

# 一种基于激光雷达的路面提取算法

袁夏<sup>1)</sup> 赵春霞<sup>1)</sup> 陈得宝<sup>2)</sup> 蔡云飞<sup>1)</sup> 韩光<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(南京理工大学计算机学院, 南京 210094) <sup>2)</sup>(淮北煤炭师范学院物理系, 淮北 235000)

**摘要** 为使机器人自主导航系统能够快速有效地提取前方路面,提出了一种可应用于结构化和半结构化环境的路面提取算法。该算法首先使用基于最大熵原理的模糊聚类方法,在单帧激光雷达数据中将具有连续趋势的点聚类;然后由聚类点拟合直线,再根据直线段的位置和角度的不同提取路面;最后通过比较连续几帧雷达数据来确定正常路面的参考水平面,以进一步提取路面上的障碍,为局部路径规划提供参考依据。在光照不均、纹理复杂、路边与路面高度差不确定、路边几何形状不规则的道路环境中的实验表明,该算法不仅能在结构化环境下提取路面,而且还可以在路边形状不规则的半结构环境下提取路面。

**关键词** 机器人 激光雷达 路面提取 模糊聚类 最大熵

**中图法分类号:** TP242.6+2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2009)10-2035-07

## Road-surface Detection Based on Lidar Sensing

YUAN Xia<sup>1)</sup>, ZHAO Chun-xia<sup>1)</sup>, CHEN De-bao<sup>2)</sup>, CAI Yun-fei<sup>1)</sup>, HAN Guang<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

<sup>2)</sup>(Department of Physical, Huaibei Coal Industry Normal School, Huaibei 235000)

**Abstract** We propose a road-surface abstraction algorithm which is suitable for structured or semi-structured road environment and extracts effectively a road-surface for ground robot navigation. A fuzzy cluster method based on maximum entropy theories was employed to cluster Lidar points. After fitting clustered data linearly, the algorithm extracts seams that belong to road-surface by their location and angle. Current referenced horizontal can be acquired by comparing several continuous Lidar frames and then the algorithm extracts the obstacles in road area. Experiments show the algorithm works well in spite of road-boundary has regular shape or not, and is free from the impact of complex texture or irregular illumination of the road.

**Keywords** robot, Lidar, road-surface abstraction, fuzzy cluster, maximum entropy encoding

## 1 引言

机器人自主导航技术吸引了众多学者和研究机构的目光,目前仍然是一个难度很大的课题,其中道路提取、跟踪和目标跟踪是这个领域非常重要的研究内容。机器人系统中一般都安装各种主、被动传感器,其中被动传感器主要包括各种可见光和不可见光摄像机,其优点是获取的信息量大、视野较宽、

体积较小、价格和功耗低。但是,摄像机拍摄的图像也有其固有的缺点,如很难准确地恢复3维环境,而且光照变化、阴影、恶劣天气都可能造成目标提取失败等。主动传感器主要包括毫米波雷达(MMWR)和激光雷达(lidar),它们都可以直接获得3维空间数据。毫米波雷达不受光照影响,不仅可以在恶劣天气条件下工作,可满足全天候使用要求,而且探测范围远(可达100 m)、测距准确,但是视野一般较窄,而且造价过高,体积、功耗很大,采样速度慢;激

收稿日期:2008-04-18; 改回日期:2008-09-05

**第一作者简介:**袁夏(1981~),男,现为南京理工大学计算机学院计算机应用技术专业博士研究生。主要研究方向为复杂环境建模与理解,地面智能机器人自主导航。E-mail: xylucker@163.com

光雷达分为单线、多线和面阵等类型,它们同样不受光照影响,且测距准确,探测范围可达 80 m,和毫米波雷达相比,具有成本低、体积和功耗小的优势,其缺点一是受采样精度限制,其包含的信息量相对较少,二是难以在雨雪天气工作。

由于单线激光雷达扫描一帧所得到的数据量小,便于快速处理,因此近年来经常用于道路检测<sup>[1-4]</sup>。Wijesoma 等人利用单线激光雷达结合 Kalman 滤波算法来提取道路边界,并进行道路跟踪<sup>[5]</sup>,取得了很好的效果。Kalman 滤波收敛速度快,已广泛用于特征提取和数据分割,但是由于其要依赖状态方程和观测方程,且要求噪声服从正态分布,因此应用受到限制,另外,复杂的计算过程也限制了其应用。文献[6]提出了一种利用观测数据来直接构造适合于“连续运动”目标跟踪的方法,它具有较强的实时性,文献[7]在文献[6]的基础上,同时考虑状态变量和误差变量,先对激光雷达的测量数据进行聚类,然后根据连续有限状态和误差信息,直接构造一组模糊中心,用来对系统状态和误差进行实时预测,以提取道路边界。

由于文献[7]提出的方法只能检测双侧都具有明显突起,且形状规则的路边,因此只能应用在结构化环境中,且受激光雷达采样精度限制,要求道路不能太宽。针对这个不足,本文提出了一种在单帧激光雷达数据中快速提取路面的算法。用该算法检测路面时,只要路边和路面具有激光雷达能探测出的高度差,无论路边高于路面还是低于路面,路面都能成功地被检测,而且路边可以是人造的规则几何形状,也可以是草丛等不规则形状。相比文献[7]算法,本文提出的算法能适应更多、更复杂的环境。

## 2 路面提取原理

路边是一个相对概念,其在不同的道路环境中的表现形式是不同的,城市街道、高速公路等结构化环境中的路边一般表现为规则的人造台阶形状,而在一些人造道路和自然环境结合的半结构化环境中,路边则可能是由道路与草地、低矮灌木等的分界形成的,没有规则的几何形状。

由于激光雷达不受光照影响,而且单线激光雷达获取的数据量较小,因此比较适合用于道路检测。激光雷达在前方 20 m 及以上距离采样时,采样点变

得比较稀疏,由于落在路边上的点很少,因此难以稳定地提取路边。为此,本文在激光数据中,用提取前方路面的方法代替传统的路边检测。本文中涉及的路面主要指经过人工平整的道路路面。实验表明,本文算法在正常行驶过程中就可以成功提取路面,当前方路面出现障碍时,算法则根据前方地面高度和正常参考水平面的比较,即可分辨障碍区域和路面区域,这就为路径规划提供了部分依据。

在结构化或半结构化环境中,路面和路边的分界处,一般存在一定的高度差。高度差的表现形式可能是图 1 所示的规则跳变,也可能是一种渐变,比如路边是草坪的情况。机器人在正常运动中,由于运动路径基本和道路平行,因此检测前方路面状况,只需要在每一条激光雷达扫描线中检测出图 1 所示的水平线段 AB 即可。在没有障碍的情况下,由于 AB 段能保持比较稳定的连续宽度,因此只要能把 AB 段数据点聚类,并将其提取,就能找到机器人前方的路面区域。

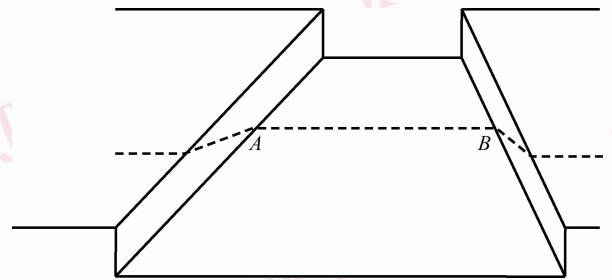


图 1 理想结构化路边模型

Fig. 1 Perfect road-boundry

设路边和路面的高度差阈值,即预测误差阈值为  $\delta$ ,一帧激光雷达数据的第  $i$  个点在预测算法下的预测坐标为  $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ ,实际测量坐标为  $(x_i, y_i)$ ,则预测坐标和实际测量坐标的预测误差定义为

$$e_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (1)$$

若满足  $e_i > \delta$ ,则认为下一点为另一个趋势的开始,本趋势的结束,然后根据一定的约束条件就可以提取出属于路面的采样点。

## 3 单帧激光雷达数据模糊聚类

假设每一帧激光雷达数据有  $N$  个点,且这  $N$  个点可以用  $N$  维空间的  $M$  个聚类中心  $C_1, C_2, \dots, C_M$  描述,则每一个聚类中心  $C_i$  可由一帧雷达数据的

$m$  个测量点构成的向量表示。取实际测量的前  $p$  个向量作为模糊规则的输入,而将后  $m - p$  个向量作为规则的输出,即可构成一组模糊规则中心。

但上述方法会出现误差积累的问题。每次预测均产生预测误差  $e$ ,如不加以处理就会把每次的误差都带入下一次的预测过程,从而影响后半段数据点的预测精度。因此,实际算法中把预测误差也加入到模糊规则,即将其先和测量值一起参与预测,然后在新的预测值中减掉积累误差。

用这种思想,模糊规则中心如式(2)所示,而规则则采用以下三角形形式:

$$\begin{aligned}
 C_1: Q_1 &= [X_{j-p-M+1}, X_{j-p-M+2}, \dots, X_{j-M}]^T \\
 Y_1 &= [X_{j-M+1}]^T \\
 C_2: Q_2 &= [X_{j-p-M+2}, X_{j-p-M+3}, \dots, X_{j-M+1}]^T \\
 Y_2 &= [X_{j-M+2}]^T \\
 &\dots \\
 C_M: Q_M &= [X_{j-p}, X_{j-p-M+1}, \dots, X_{j-1}]^T \\
 Y_M &= [X_j]^T
 \end{aligned} \tag{2}$$

其中,

$$X_i = [(x_{i,l}, y_{i,l}), e_{i,l}] \tag{3}$$

激光雷达扫描返回的数据是用极坐标  $(\rho, \theta)$  形式表示的,式(3)中测量点的坐标  $(x_i, y_i)$  是根据极坐标数据计算的平面直角坐标,即

$$\begin{aligned}
 x_i &= \rho_i \cos \theta_i \\
 y_i &= \rho_i \sin \theta_i
 \end{aligned} \tag{4}$$

对任意时刻  $t$  测量得到的数据点,其属于某组规则基的概率可看成此采样点属于该规则基的程度,即隶属度  $\mu_i$ ,假定某个点属于全部  $M$  个聚类中心的隶属度之和为 1,即

$$\sum_{i=1}^M \mu_i = 1 \quad \forall \mu_i \in [0,1] \tag{5}$$

则可构造以下代价函数:

$$E = \sum_{i=1}^M \mu_i \|P - X_i\|^2 \tag{6}$$

其中,  $P$  为输入向量,  $X_i$  表示第  $i$  组规则中心,式(3)中的  $(x_{i,l}, y_{i,l}), e_{i,l}$  分别表示第  $i$  组规则中心对应于第  $l$  个扫描角度上的采样值和预测误差值。

由于隶属度分布没有先验知识,它是不确定的,故需采用最大熵原理(MEP)求某个输入在模糊规

则基中的隶属度,以构造以下 Shannon 熵<sup>[6]</sup>:

$$H = - \sum_{i=1}^M \mu_i \ln \mu_i \tag{7}$$

在满足式(5)和式(6)的条件下,使熵  $H$  最大的  $\mu_i$  就是所求的隶属度。构造的 Lagrange 函数为

$$L = H - \lambda E \tag{8}$$

根据文献[8]、[9],即可求得

$$\mu_i = \frac{\exp(-\lambda \|P - X_i\|^2)}{\sum_{i=1}^M \exp(-\lambda \|P - X_i\|^2)} \tag{9}$$

将式(9)带入式(6),两边对  $\lambda$  求导,并根据文献[9]的经验方法近似取

$$\lambda = 100M / \min(\|P - X_i\|^2) \tag{10}$$

模糊输出采用加权推理方法。因为一帧激光雷达的数据点分布是有一定趋势的,所以由与当前预测点较近的中心点确定的模糊规则与预测点的相关性更强,在预测推理中将对结果产生的较大影响,相反则较小。模糊输出

$$Y = \sum_{i=1}^M w_i \mu_i Y_i + \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} (Y_{i+1} - Y_i) \tag{11}$$

式中,  $w_i$  为权重,即

$$w_i = iM / \sum_{i=1}^M i \tag{12}$$

## 4 路面提取

LMS-200 型激光雷达的测量精度标称 10 mm,测量系统误差标称 15 mm。为了保证路面提取的效果,选取的预测误差阈值  $\delta$  为 20 mm。由于在这种情况下,激光雷达测量数据中存在的噪声是不能忽略的,因此算法首先需要进行数据平滑。设当前要平滑的第  $i$  个点的坐标为  $(x_i, y_i)$ ,则平滑后的坐标为

$$\begin{aligned}
 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) &= \text{median}\{(x_{i-n}, y_{i-n}), \dots, (x_{i-1}, y_{i-1}), \\
 &\quad (x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1}), \dots, (x_{i+n}, y_{i+n})\}
 \end{aligned} \tag{13}$$

针对本文使用的实验平台,上式中  $n = 2$ 。

待提取的路面采样点是线性分布的,因此每一帧激光雷达数据分段后,要先进行各段数据的直线拟合,并且规定只有包含大于两个数据点的分段才参与直线拟合。每条拟合线段的结构定义如下:

struct L{

$(\rho_{\text{start}}, \theta_{\text{start}})$  //起始点位置  
 $(\rho_{\text{end}}, \theta_{\text{end}})$  //结束点位置  
 $k$  //斜率  
 $length$  //长度  
 }

直线拟合完成后,再提取近似水平的直线,即直线斜率满足  $k \in [-\Delta k, \Delta k]$  的直线段,然后将这些线段作为待选路面区域。其中  $[-\Delta k, \Delta k]$  为允许的水平斜率范围。

机器人在行驶中,最关心的是正前方区域,假设机器人的前方视野角度为  $\varphi$ ,那么将主要在这个区域中搜索水平线段。

处于平坦路面上的激光扫描线还应该具有一定的连续长度,设路面线段至少应具有  $m$  个点的长度, $m$  的取值必须满足提取的某段路面宽度要大于机器人的可通行宽度。

$$\left. \begin{aligned} &|k_i| \leq \Delta k \\ &\left( \frac{\pi - \varphi}{2} \leq \theta_i^{\text{start}} \leq \frac{\pi + \varphi}{2} \right) \left\| \left( \frac{\pi - \varphi}{2} \leq \theta_i^{\text{end}} \leq \frac{\pi + \varphi}{2} \right) \right. \\ &\left\| \left( \theta_i^{\text{end}} \geq \frac{\pi + \varphi}{2} \right) \& \left( \theta_i^{\text{start}} \leq \frac{\pi - \varphi}{2} \right) \right\} \Rightarrow L_i \\ &length_i > m \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

综合上述条件可见,满足式(14)的线段  $L_i$  就在路面  $P$  上。

若按照式(14)提取路面,则在前方路面平坦的情况下,效果较好,但是在正前方出现某些障碍时,则需要特殊处理,否则会提取到多于一条的路面线段。特殊障碍主要指表面平坦,且较宽的障碍,比如前方视野有井盖缺失,或者道路只占视野的一小部分且路边以外非道路区域也比较平坦等情况。在这些情况下就需要对提取的待选路面线段做进一步筛选。

对于有多条满足条件的道路线段,可选择的筛选依据主要是路面高度差。假设机器人初始处于无障碍的水平路面,则可先以初始时刻探测的前方路面高度作为参考水平面,此后,只要前方路面正常,就可以把前一时刻探测到的路面高度作为下一时刻的参考水平面,当路面出现异常时,则保留正常时的路面高度作为参考水平面。

路面高度差计算原理如图2所示,设激光雷达与水平面的夹角为  $\alpha$ , $t$ 时刻机器人本体的俯仰角为  $\beta$ ,由于激光雷达扫描速度远大于机器人的行

进速度,因此可以认为  $t+1$ 时刻的本体俯仰角也为  $\beta$ ,那么第  $t$ 帧激光数据的第  $i$ 条扫描线和  $t+1$ 帧激光数据的第  $i$ 条扫描线探测到的路面高度差为

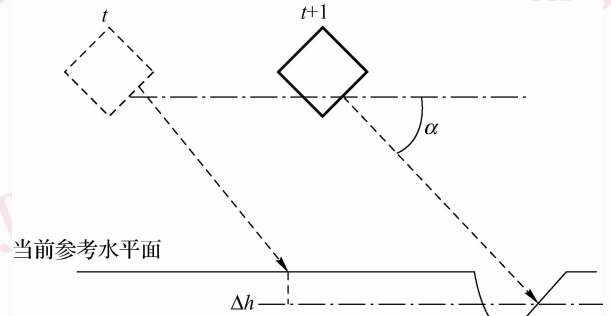


图2  $t$ 和  $t+1$ 时刻前方路面高度差计算原理

Fig. 2 Theory to calculate  $\Delta h$  between time  $t$  and  $t+1$

$$\Delta h = (\rho_{i,t+1} \sin \theta_{i,t+1} - \rho_{i,t} \sin \theta_{i,t}) \sin(\alpha + \beta_i) \quad (15)$$

当  $\Delta h$  大于给定阈值  $T$  时,则要考察  $t+2$ 帧激光数据的第  $i$ 条扫描线与第  $t$ 帧激光数据的第  $i$ 条扫描线探测到的路面高度差。如果  $t+1$ 帧和  $t+2$ 帧第  $i$ 条扫描线探测到的路面高度差与第  $t$ 帧的高度差都大于  $T$ ,即认为前方  $i^\circ$ 方向出现障碍(假设激光雷达扫描角度间隔为  $1^\circ$ ),需要结合其他传感器信息来修正运动路径。

## 5 实验及分析

为验证本文算法的路面提取效果,选取了4个真实环境路面进行了路面提取实验。实验平台为一个微小型地面自主移动机器人,装备了LMS-200型单线激光雷达。激光雷达扫描角度为  $180^\circ$ ,设定扫描角度间隔为  $1^\circ$ ,启动后,激光雷达从右向左逆时针扫描,通过串口每次传回一帧包含181个扫描点的完整数据。雷达安装的角度与水平面约成  $20^\circ$ 角。下面所有坐标图中的机器人均位于  $(0,0)$ 位置。

图3依次是实验选择的4种道路环境。图4是对应这4种环境,分别利用文献[7]和本文方法处理激光雷达数据得到的结果。

图4(a)是某一单帧原始激光雷达数据及其平滑后的结果,实验中发现,实际处理时的中值滤波是必要的,否则激光雷达的个别噪声点会使原本属于一类的点被错误地聚类成两类或几类。



(a) 环境1



(b) 环境2



(c) 环境3



(d) 环境4

图 3 实验选取的 4 个真实环境

Fig. 3 Four environment the experiments applied in

**环境 1** 是一段约 6 m 宽的路面,实验时,机器人位于路面中心线偏左的位置。从图 4(b)可以看出,用文献[7]方法提取的右侧路边比较理想,而左侧路边则由于距离激光雷达较远,只能获得较稀疏的采样点,提取的路边效果明显比右侧差。而用本文方法则可以顺利地提取前方路面(图 4(c)水平线段)。在这种结构化环境下,文献[7]和本文的方法都能确定道路区域。

**环境 2** 是一条约 1 m 宽,两边是草坪的小路。图 4(d)显示,文献[7]的方法在这种环境下已经不能提取正确的路边,图中提取的两条很短的伪路边线段都位于草坪上。在这种半结构化环境中,路边已经没有规则的几何形状,因此很难把位于道路和草坪边界上的激光采样点准确聚类。从图 4(e)可以看出,利用本文的方法,则顺利地提取了 3 条待选的路面区域,再根据本文第 4 节式(14)的约束条件,即得到了如图 4(f)所示的正确的路面位置。

**环境 3** 是一条约 1.5 m 宽,一侧是楼房,一侧是灌木丛的小路。在这个环境下,道路的右侧存在形状规则的路边,而左侧则是低矮灌木形成的不规

则路边,从图 4(g)可见,文献[7]的方法只能提取右侧规则的路边,而左侧路边则不能提取,因此也就无法确定道路区域的范围。而本文方法则成功地找到了前方路面(图 4(h))。

**环境 4** 其路面是砖铺成的,没有前 3 个实验环境中的路面那么平整;路面右侧路边由路面和草坪的边界形成,且草坪几乎和路面等高;左侧是下陷的路边;左前方还存在一个由下陷的井盖形成的形状规则的障碍,这种障碍的表面在几何特性上与路面是一致的,只在边界处存在突变。

从图 4(i)连续 115 帧数据的提取结果看,本文方法具有以下优点:首先,本文方法能够比较准确地找到道路的右边界,也就是说,本文方法可以区分路面以及与路面几乎等高,但是表面不规则的非路面;其次,从前几十帧不包含障碍物的数据看,本文方法能成功地将路面和下陷的路边区分,而文献[7]的方法是无法提取下陷路边的,因为这样的路边激光打不到,路边上没有采样点;第三,从后几十帧包含障碍的路面数据看,本文方法可以找到路面和障碍的分界点,再根据式(15)计算,就可以区分路面和障碍。

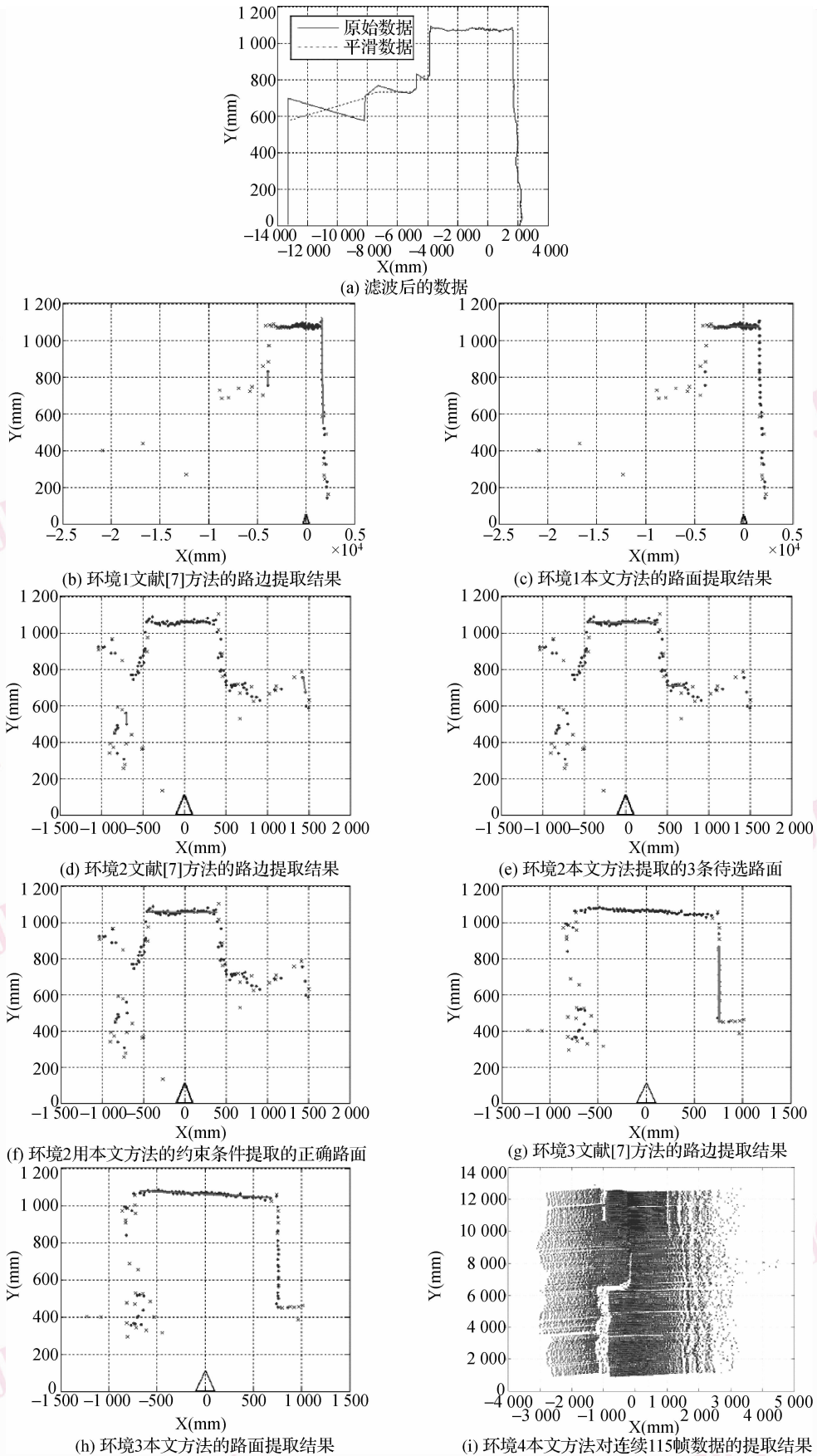


图 4 单帧雷达数据处理结果

Fig. 4 Results based on single lidar frame

## 6 结 论

本文先使用模糊聚类的方法将单帧激光雷达数据点聚类,然后通过对聚类数据进行线性拟合提取路面来寻找道路区域,不再通过提取路边来确定道路区域。实验表明,本文算法在多种结构化和半结构化道路状况下进行路面提取是成功的,不仅克服了以往路边提取算法对路边形状和高度要求较高的缺点,而且扩大了算法的适用范围。同时,借助激光雷达的特性,本文算法不受路面复杂纹理和光照条件的影响。本文算法是在提取路面的基础上,根据障碍与正常路面参考水平面存在高度差的原理来提取路面障碍信息,可提供给局部实时路径规划算法采用。本文算法不仅速度快,且不需要机器学习确定参数,因此可用于实时的应用场合。若使用多台单线激光雷达,并结合图像数据,则可以完成前方较宽区域的路面环境探测。

由于路面提取是存在一定误差的,难以确定准确的道路宽度,因此如何根据路面信息进行道路跟踪和道路的趋势预测是下一步要解决的问题。对于有障碍的区域,还需要结合多帧雷达数据做进一步的深入分析。

### 参考文献 (References)

1 Sparbert J, Dietmayer K, Streller D. Lane detection and street-type classification using laser range images [A]. In: Proceedings of IEEE

Intelligent Transportation Systems Conference [C], Oakland, CA, USA, 2001:454-459.

2 Kirchner A, Heinrich T. Model-based detection of road boundaries with a laser scanner [A]. In: Proceedings of International Conference on Intelligent Vehicles [C], Stuttgart, Germany, 1998:93-98.

3 Cramer H, Wanielik G. Road border detection and tracking in noncooperative areas with a laser radar system [A]. In: Proceedings of German Radar Symposium [C], Bonn, Germany, 2002:24-29.

4 Fardi B, Scheunert U, Cramer U. Multi-modal detection and parameter-based tracking of road borders with a laser scanner [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Vehicles [C], Columbus, Ohio, USA, 2003: 95-99.

5 Wijesoma W S, Kodagoda K R S, Balasuriya Arjuna P. Road-boundary detection and tracking using lidar sensing [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 20(3):456-464.

6 Liu Peter X, Meng Max Q H. Online data-driven fuzzy clustering with applications to real-time robotic tracking [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(4):516-523.

7 Chen De-bao, Zhao Chun-xia, Zhang Hao-feng, et al. Quick road-boundary detection based on 2D laser rangefinder [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(9):1604-1609. [陈得宝, 赵春霞, 张浩峰等. 基于2维激光测距仪的快速路边检测 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1604-1609.]

8 Rose K, Gurewitz K, Fox G C. Statistical mechanics and phase transitions in clustering [J]. Physical Review Letter, 1990, 65(8): 945-948.

9 Rose K. Deterministic annealing for clustering, compression, classification, regressions and related optimization problems [J]. Proceedings of IEEE, 1998, 86(11):2210-2239.