

结合 SVM 的激光雷达线特征提取算法

高旭敏, 蒋林, 王翰, 光兴屿

(武汉科技大学, 机器人与智能系统研究院, 湖北 武汉 430081)

摘要: 针对IEPF (Iterative End Point Fit)算法提取激光雷达数据线特征中使用固定分割阈值所导致的欠分割和过分割现象, 提出一种结合支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的分开合并的线特征提取算法。在分开阶段, 使用IEPF算法对数据初步分割。在合并阶段, 首先调整阈值尽可能消除欠分割的线段, 然后分别提取过分割的线段间和正常线段间的接近度、共线度、重叠度这三个特征作为特征向量训练SVM模型, 最后将SVM模型应用于实际测试中, 对于分类结果为过分割的线段执行合并。实验结果表明该算法有效地消除了绝大部分IEPF算法进行线段提取所产生的过分割和欠分割线段。

关键词: IEPF算法; 线特征; 欠分割; 过分割; 支持向量机

中图分类号: TP242

文章标识码: A

文章编号:

Algorithm of extracting line feature of laser radar combined with SVM

GAO Xu-min, JIANG Lin, WANG Han, GUANG Xing-yu

(Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Aiming at the phenomenon that the fixed segmentation threshold leads to under segmentation and over segmentation in extracting line feature of laser radar data by the IEPF algorithm, a separate and merged extraction algorithm of line feature combined with Support Vector Machine is proposed. In separate stage, we use the IEPF algorithm to segment the data preliminarily. In the merged stage, first of all, the threshold value is adjusted to eliminate the line segments of under segmentation as far as possible, and then the three features from over segmented line segments and normal line segments which include the adjacent degree, the collinear degree and the overlap degree are extracted respectively as feature vectors to train the SVM model. Finally, the SVM model is applied to the actual test, and the classification results which is over segmented line segments are executed merged. Experimental results show that the algorithm effectively eliminates most of the over segmented line segments and under segmented line segments produced by line segment extraction using IEPF algorithm.

Key words: IEPF algorithm; line feature; under segmentation ; over segmentation; SVM

0 引言

环境感知能力已经成为移动机器人智能化的一种体现, 在移动机器人的应用中起着重要的作用^[1,2]。线特征被公认的作为移动机器人环境感知的重要特征^[3,4]。常用的线特征提取算法有Hough变换、LT(Line-Tracking)、IEPF(iterative end point fit)^[5,6,7]等。Hough变换首先将线特征从笛卡尔坐标系转换到极坐标系, 然后统计极坐标系中交点处的曲线条数, 只有达到一定的阈值才标记为是线特征^[8], 但这种方法的缺点是运算量极大。LT算法其主要原理是按照一定的准则判断后续探测到的点与前面探测到的点是否在同一直线上, 其缺点是提取出的线段缺乏完整性且误差较大^[9]。IEPF算法首先将点集拟合为一条直线, 然后通过判断点到直线的距离与其设定的阈值之间的关系对点集进行分割和直线拟合^[10,11]。该方法在性能上比其他算法优越, 但其

对阈值的选取很敏感, 在线特征提取中会产生过分割或欠分割现象^[12,13]。

本文以IEPF算法为基础, 针对该算法对所设定的阈值会导致过分割和欠分割的问题, 提出一种结合SVM的激光雷达线特征提取算法。

1 激光雷达模型分析

搭载在移动机器人上的激光雷达通过扫描所处的环境会返回一组距离数据 $P = \{\rho_i | i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 ρ_i 表示激光雷达一次完整扫描中第 i 个扫描点的距离, N 为一组扫描中扫描点的总个数。将这组距离数据从极坐标系转换到直角坐标系, 其转换公式如式 (1):

$$\begin{cases} x_i = \rho_i \cos \theta_i \\ y_i = \rho_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

收稿日期: 2018-07-13; 修订日期: 2018-08-21

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51505347)

作者简介: +通讯作者简介: 高旭敏 (1992-), 男, 山西吕梁人, 硕士研究生, 研究方向为移动机器人环境感知与物体检测; 蒋林 (1976-), 男, 湖北荆门人, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为机器人导航; 王翰 (1993-), 男, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 研究方向为移动机器人定位; 光兴屿 (1993-), 男, 湖北黄石人, 硕士研究生, 研究方向为移动机器人导航。E-mail: 478377515@qq.com

式中, $\theta_i = f * i$, f 为激光雷达的角度分辨率。

2 算法描述

2.1 IEPF 算法

IEPF 算法原理如图 1 所示, 首先将一次扫描数据的起点和终端连接成线段 $\overline{p_1 p_N}$, 然后计算其余所有点到线段 $\overline{p_1 p_N}$ 的距离, 得到最大距离为 d_k , 设定阈值 d , 如果 $d_k > d$, 则将线段 $\overline{p_1 p_N}$ 分割为线段 $\overline{p_1 p_k}$ 和线段 $\overline{p_k p_N}$, 循环执行上述过程, 直到扫描点集不满足此条件即结束分割。

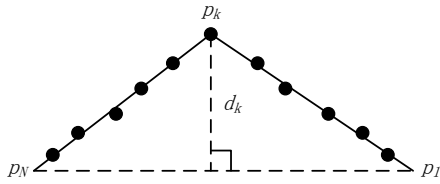


图 1 IEPF 算法原理图

IEPF 算法容易受阈值 d 的影响, 导致出现过分割和欠分割的缺陷, 如图 2 所示, 图 2 (a) 为实际环境下二维激光雷达扫描点云图; 右图 2 (b) 为使用 IEPF 算法对激光雷达原始点云数据提取线段过程中所产生的过分割和欠分割的实验结果图, 图中中心实心圆点为激光雷达, 外围黑色小散点和粗黑色线段分别为激光雷达原始点云数据和对应拟合出的线段。

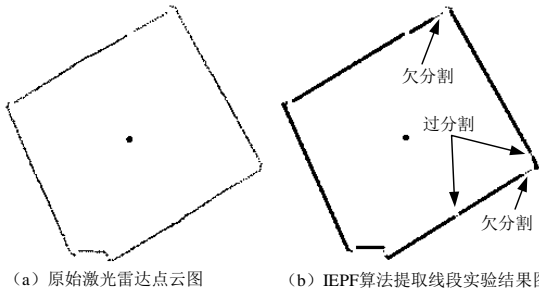


图 2 IEPF 算法提取线段受阈值影响导致过分割和欠分割图

在出现过分割和欠分割的问题时, 如果通过减小阈值 d 减少欠分割线段, 同时也会造成过分割; 反之增大阈值 d 减少过分割线段, 同时也会造成欠分割。为了能够同时消除过分割欠分割的问题, 下文提出一种结合 SVM 的线特征提取算法, 并通过实验对其进行验证。

2.2 SVM 算法

支持向量机 (SVM) 的基本思想是: 寻找一个最优分类超平面将训练样本分开^[14,15]。如图 3, 图中实心点集和空心点集分别代表两种类型的样本, H 为它们的最优超平面, H_1 、 H_2 为最靠近最优超平面并平行于最优超平面的超平面, 样本中离最优分类超平面最近的样本到最优分类超平面的距离称作分类间隔 (margin)。

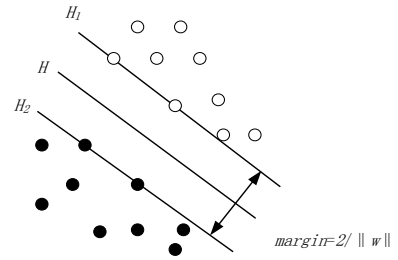


图 3 最优分类面示意图

设线性可分样本集为

$(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N, x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ 是类别符号。

线性判别函数为 $g(x) = \omega \cdot x + b$, 分类线方程为 $\omega \cdot x + b = 0$ 。将判别函数进行归一化处理, 使得两类样本满足 $|g(x)| = 1$, 此时分类间隔等于 $2/\|\omega\|$, 因此使间隔最大等价于使得 $\|\omega\|$ 最小。分类线对所有样本进行正确分类的要求是其满足式 (2):

$$y_i [(\omega \cdot x) + b] - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

使用拉格朗日优化方法把上述问题转化为如下对偶问题, 即:

在约束条件式 (3) 下:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

对 α_i 求解使得式 (4) 函数取得最大值:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (4)$$

求解得到的最优分类函数为式 (5):

$$f(x) = \text{sgn} \{ (\omega^* \cdot x) + b^* \} \quad (5)$$

在线性不可分的情况下, 在式 (2) 基础上增加一个松弛项参数 $\varepsilon_i \geq 0$, 变成式 (6):

$$y_i [(\omega \cdot x) + b] - 1 + \varepsilon_i \geq 0, i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

对于足够小的 $\varepsilon_i > 0$, 只要使式 (7) 最小就可以使错分样本数最小:

$$F_\sigma(\varepsilon) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^\sigma \quad (7)$$

对应线性可分情况下使分类间隔最大, 在线性不可分情况下可引入式 (8) 进行约束:

$$\|\omega\|^2 \leq c_k \quad (8)$$

在约束条件式 (6) 下, 求式 (7) 的极小值, 即可获得线性不可分离情况下的最优分类面。

2.3 本文算法描述

对于前文使用 IEPF 算法在线特征提取中导致的过分割和欠分割现象, 本文提出一种结合 SVM 的分开合并算法进行激光雷达的线特征提取。主要过程为首先获取激光雷达点云数据并进行预处理去除噪声点。然后使用分开合并算法进行线特征提

取：在分开阶段使用 IEPF 算法进行分割，通过调整阈值 d 尽可能消除欠分割的线段，对于同时带来的过分割问题，采取一种机制合并过分割的线段，这种合并机制就是通过从实际环境中提取过分割线段即需要合并的线段之间和正常线段即不需要合并的线段之间的特征使用 SVM 训练模型，最后将训练好的模型应用于实际分类，对于判别为过分割一类的线段进行合并。

本文通过提取以下多个特征用于可以对过分割线段和正常线段做出分类的 SVM 模型的训练：

假设使用 IEPF 算法对点集进行分割拟合，从所产生的线段中任意挑选两条线段 $L_1(M_1, M_2)$ 和 $L_2(N_1, N_2)$ ，其中设 L_1 直线方程为式 (9)：

$$A_1x + B_1y + C_1 = 0 \quad (9)$$

L_2 直线方程为式 (10)：

$$A_2x + B_2y + C_2 = 0 \quad (10)$$

(1) 接近度，即两条线段端点间的距离。如图 4，计算 L_1 终点和 L_2 起点之间的距离 D ，则有式 (11)，设：

$$k_1 = D = \sqrt{(x_{M_2} - x_{N_1})^2 + (y_{M_2} - y_{N_1})^2} \quad (11)$$

(2) 共线度，即两条线段是否在同一方向上。如图 5， θ_1 为 L_1 的方向角， θ_2 为 L_2 的方向角，则有式 (12)，设

$$k_2 = |\theta_2 - \theta_1| \quad (12)$$

(3) 重叠度，即两条线段重合的程度。如图 6，线段 L_2 的端点 N_1 在 L_1 上的投影点 O_1 到 M_2 的距离为 D_1 ，端点 N_2 在 L_1 上的投影点 O_2 到 M_2 的距离为 D_2 ，则有式 (13) — 式 (15)：

$$D_1 = \frac{|A_1x_{N_1} + B_1y_{N_1} + C_1|}{\sqrt{A_1^2 + B_1^2}} \quad (13)$$

$$D_2 = \frac{|A_1x_{N_2} + B_1y_{N_2} + C_1|}{\sqrt{A_1^2 + B_1^2}} \quad (14)$$

设

$$k_3 = \frac{|D_2 - D_1|}{\sqrt{(x_{N_1} - x_{N_2})^2 + (y_{N_1} - y_{N_2})^2}} \quad (15)$$

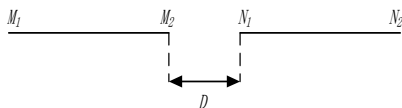


图 4 接近性示意图

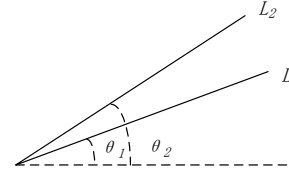


图 5 共线性示意图

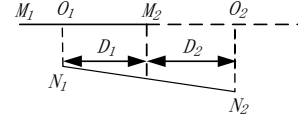


图 6 重叠性示意图

通过对以上多个特征进行提取可得特征向量为 $v(k_1, k_2, k_3)$ ，其类别标签为 $(-1, 1)$ ，即需要合并的线段设定标签为 1，不需要合并的线段设定标签为 -1。从实际环境中分别采集多个数据，包含需要合并的线段和不需要合并的两种类型线段，按照上文的特征提取法得到多组特征向量和多个相对应的标签，将其作为输入对 SVM 模型进行训练和测试。

本文所设计的结合 SVM 的激光雷达线特征提取算法流程图如图 7：

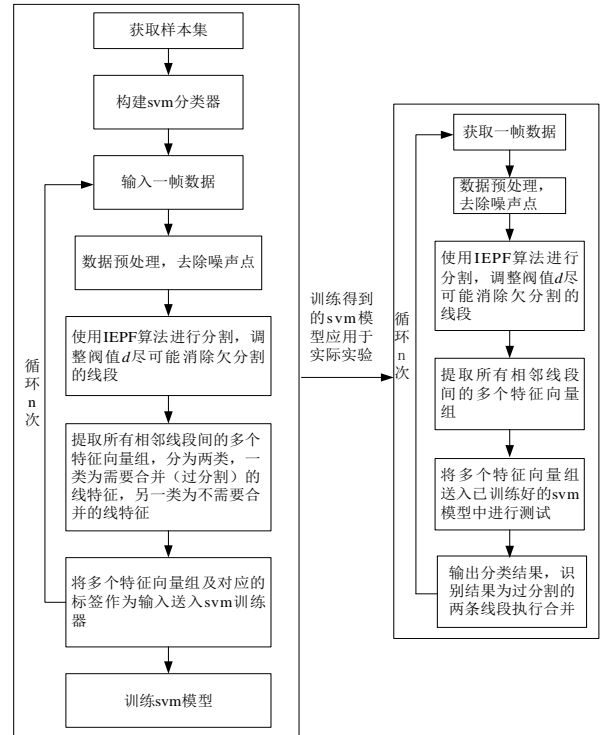


图 7 使用本文算法进行激光雷达线特征提取流程图

3 实验验证与分析

3.1 实验硬件软件设计

本次实验所采取的激光雷达传感器型号为 Neato XV-11，搭载在履带车上，扫描范围为 360° ，角度分辨率为 1° ，测量有效范围为 15cm-600cm，图 8 为搭载在履带车上的 Neato XV-11 激光雷达。激光雷达通过串口接口与 PC 机进行通讯，PC 机上

搭建 vs2010+opencv 作为开发激光雷达及实现线特征提取算法的编程软件环境。

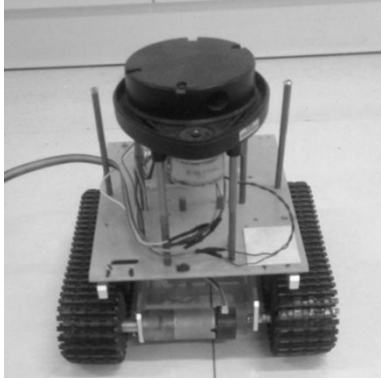


图 8 搭载 Neato XV-11 的履带车图

3.2 实验结果及分析

本次实验分为两组，第一组为采集激光雷达数据进行 SVM 模型的训练和测试。第二组实验为比较 IEPF 线特征提取算法和本文提出的结合 SVM 的激光雷达线特征提取算法的适应性和优越性。

在实际环境中采集 200 帧激光雷达数据，每一帧数据中各包含不定数的过分割线段和正常线段，通过特征提取，总共获取到 947 组特征向量组，选取 197 组用作测试，其余 750 组作为 SVM 的训练数据，正样本数为 200，对应分类标签为 1，负样本数为 550，对应分类标签为-1，提取得到的特征向量和对应的分类标签作为 SVM 分类器的输入。通过训练得到的最终模型在测试数据集上做测试所得到的精确率为 89.52%。

生成 SVM 模型之后将其应用到实际环境测试中，在获取到一帧激光雷达数据点之后，进行预处理后，首先使用 IEPF 算法进行分割，调整阈值 d 尽可能消除欠分割线段，然后提取所有线段之间的特征向量组，作为测试数据输入 SVM 模型中，对于预测结果为 1 的线段即过分割的线段需要进行合并，预测结果为-1 的线段为正常线段，不做处理。

为验证本文算法的性能，将其与 IEPF 算法进行对比，截取两组实验做演示分析，图 9 和图 10 相应为第一组实验和第二组实验场景图下对激光雷达数据进行线特征提取，图中中心实心圆点为激光雷达，外围黑色小散点和粗黑色线段分别为激光雷达原始点云数据和对应拟合出的线段。每组实验 (a)图为实验场景下获取到的激光点云图；(b)图表示当分割阈值 d 取普遍适应值 10mm 且使用 IEPF 算法得到的线段提取效果图；(c)图表示使用 IEPF 算法，调整分割阈值 d 尽可能消除欠分割后的线段提取效果图；(d)图表示使用本文算法所获得的线段提取效果图。需要说明的是图中同一条线段可能同时存在过分割和欠分割的现象；过分割和欠分割只有达到一定程度才列入计数。两组实验结果分析如表 1，实验结果通过存在过分割和欠分割的线段数目来评估不同算法及不同分割阈值在提取环境线特

征中的性能。

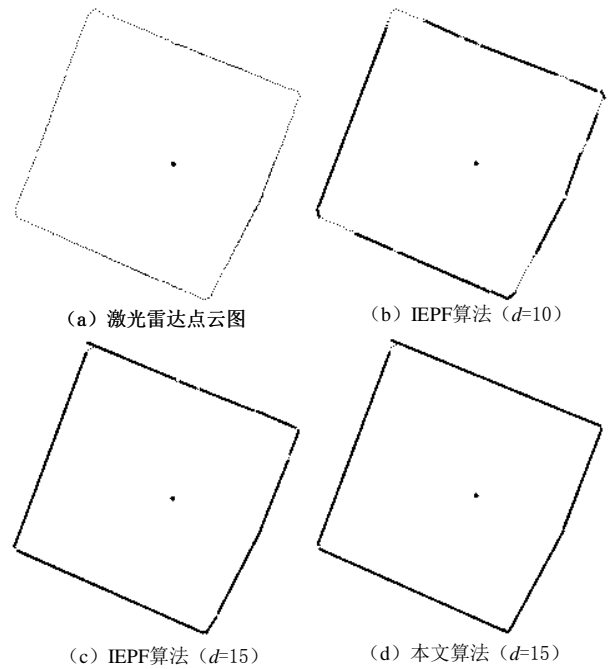


图 9 第一组实验点云图及线段提取效果图

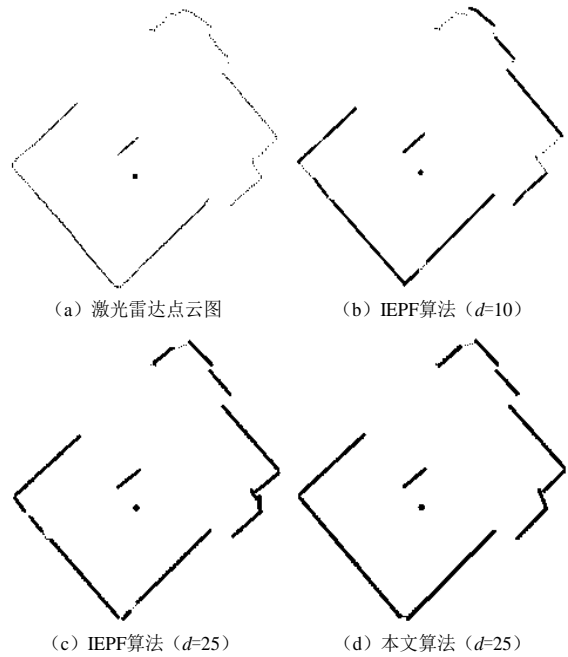


图 10 第二组实验点云图及线段提取效果图

表 1 本文算法与 IEPF 算法线特征提取实验结果对比

实验序号	采用算法	分割阈值	过分割线段数	欠分割线段数
第 1 组	IEPF 算法	10	2	5
第 1 组	IEPF 算法	15	3	1
第 1 组	本文算法	15	0	1
第 2 组	IEPF 算法	10	3	6
第 2 组	IEPF 算法	25	5	1
第 2 组	本文算法	25	0	1

由实验结果和分析可以看出本文算法在激光雷达数据线段提取方面取得了比 IEPF 算法更优的性能，由图 9、图 10 及表 1 可以分析得出：当使用

IEPF 算法并且分割阈值 d 取普遍适应值时, 线段提取会出现过分割和欠分割现象, 调整分割阈值 d 虽然可以消除绝大部分欠分割, 但同时也会带来过分割的问题, 再此基础上使用本文所提出的算法通过 SVM 模型分类得到过分割线段和正常线段, 然后对过分割类型的线段进行合并, 从而获得更加精准的线段提取结果。

4 结束语

本文以 IEPF 算法为基础, 提出一种结合 SVM 的激光雷达线特征提取算法, 首先使用 IEPF 算法对激光雷达数据进行初步分割, 然后通过调整阈值 d 尽可能消除欠分割的线段, 对于过分割的线段通过 SVM 模型分类后对其进行合并, SVM 模型是从实际环境中提取过分割的线段间和正常线段间的接近度、共线度、重叠度这三个特征进行训练而生成的二分类模型, 可以对过分割线段和正常线段进行分类。通过实验验证了本文算法的有效性, 在激光雷达数据线特征提取中表现出了比 IEPF 算法更优的效果, 可以有效地解决由于使用 IEPF 算法所导致的欠分割和过分割现象。

参考文献

[1] Zhu Fuli. Research on indoor environment perception and map building of mobile robots based on SLAM [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2016: 32-36(in Chinese). [朱福利. 基于 SLAM 的移动机器人室内环境感知和地图构建研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2016: 32-36.]

[2] LV Hao, WANG Lan. Application of laser radar in positioning of moving objects[J]. Laser Journal, 2016, 37(9):72-75(in Chinese). [吕昊, 王兰. 激光雷达在运动目标定位中的应用 [J]. 激光杂志, 2016, 37(9):72-75.]

[3] Miao Z, Shi W. Road centreline extraction from classified images by using the geodesic method[J]. Remote Sensing Letters, 2014, 5(4):367-376.

[4] Chen Y, Li Y, Zhang H, et al. Automatic power line extraction from high resolution remote sensing imagery based on an improved Radon transform[J]. Pattern Recognition, 2016, 49(C):174-186.

[5] Cao Yuehua, Luo Wenguang. Linear feature extraction algorithm based on DSP[J]. Journal of Guangxi University of Science and Technology, 2016, 27 (1): 14-18(in Chinese). [曹月花, 罗文广. 基于 DSP 的直线特征提取算法 [J]. 广西科技大学学报, 2016, 27(1):14-18.]

[6] Guan H, Yu Y, Li J, et al. Extraction of power-transmission lines from vehicle-borne lidar data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(1):229-247.

[7] Yan L, Li J B, Zhu X, et al. Bilinear discriminant feature line analysis for image feature extraction[J].

Electronics Letters, 2015, 51(4):336-338.

[8] Xu Z, Shin B S, Klette R. Closed form line-segment extraction using the Hough transform[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(12):4012-4023.

[9] Cao Huchen. Research on the System of Environment Recognition and Mapping for Rescue Robots[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013:24-27(in Chinese). [曹虎辰. 救援机器人环境特征识别及建图系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013:24-27]

[10] Qi Y, Jing F, Tan M. Line-feature-based calibration method of structured light plane parameters for robot hand-eye system[J]. Optical Engineering, 2013, 52(3):7202-7202.

[11] Dai Jiguang, Li Jinwei, Fang Xinxin. A new method of edge line fitting[J]. Surveying and Mapping Science, 2016, 41(12): 189-194(in Chinese). [戴激光, 李晋威, 方鑫鑫. 一种新的边缘直线拟合方法 [J]. 测绘科学, 2016, 41(12):189-194.]

[12] Klanä. Mobile-robot pose estimation and environment mapping using an extended Kalman filter[J]. International Journal of Systems Science, 2014, 45(12):2603-2618.

[13] Liang Z, Huang S, Lei Y, et al. A new feature parametrization for monocular SLAM using line features[J]. Robotica, 2015, 33(3):513-536.

[14] Du G, Tian S, Qiu Y, et al. Effective and efficient Grassfinch kernel for SVM classification and its application to recognition based on image set[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2016, 89(4):295-303.

[15] Loosli G, Canu S, Ong C. Learning SVM in Krein Spaces[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2015, 38(6):1-1.

联系方式:

邮编: 430081

通讯地址: 湖北省武汉市青山区建设二路武汉科技大学(青山校区)武钢楼1209实验室

联系人: 高旭敏

联系电话: 15071460998

E-mail: 478377515@qq.com

□Ar G, T