

文章编号:1006-2467(2019)02-0203-06

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.02.011

基于地面快速鲁棒特征的智能车全局定位方法

胡 兵, 杨 明, 郭林栋, 王春香, 王 冰

(上海交通大学 自动化系; 上海市北斗导航与位置服务重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 针对目前视觉定位方法大多基于地面语义特征(如车道线、停车线等)容易受到其他地面语义特征(如箭头、斑马线等)的影响,提出了一种基于地面快速鲁棒特征(SURF)点的全局定位方法.该方法首先在鸟瞰图中检测 SURF 点,结合高精度 GPS 构建地面 SURF 地图.然后在此基础上,使用迭代最近点算法,将在线检测结果与地图匹配获得车辆全局定位,并通过扩展卡尔曼滤波将定位结果与惯导和里程计数据进行融合,提高全局定位精度.实验结果表明,所提出的方法可获得分米级定位结果,能满足智能车的定位需求.

关键词: 快速鲁棒特征; 迭代最近点; 扩展卡尔曼滤波; 智能车定位

中图分类号: TP 242.6

文献标志码: A

Global Localization for Intelligent Vehicles Using Ground SURF

HU Bing, YANG Ming, GUO Lindong, WANG Chunxiang, WANG Bing

(Department of Automation; Shanghai Key Lab of Navigation and Location Services,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Global localization is essential for intelligent vehicles as navigating on the urban road. Generally, visual localization methods are based on semantic landmarks such as lanes and stop-lines which are easily interfered by other semantic landmarks, such as arrows and zebra crossing. To solve the problem, a new global localization method using ground speeded up robust features (SURF) is proposed in this paper. Firstly, SURF extracted from bird-eye view images are fused with high-precision GPS data to create a priori map. Then, SURF extracted online are matched with the map to estimate the global localization using the iterative closest point (ICP) algorithm. Finally, the global localization is fused with other sensors data by the extended Kalman filter (EKF) for better accuracy. Experiment results show that localization can reach decimeter-level accuracy, which can meet the demand for intelligent vehicles.

Key words: speeded up robust features (SURF); iterative closest point (ICP); extended Kalman filter (EKF); localization for intelligent vehicle

智能车作为新的研究热潮,引起了学术界和工业界的关注.全局定位是智能车进行自主导航的基础.传统方法将 GPS、惯导和里程计数据进行融合

来实现定位^[1].但是在城区环境下,GPS 信号容易被高楼和树木遮挡,产生多路径效应,甚至导致定位失败.

收稿日期:2017-06-29

基金项目:国家自然科学基金重大研究计划培育项目(91420101)

作者简介:胡 兵(1994-),男,河南省南阳市人,硕士生,研究方向为视觉定位.

通信作者:杨 明,教授,博士生导师,电话(Tel.):021-34204553;E-mail:mingyang@sjtu.edu.cn.

近些年,使用激光雷达和摄像头进行定位均取得了良好的效果,但是激光雷达价格昂贵,体积巨大,目前难以实用化^[2]. 基于视觉的定位方法具有特征丰富的优点,且摄像头体积小,成本低,易于推广. 视觉定位方法主要有 2 种:一是基于视觉特征点的定位方法;二是基于车道线等地面语义特征的定位方法. 文献[3-4]中均采用基于视觉特征点的定位方法,其中:文献[3]中将在线图像与数据库中的图像进行快速鲁棒特征(SURF)匹配,但是数据库存储的是原图,数据量巨大,并且车辆的行驶方向要与数据库采集时的行驶方向一致;文献[4]中使用双目相机和高精度 GPS 构建带有深度信息的快速鲁棒特征 SURF 地图,在线定位时使用低精度 GPS 和单目相机,但是双目相机的深度精度随着距离的增大而显著降低. 这些方法均采用前视相机,城市环境中的车辆、行人等动态目标会对定位产生巨大干扰. 当动态目标占据前视相机大部分视野时,难以实现定位. 文献[5-8]中均采用基于车道线特征的定位方法,其中:文献[5]中将车道线与开放街道地图(OSM)的道路形状进行配准来实现定位;文献[6]中先构建车道线地图,再进行匹配定位;文献[7]中使用双目相机检测路面,改善了车道线的检测效果,但是该方法只是对 GPS 定位的改善,在 GPS 失效的情况下不能使用;文献[8]中使用环视相机获取近处地面的图像,可以抵抗动态目标的干扰. 以上这些方法均需要检测车道线,但是容易受到箭头和斑马线等其他标志的影响.

综上所述,本文提出一种基于地面 SURF 地图进行车辆全局定位的方法. 该定位方法包含 3 部分:地面 SURF 点提取并构建地图、匹配定位和定位滤波. 首先从环视相机的鸟瞰图中检测出 SURF 点,结合高精度 GPS 构建 SURF 地图. 再使用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法,将在线检测结果与 SURF 地图匹配获得车辆全局定位,并通过扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)将定位结果、惯导和里程计数据进行融合,提高定位精度.

1 地面 SURF 特征点检测

本文使用环视相机获得路面的图像. 通过对安装在车辆前后左右 4 个方向上的相机进行内参标定、去畸变、外参标定和视角变换等诸多操作^[8],获得车辆周围路面的鸟瞰图,如图 1(a)所示.

SURF 是一种局部特征,具有旋转、尺度不变性,对光照变化和仿射、透视变换也具有较强的鲁棒性^[9]. 与 SIFT 算法相比, SURF 加入了 Hessian 近

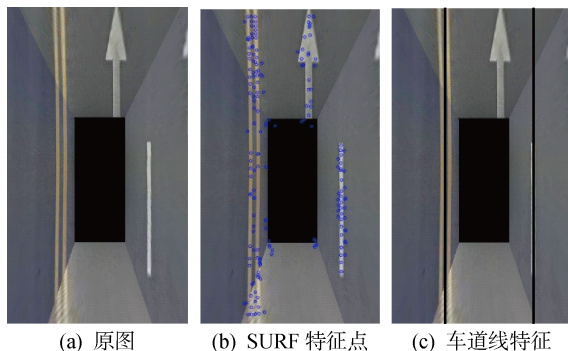


图 1 特征对比

Fig. 1 Features comparison

似矩阵和积分图像,降低了计算的复杂度,提高了速度.

设图像函数为 $I(X)$, 图像左上顶点设为原点; $M = (u, v)$ 为图像中的任一像素, 设为右下顶点. 原点与右下顶点构成的矩形区域所有像素的和即为积分图像, 可表示为

$$I_{\Sigma}(M) = \sum_{i=0}^u \sum_{j=0}^v I(i, j) \quad (1)$$

SURF 算法需要计算 Hessian 近似矩阵行列式的局部极大值和局部极小值, 所得的极大值和极小值所在的位置是 SURF 检测的依据. 取图像函数 $I(X)$ 中任意一点为 $M = (u, v)$, σ 为选用的尺度大小, 则 $M = (u, v)$ 在尺度 σ 上的 Hessian 近似矩阵可定义为

$$\mathbf{H}(M, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(M, \sigma) & L_{xy}(M, \sigma) \\ L_{xy}(M, \sigma) & L_{yy}(M, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $L_{xx}(M, \sigma)$ 为二阶偏导数在函数点 M 和图像函数 $I(X)$ 之间所做的卷积; $L_{xy}(M, \sigma)$ 和 $L_{yy}(M, \sigma)$ 有一样意义. 为了计算的高效, 使用 D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 替代 L_{xx} 、 L_{xy} 和 L_{yy} , 则 Hessian 近似矩阵 \mathbf{H}_{appr} 的行列式可以表达为

$$\det(\mathbf{H}_{\text{appr}}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (3)$$

式中: ω 为权重系数. 根据式(3), 记录图像任意点处响应的计算结果值, 得到不同大小尺度 σ 下的响应值. 对得到的响应值进行非最大值抑制, 选出特征候选点对应的极值点. 再采用三维二次函数拟合的方法, 得到特征点的具体位置.

图 1(b)中黑点为 SURF 点, 可以看出 SURF 点集中分布在车道线, 箭头等地面标志上, 与图 1(c)所示的黑色直线描述的车道线相比, 每个 SURF 均独立, 这有利于提高纵向定位精度.

2 SURF 点地图构建

SURF 地图的构建可以描述为一个对世界坐标

系下 SURF 点集求并集的过程:

$$M_{\text{map}} = \bigcup_{t=0}^T F_t \quad (4)$$

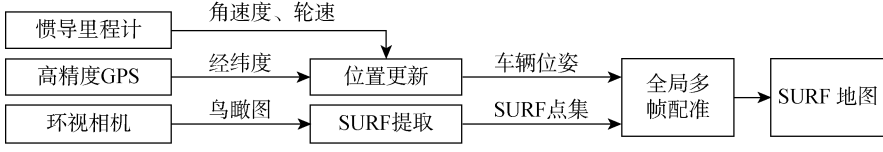


图 2 建图流程

Fig. 2 Process of map building

图 3(a)定义了像素坐标系和车辆坐标系. 像素坐标系原点位于图像左上角, 车辆坐标系原点位于车辆后轮中心. 假设车辆后轮中心点在像素坐标系下的坐标为 $[u_o \ v_o]^T$, t 时刻第 n 个特征点在像素坐标系下的坐标为 $[u_n \ v_n]^T$, 则其在车辆坐标系下的坐标 $[x_{v,t,n} \ y_{v,t,n}]^T$ 可以表示为

$$x_{v,t,n} = (u_o - u_n)s \quad (5)$$

$$y_{v,t,n} = (v_o - v_n)s \quad (6)$$

式中: s 为一个像素代表的实际距离, 为固定值; 下标 v, t 和 n 分别为车辆坐标系、时间和第 n 个特征点.

图 3(b)定义了车辆坐标系与世界坐标系. 假设车辆是在 2D 平面运动, 若 t 时刻车辆在世界坐标系下的位姿为 $[x_t \ y_t \ \varphi_t]^T$, 则第 n 个特征点在世界坐标系下的坐标 $[x_{w,t,n} \ y_{w,t,n}]^T$ 为

$$\begin{bmatrix} x_{w,t,n} \\ y_{w,t,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_t & -\sin \varphi_t \\ \sin \varphi_t & \cos \varphi_t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{v,t,n} \\ y_{v,t,n} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: F_t 为 t 时刻世界坐标系下的 SURF 点集. 建图流程如图 2 所示.

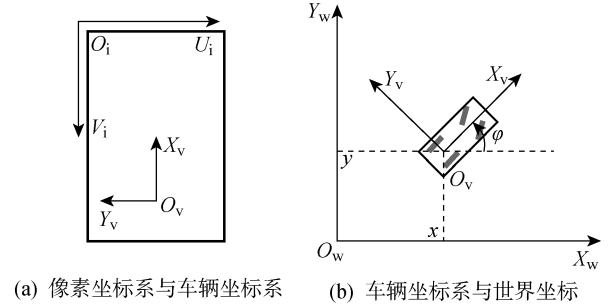


图 3 坐标系

Fig. 3 Coordinate system

3 在线定位

在线定位通过将环视相机中提取出来的特征点集与先验地图点集进行匹配, 从而确定车辆在世界坐标系下的位置. 为了进一步提高精度, 将匹配结果与惯导里程计数据通过 EKF 进行滤波. 定位流程如图 4 所示.

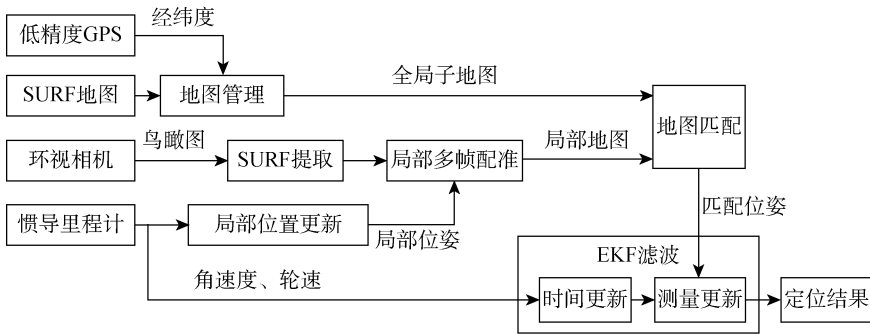


图 4 定位流程

Fig. 4 Process of localization

3.1 基于 ICP 的地图匹配

ICP 是一种广泛应用于点集配准问题的方法^[10], 该方法的实质是基于最小二乘法的最优匹配算法. 其基本步骤为:

- (1) 计算两个点集中点之间的对应关系;
- (2) 计算一个变换矩阵, 能使对应点之间的距离函数最小.

重复迭代上述过程, 直到距离函数小于设定值. 本文中采用的距离函数为点到点之间的欧氏距离:

$$J = \sum_{i=1}^N \|(\mathbf{R}_m \mathbf{P}_i + \mathbf{T}_m - \mathbf{W}_i)\|^2 \quad (8)$$

式中: $\mathbf{P}_i = [p_{ix} \ p_{iy}]^T$, $\mathbf{W}_i = [w_{ix} \ w_{iy}]^T$ 表示两个点集中相关点. \mathbf{P}_i 表示在线检测到的特征点, \mathbf{W}_i 表示地图中的特征点. \mathbf{R}_m 和 \mathbf{T}_m 均为旋转矩阵, 由

ICP 算法估计得到. 即

$$\mathbf{R}_m = \begin{bmatrix} \cos \varphi_t & -\sin \varphi_t \\ \sin \varphi_t & \cos \varphi_t \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T}_m = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: φ_t 为偏航角; $[x_t \ y_t]^T$ 为 t 时刻车辆在世界坐标系下的坐标.

3.2 基于 EKF 的定位滤波

特征检测、地图创建及地图匹配过程中均存在噪声, 需要进行滤波处理. 使用 EKF 算法对 ICP 匹配结果、惯导和里程计数据进行融合, 可以提高定位精度^[11]. 其中, ICP 的匹配结果为 EKF 提供观测值, 惯导和里程计为 EKF 提供状态预测. 车辆的位姿为 $[x_t \ y_t \ \varphi_t]^T$, 如图 3(b) 所示. 因此, EKF 状态变量可表示为

$$\mathbf{X}_t = [x_t \ y_t \ \varphi_t]^T \quad (10)$$

EKF 的状态方程可表示为

$$\mathbf{X}_t = f(\mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{U}_t) + \mathbf{Q} \quad (11)$$

$$\mathbf{Z}_t = h(\mathbf{X}_{t-1}) + \mathbf{R} \quad (12)$$

式中: \mathbf{U}_t 为控制输入, 具体为车辆的速度和角速度; \mathbf{Z}_t 为观测值, 具体为 ICP 的匹配结果; \mathbf{Q} 为过程噪声, 主要受惯导和里程计影响; \mathbf{R} 为测量噪声, 主要受 ICP 匹配过程的影响.

4 实验结果与分析

4.1 实验平台介绍

本文使用如图 5 所示的实验车进行实验, 该实验车配备了高精度 GPS、环视相机、惯导、里程计和前视相机等传感器. 计算平台为一台配备了 i5-6300HQ 和 GTX960M 的笔记本电脑. 实验使用的环视相机帧率为 12.5 f/s, 分辨率为 400 像素 \times 700 像素, 使用基于 CUDA 加速的开源计算机视觉库 Opencv 2.4.13 进行 SURF 特征检测, 单帧检测时间为 16 ms, 可以满足实时性要求. 在实验过程中, 车辆的速度约为 30 km/h, 行驶距离为 2.5 km.



图 5 实验平台
Fig. 5 Experiment platform

4.2 建图的实验结果

实验车沿实验路径行驶, 同时记录下高精度 GPS 的数据和环视相机的鸟瞰图. 离线处理时, 从

鸟瞰图中提取出 t 时刻的 SURF 点集, 通过式 (4) ~ 式 (7) 生成全局的特征点云地图, 如图 6 所示.

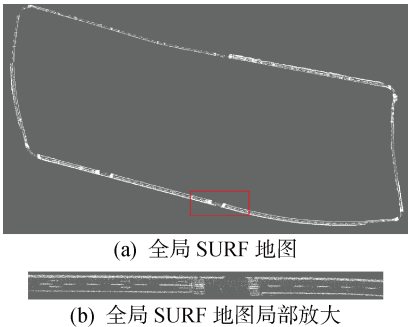


图 6 全局 SURF 地图
Fig. 6 Global SURF map

4.3 定位的实验结果

本文在真实场景进行了在线定位实验. 图 7(a) 为实验路径, 从起点出发, 逆时针行进经过 4 次左转和 3 个直行路口. 图中: 坐标系为世界坐标系, 星型点为路口入口. 图 7(b) 为图 7(a) 中黑色方框标注区域的地图匹配结果. 本文截取车辆周围半径 60 m 的点云作为局部 SURF 地图. 黑色的轨线为定位真值, 白色的轨线为本算法的定位结果.

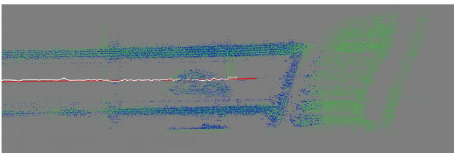
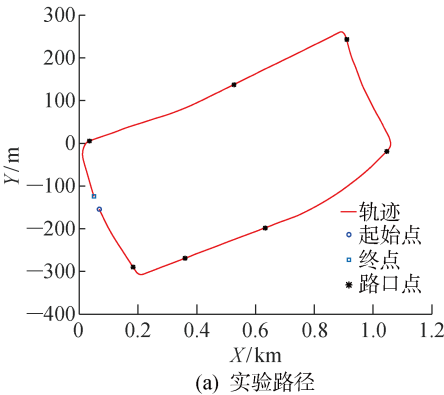


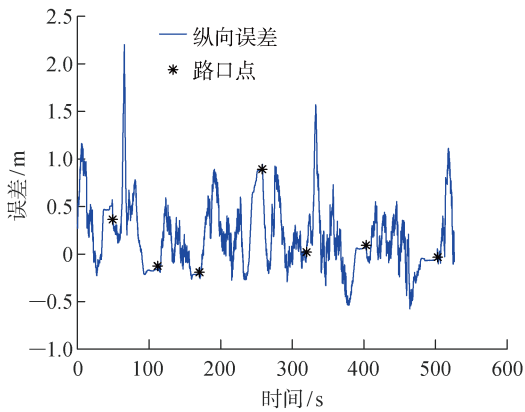
图 7 实验路径和地图匹配结果
Fig. 7 Detailed trajectory and matching result

纵向定位误差曲线如图 8(a) 所示, 在 7 次进入路口的过程中有 5 次的纵向定位误差均保持在 ± 0.2 m. 需要指出, 在通过路口的过程中, 地面缺少 SURF 特征点, 定位更依赖于历史点云匹配和惯导、里程计的航位推算, 因此出现了几次纵向误差曲线上的峰值. 横向定位误差如图 8(c) 所示, 在直道上定位误差保持在 ± 0.1 m. 与纵向定位结果类似, 因

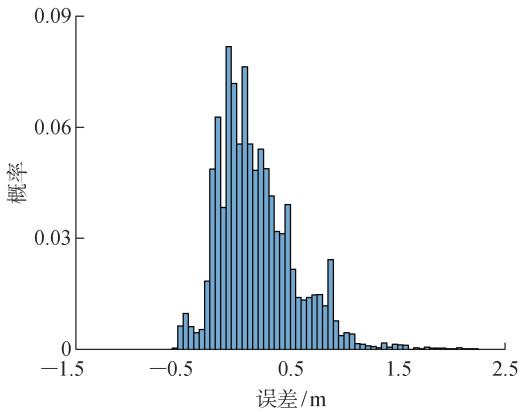
为路口中缺少观测,定位结果多依赖于航位推算,存在累计误差,因此路口点后出现了横向误差曲线上的峰值.进入路段后,误差会重新收敛.偏航角误差如图 8(e)所示,与横向定位误差相似,在路段中的误差保持在 $\pm 1^\circ$,而在路口中的误差由于缺少观测,存在累计误差,进入路段后,误差会重新收敛.图 8(b)、(d)、(f)为本文方法定位结果的概率直方图.可以看出,横向定位误差大部分小于 0.2 m,偏航角定位误差大部分小于 1° .

本文对比了基于 SURF 地图和车道线地图的

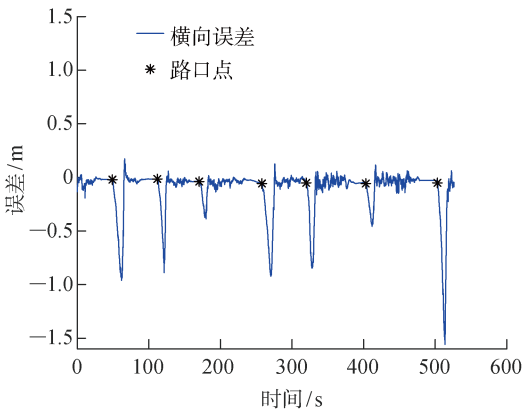
定位方法^[8],如表 1 所示.实验结果表明,本文提出方法在纵向精度上有了明显提高,这主要是由于 SURF 点具有广义性,箭头、斑马线和井盖等元素都能形成 SURF 点,提供纵向的定位信息.两者横向定位精度接近,这主要是因为这 2 种方法均利用的是车道线产生的特征进行横向定位.本文方法利用历史 SURF 点,在换道场景下也能稳定地输出定位结果,且精度与车道线定位方法相当.从实验结果可以看出,本文提出的方法能够满足智能车在城市环境下的全局定位需求.



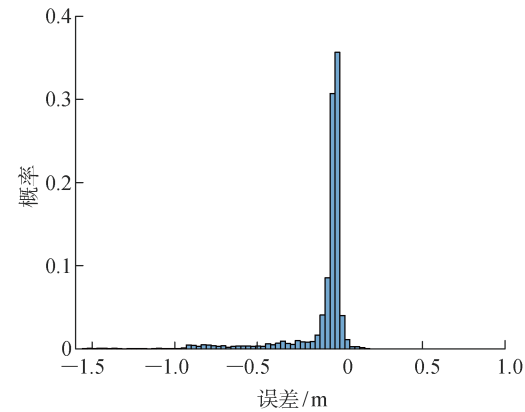
(a) 纵向定位误差曲线



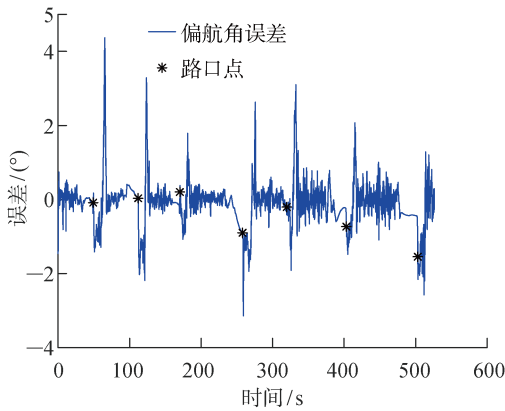
(b) 纵向定位误差概率分布



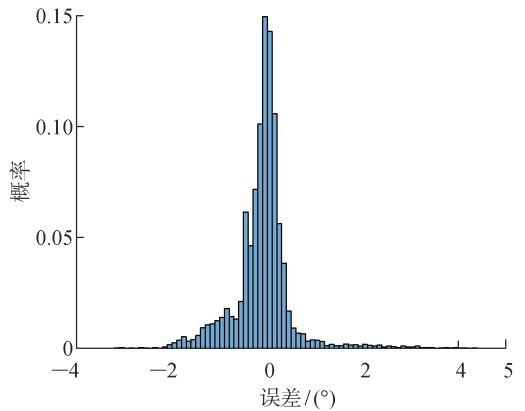
(c) 横向定位误差曲线



(d) 横向定位误差概率分布



(e) 偏航角定位误差曲线



(f) 偏航角定位误差概率分布

图 8 基于 SURF 地图的定位结果

Fig. 8 Localization results based on SURF

表 1 2 种方法的定位误差
Tab. 1 Localization errors of two methods

方法	纵向定位/m		横向定位/m		偏航角/(°)	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
本文方法	0.183	0.360	−0.100	0.198	−0.104	0.612
车道线方法 ^[8]	0.539	0.607	−0.062	0.166	−0.146	0.514

5 结 论

本文提出了一种使用环视相机构建地面 SURF 地图进行在线定位的方法. 针对现有的定位方法需要提取车道线和停车线, 本文提出直接提取地面更广义的 SURF 点构建地图, 再进行匹配定位, 具有更高的鲁棒性和准确性. 真车实验结果表明, 定位精度可以达到 dm 级. 未来将在解决初始定位依赖高精度 GPS 这一问题进行研究.

参考文献:

[1] CHEN C, IBANEZ-GUZMAN J, LE-MARCHAND O. Low-cost looselycoupled GPS/odometer fusion: A pattern recognition aided approach[C]// **International Conference on Information Fusion**. Cologne, Germany: IEEE, 2008: 1-6.

[2] HATA A Y, OSORIO F S, WOLF D F. Robust curb detection and vehicle localization in urban environments[C]// **Intelligent Vehicles Symposium Proceedings**. MI, USA: IEEE, 2014: 1257-1262.

[3] WONG D, DEGUCHI D, IDE I, *et al.* Single camera vehicle localization using SURF scale and dynamic time warping[C]//**Intelligent Vehicles Symposium Proceedings**. MI, USA: IEEE, 2014: 681-686.

[4] DEKEL S, LEVI D, SLUTSKY M, *et al.* Monocular self localization in an urban environment using a prior based soft optimization robust estimation method[C]//**Intelligent Vehicles Symposium (IV)**. Gotenburg, Sweden: IEEE, 2016: 1-8.

[5] CUI D, XUE J, DU S, *et al.* Real-time global

localization of intelligent road vehicles in lane-level via lane marking detection and shape registration[C]// **International Conference on Intelligent Robots and Systems**. USA: IEEE, 2014: 4958-4964.

[6] TAO Z, BONNIFAIT P, FREMONT V, *et al.* Lane marking aided vehicle localization[C]// **International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems**. The Hague, Netherlands: IEEE, 2013: 1509-1515.

[7] ZABIHI S M, BEAUCHEMIN S S, MEDEIROS E A M D, *et al.* Lane-based vehicle localization in urban environments[C]// **IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety**. Yokohama, Japan: IEEE, 2015: 225-230.

[8] KIM D, KIM B, CHUNG T, *et al.* Lane-level localization using an AVM camera for an automated driving vehicle in urban environments[J]. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, 2017, 22(1): 280-290.

[9] BAY H, TUYTELAARS T, Gool L V. SURF: Speeded up robust features[C]//**European Conference on Computer Vision**. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2006: 404-417.

[10] BESL P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence**, 2002, 14(2): 239-256.

[11] TINE L, BRUYNINCKX H, DE SCHUTTER J. Kalman filters for non-linear systems: A comparison of performance[J]. **International Journal of Control**, 2004, 77(7): 639-653.