

基于2维激光测距仪的快速路边检测

陈得宝^{1,2)} 赵春霞¹⁾ 张浩峰¹⁾ 成伟明¹⁾ 唐磊¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机系, 南京 210094) ²⁾(淮北煤炭师范学院物理系, 安徽淮北 235000)

摘要 为了在光线较差、缺失明显道路标志时,快速准确地检测道路边界,基于最大熵原理,提出了一种利用2D激光测距仪的实时测量数据快速提取路边算法。该算法首先通过对连续有限不同角度观测数据的重新组合,直接构造模糊聚类中心;然后利用最大熵原理求取当前状态的隶属度函数值,同时对测量结果和预测误差进行预测,以便消除传统方法对专家知识或先验信息的依赖;最后根据当前状态与所选连续状态的距离,利用较近状态对预测结果产生较大影响的原理来构造加权因子,并计算模糊预测结果,再利用预测误差对预测结果进行修正,这种预测误差仅由有限几次测量结果决定,而不随时间的推移产生积累。实验结果表明,该方法是有有效的。

关键词 最大熵 2维激光测距仪 模糊预测 路边检测

中图分类号: TP242.6 + 2 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)09-1604-06

Quick Road-boundary Detection Based on 2D Laser Rangefinder

CHEN De-bao^{1),2)}, ZHAO Chun-xia¹⁾, ZHANG Hao-feng¹⁾, CHEN Wei-Ming¹⁾, TANG Lei¹⁾

¹⁾(Computer Department of Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Physical Department of Huaibei Coal Industry Teachers College, Huaibei Anhui 235000)

Abstract A quick road-boundary detection algorithm using 2D laser rangefinder based on maximum entropy principle is proposed. By reclassifying observed measurements at different measure angle in limited continuous domain, we calculate fuzzy cluster centers directly and predict the states and predictable error simultaneously, and calculate membership values of current state based on the maximum entropy principle. The method eliminates the dependence of conventional methods on knowledge of experts and prior information. The weighted factors are designed for calculating prediction results based on the fact that later states have more impacts on the prediction. In the process, the error of every step is also predicted to modify the prediction results of states, and the prediction error is determined by the selected states in the limit domain. Thus the accumulation error overtime is eliminated. The results of experiments indicate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords maximum entropy, two dimensional laser rangefinder, fuzzy prediction, road boundary detection

1 引言

在道路检测方法和检测系统中, CCD (charge-coupled device) 以其高分辨率、宽信息量等优点,已成功用于道路检测和分割^[1,2]。然而在光线较差或缺失明显的路边标志时,图像往往不清晰,要得到道路的准确位置和范围相当困难。毫米波雷达虽然分辨率较低,其不但扫描速度受扫描机械结构的限制,

而且较近的雷达之间还可能产生干扰,价格又较高,但能在雪雨雾天等光线较差的环境下,为周围环境提供距离在1~100m内可调的高质量扫描信息。单线LMS(laser measurement systems)系列激光测距仪虽然应用受到环境的限制,但其价格较低,能在1~80m范围内实现距离的准确测量,适合于结构化或半结构化道路路边的自动检测。

Hough变换虽然能从噪声信号中分割出所需要的信息^[3,4],但其速度一般较慢,且对于由少数几个

基金项目:安徽省教育厅自然科学基金项目(2006KJ090B)

收稿日期:2006-05-15;改回日期:2006-07-07

第一作者简介:陈得宝(1975~),男,博士生,副教授。主要研究方向为智能控制、进化计算和机器人等。已发表论文20多篇。E-mail: chendb_8@163.com

点就有可能构成路边这样的系统,用 Hough 变换很难得到准确的道路边界。Kalman 滤波方法以其快速的收敛特性,已广泛用于特征提取和数据分割^[5],但由于其需依赖于模型的状态方程和观测方程两个方程,且噪声要求服从正态分布,因此对无模型或用精确模型难建立的系统,其应用受到限制;其次 Kalman 滤波要对状态不断更新和修正,计算过程较复杂。

近些年出现了一些不依赖专家知识直接挖掘模糊规则的方法,其中用聚类方法决定模糊规则中心的方法占有很大的比重,如最典型的爬山算法^[6]。由于这些方法有时甚至要用到所有的样本,因此对实时性要求较高的系统,在速度上显示出其自身的劣势。根据最大熵原理,文献[7]中提出了一种利用观测数据直接构造适合于“连续运动”目标跟踪的方法,其虽具有较强的实时性,但由于其没有考虑每一步的预测误差对预测结果的影响,因此对于连续静止的状态无法使用。本文同时考虑了状态和误差变量,对2维激光测距仪的测量数据进行了重新分类,并根据连续有限状态和误差信息,通过直接构造一组模糊中心来对系统状态和误差进行实时预测,用于提取道路路边。在模糊输出推理中,则根据本时刻的状态与前面所选取的有限状态的距离来构造权向量,再结合最大熵原理得到的各状态的隶属度函数值来预测下一时刻的状态,并用预测误差对预测结果进行修正,进而分割路边数据,再根据结构化或半结构化道路的约束条件提取路边;实验结果表明,该方法是有有效的。

2 路边数据分割原理

LMS200 是由 SICK 公司生产的一种 2 维单线激光雷达(如图 1 所示),LMS200 启动后,激光从右向左进行扫描,扫描间隔根据需要可设定成 0.25°、0.5°、1°,检测距离在 0~80m 内任意设定,传输数据可采用 RS232 方式和 RS422 方式,前者传输速率可设定为 38 400bps 以下,后者传输速率为 500kbps。为正确进行路边检测,雷达以一定的倾斜角 ψ 安装在机器人的前端,以保证光束能可靠投射到路面和路边上,并用磁罗盘来测量机器人的航向。图 2 给出了一种理想路边的示意图。测量时,首先设定误差阈值 ε ,再利用雷达测量数据 $((x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_k, y_k))$,通过设计合适的算法来预测下一个扫

描点 (x_{k+1}, y_{k+1}) 的位置,假设 $k+1$ 时刻的实际测量值为 $(\hat{x}_{k+1}, \hat{y}_{k+1})$,则预测误差定义为

$$e = \sqrt{(x_{k+1} - \hat{x}_{k+1})^2 + (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1})^2} \quad (1)$$

若预测误差满足 $\varepsilon > e$,则在本段内接受此时此刻的测量点,否则,此点是一个分界点,标志着上一过程的结束,下一个新的过程的开始。



图 1 LMS200 激光雷达

Fig. 1 LMS200 Laser Radar

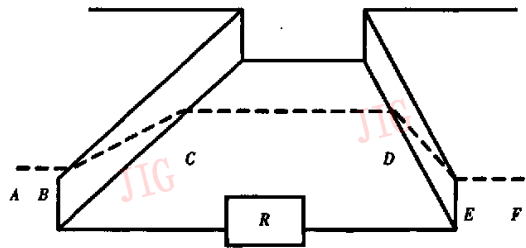


图 2 理想道路路边模型

Fig. 2 Ideal model of roads curbs

3 基于模糊预测的道路数据分割

进行道路数据分割时,首先假设道路的方向已知,雷达的扫描过程可用 n 维空间中的 k 组聚类中心 C_1, C_2, \dots, C_k 描述,每个聚类中心由雷达测量的 m 个数据和 m 个误差构成的向量表示,取测量的前 p 个向量和误差的前 p 个向量组合,作为模糊规则的输入,而将测量的后 $m-p$ 个向量和误差的后 $m-p$ 个向量组合作为规则的输出,所构成的模糊规则的中心如式(2)~式(4)所示,规则基采用三角形形式。

$$C_1: X_1 = [[S_{g-p-k+1}, e_{g-p-k+1}], [S_{g-p-k+2}, e_{g-p-k+2}], \dots, [S_{g-k}, e_{g-k}]]^T \quad Y_1 = [S_{g-k+1}, e_{g-k+1}]^T \quad (2)$$

$$C_2: X_2 = [[S_{g-p-k+2}, e_{g-p-k+2}], [S_{g-p-k+3}, e_{g-p-k+3}], \dots, [S_{g-k+1}, e_{g-k+1}]]^T \quad Y_2 = [S_{g-k+2}, e_{g-k+2}]^T \quad (3)$$

... ..

$$C_i: X_k = [[S_{g-p}, e_{g-p}], [S_{g-p+1}, e_{g-p+1}], \dots, [S_{g-1}, e_{g-1}]]^T \quad Y_k = [S_g, e_g]^T \quad (4)$$

式(2)~式(4)中, g 为雷达扫描的第 g 束光线, S_i 为与第 i 束光线对应的测量角度上的采样点坐标, $i = g - p - k + 1, g - p - k + 2, \dots, g - 1, g$ 。

$$S_i = (x_i, y_i) \quad (5)$$

e_i 为第 i 束光线对应的测量角度上采样点坐标与预测值的差, 初始值为 0,

$$e_i = (x_i - \hat{x}_i, y_i - \hat{y}_i) \quad (6)$$

式(5)、式(6)中 x_i, y_i 分别为与第 i 束光线对应的测量角度上采样点的横、纵坐标, \hat{x}_i, \hat{y}_i 分别为其预测坐标, 由于激光雷达返回的值是道路的距离值, 同时考虑机器人与道路路边不平行运动过程, 可得

$$\begin{aligned} x_i &= d_i \cos(\theta_i - \gamma) \\ y_i &= d_i \sin(\theta_i - \gamma) \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中, d_i 为与雷达的第 i 束光线对应的测量角度 θ_i 上雷达返回的道路距离, γ 为磁罗盘测得的机器人方向与道路方向的偏航角。对于任意时刻 k 测量得到的采样点坐标数据, 其属于这组规则基的概率可看成此采样点属于规则基的程度, 即隶属度 μ_l , 不失一般性, 假设

$$\sum_{l=1}^k \mu_l = 1 \quad (8)$$

式(8)中, μ_l 为由数据输入第 l 组中心构成的模糊规则基时的隶属度函数值, 通常 $\mu_l \geq 0$, 因此 μ_l 可看成是某变量属于规则基的概率, 利用最大熵原理, 由隶属度构成的香农熵为

$$\frac{\partial F}{\partial \lambda} = \frac{\sum_{l=1}^k (\|X - SS_l\|^2 \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2) (-\|X - SS_l\|^2) \sum_{l=1}^k \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2) + \sum_{l=1}^k \|X - SS_l\|^2 \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2))}{\sum_{l=1}^k \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2)} \quad (14)$$

本文采用文献[9]给出的经验方法求解 λ 。即 $\lambda = -\ln(\varepsilon) / \min(\|X - SS_l\|^2) \quad l = 1, 2, \dots, k \quad (15)$

式(15)中 ε 为任意给定的一个较小的正数, $\min(\cdot)$ 为输入数据与聚类中心距离的最小值, 根据大数定律, 可近似取 $\lambda = 100k / \min(\|X - SS_l\|^2)$ 。

根据上述分析, 利用最大熵原理, 很容易就得到任意一组输入数据在规则基中的隶属度值。而基于聚类和分割的路边提取, 则通常要根据雷达前面有限束光线的测量值对下一束光线测量值的预测, 再根据预测的结果判定此点属于哪一类。因此, 模糊规则的输入为当前状态和误差组成的向量, 即

$$H = - \sum_{l=1}^k \mu_l \ln \mu_l \quad (9)$$

这样, 求 μ_l 问题就转变成求式(8)约束条件下的最大熵问题。本文构造的代价函数如式(10)所示:

$$F = \sum_{l=1}^k \mu_l \|X - SS_l\|^2 \quad (10)$$

式(10)中, $SS_l = [S_{l,j}, e_{l,j}]^T$, l 表示第 l 组规则中心, $S_{l,j}, e_{l,j}$ 分别为第 l 组规则中对应于第 j 个扫描角度上的采样值和预测误差值, X 为输入向量。由此可见, 一个合理的模糊中心簇, 应在满足式(8)条件下, 使得式(10)中的 F 最小, 根据 Lagrange 方法, 构造的 Lagrange 函数为

$$L = H - \lambda F \quad (11)$$

式(11)中, L 是 Lagrange 函数, λ 是 Lagrange 乘法算子, 根据文献[8]、[9]知, 其最终解服从吉布斯分布(如式(12)所示):

$$\mu_l = \frac{\exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2)}{\sum_{l=1}^k \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2)} \quad \forall l = 1, 2, \dots, k \quad (12)$$

λ 的值对 μ_l 的计算产生影响, 且通常在实际应用中希望 λ 值较大。由式(12)知, 当 $\lambda \rightarrow \infty$ 时, 由于可能产生下溢出现象, 因此必须选择较为合理的 λ 值。将式(12)代入式(10)并求导, 得式(13)、式(14)。

$$F = \sum_{l=1}^k \frac{\exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2)}{\sum_{l=1}^k \exp(-\lambda \|X - SS_l\|^2)} \|X - SS_l\|^2 \quad (13)$$

$$X = [[S_{g-p+1}, e_{g-p+1}], [S_{g-p+2}, e_{g-p+2}], \dots, [S_g, e_g]]^T \quad (16)$$

要求计算的预测结果为

$$\hat{Y} = [\hat{S}_{g+1}, \hat{e}_{g+1}] \quad (17)$$

式(17)中 \hat{Y} 为预测值, 传统的方法中, 模糊输出采用下列方法计算

$$\hat{Y} = \sum_{l=1}^k \mu_l Y_l \quad (18)$$

很明显, 式(18)中 \hat{Y} 被限制在 $[A_n, B_n]$, 其中, $A_n = \min\{X_1, X_2, \dots, X_k\}$, $B_n = \max\{X_1, X_2, \dots, X_k\}$ 。

文献[7]中设计了一种动量因子法的推理方

法,即

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^k \mu_i Y_i + \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^{k-1} (Y_{i+1} - Y_i) \quad (19)$$

在此方法中,由所有测量结果构成的规则基对预测结果的作用程度都认为是相同的,由于采用实际测量值直接作为模糊规则的中心时,离当前状态较近的中心点确定的模糊规则,在预测推理中将对结果产生的较大影响,相反则较小,特别是对有一定趋势的过程更明显,显然式(19)中没体现这一现象,因此考虑影响程度不同,可设计下列的加权推理方法:

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^k w_i \mu_i Y_i + \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^{k-1} (Y_{i+1} - Y_i) \quad (20)$$

其中, w_i 为权值,

$$w_i = \frac{l}{k} \quad l = 1, 2, \dots, k \quad (21)$$

实际预测的状态值应该为考虑预测误差后的解,即

$$\hat{S}_i^{new} = \hat{S}_i - \hat{e}_i \quad (22)$$

按照上述方法,利用预测误差对不同点 i 的预测结果 \hat{S}_i 进行校正后的值记为 \hat{S}_i^{new} , $i = 4, 5, \dots, 140$, \hat{S}_i , \hat{e}_i 为未用误差修正的不同点 i 的预测值。若将雷达在每个扫描角度上采样点的实际坐标测量值记为 M_i , 将预测值与真值的差记为 E , 则 E 可表示为

$$E = |\hat{S}_i^{new} - M_i| \quad (23)$$

当某次计算误差大于给定阈值时,则该点就被认为是当前趋势数据的结束,下一个新的趋势的开始,然后利用这种方法就可以对测量的每一帧数据进行快速分割,其与世界坐标无关。

4 路边的提取

为减少测量过程中噪声的影响,应首先采用速度较快的中值滤波器对初始测量数据进行滤波。假设道路边界在每一小范围内为直线,且其方向已知。由于通常机器人与道路边界不平行,因此,必须结合激光雷达数据和磁罗盘数据对测得的初始数据进行校正,以便使得测量数据的方向与道路方向一致。对分割的数据段利用文献[2]中的鲁棒特征向量法进行连接,即假设 $\{(x_i, y_i)\}, (i = 1, 2, \dots, n)$ 为某段直线上的 n 个数据点,那么按照最小平方距离准则,能逼近这组数据点的直线就是满足此段各点到其垂直距离最小的线。通常这条直线经过

$$\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \right),$$

$$\hat{S} = \sum_{i=1}^n (x_i, y_i)(x_i, y_i)^T \quad (24)$$

的最大值对应的特征向量方向平行。由于校正后的数据方向与路边是平行的,因此根据数据的方向就可粗略确定可能的路边,也就是可以首先以前后测量点之间的角度为依据,按照下式选择可能的路边:

$$\varphi = \frac{\pi}{2} + \Delta\varphi \quad (25)$$

式中, $\Delta\varphi$ 为选择余量,按照这种方法,就可将方向是 90° 左右的直线都保留下来,而将其其他方向的直线舍弃。由于激光雷达测量的角度是对称的(如图3所示),且磁罗盘校正后的数据方向与路边平行,因此校正后的雷达测量的路两边上对应点的角度应满足关系以下式:

$$\alpha + \beta = 180^\circ \quad (26)$$

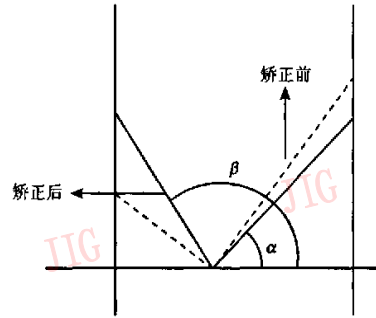


图3 矫正模型

Fig.3 Rectifying model

α, β 分别为测量的路边数据经校正后的数据方向角。根据GPS采集的数据所生成的电子地图很容易得到道路的宽度,然后根据对称点距离的计算得到的实际路边应满足:

$$w_r - \zeta \leq \sqrt{(x_\alpha - x_\beta)^2 + (y_\alpha - y_\beta)^2} \leq w_r + \zeta \quad (27)$$

式中, $(x_\alpha, y_\alpha), (x_\beta, y_\beta)$ 分别为校正后路边点的方向角 α, β 处对应点的坐标, w_r (r 代表 road) 为理想的路边宽度,特别注意的是,当某侧路边上有部分缺口时,可用预测的结果替代真实数据进行运算。此方法对数据的分割过程所用的时间仅相当于一组模糊规则基的前向计算时间,由于不需要循环更新,因此其预测速度较快,实际中易应用。

5 实验

为验证本文方法的有效性,在不同的环境下,分

别将激光测距仪的最远测量距离设定为 8m 和 16m 进行实验。考虑系统的安装方便和无光线阻挡现象的发生,雷达的扫描角度设定在 $40^{\circ} \sim 140^{\circ}$, 测量间隔角度为 1° , 安装倾斜角度 $\psi = 8.19^{\circ}$, 采样频率 10Hz, 数据传输速率为 38 400bps, 机器人的运行最高速度为 1m/s。在黑夜环境中, 机器人所处环境如图 4(a)、图 5(a) 所示, 图 4 为最大测量距离为 8m 时的路边检测结果, 图 5 为最大测量距离为 16m 时的路边检测结果。在笛卡尔坐标系下, 初始测量数据如图 4(b)、图 5(b) 所示, 由于两侧草坪、路面不平滑和其他因素的干扰, 初始测量的数据并非分布在两条道路边界直线上。由罗盘数据知, 两次实验的航向角的测量值分别为 4.5° 和 10.5° , 按此角度矫正和进行中值滤波后的数据点如图 4(c)、

图 5(c) 所示, 校正后的数据方向与路边方向基本一致。图 4(d)、图 5(d) 是采用模糊技术分割的结果, 其中“○”表示前一过程的结束, 新过程开始的分界点, 由图 4、图 5 知, 有些数据既是起点又是终点, 显然其不能成为路边, 应作为非路边信息舍弃。图 4(e)、图 5(e) 是采用角度限制时, 所得到的可能边界。图 4(f)、图 5(f) 是按道路宽度提取出的最终路边, 由图 5(f) 知, 因路宽的限制, 距离超过路宽的直线被删除, 由环境图 (图 5(a)) 知, 其实较宽的两条线是人行道的边界。为验证加权推理方法和考虑误差预测对检测结果的影响, 将本文方法与文献[7]中的方法的预测误差进行了对比, 图 6(a) 为最大测量距离为 8m 时的预测误差, 图 6(b) 为最大测量距离为 16m 时的预测误差, 由于开始阶段数

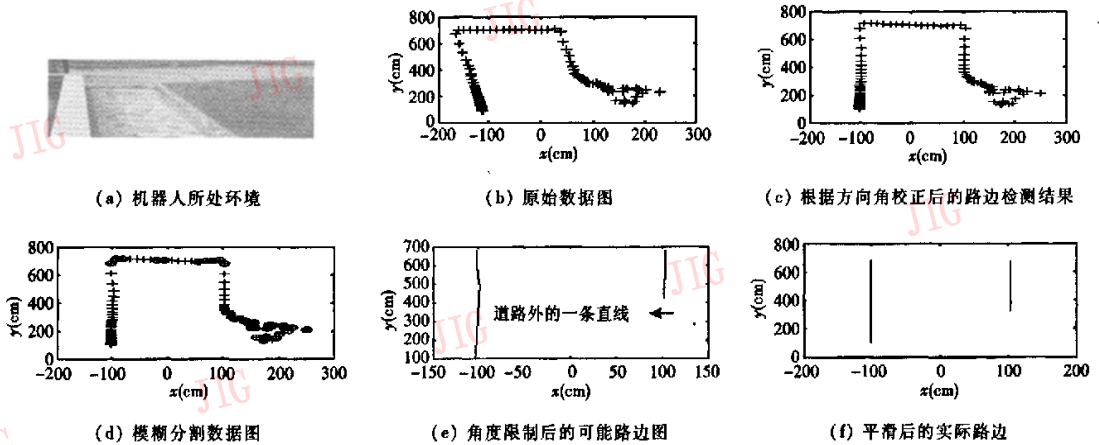


图 4 最大测量距离为 8m 时的路边检测结果

Fig. 4 The results of boundary detection with maximum measure distance 8m

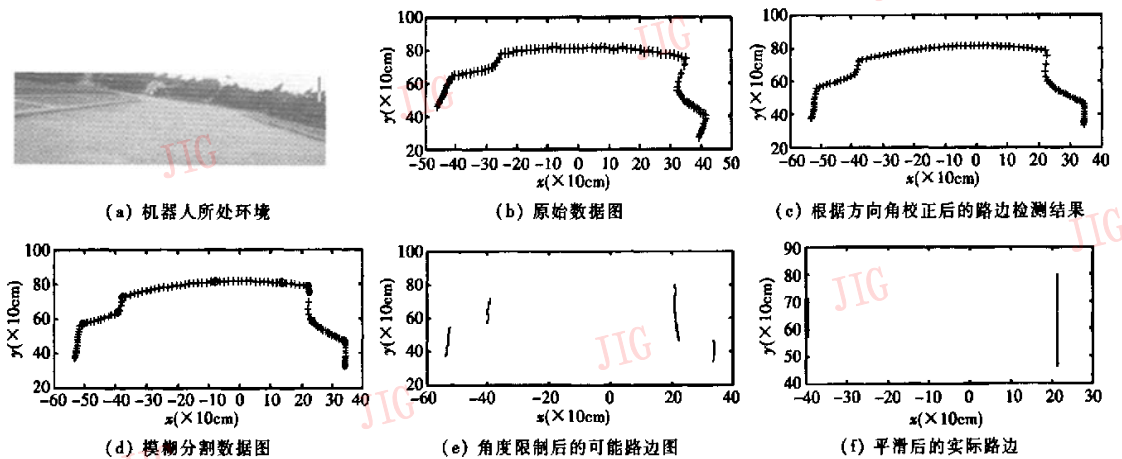
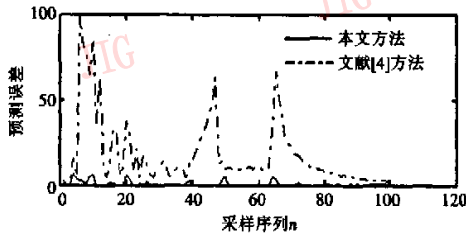
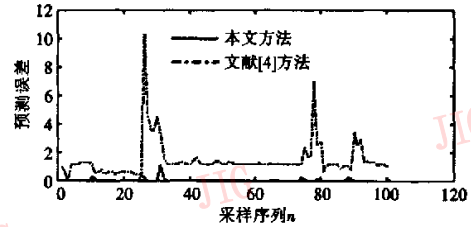


图 5 最大测量距离为 16m 时的路边检测结果

Fig. 5 The results of boundary detection with maximum measure distance 16m



(a) 最大测量距离为8m时预测误差图



(b) 最大测量距离为16m时预测误差图

图6 两种方法的预测误差图

Fig.6 The prediction error of two method

据不规则,且不是路边,也无规律,因此预测误差变化较大。当在有规律的数据段时,预测误差相对较小,在测量数据变化较大的地方,预测值和真实值相差较大。本文正是利用此特点来完成数据分割,但在规则的运动趋势下,如果预测误差较大,那么就容易出现误分割现象。从图6知,由于采用预测误差可对检测结果进行修正,因此采用不同的权值限制测量数据对规则的作用,可使预测更精确,可见本文方法比文献[4]方法具有较小的测量误差,精度较高。

6 结论

根据模糊预测方法,本文提出了一种利用观测值直接设计模糊中心的方法,该方法首先将状态向量和误差向量同时考虑,构造一组模糊规则中心向量矩阵;然后根据最大熵原理,直接求取隶属度函数值,并在预测输出计算中考虑各规则的权重;最后对误差进行预测,并利用预测结果对状态预测值进行修正,以避免循环替代方法中可能出现的积累误差。结合2维激光雷达的测量特性,本文利用模糊方法对测量数据进行有效分割,并提取了有效路边,实验结果表明,本文方法算法简单,推理时间仅为由一组实际测量数据值构造规则所用的计算时间,速度快,适合实际要求高速的测量系统应用,这就为移动机器人避障和路径规划及跟踪提供了一种新的技术思路,其可在GPS定位系统的作用下,结合世界坐标的信息,若将道路的每一小段看成近似直线,则此方法能为快速路边跟踪提供良好的技术支持。

参考文献 (References)

1 Jamal H, Sami-ud-din, Habib H. A road boundary detection in night

video sequence: A novel technique for autonomous vehicles[A]. In: Proceedings of the 17th International Conference on Microelectronics (ICM2005)[C], Islamabad, Pakistan, 2005: 264~267.

2 Tsai Shang-Jeng, Sun Tsung-Ying. The robust and fast approach for vision-based shadowy road boundary detection[A]. In: Proceedings of 8th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems[C], Vienna, Austrian, 2005: 688~693.

3 Yu Jing, Duan Juan, Su Kai-na. A Hough transform based method for gait feature extraction[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(10): 1304~1309. [禹晶,段娟,苏开娜.一种基于Hough变换的步态特征提取方法的研究[J].中国图象图形学报,2005,10(10):1304~1309.]

4 Jiang Yun-hui, Pi Yi-ming. Road detection in SAR image based on Hough transformation and genetic algorithm[J]. Radar Science and Technology, 2005, 3(3): 156~162. [蒋运辉,皮亦鸣.基于Hough变换和遗传算法的SAR图像道路检测[J].雷达科学与技术,2005,3(3):156~162.]

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, 2004, 20(3): 456~464.

6 Yager R, Filen D P. Learning of fuzzy rules by mountain clustering[A]. In: Proceedings of SPIE on Application Fuzzy Logic Technology[C], Boston, MA, USA, 1993, 2061: 246~254.

7 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.

8 Rose K, Gurewitz E, Fox G C. Statistical mechanics and phase transitions in clustering[J]. Physical Review Letters, 1990, 65(8): 945~94.

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