straight lane markings identification in strong light conditions

图 4、图 5 分别为强光照、弱光照条件直道路况车道标线识别图,图 6 为弱光照条件弯道路况车道标线识别图。为了验证本文算法有效性及鲁棒性,

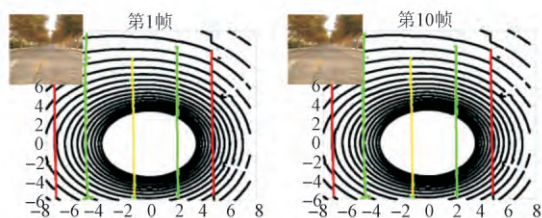


图5 弱光照条件直道车道标线识别图

Fig. 5 Straight lane markings identification in low light conditions

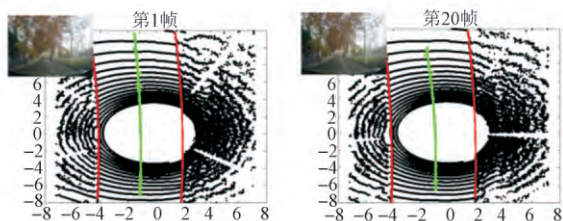


图6 弱光照条件弯道车道标线识别图

Fig. 6 Curve lane markings identification in low light conditions

分别列举了间隔不等的2帧基于车载雷达获取的道路周围环境点云数据识别的直道、弯道车道标线效果图。可以看出,即使在不同的道路路况(直道、弯道)、道路宽度不同(实际路况为:直道约13 m,弯道约6 m)、车道标线数量不等以及车辆不在道路中央行驶等情况下,本文算法仍可以完整准确识别车道标线。

4 结论

本文提出了基于主动传感器激光雷达的车道标线识别算法,该算法首先基于车载激光雷达获取的道路周围环境点云数据中的高程信息进行滤波,确定可行驶区域。然后利用局部均值变点统计对车载激光雷达扫描的可行驶区域进行车道标线点云数据提取。最后基于EM(最大期望)聚类方法对提取的车道标线点云数据聚类以及利用LMS(最小二乘法)对聚类的车道标线点云数据进行拟合,从而完整、准确的识别车道标线。

实验结果表明,相较于被动视觉的车道标线识别算法,本文提出的基于车载激光雷达数据识别车道标线算法不仅避免了摄像机自身很难克服的缺陷,如形变和极易受外界环境影响,而且克服了基于被动视觉车道标线识别算法受环境(强光照、弱光照等)影响、视角较小、受车辆位置影响以及鲁棒性差(只能识别单一路况)的缺陷。实验结果表明,本文算法不仅可以实现城市结构化道路中(直道、弯道)车辆360°范围车道标线自动准确提取,还可以

获取道路周围环境的深度信息。该算法还有效抑制了周围道路周围环境、车道标线数量以及车辆的位置对车道标线识别的影响,验证了算法的有效性。

在今后研究中,还可从以下方面进行深入研究:

(1) 本文算法仅适用于城市结构化道路周围环境(一定高程的道路边界),考虑到实际智能车行驶环境,应进一步结合多传感器进行信息融合,以提高车道标线识别算法的鲁棒性。

(2) 本文算法仅识别出车道标线,并没有对虚实车道线进行详细区分,在后续研究中仍需结合多传感器进行信息融合,以进一步提高车道标线识别算法准确性。

参 考 文 献

- 1 吴毅华. 基于激光雷达回波信号的车道标线检测方法研究. 合肥: 中国科学技术大学, 2015
Wu Yihua. Based on laser radar echo signal lane mark detection method. Hefei: University of Science and Technology of China, 2015
- 2 Sun T Y, Tsai S J, Chan V. HSI color model based lane-marking detection. IEEE International Conference on Intelligent Transportation, 2006: 1168—1172
- 3 Lipski C, Scholz B, Kai B, et al. A fast and robust approach to lane marking detection and lane tracking. IEEE Southwest Symposium on Image Analysis & Interpretation, 2008: 57—60
- 4 Tan H, Zhou Y, Zhu Y, et al. Improved river flow and random sample consensus for curve lane detection. Advances in Mechanical Engineering, 2015; 7(7): 1—12
- 5 Lim K H, Seng K P, Ang L M. River flow lane detection and Kalman filtering-based B-Spline lane tracking. International Journal of Vehicular Technology, 2012; (1): 1687—1702
- 6 Zhou Y, Xu R, Hu X, et al. A robust lane detection and tracking method based on computer vision. Measurement Science & Technology, 2006; 17(4): 736—745
- 7 白冰洁, 韩峻峰, 潘盛辉, 等. 基于双阈值分割的车道线检测方法. 信息技术, 2013; (3): 43—45
Bai Bingjie, Han Junfeng, Pan Shenghui, et al. Lane detection based on dual-threshold segmentation. Information Technology, 2013; (3): 43—45
- 8 Guo K, Li N, Zhang M. Lane detection based on the random sample consensus. International Conference on Information Technology, Computer Engineering and Management Sciences. IEEE, 2011: 38—41
- 9 Wang Y, Teoh E K, Shen D. Lane detection and tracking using B-Snake. Image & Vision Computing, 2004; 22(4): 269—280
- 10 Ogawa T, Takagi K. Lane recognition using on-vehicle LIDAR. Intelligent Vehicles Symposium. 2006: 540—545
- 11 Kammel S, Pitzer B. Lidar-based lane marker detection and mapping. Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2008: 1137—1142
- 12 Thuy M, León F. Lane detection and tracking based on Lidar Data. Metrology & Measurement Systems, 2010; 17(3): 311—321
- 13 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, Jun Zhicai, Pu Jinian, *et al.* Change point statistical theory of local comparison and its application in the study of abrupt traffic flow. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2002; 19(6): 112—115
- 14 刘经南, 张小红. 利用激光强度信息分类激光扫描测高数据. 武汉大学学报(信息科学版), 2005; 30(3): 189—193
- Liu Jingnan, Zhang Xiaohong. Classification of laser scanning altimeter data using laser intensity information. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2005; 30(3): 189—193
- 15 王晓原, 隗志才, 贾洪飞, 等. 交通流突变分析的变点统计方法研究. 中国公路学报, 2002; 15(4): 69—74
- Wang Xiaoyuan, Jun Zhicai, Jia Hongfei, *et al.* Study on change point statistical method of catastrophe analysis of traffic flow. China Journal of Highway and Transport, 2002; 15(4): 69—74
- 16 Li T, Zhidong D. A new 3D LIDAR-based lane markings recognition approach. IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2013: 2197—2202

Lane Markings Identification Algorithm for Laser Radar

KONG Dong¹, SUN Liang¹, WANG Jian-qiang², WANG Xiao-yuan^{1,2*}

(Institute of Intelligent Transportation, School of Transportation and Vehicle Engineering,

Shandong University of Technology¹, Zibo 255049, P. R. China;

State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Tsinghua University², Beijing 100084, P. R. China)

[Abstract] Based on the information of spatial distribution and reflection intensity of the point cloud data, an effective algorithm is proposed to identify lane markings from 3D LIDAR data frames using the local mean change point statistics. The algorithm firstly determines the driving region by filtering the elevation information of the surrounding environment point cloud data collected by the on-vehicle laser radar. Then, the reflection intensity in the point cloud data of the driving region is marked and extracted using the local mean change point statistic, rough extraction of lane markings data. Finally, the significant points are clustered based on EM (maximum expectation) method, thus the lane markings is fully and accurately identified. The experimental results show that the algorithm can not only locate the driving region accurately and extract lane markings automatically, but also restrain the influence of the surrounding road environment on lane markings identification effectively, and verify the effectiveness of the algorithm.

[Key words] intelligent vehicle laser radar mean change point statistic lane markings identification