

## 改进贝叶斯推理的栅格地图更新与障碍物检测

段建民,王昶人,任璐,刘丹

(北京工业大学 信息学部,北京 100124)



**摘要:** 随着科技发展,激光雷达在无人驾驶车中的应用成为社会热门的话题。其中,栅格地图也成为动态障碍物检测的手段之一。原始贝叶斯推理方法在栅格概率趋于极值时,若栅格状态发生改变则体现出的很强的滞后性,因此提出一种利用模糊逻辑矫正权值变量对贝叶斯后验概率进行限制的算法。应用改进的贝叶斯推理更新栅格状态并利用冲突变量检测动态障碍物。最后,通过膨胀、腐蚀、改进连通区域标记法及一维数据区间密度算法提取障碍物信息及可行行驶区域信息。实车实验表明提出方法的有效性。

**关键词:** 无人驾驶; 栅格地图; 模糊逻辑; 贝叶斯推理; 障碍物检测

中图分类号: TN958.98 文献标识码: A DOI 编码: 10.14016/j.cnki.jgzz.2017.08.013

## Grip Map Updating and Obstacle Detection Based on Improved Bayesian Interference

DUAN Jianmin, WANG Changren, REN Lu, LIU Dan

(Information Department, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** With the development of science and technology, the application of lidar in unmanned vehicles has become a hot topic in society. Among them, the grid map has become one of the means of obstacle detection. The original Bayesian interference method has a strong hysteresis once the grid state changes when the grid probability tends to be extreme. Therefore, a new method is proposed to estimate the Bayesian posterior probability based on fuzzy logic which can correct the weight variable. The improved Bayesian interference is used for updating the grid state and the conflict variable is used for detecting dynamic obstacles. Finally, the obstacle information and the travelable area information are extracted by expansion, corrosion, improved connectivity region labeling method and one dimensional data interval density algorithm. The experimental results show a better effectiveness of the proposed method.

**Key words:** unmanned vehicles; grid map; fuzzy logic; bayesian interference; obstacle detection

随着社会的不断发展,无人驾驶成为了一个日趋热门的话题,目前,世界各个国家越来越多的学者开始对无人驾驶车辆进行研究<sup>[1-3]</sup>。而雷达凭借算法处理灵活而且可以在一些恶劣的天气条件下发挥其作用的优势得到广泛关注,在无人驾驶中环境感知是最为重要。环境地图建立分为四种<sup>[4]</sup>:特征地图、拓扑地图、栅格地图和直接表示。其中栅格地图在无人车环境感知领域是广泛使用的,这种方法通过离散的二维网格来划分周围环境,与其他建图方式相比栅格地图具有较强的鲁棒性而且栅格地图可以适应各种形式的障碍物目标,同样,检测跟踪以及路径规划均可以在栅格地图中完成。对于地图更新,当栅格概率趋

于极值时,若栅格状态发生改变时原始贝叶斯推理体现出的很强的滞后性,所以通过模糊理论自动选取权值参数 $\varepsilon$ 值,从而使得其对贝叶斯推理后验概率进行限制,使其很大程度降低滞后性。

首先利用传感器数据坐标概率投影来建立局部栅格地图,然后利用模糊逻辑改进的贝叶斯推理对不确定性栅格进行更新并通过冲突变量 $k_m$ 检测动态障碍物,最后应用膨胀、腐蚀、改进连通区域标记算法与一维数据区间密度算法提取障碍物与道路信息。

### 1 激光雷达数据预处理

#### 1.1 激光雷达数据分析

应用德国 IBEO 公司生产的 IBEO LUX 2010 型四线激光雷达,激光雷达具有数据进行实时采集,可以根据周围环境的动态变化,自适应地跟踪机器人的运动轨迹,有助于提高车辆运动轨迹跟踪性能<sup>[5]</sup>。在无人驾驶这个领域中,四线激光雷达的性价比较高,并

收稿日期: 2017-03-11

基金项目: 北京市属高等学校人才强教计划资助项目 (038000543115025)

作者简介: 段建民(1959-),男,河北石家庄人,博导,教授,主要从事车辆环境信息融合与自动驾驶技术等方面的教学与科研工作。

通信作者: 王昶人,男,硕士, E-mail: 314292941@qq.com

<http://www.laserjournal.cn>

且在数据量和实时性方面足够无人驾驶车辆的使用,其主要参数如表1所示。

表1 IBEO-LUX-2010 激光雷达主要参数

参数名称	参数值
水平视场角度	110°(-60°~+50°)
垂直视场角度	3.2°
数据扫描频率	12.5/25.0/50.0 HZ
测量范围	0.3m~200m
角度分辨率	水平:0.125° 垂直:0.8°

四线雷达返回的信息主要包含即序号、扫描层数、距离以及位置坐标信息。对雷达返回数据进行特性分析如下:

(1) 激光雷达是自左向右扫描的,每一帧返回的数据量基本相近;

(2) 激光雷达返回的数据是根据前方场景的变化而变化的,所以每个障碍物的扫描点数目及形状不一,这就要求聚类算法具有高的实时性和准确性;

(3) 当激光雷达扫描到路沿的时候返回的数据特点是  $x$  轴坐标稀疏  $y$  轴坐标紧密排列;

根据以上分析的雷达数据特性提取出路沿点,分离出可行驶区域和不可行驶区域,并且在可行驶区域中实时提取障碍物信息,最后将提取出的信息与实际的状况对比,验证算法的可靠性。

## 1.2 数据预处理

为了检测车辆前方的可行驶区域以及障碍物的信息,将激光雷达安放在车辆前方正中间的位置,根据以往经验,雷达的安装高度设定为 0.846m。示意图如图1所示。

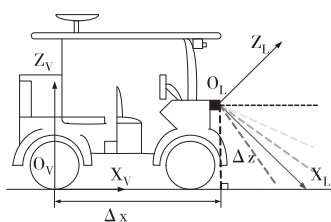


图1 雷达安装位置

雷达数据预处理就是将雷达返回的数据由传感器坐标系转换到车辆坐标系,由上图可知,其中  $X_L O_L Y_L$  为传感器坐标系,而  $X_V O_V Y_V$  是车辆坐标系,  $\beta$  为传感器倾斜角度。将传感器坐标系下的  $p(x, y, z)$  经过三维坐标变换成为车辆坐标系下的  $p'(x', y', z')$ ,变换公式为:

$$(x' \ y' \ z') = (x \ y \ z) \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} + (\Delta x \ 0 \ \Delta z) \quad (1)$$

式中  $(x' \ y' \ z')$  为车辆坐标系坐标值,  $(x \ y \ z)$

为传感器坐标系坐标值,  $\beta$  为传感器倾斜角度,  $\Delta x$ 、 $\Delta z$  为两坐标系中心点对应坐标轴距离。

通过坐标变换就可以将雷达返回的数据映射到车辆坐标系下,为接下来的数据处理提供了极大的便利。

## 2 贝叶斯推理与模糊逻辑理论

### 2.1 原始贝叶斯推理算法

贝叶斯推理算法<sup>[6]</sup>是由概率论中贝叶斯定理演变而来的,已知某一事件  $B_i$ ,其中每一个  $B_i$  的概率为  $P(B_i)$ ,在已知  $B_i$  发生的条件下事件  $A_i$  的发生概率为  $P(A_i|B_i)$ ,其逆概率为:

$$P(B_i|A_i) = P(B_i) P(A_i|B_i) / (P(B_1) P(A_1|B_1) + L + P(B_n) P(A_n|B_n))$$

因此,根据上式可以总结为<sup>[7]</sup>:

$$P(B|A) = \frac{P(B) P(A|B)}{P(A)} \quad (2)$$

通过以上可以将贝叶斯公式表示为:后验概率 = (似然度 × 先验概率) / 标准化常量,其中后验概率和先验概率与似然度的乘积成正比。  $P(A|B)/P(A)$  叫做标准似然度函数。所以 Bayes 法则可被表示为:后验概率 = 标准似然度 × 先验概率。在栅格地图中, Bayes 法则可以被表示为式(3):

$$p(m|z_{1:t}) = \frac{p(z_t|m) p(m|z_{1:t-1})}{p(z_t|z_{1:t-1})} \quad (3)$$

其中  $p(m|z_{1:t})$  表示栅格地图的后验概率,  $p(m|z_{1:t-1})$  表示栅格地图前一时先验概率,  $\frac{p(z_t|m)}{p(z_t|z_{1:t-1})}$  为标准似然度。但是,在实际应用中如果计算得到的后验概率趋于 0 或者 1 时,当其状态放生改变时,传统的贝叶斯推理将会需要很长时间才能够改变,造成了检测的不准确。

### 2.2 模糊逻辑

模糊逻辑<sup>[8]</sup>指的是模仿人脑的逻辑思维,对不确定对象或未知模型进行估计。模糊逻辑善于表达界限不清晰的定性知识与经验,它借助于隶属度函数概念,区分模糊集合,处理模糊关系,模拟人脑实施规则型推理,解决种种不确定问题。

模糊逻辑主要流程如下<sup>[9]</sup>:

(1) 模糊化:主要作用是选定模糊控制器的输入量,并将其转换为系统可识别的模糊量,具体包含以下三步:第一,对输入量进行满足模糊控制需求的处理;第二,对输入量进行尺度变换;第三,确定各输入量的模糊语言取值和相应的隶属度函数;

(2) 规则库:根据人类专家的经验建立模糊规则

库。模糊规则库包含众多控制规则,是从实际控制经验过渡到模糊控制器的关键步骤;

(3) 模糊推理: 主要实现基于知识的推理决策;

(4) 解模糊: 主要作用是将推理得到的控制量转化为控制输出。

### 3 栅格地图与动态障碍物检测

#### 3.1 传感器数据坐标概率投影栅格地图的初始化

栅格地图在早期应用于室内机器人取得了一定成果<sup>[10-12]</sup>,针对静态环境栅格地图建立主要是根据雷达在  $t$  时刻返回数据  $x_t$  为原点的地图中确定局部栅格地图的状态  $p(m|z_t, x_t)$ ,然后将雷达返回的一帧数据转换为局部栅格地图,用后续扫描采集到的数据来更新局部栅格地图,最后通过对每个栅格分配的概率  $p(m|z_{1:t}, x_{1:t})$  来确定每个栅格的状态。

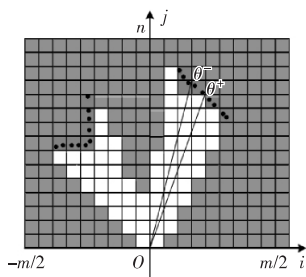


图2 栅格地图建立模型

栅格地图建立模型如图2所示,其中红色部分代表雷达原始数据点分布情况,绿色部分代表栅格被占用(occ),灰色部分代表未知区域(unk),白色部分表示空闲区域(free)。传感器数据坐标概率投影就是将每个栅格根据原始数据赋予一定的概率,使原始数据点与每个栅格的状态联系起来。为了使其联系构造,将空间分为  $m \times n$  个  $l \times l$  的小方格,每个小方格都有各自的行号、列号、高度以及角度等属性,其具体范围如下:行号  $i \in [-m/2, m/2]$ ,列号  $j \in [0, n]$ ,高度  $z \in \max[z_j]$ ,角度范围为  $[\theta_{ij}^-, \theta_{ij}^+]$ 。其中角度范围代表每个栅格相对  $x$  轴最大值和最大值其计算可以界定为公式(4)所示:

$$\begin{cases} \theta_{ij}^- = \arctan \frac{j+1}{i} & \theta_{ij}^+ = \arctan \frac{j}{i+1}; (i > 0) \\ \theta_{ij}^- = \arctan \frac{j}{i} & \theta_{ij}^+ = \arctan \frac{j+1}{i-1}; (i < 0) \end{cases} \quad (4)$$

将一帧中激光雷达采集到  $N$  个数据点  $p_i = \{x_i, y_i, z_i, \mu_i\}$ ,  $i \in [1, N]$ ,全部投影到  $m \times n$  个栅格中,可以通过式子(5)赋予栅格状态:

$$p_i = \left\{ p_i, \arctan \left( \frac{y_i}{x_i} \right) \in (\theta^-, \theta^+) \right\}, i \in [1, N] \quad (5)$$

$N$  个数据点中  $r_{ij}$  代表每个栅格中心到原点的距离,其表示形式为式子(6)所示:

$$r_{ij} = \sqrt{(i \times l + l/2)^2 + (j \times l + l/2)^2} \quad (6)$$

每个栅格的状态则通过一下规则判定:

(1)  $\forall i \in [1, N]$ ,若  $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$ ,且  $z_c > z_{th}$  ( $z_{th}$  为高度阈值),则可以判定该栅格为占用状态(occ),赋予  $p(m_i|z_i) = 0.8$ 。

(2)  $\forall i \in [1, N]$ ,若不存在  $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$ ,且  $(r + \sqrt{2}l/2) < \min(d_i)$ ,  $\theta \in [\theta_{ij}^-, \theta_{ij}^+]$ ,则可以判定该栅格为空闲状态(free),赋予  $p(m_i|z_i) = 0.2$ 。

(3)  $\forall i \in [1, N]$ ,若不存在  $d_i \in [r - \sqrt{2}l/2, r + \sqrt{2}l/2]$ ,且  $(r + \sqrt{2}l/2) > \min(d_i)$ ,  $\theta \in [\theta_{ij}^-, \theta_{ij}^+]$ ,则可以判定该栅格为未知状态(unk),赋予  $p(m_i|z_i) = 0.5$ 。

#### 3.2 贝叶斯推理的栅格地图表示

在栅格地图中,贝叶斯推理的目标就是将  $t-1$  时刻的局部地图映射  $t$  时刻全局地图中来得得到  $t$  时刻的局部地图。因此需要得到每个栅格的后验概率  $p(m|z_{1:t})$ ,本文利用 log-odds 比的形式<sup>[13]</sup>应用到贝叶斯推理中,可以形成一种时间递推形式,如式(7):

$$l_t = l_{t-1} + \log \frac{p(m|z_t)}{1-p(m|z_t)} - \log \frac{p(m)}{1-p(m)} \quad (7)$$

其中  $l_t = \log \frac{p(m|z_{1:t})}{1-p(m|z_{1:t})}$ 。  $p(m|z_t)$  是在初始化

中得到的局部地图的后验概率,  $p(m)$  表示地图在初始化时刻的先验概率,本文中  $p(m) = 0.5$  表示未知状态。

得到  $l_t$  则可通过公式(8)计算出  $t$  时刻的局部地图概率值:

$$p(m|z_{1:t}) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{l_t\}} \quad (8)$$

#### 3.3 基于模糊逻辑改进贝叶斯推理的栅格地图更新

上文已提到,原始贝叶斯推理方法在栅格概率趋于极值时,若栅格状态发生改变则体现出的很强的滞后性,滞后现象会导致检测目标不能在地图中表示。激光雷达的实际频率为 13Hz,如果一个行人通过某个栅格时,其通过时间短使得雷达扫描次数不足以领栅格的状态发生改变,所以当行人通过栅格时,栅格一直显示空白的状态,期间无法将行人表示在地图中。基于此,本文提出模糊逻辑自适应调整权值参数  $\xi$  改进贝叶斯推理方法,对后验概率  $p(m|z_{1:t})$  进行限制。具体步骤如下:

步骤1:模糊化,设置模糊逻辑控制输入量为  $t$  时刻局部地图(SensorGrid)的先验概率和  $t-1$  时刻全局地图(MapGrid)的后验概率,设置其取值范围  $[0, 1]$ 。设置输出量为  $t$  时刻全局地图(MapGrid)的后验概率,其范围为  $[0, 0.2]$ 。输入、输出隶属度为 trimf;

步骤2:设置输入量与输出量之间的模糊规则,本文建立的模糊规则如图3所示。

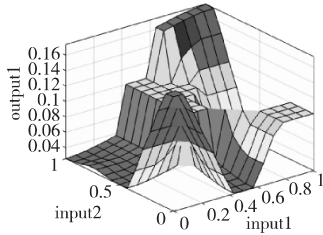


图3 模糊规则 surface 表示

步骤3:通过重心法解模糊化得到权值参数 $\xi$ ,将其带入公式(9)中限制后验概率 $p(m|z_{1:t})$ :

$$p(m|z_{1:t}) = \begin{cases} 1-\xi & p(m|z_{1:t}) > 1-\xi \\ \xi & p(m|z_{1:t}) < \xi \end{cases} \quad (9)$$

式(9)中 $\xi$ 为权值参数。

基于模糊逻辑改进贝叶斯推理可以避免原始贝叶斯推理滞后的问题,并且对于权值参数 $\xi$ 的不确定性,利用模糊逻辑进行推理使其检测效果能够更加准确。为了进一步说明结果,本文针对传统的贝叶斯推理与模糊逻辑改进的贝叶斯推理通过 Matlab 数值仿真的方式进行仿真,结果如图4、图5所示。

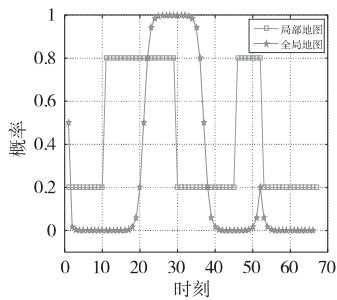


图4 传统贝叶斯推理更新

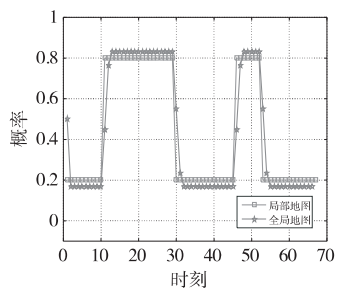


图5 基于模糊逻辑改进贝叶斯推理

在图4中,局部地图概率是在0-10时刻与30-45时刻的概率为0.2即 $free$ 状态,在10-30时刻与45-53时刻变为0.8即 $occ$ 状态,利用传统贝叶斯推理时不难发现,在下一时刻雷达扫描值变化时,全局地图并未发生改变,直至第20时刻时才检测出栅格内发生的变化而第二次变化由于时间短,更新过程中并没有明显体现出概率变化。所以,传统的贝叶斯推理在栅格状态发生变化时会存在很大的滞后效果。图(5)利用本文提出的模糊逻辑改进贝叶斯推理,可

以发现当栅格状态发生改变时,全局地图更新过程中基本与局部地图一致,为检测做了良好的铺垫。

### 3.4 动态障碍物检测及道路信息提取

#### 3.4.1 改进贝叶斯冲突变量的动态障碍物检测

利用模糊逻辑对权值参数 $\xi$ 进行调整可以大大减少栅格地图更新过程中信息滞后问题,但是当有动态障碍物的检测出现时,在栅格地图中表示为 $occ$ 状态与周围静态障碍物信息是一样的,所以单纯通过贝叶斯推理无法判断动态障碍物与静态障碍物只能通过轨迹判断动态信息。本文通过设置冲突变量 $k_m$ ,即某个栅格在 $t-1$ 时刻的状态为 $free$ ,而在 $t$ 时刻的状态为 $occ$ ,则可以判定该栅格有动态障碍物通过,即在地图中表示为红色。利用帧间差来确定每个栅格的概率变化,即有如下公式:

$$k_m = p(m|z_{1:t-1}) - p(m|z_{1:t}) \quad (10)$$

式(10)中 $k_m$ 表示冲突变量, $p(m|z_{1:t-1})$ 表示 $t-1$ 时刻栅格的概率, $p(m|z_{1:t})$ 表示 $t$ 时刻栅格的状态。通过 $k_m$ 的判定可以区分动态障碍物与静态障碍物。图6、图7为利用提出的方法数值仿真的对比结果。

图6为传统贝叶斯推理更新的结果,其中三角形代表冲突变量 $k_m$ 。由于滞后的问题,在更新过程冲突变量 $k_m$ 呈现时有时无的现象,造成障碍物检测不准确。图7为本文改进贝叶斯对栅格更新的结果,利用改进的方法可以明显的检测到栅格更新的状态以及动态障碍物运动过程。

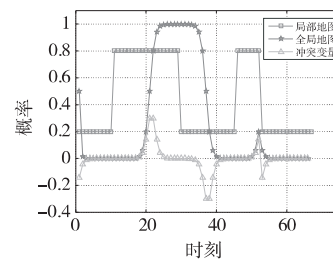


图6 传统贝叶斯推理更新及 $k_m$ 表示

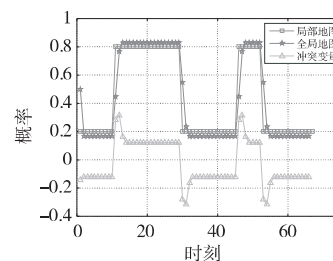


图7 改进贝叶斯推理更新及 $k_m$ 表示

#### 3.4.2 动态障碍物的聚类

由于激光雷达扫描根据环境变化存在一定不确定性,且某些动态障碍物存在遮挡的问题<sup>[14]</sup>,例如当雷达扫描到车辆障碍物时会呈现出“1”型或者“L”型。所以在扫描过程中可能会出现中间不连续的情



况,造成聚类的不准确。因此,本文首先对检测到的动态障碍物进行膨胀、腐蚀处理,有效地避免栅格不连续及障碍物周边不光滑的状况。

通过膨胀、腐蚀处理<sup>[15]</sup>后,障碍物在栅格中变得连续且边缘光滑。下面将对其进行聚类,通过聚类的方式可以获取障碍物外形、距离、位置等信息。本文应用连通区域标记算法对其聚类,其作用是将属于不同类别的栅格区分开,属于同一类的栅格标记同种记号。考虑到无人驾驶中对实时性的要求,本文采用八邻域连通规则<sup>[16]</sup>其要求如下式,假设:

$$l \leq \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \leq 2l \quad (11)$$

式(11)中  $x_1, x_2, y_1, y_2$  为栅格相邻栅格坐标点  $l$  为每个栅格的尺寸。传统的八邻域聚类法是按照一定顺序对图像进行扫描,这样做的缺点就是目标之间的栅格被重复扫描,使算法使用的复杂度增加。因此,为了减少算法复杂度,提高无人驾驶车所需实时性能,本文提出基于状态栅格的八邻域聚类,具体步骤如下所示:

步骤1: 创建一个与栅格地图相同行列数的标记矩阵  $M$ , 并初始化为 0; 创建一个标记变量  $count$ , 将要进行标记的区域编号, 并将其初始化为 1;

步骤2: 按顺序扫描栅格单元。由该栅格对应标记矩阵中的值判断是否被标记;

步骤3: 若已经被标记, 则返回步骤2 继续判断下一栅格单元点; 若未被标记, 则创建一存储行列坐标的队列, 并将该栅格单元的位置插入队尾;

步骤4: 循环取出队头元素, 若未被标记, 将其标记为  $count$ , 并判断队头元素所有邻域点是否被标记, 若邻域点未被标记, 将未标记的点插入队列队尾, 并标记为  $count$ , 将队列对队头元素出列, 循环该步骤直到队列为空后将标记变量  $count$  加 1;

步骤5: 返回步骤2 处理下一栅格单元。

### 3.5 一维数据区间密度的道路信息检测

通过对激光雷达返回的点云数据分析可知, 在点云中包含有路面点、两侧路沿点、两侧草坪边界点、周围花草景物点以及障碍物点<sup>[17]</sup>。根据分析, 路沿点多序号连续, 并且坐标  $y$  值基本一致的一系列点, 所以针对激光雷达返回数据坐标  $y$  值一维数据区间密度分布分析, 设定  $k$  个等距区间  $[\Omega, \Psi]$ , 在此区间中利用公式(11) 求取雷达数据点在每个区间的密度。

$$P(\Omega < n < \Psi) = \frac{\text{num}(y_i)}{\sum_j \text{num}(y_j)} \quad (12)$$

式(12)中,  $\Omega$  和  $\Psi$  为某个区间的两个端点,  $\text{num}(y_i)$  为落在某个区间数据的个数,  $\sum_j \text{num}(y_j)$  为

数据总个数,  $P$  为在某个区间数据个数占总体的概

率。若将整体的数据分为  $j$  个区间, 则  $\sum_{i=0}^j P_i = 1$ , 以横轴零为分界点, 提取出两侧密度最大值及次大值所在区间。由实际情况可知, 用路沿提取算法提取出若干条路沿点, 本文只保留距离无人驾驶车辆最近的两条路沿点, 路面点的分离是通过对比坐标  $z$  轴数值变化出。由经验知, 路面点与路沿点  $z$  轴值相差 20cm。得到路沿点后, 将两类路沿点使用 OPTICS 算法进行聚类, 最后利用最小二乘法<sup>[18]</sup> 对路沿点进行拟合得到路沿并通过计算获取路沿信息。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验平台及条件

本文利用的实验平台是名为 BJUT-IV( Beijing University of Technology Intelligent Vehicle) 的自主研发无人驾驶车, 在车辆的前端正中的位置安装 IBEO-LUX 四线激光雷达来采集实验数据。另外, 实验平台还安装了 GPS、惯性导航和摄像头等装置, 保证了无人驾驶车辆的安全运行。实验的场景为校园内道路。雷达安装高度为 0.846m, 其俯仰角度为  $3^\circ$ 。

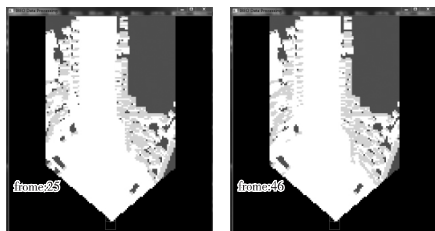
### 4.2 结果与分析

图8所示的是采集时路面情况的照片, 图9为利用传统贝叶斯推理更新结果, 从图中可以看出, 由于传统贝叶斯推理在栅格状态变化时的滞后性, 所以对于动态障碍物通过栅格时并不能检测出, 图10为利用本文提出的方法改进贝叶斯推理得到的结果, 可以看出通过改进贝叶斯推理对栅格状态更新可以检测出障碍物, 但是, 检测出的障碍物每一帧的变化定义为静态障碍物, 并不能区分出动态障碍物。也不能检出障碍物运动的方向。图11在不同两帧利用冲突变量来检测动态障碍物, 红色的部分表示有障碍物进入栅格, 其冲突变量发生变化。图12为利用本文提出的基于栅格状态连通区域聚类的最终检测结果, 从图中可以看出障碍物、障碍物和试验车辆的距离与道路宽度被表示出来。因此, 本文改进的贝叶斯推理不仅能看到动态障碍物的运动轨迹, 并且使检测更加准确。



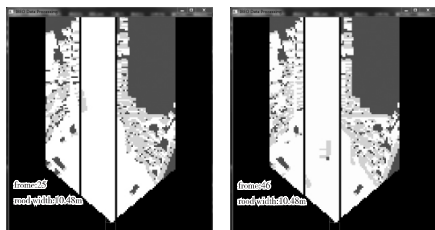
(a) 实验场景第 25 帧 (b) 实验场景第 46 帧

图8 实验场景



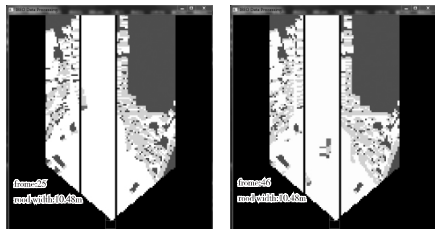
(a) 第 25 帧 (b) 第 46 帧

图 9 传统贝叶斯推理更新结果



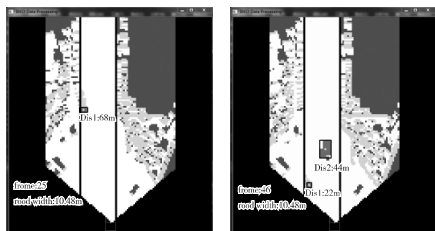
(a) 第 25 帧 (b) 第 46 帧

图 10 本文改进贝叶斯推理更新结果



(a) 第 25 帧 (b) 第 46 帧

图 11 冲突变量  $k_m$  动态障碍物检测结果



(a) 第 25 帧 (b) 第 46 帧

图 12 膨胀、腐蚀及聚类最终结果

## 5 结束语

提出的基于模糊逻辑改进的贝叶斯推理算法结合数据坐标概率投影法,通过  $t-1$  时刻的先验概率与  $t-1$  时刻的后验概率的规则结合限制  $t$  时刻的后验概率的变化对每个栅格单元更新,而且利用 MATLAB 2014b 与 Opencv 对理论验证及实验。这种方法有效地解决了传统贝叶斯推理在栅格前一时状态趋于极值时,当后一时状态改变时滞后的效果,并且提出利用一维数据区间密度算法与改进连通区域聚类算法来获取道路信息与障碍物信息,最后通过仿真与

实车实验验证了以上说法的准确性。

## 参考文献

- [1] Dahlkamp H, Kaehler A, Bradski G. Self-supervised monocular road detection in desert terrain [C]. Proceedings of Robotics: Science and Systems. Philadelphia: MIT Press, 2006: 115-121.
- [2] 王欣,李高,朱万力,等.并联混合动力汽车能量管理建模及优化研究[J].控制工程.2014 (03): 357-360.
- [3] 辛煜.无人驾驶车辆运动障碍物检测、预测和避撞方法研究[D].合肥:中国科学技术大学,2014.
- [4] 庄秀华.基于单线激光雷达的障碍物检测与跟踪研究[D].长沙:湖南大学,2014.
- [5] 于生,罗萍.基于激光传感器的机器人运动轨迹跟踪[J].激光杂志,2016 (05): 64-67.
- [6] 万华平,任伟新,黄天立.基于贝叶斯推理的随机模型修正方法[J].中国公路学报,2016 (04): 67-76.
- [7] 李龙杰.基于四线激光雷达的道路信息提取技术研究[D].北京:北京工业大学,2016.
- [8] 裴道武.关于模糊逻辑与模糊推理逻辑基础问题的十年研究综述[J].工程数学学报,2004 (02): 249-258.
- [9] 林尚伟,林岩.基于模糊逻辑与可变限速的城市快速路控制[J].交通运输系统工程与信息,2007 (01): 50-56.
- [10] 刘利枚,蔡自兴,潘薇.一种基于声纳信息的地图创建方法[J].计算机工程,2009,35(7): 166-167.
- [11] 高健.DSmT 信息融合技术及其在机器人地图创建中的应用[D].武汉:华中科技大学博士学位论文,2009.
- [12] L Romero, E Morales, E Sucar. Learning Probabilistic Grid-Based Maps for Indoor Mobile Robots Using Ultrasonic and Laser Range Sensors [C]. Mexican International Conference on Artificial Intelligence. Acapulco, 2000: 158-169.
- [13] Trung-Dung V, Julien B, Olivier A. Grid-based localization and local mapping with moving object detection and tracking [J]. Information Fusion, 2011 (12): 58-69.
- [14] 周俊静,段建民,杨光祖.基于雷达测距的车辆识别与跟踪方法[J].汽车工程,2014 (11): 1415-1420.
- [15] 齐鑫.基于膨胀腐蚀算法的数字信号处理技术[J].自动化技术与应用,2010 (10): 76-79.
- [16] 曹长虎,李亚非.一种二值图像连通区域标记快速算法[J].科学技术与工程,2010 (33): 8168-8171.
- [17] 杨飞,朱株,龚小谨.基于三维激光雷达的动态障碍物实时检测与跟踪[J].浙江大学学报(工学版),2012 (09): 1561-1571.
- [18] 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.