

多层激光雷达在无人驾驶车中的环境感知

段建民, 郑凯华, 周俊静

(北京工业大学 智能测控研究所, 北京 100124)

摘要: 为了使无人驾驶车获得可行驶区域和障碍物信息,通过分析大量激光雷达扫描点数据,总结并得出路沿数据点独有的特征,提出一种基于路沿数据点特征和多层融合技术的路沿检测算法. 应用 Dezert-Smarandache 理论 (Dezert-Smarandache theory, DSMT) 对无人驾驶车前方道路环境建立栅格地图,并利用证据理论中的冲突系数检测动态障碍物. 最后,采用膨胀算法、侵蚀算法和改进的八邻域区域标记算法对动态障碍物进行聚类和信息提取. 实车实验结果表明:本算法可稳定、准确地感知无人驾驶车周围环境信息.

关键词: 多层激光雷达; 无人驾驶车; 环境感知; Dezert-Smarandache 理论; 栅格地图; 路沿检测

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2014)12-1891-08

Environmental Perception of Multi-layer Laser Radar in a Driverless Car

DUAN Jian-min, ZHENG Kai-hua, ZHOU Jun-jing

(Institute of Intelligent Measurement and Control, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: To obtain the information of drivable area and obstacles for a driverless car, unique characteristics of the road edge data points were summarized and concluded by analyzing a large number of scanning lidar data, and a road edge detection algorithm was proposed based on the features of road edge data points and multi-layer fusion technology. DSMT was applied to establish a grid map for the road environment in front of the unmanned vehicle. The DSMT conflict coefficient was used to detect dynamic obstacles. Finally, the clustering and information extraction of dynamic obstacles was completed by the expansion algorithm, erosion algorithm, and the improved eight neighborhood labeling algorithm. Results show that the algorithm can stably and accurately perceive the environment information around driverless vehicle.

Key words: multi-layer laser radar; driverless car; environmental perception; Dezert-Smarandache theory (DSMT); grid map; road edge detection

行驶在城市环境中的无人驾驶车需要对周围环境有很好的感知能力,包括对道路结构的感知、对其他动态障碍物的检测等. 可靠的环境感知能力对自主巡航控制、碰撞预警和路径规划起到至关重要的作用.

通常无人驾驶车上可携带、安装如摄像头、雷达、GPS 等具有环境感知作用的传感器. 其中激光

雷达具有不受天气、光照等因素影响,不依靠纹路和颜色来辨别,对于阴影噪声不敏感等优良特性. 此外,激光雷达在测量时扫描频率高、数据量丰富、返回的扫描数据便于快速处理. 因此采用激光雷达来感知无人驾驶车周围的环境信息具有较好的鲁棒性和快速性,在无人驾驶车上具有较好的应用前景.

收稿日期: 2014-03-06

基金项目: 北京市自然科学基金资助项目(KZ20041000501)

作者简介: 段建民(1959—),男,教授,主要从事车辆环境信息融合、道路识别、自动驾驶技术方面的研究, E-mail: 1034746792@qq.com

1 多层激光雷达的性能与坐标系

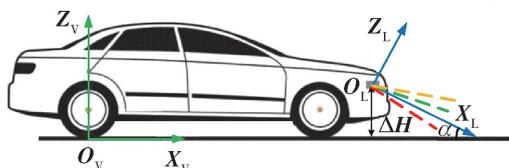
激光雷达按激光扫描线条数可分为单线激光雷达、多线激光雷达和64线激光雷达等.与单线激光雷达相比,多线激光雷达具有数据量大,检测精度高,探测距离远、范围广等优点^[1].多线激光雷达虽然在检测精度、范围和距离等方面不如64线激光雷达,但其扫描数据量适中,可较好地满足无人驾驶车在实时性方面的要求,提高算法整体处理速度,从而使得车辆获得更快的自主行驶速度.本文选用IBEO-LUX 2010 四线激光雷达作为传感器,能准确、稳定地获取路沿信息并检测动态障碍物. IBEO-LUX 的具体性能参数如表1所示.

表1 IBEO_LUX 的性能参数

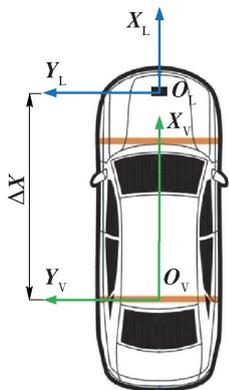
Table 1 Performance parameter of IBEO_LUX

特性	数据
水平视场角度/(°)	85(-50~35)
垂直视场角度/(°)	3.2
数据扫描频率/Hz	12.5/25.0/50.0
角度分辨率/(°)	水平:0.125 垂直:0.8
距离分辨率/cm	4
测量范围/m	0.3~200

车体坐标系和传感器坐标系的建立如图1所示,图中蓝色带有L下标的为传感器坐标系,绿色带有V下标的是车体坐标系.图1(a)中激光雷达的4个扫描层从下到上分别用红蓝绿黄表示, α 表



(a) 坐标系侧视图



(b) 坐标系俯视图

图1 坐标系的建立

Fig. 1 Establish the coordinate system

示传感器坐标系相对车体坐标系绕 Y_L 轴旋转角度,也即与地面夹角.

2 路沿检测

2.1 路沿检测算法

由于路沿可有效地区分公路与人行道,因此被视为道路检测与跟踪中最重要的目标^[2].路沿检测的主要作用是将车辆前方道路分割为可行驶区域和不可行驶区域.道路分割可将处理范围限定在可行驶区域上,一方面大大减少了处理的数据量,另一方面也减少了干扰信息,提高了动态障碍物检测的正确率^[3].

通过实验分析扫描到路沿上的数据点与其他雷达数据点的区别,总结并得出路沿数据点具有如下特征:激光雷达扫到路沿上,返回的数据点在同一扫描层表现出稳定的序号连续性;并且这些连续的路沿数据点可用直线函数 $y = kx + b$ 描述,式中 k 为斜率, b 为截距,在传感器坐标系中连续的路沿扫描点之间形成的斜率相等.利用路沿的这些特征从众多的雷达扫描点中提取出路沿数据.

图2只给出一个扫描层的路沿检测算法流程,其他扫描层算法类似,最终将多个扫描层融合在一起,得到最终路沿.图中 i 为当前数据点序号; n 为数据点序号增长量; m 为第 $i+n$ 个数据点序号; k 为路沿点之间的斜率; $[k_{r1}, k_{r2}]$ 为路沿点间斜率的可变阈值区间,其中 $k_{r1} = \lambda - \varepsilon$, $k_{r2} = \lambda + \varepsilon$, $\lambda = \tan \beta$, β 为车辆行驶方向与车道线夹角(通过图像处理获得), ε 为测量误差; r 为符合路沿特征的数据点个数,经过多次实验总结得出雷达扫描在同一段路沿上的点数至少为7个.

2.2 聚类算法和最小二乘法

聚类是一种重要的数据分析技术,依据扫描在路沿上数据点的特点,将同一段路沿的数据点归为同一对象类,便于应用最小二乘法进行直线拟合.本文聚类算法也是根据路沿数据点特征进行设计,其具体流程图如图3所示.

最小二乘法是一种数学优化技术,在直线拟合中得到广泛应用,通过最小化误差平方和寻找数据的最佳函数匹配^[4].最小二乘法公式为

$$\begin{cases} k = \frac{\sum x_i \sum y_i - n \sum x_i y_i}{\left(\sum x_i\right)^2 - n \sum x_i^2} \\ b = \frac{\sum x_i y_i \sum x_i - \sum y_i \sum x_i^2}{\left(\sum x_i\right)^2 - n \sum x_i^2} \end{cases}$$

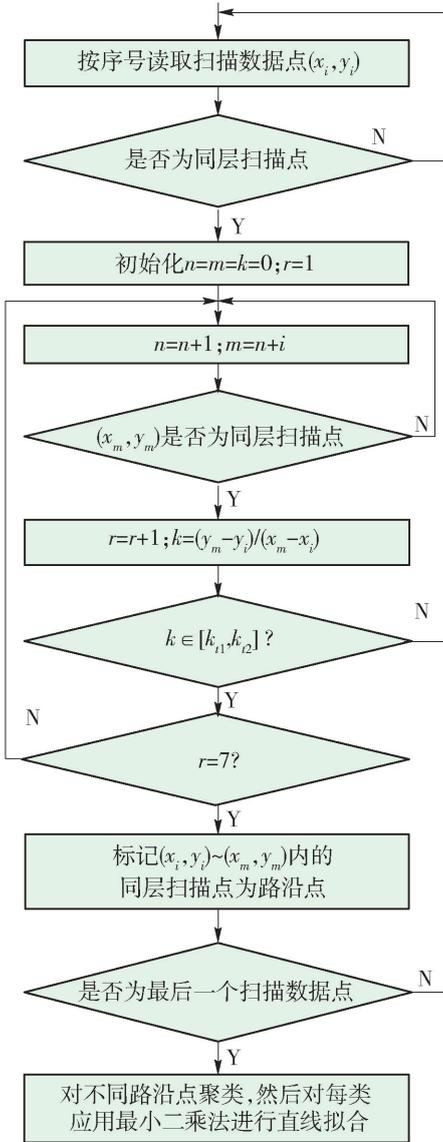


图 2 路沿检测算法流程

Fig. 2 Flow chart of road edge detection algorithm

式中: k 为拟合直线斜率; b 为拟合直线截距; (x_i, y_i) 为路沿点坐标; n 为路沿点数量。

2.3 路沿检测实验结果

本文中的实验平台是 BJUT-IV 无人驾驶车。在 BJUT-IV 上安装 IBEO-LUX 四线激光雷达、GPS、惯导和摄像头等装置。实验环境是在 BJUT 校园内部道路, 无人驾驶车平均车速为 10 km/h。四线激光雷达的扫描频率设置为 12.5 Hz, 测量误差 $\varepsilon = 0.04$, 雷达距地面高度为 0.846 m, 雷达坐标系的 XOY 平面与地面的夹角 $\alpha = 1.6^\circ$ 。激光雷达通过 100 MB/s 的以太网将扫描数据传递给算法程序进行处理。

图 4(a) 所示场景中, 无人驾驶车行驶方向与车道线夹角 $\beta = 1.3^\circ$, 路沿点之间斜率的可变阈值区

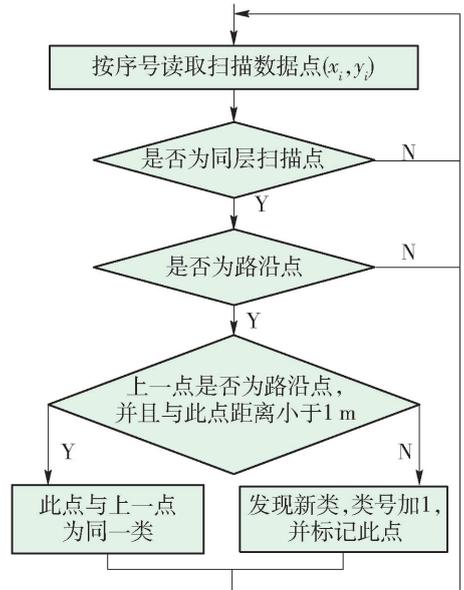


图 3 聚类算法流程

Fig. 3 Flow chart of clustering algorithm

间 $[k_{11}, k_{12}] = [-0.017, 0.063]$ 。图 4(b) 为激光雷达原始数据图。图 4(c) 是根据路沿数据点特征从众多的雷达数据中提取出的路沿数据集, 路沿数据集包括真实的路沿点, 也包括干扰路沿点, 比如图中扫描到车体侧面所造成的蓝色干扰路沿点和扫描到墙体的红色干扰路沿点。图 4(d) 为聚类后的结果, 椭圆形为聚类后自动生成。

图 4(e) 的工作是将每层的路沿类分为左侧路沿和右侧路沿, 并剔除干扰路沿类, 最后应用最小二乘法拟合出左右各一条路沿。无人驾驶车上方显示行驶方向与右侧路沿夹角 $\gamma = 2.08^\circ$ 。

本文采用 2 层激光雷达扫描数据进行路沿检测, 其优点在于当可行驶区域出现障碍物时, 将遮挡住一部分路沿, 也即一层路沿数据不能获得时, 另一层路沿数据依然可通过激光雷达采集到, 这样很大程度上增加了路沿检测的抗干扰能力和准确性。

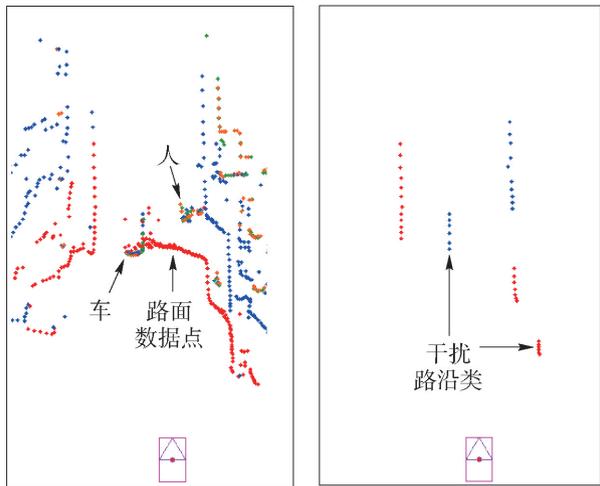
3 栅格地图的建立与动态障碍物的检测

3.1 栅格地图的建立

本文应用 Dezert-Smarandache 理论 (Dezert-Smarandache theory, DSMT) 建立栅格地图来描绘无人驾驶车周围的道路环境、车辆和行人等信息。当 Dempster-Shafer 理论 (Dempster-Shafer theory, DST) 建立栅格地图时, 如果出现一个证据表示对环境完全知道并且与其他证据矛盾, 则融合结果会与该证据相同, 而与其他证据无关这样有悖常理的结果^[5]。DSMT 证据理论是在 DST 证据理论的基础上

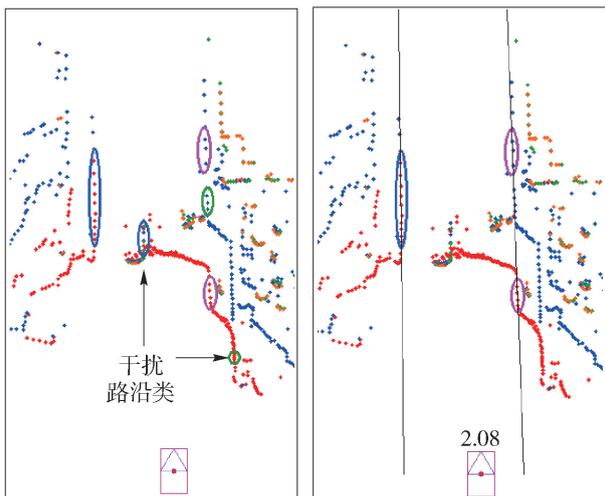


(a) 场景



(b) 激光雷达原始数据

(c) 路沿数据集



(d) 聚类

(e) 路沿拟合

图4 路沿检测实验结果

Fig. 4 Experimental results of road edge detection

发展而来的,并且可很好地解决这一问题。

3.1.1 栅格地图综述

为建立栅格地图,应同时建立2个地图:一个是扫描地图,其作用是获取当前帧传感器的扫描信息;另一个是全局地图,其作用是存储上一帧栅格地图的扫描数据并定义未知区域的栅格状态^[6]。首先初始化全局栅格地图为未知状态,在获得第*t*帧扫描数据时,通过传感器模型更新*t*帧扫描地图栅格状

态,并与*t-1*帧的全局地图进行融合,得到的结果为第*t*帧的全局地图,也即最终的栅格地图。栅格地图的具体建立过程如图5所示。

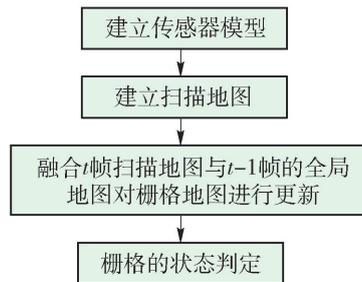


图5 建立栅格地图流程

Fig. 5 Flow chart of building grid map

3.1.2 DSmt融合规则

在栅格地图中,每个栅格单元的状态可是无障碍状态(*F*)和有障碍状态(*O*),故定义栅格的未知状态为 $\Omega = \{F, O\}$,所以栅格的识别框架为 $2^{\Omega} = \{F, O, \Omega, \Phi\}$,对应的基本概率函数为 $[m(F)m(O)m(\Omega)m(\Phi)]$,分别表示某一栅格无障碍、有障碍、未知和冲突这4个状态。4个基本概率函数需满足

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1.$$

若 X_1, X_2 为识别框架中性质不同的2个证据,其基本概率函数为 $m_1(X_1)$ 和 $m_2(X_2)$,则DSmt融合规则^[7]为

$$m(Y) = \begin{cases} 0, & Y = \emptyset \\ \sum_{X_1 \cap X_2 = Y} \frac{m_1(X_1)m_2(X_2)}{1 - K}, & Y \neq \emptyset \end{cases}$$

式中

$$K = \sum_{X_1 \cap X_2 = \Phi} m_1(X_1)m_2(X_2) < 1$$

并且 $K \in [0, 1]$,冲突系数*K*越接近1说明2条证据冲突、不一致性越大;相反,越接近0说明2条证据的冲突越小、一致性越高。

3.1.3 建立扫描栅格地图

如图6所示,多层激光雷达的探测范围被分割成 $m \times n$ 个大小为 $l \times l$ 的栅格单元组成,其中, P_1 和 P_2 是数据点, C_1, C_2 和 C_3 是栅格单元。 (θ^-, θ^+) 代表每个栅格相对*X*轴的最大角度和最小角度,*r*代表栅格中心点到激光雷达的距离。在融合扫描地图和全局地图时,需要栅格单元*C*在传感器坐标中的坐标值 (x_c, y_c, z_c) ,其中坐标 (x_c, y_c) 是栅格中心点在传感器*XOY*平面的坐标值, z_c 是每个栅格中包含的*k*个扫描点高度的最大值,即 $z_c = \{\max(p_i, z), i = 1, 2, \dots, k\}$ 。

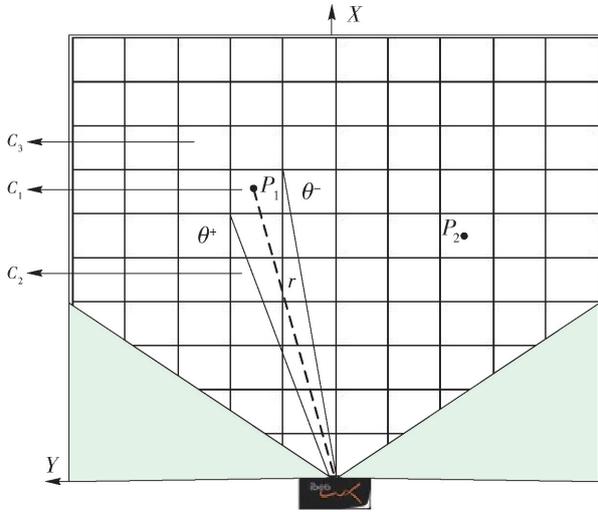


图 6 传感器模型

Fig. 6 Sensor model

将激光雷达捕获的 N 个数据点 $P_i = \{x_i, y_i, z_i, d_i\}$ 全部投影到 $m \times n$ 个栅格当中, 可判定栅格 C 状态的点集合 P 为

$$P = \left\{ \arctan \left(\frac{y_i}{x_i} \right) \in (\theta^-, \theta^+), i \in [1, N] \right\}$$

每个栅格单元 C 的状态由以下规则判定: $\forall i \in [1, N]$, 存在 $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$, 并且 $C. z_c > 0.1m$, 那么栅格 C 的状态是有障碍 (O), 例如图 6 中 C_1 栅格单元. 有障碍状态 (O) 的基本概率函数值为: $m(F) = 0, m(O) = 1 - \lambda_1, m(\Omega) = \lambda_1$.

$\forall i \in [1, N]$, 不存在 $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$, 并且 $(r + \sqrt{2}l/2) < \min(d_i)$, 那么栅格 C 的状态是无障碍 (F), 例如图 6 中 C_2 栅格单元. 无障碍状态 (F) 的基本概率函数值为

$$\begin{aligned} m(F) &= 1 - \lambda_2 \\ m(O) &= 0 \\ m(\Omega) &= \lambda_2 \end{aligned}$$

$\forall i \in [1, N]$, 存在 $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$, 并且 $(r + \sqrt{2}l/2) > \min(d_i)$, 那么栅格 C 的状态是未知 (Ω), 例如图 6 中 C_3 栅格单元. 未知状态 (Ω) 的基本概率函数值为

$$\begin{aligned} m(F) &= 0 \\ m(O) &= 0 \\ m(\Omega) &= 1 \end{aligned}$$

以规则中 λ_1 和 $\lambda_2 \in [0, 1]$, 分别为激光雷达的虚警率和漏检率. 由于激光雷达水平扫描角度的限制, 图 6 中灰色部分栅格状态设置为未知状态.

3.1.4 栅格地图的更新

图 7 中, XOY 栅格地图将无人驾驶车前方 $80 \text{ m} \times 32 \text{ m}$ 的区域分割成 400×160 个长宽为 $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ 的栅格单元, γ 是 t 帧与 $t-1$ 帧的车体夹角, 车速 v , 栅格 C'_i 是一个扫描周期 0.08 s 后 t 时刻对 $t-1$ 时刻栅格 C_i 的位置估计, $X'O'Y'$ 栅格地图中的每个栅格 C'_i 与 t 帧的栅格地图中的栅格 C_i 一一对应, 其中

$$\begin{cases} x'_{i-1} = x_{i-1} + 0.08v \cos \gamma \\ y'_{i-1} = y_{i-1} + 0.08v \sin \gamma \end{cases}$$

式中 $\gamma = \gamma_2 - \gamma_1$, γ_1 为 $t-1$ 帧车体与路沿夹角, γ_2 为 t 帧车体与路沿夹角.

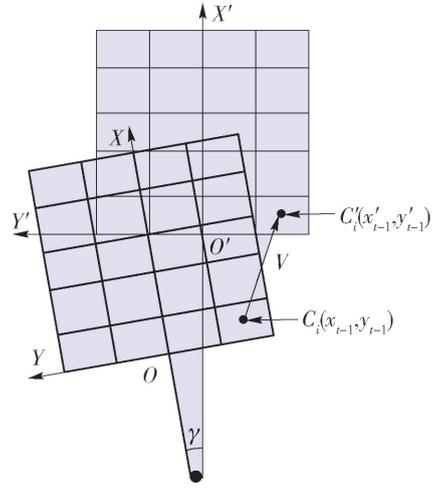


图 7 栅格地图的位置估计

Fig. 7 Position estimation of grid map

若 $x'_{i-1} > 80 \text{ m}$ 或者 $y'_{i-1} \notin (-16 \text{ m}, 16 \text{ m})$, 也即 $t-1$ 帧的栅格 C_i 在 t 帧时移动到全局地图中的未知领域, 将 C'_i 对应的 t 帧栅格 C_i 与未知状态的栅格进行融合; 若 $x'_{i-1} < 80 \text{ m}$ 并且 $y'_{i-1} \in (-16 \text{ m}, 16 \text{ m})$, 也即 $t-1$ 帧的栅格 C_i 在 t 帧时移动到全局地图中的已知领域, 将 C'_i 对应的 t 帧栅格 C_i 与 $t-1$ 帧中 C'_i 最近的栅格 C_j 进行融合.

假定 t 时刻的扫描地图各栅格的基本概率函数为 m_1 , $t-1$ 时刻的全局地图各栅格的基本概率函数为 m_2 , 则 DSMT 融合公式为

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0 \\ m(F) = \frac{m_1(F)m_2(F) + m_1(F)m_2(\Omega) + m_1(\Omega)m_2(F)}{1 - K} \\ m(O) = \frac{m_1(O)m_2(O) + m_1(O)m_2(\Omega) + m_1(\Omega)m_2(O)}{1 - K} \\ m(\Omega) = 1 - m(F) - m(O) \end{cases}$$

式中冲突系数 $K = m_1(F)m_2(O) + m_1(O)m_2(F)$.

3.2 动态障碍物的检测

3.2.1 动态障碍物检测方法

本文利用融合规则中冲突系数 K 去检测动态障碍物信息,可将冲突系数拆分为 2 个部分^[6]: $K = C_1 + C_2 = m_1(F)m_2(O) + m_1(O)m_2(F)$, 式中: $C_1 = m_1(F)m_2(O)$, 代表某一栅格从 $t-1$ 时刻的无障碍物状态变为 t 时刻的有障碍物状态,也即一动态障碍物进入此栅格; $C_2 = m_1(O)m_2(F)$ 表示某一栅格从 $t-1$ 时刻的有障碍物状态变为 t 时刻的无障碍物状态,也即一个动态障碍物从此栅格离开。

3.2.2 膨胀侵蚀处理

由于激光雷达有一定的漏检率和虚警率,或者由于障碍物本身形状和天气等因素的影响,使用激光雷达获取障碍物数据点时,会碰到同一障碍物的扫描点可能会断裂成多个障碍物的情况,这对障碍物的聚类与信息提取造成了很大干扰. 因此需要使用膨胀侵蚀算法去连接同一障碍物的断裂并润滑障碍物轮廓。

3.2.3 动态障碍物的聚类

在对动态障碍物进行膨胀侵蚀处理后,可得到一个区域连续、轮廓光滑的障碍物. 接下来将对动态障碍物进行聚类,聚类的意义在于可概括出同一个动态障碍物的特点并作进一步分析,比如得到障碍物的尺寸和障碍物与无人驾驶车的距离等信息,也便于对同一动态障碍物进行跟踪、识别等技术研究。

经典的基于区域生长技术的标记算法按从下到上、从左到右的顺序扫描地图,当遇到一个尚未标记的障碍栅格时,就执行区域标记算法,然后继续向后扫描. 经典的区域标记算法的执行过程^[8]为:以当前障碍栅格为种子,用一个新标签标记当前栅格,然后标记与其相邻的障碍栅格,再以它的相邻栅格为种子,标记这些种子尚未标记的邻域障碍栅格,重复这个过程,直到所有种子的邻域栅格都成为已经标记状态。

这种经典区域标记算法的缺点是目标点之间的连通栅格被重复搜索,造成大量冗余的邻域搜索. 减少邻域搜索次数是提高该算法效率的有效方法^[9]。

本文提出一种改进的八邻域区域标记算法,采用先询问栅格是否已经标记,后扫描其邻域的方法,可有效减少种子数目和避免重复搜索邻域. 实验结果表明,本算法可有效地减少算法冗余操作,明显提高效率. 具体算法流程如图 8 所示。

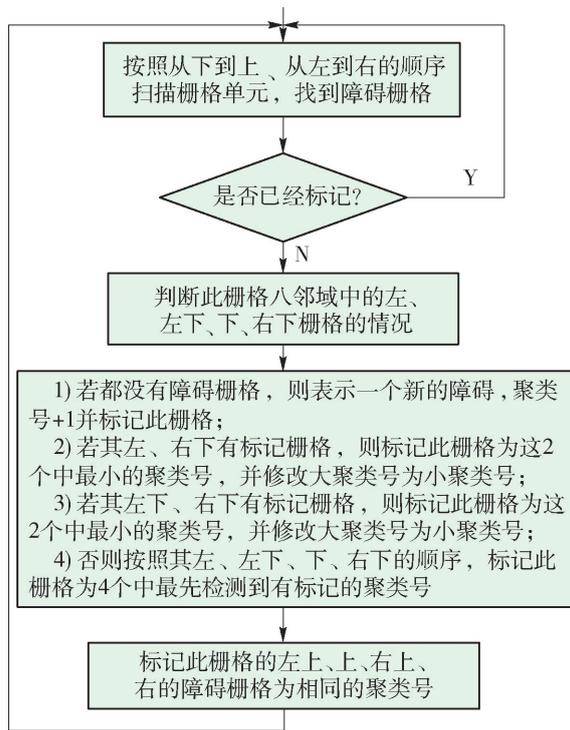


图 8 改进的八邻域区域标记算法

Fig. 8 Improved eight neighborhood region labeling algorithm

4 实验结果

图 9 是无人驾驶车在行驶过程中提取的同一帧数据经过不同算法处理阶段后形成的实验结果. 图 9(a) 所示场景中,1 为动态车辆;2 为动态的 2 个行人和 1 辆装有货物的三轮车. 由于 2 个行人推着三轮车一起前行,距离十分接近,速度方向完全相同,因此在算法处理后将其聚为同一障碍物处理,对无人驾驶车的自主行驶没有任何影响。

4.1 栅格地图的建立

图 9(b) 中 3 是激光雷达扫到地面的数据点. 根据传感器模型将大于 10 cm 的数据点认为是障碍点,所以在图 9(c) 中对于扫到地面的数据点视为无障碍栅格。

图 9(c) 是根据 DSmT 融合的栅格地图,激光雷达的虚警率 λ_1 和漏检率 λ_2 均设为 0.1;冲突系数阈值 ε_1 和 ε_2 均设为 0.1. 图中白色栅格为无障碍状态;绿色栅格为有障碍状态;灰色栅格为未知状态;红色栅格表示冲突系数 $C_1 > \varepsilon_1$ 时,认为有动态障碍物进入栅格中;蓝色栅格表示冲突系数 $C_2 > \varepsilon_2$ 时,认为动态障碍物从栅格中离开。

图 9(c) 中,障碍物 2 的少量蓝色栅格可显示出

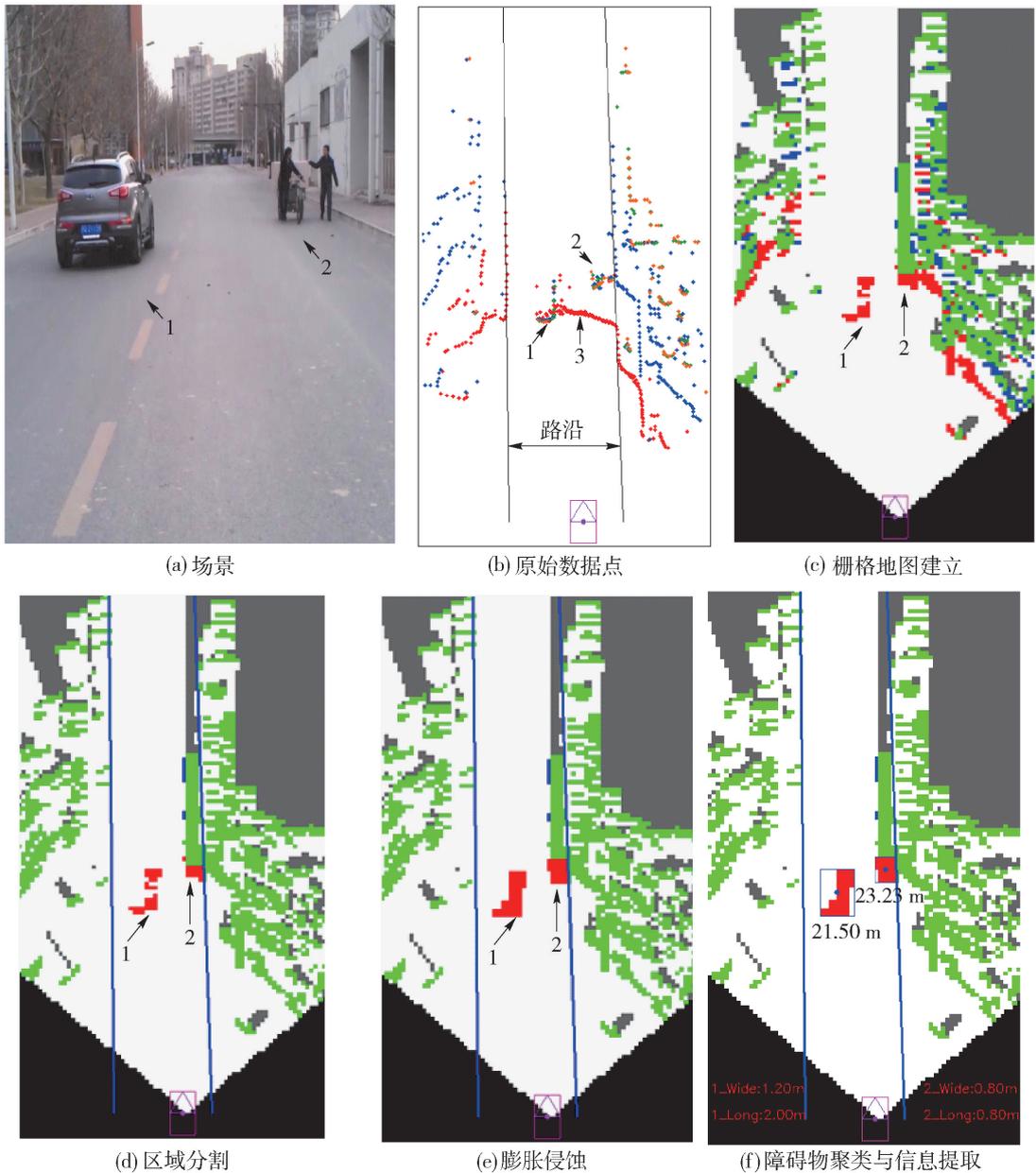


图 9 动态障碍物检测结果

Fig. 9 Dynamic obstacle detection results

来,而障碍物 1 的蓝色栅格没有显示出来,这是因为冲突系数 C_2 与障碍物的相对速度、相对位置关系、尺寸、栅格的大小,以及基本概率函数赋值等因素有关,所以 C_2 信息并不能稳定地获得,因此障碍物的运动方向也就不能通过冲突系数稳定获得。

幸运的是,冲突系数 C_1 可稳定地反映栅格状态,所以应把红色栅格视为动态障碍物。

4.2 道路分割结果

如图 9(d) 所示,从第 2 章中获取路沿的拟合直线函数,在栅格地图中用蓝色直线显示出来,将无人驾驶车前方 $80\text{ m} \times 32\text{ m}$ 区域分割为可行驶区域(路

沿之间)和不可行驶区域(路沿之外)。将不可行驶区域中红色栅格修改为有障碍状态,蓝色栅格修改为无障碍状态,绿色和灰色栅格状态保持不变;对可行驶区域内的栅格不做变化处理。这样可很好地排除不可行驶区域对动态障碍物检测的干扰。

4.3 膨胀侵蚀算法

如图 9(d) 所示,可行驶区域中的动态障碍物 1 出现了很多断裂的情况,本为同一障碍物的红色栅格分成了若干块,使得很难为障碍物进行聚类、跟踪和信息提取等后期处理。应用膨胀侵蚀算法对可行驶区域中动态障碍物进行处理后,得到如图 9(e) 的

结果,动态障碍物 1 和 2 被连接成为一个整体,这样更便于对障碍物进行聚类 and 跟踪等处理. 这种处理方式更符合实际意义,同时,对动态障碍物的检测和无人驾驶车自动驾驶没有任何负面影响.

4.4 动态障碍物聚类与信息提取

图 9(f) 中,本文应用改进的八邻域区域标记算法对可行驶区域中的动态障碍物进行聚类处理,即同一障碍物的红色栅格标记为相同的聚类号,并用空心的蓝色矩形框将其包裹在一起. 可看到动态障碍物 1 的聚类号为 1,在其蓝框下方显示的 15.62 m 表示动态障碍物 1 中心点与无人驾驶车中心的距离,左下角黑色位置显示的 1_long:1.60 m 表示是障碍物 1 的长度,1_wide:1.20 m 表示障碍物 1 的宽度. 同样,动态障碍物 2 的聚类号为 2,在其红框下方显示的 23.63 m 表示动态障碍物 2 中心点与无人驾驶车中心的距离,右下角黑色位置显示的 2_long:0.40 m 表示障碍物 2 的长度,2_wide:0.80 m 表示障碍物 2 的宽度. 其中长宽信息固定在左右下角不动;而距离信息会随着每个动态障碍物中心的移动而移动.

5 结论

1) 提出一种基于路沿数据点特征和多层融合技术的路沿检测算法,并通过大量实车测试,证明该算法可准确、稳定地检测出路沿.

2) 应用 DSMT 证据理论建立栅格地图可准确地描述出无人驾驶车前方的道路环境信息.

3) 利用证据理论中的冲突系数检测动态障碍物,然后采用膨胀、侵蚀算法和改进的八邻域区域标记算法对动态障碍物进行聚类和信息提取. 实验结果表明,本算法可有效减少算法冗余操作,明显提高效率.

参考文献:

- [1] 杨象军. 基于四线激光雷达的道路检测与跟踪[D]. 杭州: 浙江大学信息学部, 2013.
YANG Xiang-jun. Road detection and tracking based on the four line laser radar [D]. Hangzhou: Faculty of Information Technology, Zhejiang University, 2013. (in Chinese)
- [2] GIM Suhyeon, MEO Ilyas. Drivable road recognition by multilayered LiDAR and vision [J]. Intelligent

Autonomous Systems, 2013(12): 43-56.

- [3] 杨飞, 朱株, 龚小谨, 等. 基于三维激光雷达的动态障碍实时检测与跟踪[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012(9): 18-24.
YANG Fei, ZHU Zhu, GONG Xiao-jin, et al. Dynamic obstacle real-time detection and tracking based on three-dimensional laser radar [J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2012(9): 18-24. (in Chinese)
- [4] 都强, 杭柏林. 最小二乘法在多传感器测量标定中的应用[J]. 传感技术学报, 2005(2): 36-38.
DU Qiang, HANG Bo-lin. The application of the least square method in multi-sensor measurement calibration [J]. Journal of Sensing Technology, 2005(2): 36-38. (in Chinese)
- [5] 曹红玉, 孙汉旭, 贾庆轩, 等. 基于改进的 D-S 证据理论的栅格地图构建[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41(4): 239-243.
CAO Hong-yu, SUN Han-xu, JIA Qing-xuan, et al. Building a grid map based on the improved DS theory [J]. Journal of Jilin University: Engineering Science, 2011, 41(4): 239-243. (in Chinese)
- [6] MORAS Julien, CHERFAOUI Véronique, BONNIFAIT Philippe. Credibilist occupancy grids for vehicle perception in dynamic environments [C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Shanghai: IEEE, 2011: 84-89.
- [7] 侯俊, 苗壮, 潘泉. DST 与 DSMT 自适应融合算法[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(10): 150-152.
HOU Jun, MIAO Zhuang, PAN Quan. DST and DSMT adaptive fusion algorithm [J]. Microelectronics and Computer, 2006, 23(10): 150-152. (in Chinese)
- [8] 张云哲, 赵海, 宋纯贺, 等. 一种新的连通区域标记算法[J]. 计算机应用研究, 2010(11): 342-344.
ZHANG Yun-zhe, ZHAO Hai, SONG Chun-he, et al. A new connected domain labeling algorithm [J]. Application Research of Computers, 2010(11): 342-344. (in Chinese)
- [9] 罗志灶, 周赢武, 郑忠楷. 基于区域增长的连通域标记算法的优化[J]. 闽江学院学报, 2011(2): 47-50.
LUO Zhi-zao, ZHOU Ying-wu, ZHENG Zhong-kai. The optimization of connected domain labeling algorithm based on region growing [J]. Journal of Minjiang University, 2011(2): 47-50. (in Chinese)

(责任编辑 吕小红)