

文章编号: 1001-0920(2013)04-0632-05

基于立体视觉的球形机器人定位方法

叶平, 李自亮, 孙汉旭

(北京邮电大学 自动化学院, 北京 100876)

摘要: 针对球形机器人定位问题, 提出了基于立体视觉的球形机器人定位方法. 通过双目相机采集环境图像序列, 提取 Shi-Tomasi 特征点, 计算尺度不变特征变换 (SIFT) 特征描述符, 并利用欧氏距离进行立体匹配; 通过 KLT 算法进行特征点跟踪; 采用解析法求解机器人在前后帧图像之间的位姿变化量; 同时采用特征点筛选、RANSAC 算法和卡尔曼滤波等方法, 提高运动估计的准确性和鲁棒性. 实验结果验证了所提出方法的可行性.

关键词: 立体视觉定位; 特征提取; 运动估计; 球形机器人

中图分类号: P123.46

文献标志码: A

Stereovision-based localization for ball-shaped robot

YE Ping, LI Zi-liang, SUN Han-xu

(Automation School, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China. Correspondent: YE Ping, E-mail: yeping@bupt.edu.cn)

Abstract: An approach based on stereovision is proposed for ball-shaped robot localization. Shi-Tomasi detector, scale invariant feature transform(SIFT) descriptor and KLT tracker are used to extract and track the features from image sequence taken by a stereo camera. Euclidean distance between SIFT descriptors of features in both images is computed for stereo matching. An efficient closed-form method is adopted to estimate the frame-to-frame incremental motion in real time. Moreover, additional techniques, including bucketing of features, RANSAC based outlier rejection and Kalman filtering, are applied to improve accuracy and robustness of the estimated motion. The experimental results demonstrate the feasibility of the proposed stereovision-based localization.

Key words: stereovision-based localization; feature extraction; motion estimation; ball-shaped robot

0 引言

球形机器人是指一类将运动机构、传感器、控制器等内置于一个球形壳体内部, 利用球形外壳作为滚动行走装置的系统的总称^[1-6]. 与轮式、履带式移动机器人相比, 具有结构新颖、运动灵活等特点, 在军事、民用等领域具有广阔的应用前景. 球形机器人若要自主地完成路径规划、避障和预定的作业任务, 则需实时地掌握自身在环境中的正确位置, 因此, 准确的定位是实现球形机器人智能化的一个关键问题. 现有的球形机器人大多采用基于模型的定位方法^[1,3-5]: 利用惯性测量单元和光电编码器等内部传感器测量系统内部状态, 基于所建立的运动模型求得球形机器人的运动参数. 通常所建立的运动模型需满足一定的假设条件, 如球壳均匀、无滑动和无间隙等. 而实际的球形

机器人总是存在滑动、间隙等复杂非线性因素, 尤其在表面粗糙度、球壳滑动等难以预知的复杂环境中, 基于模型的定位方法所获得的球形机器人运动参数将存在较大的偏差, 无法正确地反映球形机器人真实的运动情况^[7].

近年来, 基于视觉的定位方法因其所采集的信息丰富、适应范围广而受到研究人员的重视, 正逐渐成为移动机器人自主定位与导航的主要实现方法^[7-14]. 利用视觉相机获取外部环境的图像序列, 通过特征点提取、匹配与跟踪以及运动估计获得移动机器人运动参数, 该定位方法也称为视觉里程计. 与其他定位方法相比较, 视觉里程计具有以下优点: 1) 不依赖于移动机器人的运动模型, 以外部环境的图像序列为输入; 2) 可以有效地纠正由滑动、间隙、模型偏差等因

收稿日期: 2011-12-03; 修回日期: 2012-03-31.

基金项目: 国家自然科学基金项目(50775013); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(2009RC0601); 高等学校科技创新工程重大项目培育项目(708011).

作者简介: 叶平(1979—), 男, 讲师, 博士, 从事移动机器人定位与导航、球形机器人控制的研究; 孙汉旭(1960—), 男, 教授, 博士生导师, 从事空间机器人、球形机器人等研究.

素引起的累积误差. 视觉相机具有小型化、成本较低和精度较高等特点, 同时作为外部传感器可以有效地克服由于滑动、跳跃等采用内部传感器所无法克服的定位误差, 非常适合球形机器人的系统要求. 但是, 现有的球形机器人采用视觉定位的还较少, 主要原因在于: 视觉定位的算法复杂、计算量大, 且由于球形机器人平台小、安装空间有限, 其所搭载的控制系统的能力有限, 难以进行实时处理; 同时受限于球形机器人特殊的滚动行走, 难以找到稳定的平台用于安装视觉相机, 使得外部环境的图像采集存在较大困难.

针对上述问题, 本文提出一种适用于重摆驱动的球形机器人立体视觉定位方法. 将双目相机安装在与重摆相连的框架上, 其状态随球形机器人的滚动行走而改变. 采用数字陀螺仪实时测量双目相机安装框架的时变状态, 降低不稳定的安装框架引起的定位误差. 该立体视觉定位方法主要包括以下5个部分: 1) 从左右帧图像中提取 Shi-Tomasi 图像特征点^[15], 并计算其 128 维的 SIFT 特征描述符^[16]; 2) 利用特征向量的欧氏距离进行立体匹配, 并采用 KLT 算法^[15]在前后帧图像之间进行特征点跟踪; 3) 建立球形机器人特征点三维重建算法, 求取特征点在球形机器人坐标系中的三维坐标; 4) 采用 Horn^[17-18]解析法和 RANSAC 算法^[19]计算前后帧图像之间球形机器人的位姿变化量; 5) 利用卡尔曼滤波算法求得球形机器人在全局坐标系下的运动参数.

1 球形机器人系统结构

图1给出了本文所研究的球形机器人系统, 包括: 球形机器人机械本体、双目相机、数字陀螺仪、图像处理器、运动控制器等.

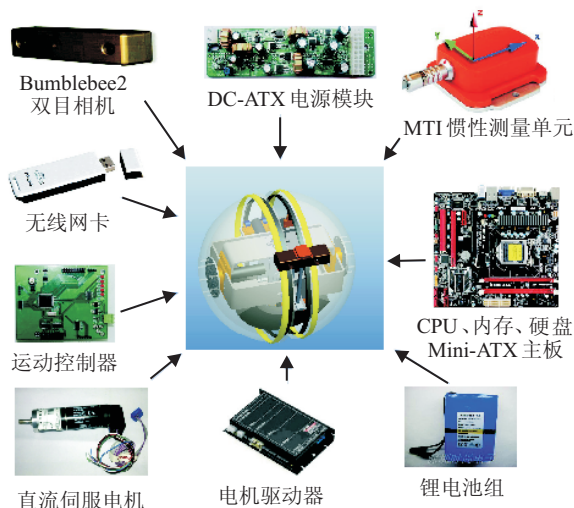


图1 球形机器人系统组成

球形机器人的球壳被设计为由左右两个半球壳组成, 中间开缝, 且两个半球壳相互独立, 分别由两个伺服电机驱动. 当两电机同向同速转动时, 将控制重

摆发生侧摆, 驱动球形机器人沿直线行走; 当两电机转速不同时, 可以控制球形机器人转弯.

双目相机采用 Point Grey 公司的 Bumblebee2, 静止时, 相机光轴与水平面平行, 并指向正前方. 双目相机安装在与重摆相连的框架上, 在球形机器人滚动行走过程中, 双目相机始终处于框架的上方, 因而不影响球形机器人的滚动行走. 数字陀螺仪采用 Xsens 公司的 MTI 微型惯性测量单元, 安装在双目相机上方, 可以测量重摆发生侧摆的角度.

图像处理器由 Intel i3-2100 CPU、4 G 内存、Mini-ATX 主板和 30 G 固态硬盘等组成. 采用 12 V/20 Ah 锂电池组和 DC-ATX 电源模块, 可持续工作两个小时. 该方案极大地提高了系统处理能力, 同时兼顾了系统功耗和空间尺寸要求.

2 特征点提取、匹配和跟踪

采用 Shi-Tomasi 特征点提取方法, 并以所提取的特征点为中心, 在 16×16 像素窗口范围内计算 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的 SIFT 特征描述向量, 即 SIFT 描述符. 由于 Shi-Tomasi 特征提取速度快, 同时所采用的 SIFT 描述符具有较高的区分度, 既满足了特征点提取的实时性, 又提高了特征点匹配的鲁棒性.

特征点匹配包括左右帧图像之间的特征点匹配和前后帧图像之间的特征点匹配. 左右帧图像之间的特征点匹配采用特征点 SIFT 描述符的欧氏距离进行匹配. 为了保证匹配的准确性, 减少误匹配点, 采用一种绝对阈值 ζ 和相对阈值 μ 同时约束的方法: 相匹配的特征点欧氏距离必须小于设定的绝对阈值 ζ , 同时最近欧氏距离与次近欧氏距离的比值必须小于设定的相对阈值 μ .

前后帧图像之间的特征点匹配采用 KLT 跟踪算法实现. 当获得下一帧左右图像时 (记为 $k+1$ 时刻), 利用 KLT 跟踪算法分别对前后两帧的左图图像和右图图像进行特征点跟踪, 从而获得在 $k+1$ 时刻左右帧图像中的立体匹配对. 由于被跟踪的特征点在左右帧图像之间的匹配关系是已知的, 无需再次进行立体匹配. 如果某些特征点跟踪失败, 导致在 $k+1$ 时刻跟踪得到的立体匹配对的总数小于设定的阈值, 则对 $k+1$ 时刻的左右帧图像提取 Shi-Tomasi 特征点, 以补充一些新的立体匹配对.

将图像平均分割为 $m \times n$ 个子区域, 并设定每个子区域特征点数目的上限值, 对每个子区域的特征点进行筛选, 使被选中的特征点较均匀地分布在图像平面^[20], 提高视觉定位方法的准确性和鲁棒性.

3 特征点三维重建

针对筛选得到的立体匹配对, 利用三角测量法可

以求得特征点在三维空间中的坐标. 球形机器人的坐标系定义如图 2 所示. 设 $(x_u, y_u)^T$ 为某特征点在左图图像中的坐标, d 为该特征点对应的视差, 则其在相机坐标系 $\{C\}$ 中三维坐标 $(x_c, y_c, z_c)^T$ 可由下式求得:

$$\begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{b}{d} & 0 & -\frac{b}{d} \times x_0 \\ 0 & \frac{b}{d} & -\frac{b}{d} \times y_0 \\ 0 & 0 & f \times \frac{b}{d} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_u \\ y_u \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

其中: $(x_0, y_0)^T$ 为左图图像中光心的坐标, f 为相机的焦距, b 为双目相机的基线长度.

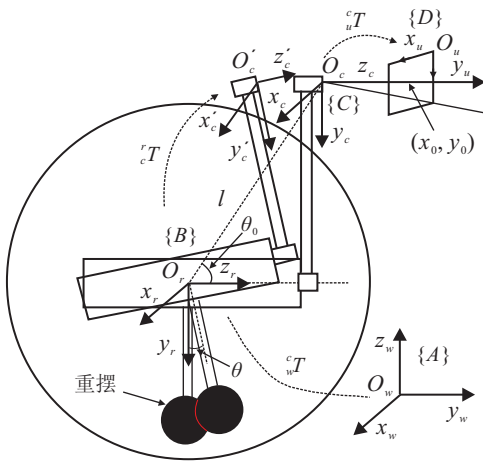


图 2 坐标系定义与坐标变换关系

将特征点的三维坐标从相机坐标系 $\{C\}$ 变换到球形机器人坐标系 $\{B\}$. 由于双目相机安装在与重摆相连的框架上, 球形机器人滚动行走时, 双目相机将随着重摆发生侧摆. 如图 2 所示, 将重摆的摆杆与 y_r 轴之间的夹角定义为重摆的侧摆角度 θ . 由球形机器人内部驱动机构可知, 相机坐标系 $\{C\}$ 与球形机器人坐标系 $\{B\}$ 的相对运动只有绕 x_r 轴的旋转运动, 绕 y_r 轴和 z_r 轴无相对转动, 所以从相机坐标系 $\{C\}$ 到球形机器人坐标系 $\{B\}$ 的变换为绕 x_r 轴的旋转变换和沿向量 $\overrightarrow{O_r O_c}$ 的平移变换. 因此, 利用下式可以求得特征点在机器人坐标系 $\{B\}$ 中的三维坐标 $(x_r, y_r, z_r)^T$:

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -\frac{b}{2} \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta & -l \sin(\theta_0 + \theta) \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta & l \cos(\theta_0 + \theta) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

其中: θ_0 为静止时向量 $\overrightarrow{O_r O_c}$ 与水平面的夹角, l 为坐标原点 O_r 和 O_c 之间的距离.

在球形机器人运动过程中, 采用数字陀螺仪实

时地测量重摆的侧摆角度 θ , 利用式 (1) 和 (2) 求得每帧左右图像中相匹配的特征点在球形机器人坐标系 $\{B\}$ 中的三维坐标.

4 运动参数估计

4.1 解析法

利用已获得的前后帧图像中相匹配的特征点集来估计球形机器人的运动参数. 本文采用 Horn 解析法解决如何利用已获得的相匹配特征点集的三维坐标来计算 k 和 $k+1$ 时刻球形机器人坐标系之间变换关系的最小二乘问题. 设前后帧特征点集分别为 $P_k = \{(x_k^i, y_k^i, z_k^i)^T\}_{i=1, \dots, N}$ 和 $P_{k+1} = \{(x_{k+1}^i, y_{k+1}^i, z_{k+1}^i)^T\}_{i=1, \dots, N}$, 具体算法步骤如下.

1) 计算 k 和 $k+1$ 时刻特征点集的中心点坐标

$$P_k^c = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_k^i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_k^i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_k^i \right)^T,$$

$$P_{k+1}^c = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{k+1}^i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{k+1}^i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_{k+1}^i \right)^T.$$

2) 特征点集 P_k 和 P_{k+1} 中所有点分别减去中心点坐标 P_k^c 和 P_{k+1}^c 后, 得到两个新点集 $\{\bar{P}_k^i\}_{i=1, \dots, N}$ 和 $\{\bar{P}_{k+1}^i\}_{i=1, \dots, N}$. 其中

$$\bar{P}_k^i = (\bar{x}_k^i, \bar{y}_k^i, \bar{z}_k^i)^T = P_k^i - P_k^c,$$

$$\bar{P}_{k+1}^i = (\bar{x}_{k+1}^i, \bar{y}_{k+1}^i, \bar{z}_{k+1}^i)^T = P_{k+1}^i - P_{k+1}^c.$$

3) 对于每个特征点的三维坐标, 计算其 9 个相关值, 并进行累加, 得到

$$P_{xx}^i = \bar{x}_k^i \bar{x}_{k+1}^i, P_{xy}^i = \bar{x}_k^i \bar{y}_{k+1}^i, \dots, P_{zz}^i = \bar{z}_k^i \bar{z}_{k+1}^i;$$

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^N P_{xx}^i, S_{xy} = \sum_{i=1}^N P_{xy}^i, \dots, S_{zz} = \sum_{i=1}^N P_{zz}^i.$$

4) 利用所求得的 9 个相关值生成 4×4 对称矩阵 M , 其各元素分别为

$$M_{11} = S_{xx} + S_{yy} + S_{zz}, M_{12} = M_{21} = S_{yz} - S_{zy},$$

$$M_{22} = S_{xx} - S_{yy} - S_{zz}, M_{13} = M_{31} = S_{zx} - S_{xz},$$

$$M_{33} = S_{yy} - S_{xx} - S_{zz}, M_{14} = M_{41} = S_{xy} - S_{yx},$$

$$M_{44} = S_{zz} - S_{xx} - S_{yy}, M_{23} = M_{32} = S_{xy} + S_{yx},$$

$$M_{24} = M_{42} = S_{xz} + S_{zx}, M_{34} = M_{43} = S_{yz} + S_{zy}.$$

5) 求取对称矩阵 M 最大特征值相对应的特征向量, 即以四元数表示的旋转矩阵

$$R = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}.$$

6) 利用旋转矩阵 R 及中心点坐标 P_k^c 和 P_{k+1}^c , 由公式 $P_k^c = R P_{k+1}^c + t$ 可最终求得平移向量 t .

4.2 RANSAC 算法

由于在特征点匹配与跟踪中不可避免地存在误匹配点, 采用随机抽样一致性RANSAC算法以减小这些“局外点”对球形机器人运动参数估计的影响. 该算法的具体步骤如下:

1) 从 k 和 $k + 1$ 时刻的特征点集随机选取 3 对相匹配的特征点, 利用 Horn 解析算法求解一次运动估计, 得到一个旋转矩阵 R 和平移向量 t .

2) 对于 $k + 1$ 时刻的每个特征点 P_{k+1}^i , 根据步骤 1) 得到的 R 和 t , 利用公式 $P_k^{i'} = RP_{k+1}^i + t$ 求得 $P_k^{i'}$. 设定某一阈值 ε , 计算 $P_k^{i'}$ 与特征点 P_k^i 的欧氏距离. 如果

$$\sqrt{(x_k^{i'} - x_k^i)^2 + (y_k^{i'} - y_k^i)^2 + (z_k^{i'} - z_k^i)^2} < \varepsilon,$$

则将特征对 (P_k^i, P_{k+1}^i) 设为“局内点”, 遍历特征点集 P_{k+1} 中所有特征点, 得到所有“局内点”的集合 $S_t = \{(P_k^i, P_{k+1}^i)\}_{i=1,2,\dots}$, 并统计“局内点”的数目.

3) 依据步骤 1) 和步骤 2), 进行多次迭代, 求得“局内点”数目最多的特征对集合 S_t .

4) 对于步骤 3) 求得的特征对集合 S_t , 再次利用 Horn 解析法求得最终的旋转矩阵 R 和平移向量 t .

4.3 卡尔曼滤波

为了得到较平稳的运动估计, 避免运动突变, 本文采用卡尔曼滤波算法进行状态更新. 设系统状态向量为 $x = (v, a)^T$, 其中: v 为速度向量, a 为加速度向量. $v = (\Delta x, \Delta y, \Delta z, \Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma)^T \times 1/\Delta t$, 其中: $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T$ 和 $(\Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma)^T$ 分别为从 k 时刻到 $k + 1$ 时刻球形机器人的位置和姿态变化量, Δt 为前后帧图像处理的时间间隔. 同时, 假设在每个 Δt 内加速度恒定, 且初始值为 0, 则系统状态方程为

$$\begin{bmatrix} v_{k+1} \\ a_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & \Delta t \times I \\ 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_k \\ a_k \end{bmatrix} + \varepsilon_1. \quad (3)$$

其中: $(v_k, a_k)^T$ 和 $(v_{k+1}, a_{k+1})^T$ 分别为 k 时刻和 $k + 1$ 时刻系统的状态向量, I 为单位矩阵, ε_1 为噪声.

设观测向量为 $z_{k+1} = v_{k+1}^z$, 则观测方程为

$$v_{k+1}^z = \begin{bmatrix} I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_{k+1} \\ a_{k+1} \end{bmatrix} + \varepsilon_2, \quad (4)$$

其中观测向量 v_{k+1}^z 可以由第 4.2 节所求得的旋转矩阵 R 和平移向量 t 换算得到.

由式 (3) 和 (4) 得到状态矩阵和观测矩阵分别为

$$A = \begin{bmatrix} I & \Delta t \times I \\ 0 & I \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} I \\ 0 \end{bmatrix}^T.$$

利用卡尔曼滤波算法, 依据 k 时刻的后验速度向量 v_k 、后验加速度向量 a_k 和 $k + 1$ 时刻的观测向量 z_{k+1} , 可以得到 $k + 1$ 时刻的后验速度向量 v_{k+1} . 再利用关系式 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z, \Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma)^T = v_{k+1} \times \Delta t$,

求得从 k 时刻到 $k + 1$ 时刻球形机器人的位置和姿态变化量, 通过累加获得 $k + 1$ 时刻球形机器人在全局坐标系下的运动参数.

5 实验及结果分析

如图 3 所示, 在室内静态环境下, 控制球形机器人由 A 点出发, 沿长约 3.2 m、宽约 2.5 m 的矩形路径行走, 并回到 A 点, 行走距离约 12 m, 如图中虚线所示. 球形机器人的行走速度为 0.3 m/s. 球形机器人在水平面内的行走路径和定位误差如图 4 所示. 相关的实验参数见表 1.

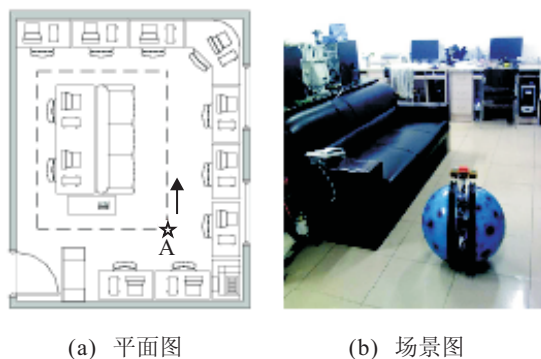


图 3 实验场景

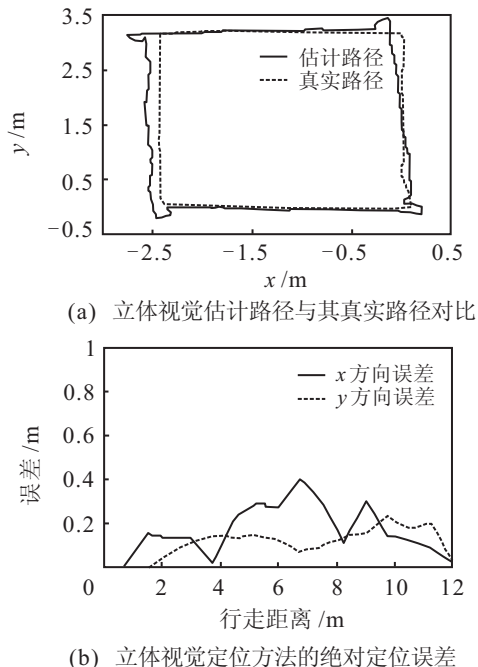


图 4 实验结果

在图 4 中, 实线为立体视觉定位方法估计的球形机器人行走路径, 虚线为球形机器人的真实路径. 球形机器人的真实路径通过在机器人走过的路面上以约 0.2 m 的间距做人工标记点, 最后测量其相对于 A 点的距离来获得. 从图 4 可知, 除了球形机器人 90° 转弯处误差较大, 立体视觉定位方法获得的估计路径与球形机器人的真实路径吻合较好, 且运动一圈后回到 A 点, 所估计的终点位置与起点位置几乎重合.

表1 相关的实验参数

序号	Bumblebee2 双目相机参数	
1	分辨率	640×480
2	基线	12 cm
3	焦距	3.8 cm
序号	MTI 惯性测量单元参数	
1	分辨率	0.05°
2	静态精度	1°RMS
3	动态精度	2°RMS
序号	其他参数	
1	帧率	10
2	绝对阈值 ζ	50
3	相对阈值 μ	0.5
4	重新匹配最小特征数	40
5	判断局内点阈值 ϵ	0.01
6	RANSAC 迭代次数	400
7	加速度初始值 α	0

球形机器人在 90° 转弯处误差较大, 分析原因主要有: 1) 在转弯时, 双目相机所采集的场景图像变化较快, 导致 KLT 特征跟踪的成功率降低, 影响定位精度; 2) 球形机器人的转弯控制还存在不足, 转弯速度不平稳, 存在滑动且不是零半径转弯, 造成图 4 所示转弯路径与球形机器人实际走过的路径存在一些偏差. 整个实验过程中球形机器人的航向角速度如图 5 所示, 向左转弯定义为正方向. 图 5 中清楚地显示了球形机器人 4 个 90° 的转弯速度.

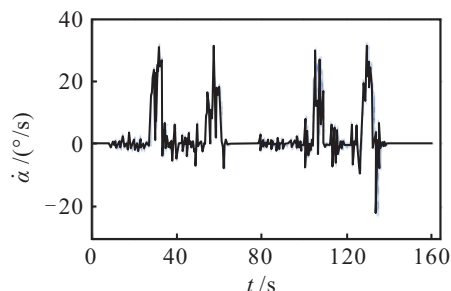


图5 球形机器人的航向角速度

实验过程中还对立体视觉定位的计算耗时进行了统计. 每帧左右图像处理所需的时间, 包括从左右图像采集开始, 然后进行特征点提取、匹配、跟踪和运动参数估计等. 由统计的时间数据可知, 系统的处理帧率约为 3~4 帧/s. 如果采用更高性能的处理器的同时, 同时将双目图像采集、立体视觉定位算法计算等步骤并行处理, 将可以获得更高的处理速度.

6 结论

本文对球形机器人的定位问题进行了研究, 提出了基于立体视觉的球形机器人定位方法. 将双目相机安装在与重摆相连的框架上, 利用数字陀螺仪测量双目相机安装框架的时变状态参数, 对不稳定的安装平台进行了补偿. 采用解析法和卡尔曼滤波等算法实现了球形机器人的运动估计. 实验结果表明该方法具有

较高的定位精度, 且满足球形机器人系统的实时性要求. 基于立体视觉的定位方法为基于立体视觉的自主球形机器人环境地图构建、路径规划以及 SLAM 等技术的研究奠定了基础, 也为球形机器人定位问题的研究提供了新的思路和可借鉴的方法. 本课题下一步将重点研究基于立体视觉的闭环检测、球形机器人的转弯控制以及将双目相机安装到球形机器人内部的机械结构改进设计等问题.

参考文献(References)

- [1] Halme A, Schönberg T, Wang Y. Motion control of a spherical mobile robot[C]. Proc of IEEE Int Workshop on Advanced Motion Control. Mie, 1996: 259-264.
- [2] Bicchi A, Balluchi A, Praticchizzo D, et al. Introducing the sphericle: An experimental testbed for research and teaching in nonholonomy[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Albuquerque, 1997: 2620-2625.
- [3] Sun Hanxu, Zheng Yili, Jia Qingxuan, et al. The dynamic analysis and control strategy of spherical robot with telescopic manipulator[C]. Proc of SPIE Symposium on Defense, Security and Sensing. Orlando, 2009, 73310C: 1-6.
- [4] Bhattacharya S, Agrawal S K. Spherical rolling robot: A design and motion planning studies[J]. IEEE Trans on Robotics and Automation, 2000, 16(6): 835-839.
- [5] Zhan Qiang, Jia Chuan, Ma Xiaohui. Mechanism design and motion analysis of a spherical mobile robot[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2005, 18(4): 542-545.
- [6] Javadi A H, Mojabi A P. Introducing august: A novel strategy for an omnidirectional spherical rolling robot[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Washington: IEEE Press, 2002: 3527-3533.
- [7] 丁良宏, 王润孝, 冯华山, 等. 立体视觉测程研究现状[J]. 机器人, 2011, 33(1): 119-128.
(Ding L H, Wang R X, Feng H S, et al. Advances in research of stereo vision odometry[J]. Robot, 2011, 33(1): 119-128.)
- [8] Nist'er D, Naroditsky O, Bergen J. Visual odometry[C]. Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, 2004: 652-659.
- [9] Badino H. A robust approach for ego-motion estimation using a mobile stereo platform[C]. Proc of IEEE Int Workshop on Complex Motion. Guenzburg, 2004: 198-208.
- [10] Comport A I, Malis E, Rives P. Accurate quadrifocal tracking for robust 3D visual odometry[C]. Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Roma, 2007: 10-14.

(下转第640页)