

基于地面特征的移动机器人单目视觉里程计算法

王 可¹ 贾松敏¹ 李秀智¹ 徐 涛^{1,2}

¹北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124

²河南科技学院机电学院, 河南 新乡 453003

摘要 提出了一种基于单目视觉的移动机器人定位算法。该方法根据地平面假设,采用基于KLT的角点检测与跟踪方法,运用基于平面的单应性关系,建立移动机器人位姿估计模型。在随机抽样一致性算法框架下,求解上述模型,实现移动机器人的初定位。在此基础上,引入角点特征的三角形结构估算平面参数差异,结合M-estimation算法,有效地去除了非地面特征信息,提高了移动机器人的定位精度。室内环境下实验结果验证了所提算法的有效性与可行性。

关键词 机器视觉; 移动机器人; 单目视觉; 单应性; 位姿估计

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0515002

Mobile Robot Monocular Visual Odometry Algorithm Based on Ground Features

Wang Ke¹ Jia Songmin¹ Li Xiuzhi¹ Xu Tao^{1,2}

¹College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China

²School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang, Henan 453003, China

Abstract A mobile robot localization method based on the monocular vision is proposed. According to the planar ground assumption, a plane homography-based mobile robot pose estimation model is established with the KLT corner detection and tracking algorithm. Under the framework of random sample consensus algorithm, the initial location of the mobile robot is realized by solving the above model. On this basis, a triangular structure of corner features is adopted for plane parameter estimation. Combined with M-estimation algorithm, the non-planar feature information is excluded efficiently and the location accuracy of mobile robot is improved. The indoor experimental results demonstrate the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

Key words machine vision; mobile robot; monocular visual; homography; pose estimation

OCIS codes 150.1135; 150.4065; 100.2960

1 引 言

近年来,基于视觉里程计(VO)的计算逐渐成为移动机器人自主定位的主要选择^[1]。移动机器人利用架设在其上的相机获取环境信息,通过检测环境中的特征如点^[2]、线^[3]、特定区域^[4-5]等建立数据关联,获取相机的位姿估计,进而实现移动机器人的定位。相对于传统的定位方法,VO更具优势,引起了众多学者的关注^[6-7]。

视觉里程计分为双目立体视觉和单目视觉里程计。Nister等^[8]于2004年提出一种基于双目立体视觉的里程计估计方法,有效地实现了相机的精确位姿估计。此后,学者们进一步提出了更一般化的6DoF双目立

收稿日期: 2014-11-14; 收到修改稿日期: 2014-12-30

基金项目: 国家自然科学基金(61175087、61105033)

作者简介: 王 可(1988—),男,博士研究生,主要从事机器视觉方面的研究。E-mail: kwangs@sina.com

导师简介: 贾松敏(1964—),女,博士,教授,主要从事移动机器人、机器视觉方面的研究。

E-mail: jsm@bjut.edu.cn(通信联系人)

体视觉里程计算法^[9-10]。相对于双目立体视觉里程计方法,基于单目视觉的里程计方法在系统结构、算法复杂度等方面更有优势。Campbell等^[11]提出一种基于光流的单目视觉里程计方法,该方法通过光流计算实现角点特征的跟踪,并将环境划分为地面、水平区间以及天空三个部分。在此基础上,结合相机与地面间的位姿关系,利用地面特征信息实现机器人的位姿估计。但该算法缺少环境划分的一般性方法。Panahandeh等^[12]提出了一种基于视觉辅助的移动机器人定位算法。该算法利用惯性测量单元(IMU)相机获取环境信息,运用改进的卡尔曼滤波(KF)算法实现移动机器人的位姿估计。在此基础上,结合投影变换关系推导基于地面特征的平面法向估计方法,实现对非地面特征的排除。但该算法复杂度相对较高,且法向估计稳健性差。Lovegrove等^[13]利用单目相机获取地面信息,结合基于平面单应性关系的稠密位姿估计算法,实现了移动车辆的精确定位。随后Zienkiewicz等^[14]结合自适应地面法向估计提出了进一步改进,但上述方法缺少非地面信息的去除,因而适应度较差。综上所述,由于移动机器人在室内移动过程中,地面特征相对于空间纹理特征更为丰富,且地面特征蕴含更多信息(如平面方程等)。而基于空间特征的单目视觉定位系统需利用立体相机算法构建初始化空间坐标,且上述初始化过程对相机移动限制相对较高^[15]。故利用地面信息建立数据关联实现移动机器人视觉里程计估算法更具优势。同时,由于空间特征的影响使得基于地面特征的VO估计误差较大,而通过投影距离^[16]、向量叉乘^[12]等空间点的排异方法在适应度等方面存在一定问题。因此,如何建立一个算法复杂度低且能有效排除空间离群值的视觉里程计方法具有一定研究价值。

针对上述研究现状,本文提出一种基于单目视觉的移动机器人视觉里程计方法。该方法在地平面假设基础上,利用相机标定方法建立机器人与相机间的位姿关系,获取地面参数模型。运用KLT角点检测与跟踪方法建立数据关联,结合平面单应性关系建立移动机器人位姿估计模型。在随机抽样一致性(RANSAC)算法框架下,引入基于单应性关系的位姿与平面参数估计方法,实现对非地面特征与误匹配特征的粗排异。在此基础上,利用Delaunay方法建立特征点三角形网格数据结构,通过估计平面参数差异,进一步排除非地面特征。结合M-estimation^[17]稳健性方法求解当前移动机器人精确位姿,提高了移动机器人定位精度。在室内环境下进行移动机器人定位实验,所提算法能有效排除非地面特征,并实现移动机器人的精确定位。

2 参数定义

2.1 移动机器人的位姿

在移动机器人起始处建立世界坐标系,在机器人移动过程中,其位姿可表示为

$$\begin{cases} T_r = \begin{pmatrix} R_r & t_r \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \\ R_r = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ t_r = \begin{pmatrix} x \\ y \\ 0 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

由(1)式可知移动机器人位姿可由 $x=(x,y,\theta)$ 描述,其中, x,y 分别表示移动机器人在 x 轴, y 轴方向的平移量, θ 为移动机器人绕 z 轴的旋转角度。

在世界坐标系下,相机的位姿可表示为

$$T_c = \begin{pmatrix} R_c & t_c \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2)$$

式中 $T_c \in SE(3)$, $SE(3)$ 为特殊刚体变换群, R_c 为 3×3 旋转矩阵, t_c 为 3×1 平移矩阵^[18]。该位姿矩阵建立了世界坐标系与相机坐标系下点 p_c 和 p_w 的对应关系,即 $p_c = T_c p_w$ 。如图 1 所示,相机固定在移动机器人上,相机与机器人间存在固定的旋转平移关系 T_{cr} 。在机器人移动过程中,若某一时间间隔机器人位姿增量为 T_{rs} ,与之对应,相机的位姿增量为 T_{cs} ,则

$$T_{rs} = T_{rc} T_{cs} T_{cr}, \quad (3)$$

式中 $T_{cr} = T_{rc}^{-1}$ 。

2.2 地平面标定参数

如图1(a)所示,将相机固定在移动机器人上,并使标定靶标平放在地面。相机通过获取具有标定靶标的图像信息建立相机与机器人间的位姿关系。 $T_{cp} \in SE(3)$ 为相机与标定靶标间的变换矩阵, R_{cp} , t_{cp} 分别表示 T_{cp} 的旋转与平移分量,其逆变换 $T_{pc} = T_{cp}^{-1}$ 。假定机器人的坐标原点与相机保持一致,且机器人的 x 轴与相机的 z 轴朝向相同。在靶标坐标系下,机器人的 x 方向向量可由 T_{cp} 的第3行向量的前两个分量表示。此时,机器人坐标系与靶标坐标系的变换关系可表示为

$$\begin{cases} p_r = T_{rp} p_p \\ T_{rp} = \begin{pmatrix} \cos \gamma & \sin \gamma & 0 & x_r \\ -\sin \gamma & \cos \gamma & 0 & y_r \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{cases}, \quad (4)$$

式中 γ 为机器人坐标系与靶标坐标系的旋转角度, (x_r, y_r) 为机器人原点在靶标坐标系下的坐标,该坐标可由相机与靶标的平移向量确定。因此机器人与相机间的变换关系可表示为 $T_{cr} = T_{cp} T_{pr}$, $T_{pr} = T_{rp}^{-1}$ 。

根据相机与靶标平面间的位姿关系,可获取在相机坐标系下的地平面方程,即

$$(0, 0, 1, 0) T_{pc} p_c = 0, \quad (5)$$

式中 p_c 为相机坐标系下三维点,地平面参数可表示为 (n^T, d) ,且 $n = (0, 0, 1) R_{pc}$, $d = t_{pc}(3)$ 。

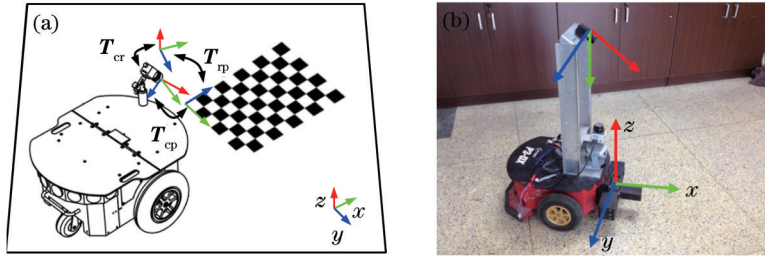


图1 移动机器人参数标定。(a) 平面参数的标定;(b) 移动机器人平台

Fig.1 Parameter calibration for mobile robot. (a) Calibration of plane parameter; (b) mobile robot platform

3 位姿估计

3.1 位姿估计模型建立

在机器人移动过程中,通过相机获取地面信息,并利用KLT算法实现角点特征的跟踪。根据上述数据关联信息,可建立平面点的单应性关系,即

$$F(Hu_r) = u_p, \quad (6)$$

式中 $F(p)$ 为投影函数, $p = (x, y, z)$, $F(p) = (x/z, y/z, 1)$, u_r, u_p 分别为参考帧与当前帧下对应特征点。根据相机平移量 T_c 以及地平面方程参数 (n^T, d) ,可建立平面点的单应性关系,即

$$H = K T_c (I n_d)^T K^{-1}, \quad (7)$$

式中 $n_d = n/d$, K 为相机内参数矩阵。将(3)式代入(7)式,此时机器人的位姿与地面特征单应性关系可描述为

$$H = K T_{rc} T_{rs} T_{rc} (I n_d)^T K^{-1}. \quad (8)$$

利用上述图像特征点的单应性关系,可建立位姿估计模型,即

$$\begin{cases} x = \arg \min_x f(x) \\ f(x) = \sum_p \|r(x)\|^2 \end{cases}, \quad (9)$$

式中 $r(x) = F[H(x)u_{ref}] - u_p$ 为单应性关系误差函数,即投影误差函数, $H(x)$ 为单应性矩阵。

根据小位移假设,误差函数 r 的一阶泰勒展开表示为

$$r(\xi) = r(0) + \left. \frac{\partial r}{\partial \xi} \right|_{\xi=0} \xi. \quad (10)$$

此时,能量函数的极值条件为 $\frac{\partial f}{\partial \xi} = \sum J^T r = 0$ 即

$$\begin{cases} \sum_p J^T [r(0) + J\xi] = 0 \\ \xi = - \left(\sum_p J^T J \right)^{-1} \sum_p J^T r(0) \end{cases}, \quad (11)$$

式中 $J = \frac{\partial r}{\partial \xi} = \frac{\partial F}{\partial p} \frac{\partial H}{\partial \xi}$ 。可通过迭代求解上式从而获取移动机器人的位姿估计。为了进一步提高定位精度,引入稳健性权重构建基于 M-estimation 的位姿估计模型,此时能量函数表示为

$$f(x) = \sum_p w(r) \|r\|^2, \quad (12)$$

式中 $w(x)$ 为稳健性 Tukey 加权函数^[17]。

此时,能量函数的极值条件为

$$\xi = - \left[\sum_p J^T w(r) J \right]^{-1} \sum_p J^T w(r) r(0). \quad (13)$$

3.2 平面参数估计

在移动机器人运动过程中,机器人利用基于地面特征的单应性关系实现机器人定位,但由于非地面特征的影响,难以保证定位精度,因此采用一种快速的非地面特征去除方法。文献[12]根据平行向量叉乘方式构建法向估计模型。实验发现,由于角点检测存在一定误差,使得理想叉乘条件无法满足,法向估计模型适应度差。文献[16]利用投影误差 r 作为判定依据,从而确定非地面特征信息。但随着非地面特征与观察点间的距离减小,该方法区分度明显降低。相比上述方法,在位姿初始估计的基础上,利用单应性矩阵直接推导法向估计模型,通过获取其与地平面方程参数的差异,判别该角点是否为地面特征信息。根据平面单应性关系式,可建立平面参数 n_d 的估计模型,

$$f(n_d) = \sum_p \|r(n_d)\|^2, \quad (14)$$

式中 $r(n_d) = F[H(n_d)u_{ref}] - u_p$ 为相应投影误差函数。与位姿估计求解过程类似,在小位移假设的基础上,可根据误差函数的一阶泰勒公式建立式的求解模型。

此时,平面参数可通过迭代式获取。

$$\begin{cases} n_d = n_d + \hat{n} \\ \hat{n} = - \left(\sum_p J_n^T J_n \right)^{-1} \sum_p J_n^T r(n_d) \end{cases}, \quad (15)$$

式中 $J_n = \frac{\partial r(n_d)}{\partial n_d} = \frac{\partial h}{\partial p} \frac{\partial H}{\partial n_d}$ 。

由于角点检测方法存在一定误差,使得该方法无法精确的获取地面法向估计。因此,在算法实际执行过程中,一般将(15)式进行2次迭代以获取法向的估计。图2为非平面特征检测的比较实验结果,红色点表示地平面上的点,蓝色的点表示非地平面上的点。图2(a)为利用文献[16]中所提算法进行特征排异的实验结果。该算法

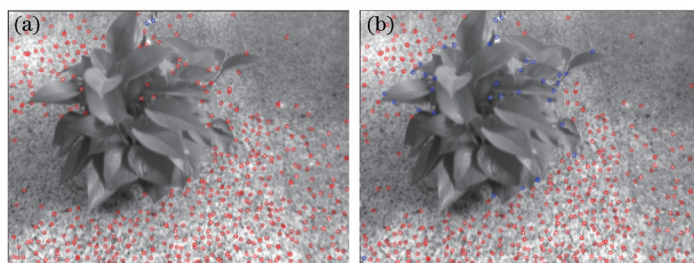


图2 非平面特征检测比较

Fig.2 Comparison of plane feature detection

仅通过限制投影误差值大小实现对非地面特征与误匹配信息的排异。可以看出,大部分位于植物上的特征点被误认为是地平面特征。图2(b)是在图2(a)基础上结合平面参数后特征排异的实验结果,此时植物上的特征点均标记为非地面特征。由此可见,所提方法可有效排除非地面特征,并为准确位姿估计提供可靠保证。

3.3 基于平面特征的位姿估计算法

为了有效实现机器人的准确位姿估计,引入随机抽样一致性(RANASC)求解策略获取当前地面特征粗提取,并实现移动机器人位姿的初始估计。在上述基础上,建立 Delaunay 三角形结构,利用平面参数估计实现对地面特征的精确提取。结合 M-estimation 算法实现移动机器人的精确定位。地面特征提取与定位算法的具体过程为

- 1) 任意选取 $m(m \geq 3)$ 组对应点对作为测试样本,代入式求解 x ;
- 2) 判断当前输入下所对应的能量函数的值,若该值大于阈值 α ,则返回 1);
- 3) 利用(15)式计算当前参数模型 \hat{n}_d ,若 $\frac{\mathbf{n}_d^T \hat{\mathbf{n}}_d}{|\mathbf{n}_d| |\hat{\mathbf{n}}_d|} \leq \beta$ 或者 $|\mathbf{n}_d - \hat{\mathbf{n}}_d| \geq s_0$,即此点集中包含非平面特征点,不满足平面关系,返回 1);
- 4) 将所有对应点对进行内点的判断,即计算投影误差 r ,若 r 小于阈值 r_0 ,则设置为内点. 记录当前内点;
- 5) 若达到最大迭代次数,则退出当前迭代,否则返回 1);
- 6) 将最大的内点集合作为输入,建立 Delaunay 三角形结构,遍历所有三角形网格求解其平面参数 \hat{n}_d ,若满足 3)中平面关系条件,则记录为地面特征;
- 7) 所有地面特征作为(12)式能量函数的输入,结合 M-estimation 算法实现移动机器人精确位姿估计。

4 实验结果

实验中所采用的相机为加拿大 Point Grey Flea2 相机,图像分辨率为 640 pixel×480 pixel,最高帧频为 60 frame/s。采用的机器人平台是 Pioneer3-DX 型机器人,该机器人配备内置计算机系统,是一个自主的智能移动机器人系统。相机以如图 2(b)所示的方式架设在移动机器人上,将标定靶标平放在地平面上,通过建立相机与标定靶标的几何关系,获取相机与机器人间的相对位姿关系。为了验证算法的有效性,在室内真实环境下进行位姿估计实验。

图 3 为真实实验环境。图 3(a)为不同视角下实验环境图,图 3(b)为实验环境的几何示意图。在实验过程中,机器人以 5 cm/s 的线速度沿着图 3(b)中 $a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow e$ 所示路径在室内移动,与此同时,利用相机获取当前地面的图像信息,并估计机器人位姿。实验所使用的计算机主频为 2.8 GHz,运行平台为 Ubuntu12.04,平均处理时间为 0.1 s。在实验中,任意选取 3 组对应点作为测试样本,阈值条件 α, β, s_0 分别设定为 1, 0.8, 0.2, 距离阈值条件 r_0 设定为当前测试样本中最大误差值 d_{max} 的 1.5 倍,即 $r_0 = \min(\alpha, 1.5d_{max})$ 。KLT 算法采用 Harris 角点检测方法,可接受角点能量值为最优角点值的 0.01,跟踪最大角点数为 400,搜索范围为 31×31 的像素窗口。

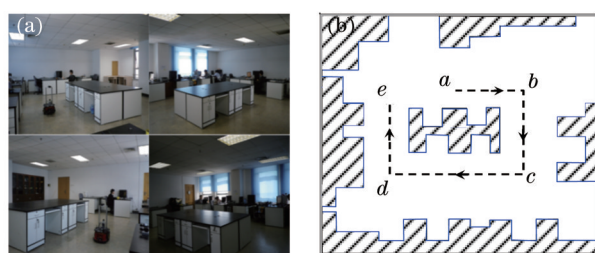


图 3 实验环境

Fig.3 Experimental environment

为了验证本文所提算法,采用具有较高定位精度的基于激光雷达的同时定位与地图创建(SLAM)算法^[19]作为移动机器人定位真值,并对比文献[16]中所提算法。图 4 为地面特征检测的实验结果。图 4(a)、(b)为采用文献[16]算法所获取的实验结果,图 4(c)、(d)为本文算法的实验结果。当非地面特征位于较远的场景下时,

由于此时地面特征与空间特征区分明显,因此文献[16]中所提算法可有效获取地面特征,如图4(a)所示。但随着实验地进行,非地面特征逐步靠近移动机器人,地面特征与空间特征区分度降低,此时该方法不再适用,如图4(b)所示。而本文算法,建立在文献[16]算法基础上,利用RANSAC算法,实现地面特征的粗排异与移动机器人的初始定位。同时,将该排异后的特征点集合带入Delaunay三角形算法中生成如图4(c)中所示的白色三角形网格结构。为了进一步获取地面特征,本文算法遍历所有三角形网格进行平面参数估计,并根据该参数判断构成该三角形特征点是否为地面特征。图4(c)中红色点即为所确定的地面特征信息,最终实验结果如图4(d)所示,图中地面特征点标记为红色,非地面特征或者误匹配特征标记为蓝色。实验结果表明本文所提算法可有效地实现对非地面特征的排异。

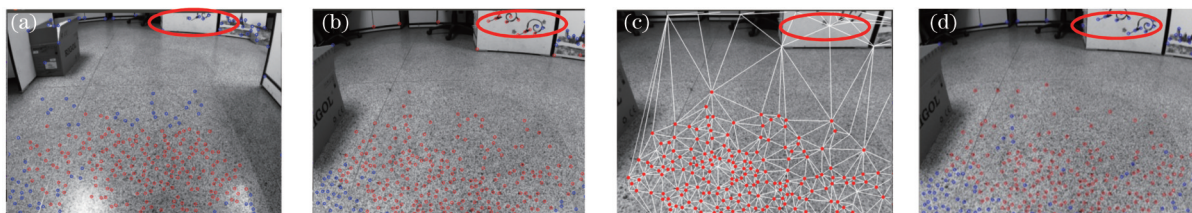


图4 平面特征检测结果

Fig.4 Results of plane feature detect

图5为移动机器人在室内移动的实验结果。随着时间的推移,由于非地面特征对移动机器人定位影响的不断累积。当机器人经过图3(b)中*c*点处时,仅利用投影误差实现地面特征排异的位姿估计算法开始出现较大偏移。而本文所提定位算法能有效地实现地面特征的提取,在实验过程中定位结果始终与基于激光雷达的SLAM算法保持一致。同时,根据(9)式位姿估计模型可知,由于非地面特征对角度估计产生影响相对较小,因此在实验过程中三种方法对移动机器人旋转角度的估计具有较高的一致性。图6为移动机器人在实验过程中的旋转角度,该对比曲线验证了位姿估计模型的正确性。实验结果表明,本文算法能有效排除非

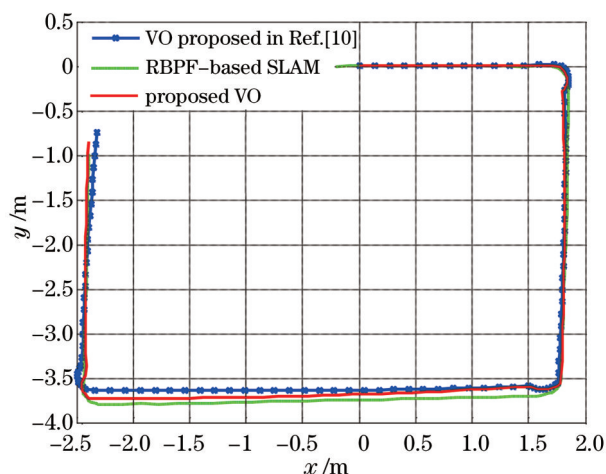


图5 移动机器人定位实验结果

Fig.5 Result of mobile robot localization

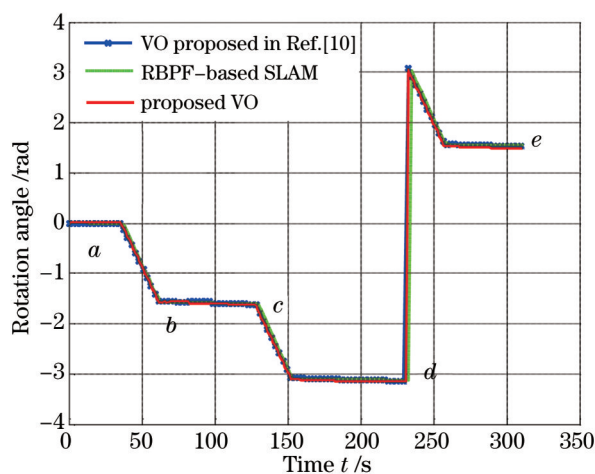


图6 移动机器人的旋转角度

Fig.6 Rotation angle of mobile robot

地面特征,并实现移动机器人精确位姿估计。

5 结 论

根据地平面假设,提出一种基于单目视觉的移动机器人定位方法。该方法利用单目相机标定获取相机与机器人间的位姿关系,提取地平面参数模型;运用基于KLT的角点检测与匹配方法建立数据关联,结合平面单应性关系建立移动机器人位姿估计模型。在RANSAC算法框架下,利用单应性关系的位姿与平面参数估计方法,实现误匹配与空间特征的粗去除;建立特征点Delaunay三角形结构,遍历所有三角形并求解其平面参数,进而去除空间特征;结合M-estimation算法实现了移动机器人精确定位。室内环境下的实验结果验证了所提算法的有效性与可行性。在以后工作中将结合文献[14]中稠密的位姿估计模型,建立稠密非地面

区域分割方法,进一步完善VO算法。

参 考 文 献

- 1 Li Yubo, Zhu Xiaozhou, Lu Huimin, *et al.*. Review on visual odometry technology[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 2801–2805.
李宇波, 朱效洲, 卢惠民, 等. 视觉里程计技术综述[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(8): 2801–2805.
- 2 Chao Zhichao, Fu Sihua, Jiang Guangwen, *et al.*. Monocamera and laser range finding sensor position–pose measurement system[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0312001.
晁志超, 伏思华, 姜广文, 等. 单目摄像机–激光测距传感器位姿测量系统[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0312001.
- 3 Zhao Zhenqing, Ye Dong, Chen Gang, *et al.*. Binocular vision method of measuring pose based on perpendicular lines[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(10): 1015003.
赵振庆, 叶东, 陈刚, 等. 垂直直线特征的双目视觉位姿测量方法[J]. 光学学报, 2014, 34(10): 1015003.
- 4 Hou Junjie, Wei Xinguo, Sun Junhua. Calibration method for binocular vision based on matching synthetic images of concentric circles[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(3): 0315003.
侯俊捷, 魏兴国, 孙军华. 基于同心圆合成图像匹配的双目视觉标定[J]. 光学学报, 2012, 32(3): 0315003.
- 5 Wu Hua, Qin Shiyin. New approach to robot localization in real–time based on visual manifold regularization[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(1): 153–162.
吴华, 秦世引. 基于视觉流形正则化的机器人实时定位新方法[J]. 光学学报, 2010, 30(1): 153–162.
- 6 Miao Xikui, Zhu Feng, Ding Qinghai, *et al.*. Monocular vision pose measurement based on docking ring component[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(4): 0412006.
苗锡奎, 朱枫, 丁庆海, 等. 基于星箭对接环部件的飞行器单目视觉位姿测量方法[J]. 光学学报, 2013, 33(4): 0412006.
- 7 Scaramuzza D, Frountorfer F. Visual odometry[C]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2011, 18(4): 80–92.
- 8 Nister D, Naroditsky O, Bergen J. Visual odometry[C]. Proceeding of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004: 652–659.
- 9 Kurt K, Motilal A, Joan S. Large–scale visual odometry for rough terrain[C]. Robotics Research Springer Tracts in Advanced Robotics, 2007: 201–212.
- 10 Christopher M, Gabe S, Mark C, *et al.*. A constant–time efficient stereo SLAM system[C]. BMVC, 2009: 1–11.
- 11 Campbell J, Sukthankar R, Nourbakhsh I, *et al.*. A robust visual odometry and precipice detection system using consumer grade monocular vision[C]. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 3421–3427.
- 12 Panahandeh G, Jansson M. Vision–aided inertial navigation based on ground plane feature detection[C]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(4): 1206–1215.
- 13 Lovegrove S, Davison A J, Ibanez–Guzman J. Accurate visual odometry from a rear parking camera[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2011: 788–793.
- 14 Zienkiewicz J, Lukierski R, Davison A. Dense, auto–calibrating visual odometry from a downward–looking camera[C]. Proceedings of the British Machine vision Conference, 2013.
- 15 Klein G, Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces[C]. 2007 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 2007: 225–234.
- 16 Chia H L, Sin Y J, Yueh J P, *et al.*. Robust ground plane detection for obstacle avoidance of mobile robots using a monocular camera [C]. 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2010: 3706–3711.
- 17 Hartley R I, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. England: Cambridge University Press, 2004.
- 18 Warner F W. Foundations of Differentiable Manifolds and Lie Groups[M]. Berlin: Springer, 1983.
- 19 Li Xiuzhi, Ju Hehua. A simultaneous localization and map–building method for lunar rover based on particle filter[J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(5): 1891–1895.
李秀智, 居鹤华. 一种基于粒子滤波的月球车同时定位与地图创建方法[J]. 宇航学报, 2009, 30(5): 1891–1895.

栏目编辑: 苏 岑