

# 一种基于单目视觉的仓储机器人位姿测量与穹顶轮廓重建方法

赵鹏<sup>1,3</sup> 曹志强<sup>2</sup> 鲁华<sup>1</sup> 陈世琪<sup>1</sup>

(1 中国电子科技集团公司第二十一研究所, 上海 200233)

(2 中科院自动化所 复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190)

(3 清华大学计算机科学与技术系, 北京 100084)

## 摘要:

本文提出了一种基于单目视觉的仓储机器人位姿测量与穹顶轮廓重建方法: 首先将光斑投影在仓库穹顶上, 利用仓储机器人顶部的单目摄像头观测仓库穹顶的光斑阵列, 再基于平面移动约束及摄像头仿射几何变换原理进行视觉测量, 测量出机器人自身位置及视野中光斑三维位置信息; 在视觉测量间隙, 利用 IMU 和码盘里程计的数据融和, 进行的短距离的航迹推算, 最终完成机器人的实时定位并稀疏重建穹顶轮廓. 为验证上述方法, 本文设计了一种由信息仿真模块、算法模块以及数据模块构成的仿真系统, 通过场景任务模拟仿真, 准确的解算模拟任务中机器人的沿途位姿, 并稀疏重建了穹顶的轮廓, 证明了所推荐方法的有效性.

关键字: 单目视觉; 仓储机器人; 定位; 穹顶轮廓; 稀疏重建

## A monocular vision based method for measuring pose of the warehouse robot and rebuilding contour of the dome

Peng Zhao<sup>1,3</sup>, Zhiqiang Cao<sup>2</sup>, Hua Lu<sup>1</sup>, Shiqi Chen<sup>1</sup>

(1 The 21st Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shanghai 200233, China)

(2 State Key Laboratory of Management and Control for Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(3 Department of computer science and technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract** A method for measuring pose of the warehouse robot and rebuilding contour of the dome based on monocular vision is proposed in this paper. Firstly, the spot array is projected onto the dome of the warehouse, and a single camera is mounted on the top of the storage robot to observe the spots array. Secondly based on the plane movement constraint and the camera affine geometry transformation principle, the visual measurement is exploited to measure the position of the robot and the 3d position information of the spots in the view. Between visual measurements, dead reckoning of short distance is performed based on the data fusing of IMU and encoder odometer. Finally, the robot's real-time positioning and sparse reconstruction of the dome shape are completed. To verify the above method, this paper designs a simulation system including information module and data simulation module algorithm module. With simulating scenario task, the pose of the robot is calculated accurately, and the sparse reconstruction dome outline, proving the validity of the method proposed in this paper.

**Key words** Monocular vision; Warehouse Robot; real-time positioning; Sparse Reconstruction.

智能移动机器人被越来越多的引入仓储物流系统替代人力完成货物、零件的装载、搬运工作, 展示出在提升物资集散效率方面的巨大潜力<sup>[1]-[3]</sup>. 为了提升此类仓储机器人系统的易用性、可靠性和灵活性, 研究学者和技术专家们正以极大的热情, 一方面结合新兴的物联网信息技术展开大胆尝试<sup>[4]</sup>; 另外立足于任务分配<sup>[5]-[8]</sup>、路径规划及壁障<sup>[9]-[11]</sup>、对准泊位<sup>[12]</sup>、室内导航定位、环境探测建图等经典移

动机器人课题, 针对仓库物流环境开展了细致深入的科研及工程实践工作. 其中, 仓储机器人的导航定位和仓库环境探测是最为核心和关键的问题, 受到了极大的重视.

仓储机器人的导航定位方法较多, 大致可分为以下几种: 第一种为拟 GPS 定位法, 即利用多个通讯节点、基站或特定标签到机器人的间距以及卡尔曼滤波算子估算出机器人在室内的位置. 例如使用

作者简介 赵 鹏(1987-), 男, 在站博士后, E-mail: peng.zhao@ia.ac.cn.

曹志强(1974-), 男, 研究员, E-mail: Zhiqiang.Cao@ia.ac.cn.

基金项目 国家自然科学基金项目 61633020, 复杂系统管理与控制国家重点实验室开放课题 20170111.

北京市自然科学基金项目 4161002, 上海国家自主创新示范资助项目 201705-XH-CHJ-C1088-035.

文献<sup>[13][14]</sup>所描述方法,以信号强度估算多个信号节点到机器人距离用类GPS坐标求解方法实现机器人定位.第二种为系统监控法,即搭建监控系统或者感知网络,利用监控传感器(以摄像头为主)直接观测机器人当前的位置姿态.例如文献[15]利用多个环境摄像头节点观测和更新机器人位姿,解决全局定位问题.第三种为地标提示法,即在地面或者墙体设定磁条、色块、磁钉、二维码或RFID地标,为机器人提供航向或者位置信息,帮助其进行航向或者位姿修正<sup>[16]-[19]</sup>.最后一种方法为SLAM方法,即机器人自定位同环境探测同步进行,利用摄像头、激光雷达传感器等设备探测作业环境信息,同时提炼出关键地标数据用于实现机器人实时位姿求解<sup>[20]</sup>,另外建立全局地图<sup>[21]</sup>.在仓储机器人应用领域,前三种方法使用较多.考虑到人工地标的布置/重构成本、以及维护难度,许多研究人员尝试采用无需人工地标的SLAM方法实现定位导航.

本文倾向于SLAM方法,以单目摄像头为主要传感器、以仓库穹顶轮廓为观测对像,将光斑阵列投影在仓库穹顶以辅助定位与轮廓重建.本文结构如下,文章第一部分描述了本文方法提出的观测系统构建方式,在进行坐标建模后,利用摄像头小孔模型和视觉测量原理推导了机器人位姿和穹顶光斑三维坐标测量公式,得出了本文方法的算法依据;第二部分则在前一部分的基础上,阐明了机器人实时定位及仓库穹顶三维轮廓稀疏重建的实现方法,论述了所需传感器信息融合架构;第三、四部分则设计了一种仿真系统模型,并用仿真实验结果证明了所提方法的有效性,最后对文章进行了总结.

## 1 基于单目视觉的机器人位姿和穹顶光斑三维坐标测量

如图1所示,本文视觉测量方法涉及四大模块,即仓储机器人、红外摄像头、红外光斑发射器和穹顶光斑.红外摄像头光轴垂直向上安装在仓储机器人正上方捕捉散布在天花板穹顶上的光斑,而这些光斑由红外光斑发射而出;红外光斑发射器内部为红外照明设备,在上部灯罩上开设多个光斑孔,红外照明设备发出的红外光线穿过灯罩上的光斑孔三部在穹顶上形成红外光斑.仓储机器人利用红外摄像头捕捉穹顶光斑图像,并基于平面移动约束和视觉测量得到机器人自身位姿和穹顶光斑的三维位置,另外机器人自带IMU模块和里程计,辅助完成

视觉测量.

为推导其中的几何原理,按如下方式建立坐标系.红外光斑发射器在地面上的投影点为原点建立世界坐标系 $\{W\}$ , $\{W\}$ 的 $Z$ 轴竖直向上, $X$ 轴指向仓库右侧, $Y$ 轴指向仓库内侧。

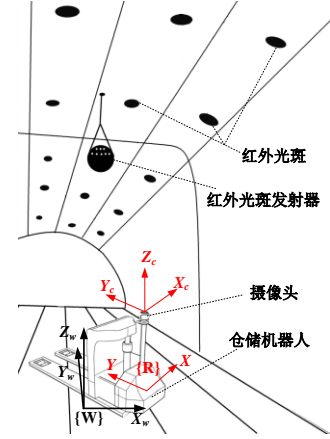


图1 基于单目视觉的仓储机器人位姿与穹顶光斑的坐标测量系统

安装摄像头时使摄像头图像平面的纵坐标方向同机器人航向一致,摄像头和机器人左右主动轮连线中心点在地面的投影点重叠,建立如图所示摄像头笛卡尔空间坐标系 $\{C\}$ ,该坐标系 $XOY$ 地面投影同机器人平面移动坐标系 $\{R\}$ 的重叠,其中二者 $Y$ 轴均指向机器人的正前方, $X$ 轴指向机器人的右侧,而 $\{C\}$ 的 $Z$ 轴沿着摄像头光轴垂直向上。

假定机器人的移动符合严格的平面移动约束,可以将当前视觉测量时刻机器人本体移动坐标系 $\{R_P\}$ 相对于前一视觉测量时刻机器人本体移动坐标系 $\{R_F\}$ 位置变化量描述为 ${}^F P_P({}^F x_P, {}^F y_P, {}^F \theta_P)$ ,其中 $({}^F x_P, {}^F y_P)$ 为平面平移向量, ${}^F \theta_P$ 为航向变化角,若两次视觉测量均观测到光斑A、B,其中光斑A的高度已知,二光斑在前一视觉测量时刻和当前时刻对应的图像信息中,坐标位置分别是 $I_{FA}(u_{FA}, v_{FA})$ ,  $I_{FB}(u_{FB}, v_{FB})$ 和 $I_{PA}(u_{PA}, v_{PA})$ ,  $I_{PB}(u_{PB}, v_{PB})$ ;二者先后在摄像头三维坐标系中的位置分别定义为 $P_{FA}(x_{FA}, y_{FA}, z_{FA})$ 、 $P_{FB}(x_{FB}, y_{FB}, z_{FB})$ 及 $P_{LA}(x_{LA}, y_{LA}, z_{LA})$ 、 $P_{LB}(x_{LB}, y_{LB}, z_{LB})$ 。

$$\begin{pmatrix} k & 0 & u_0 \\ 0 & k & v_0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x/z \\ y/z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} \quad (1)$$

假定机器人所采用摄像头可较好地符合三参数小孔成像模型,即满足变换公式(1),其中 $k$ 为图像

平面的放大系数,  $(u_0, v_0)$  为光轴同成像平面的交点。显然, 光斑 A 在前后视觉测量时刻相对于机器人摄像头三维坐标系位姿变化关系满足:

$$\begin{pmatrix} \cos^F \theta_p & -\sin^F \theta_p & x_p \\ \sin^F \theta_p & \cos^F \theta_p & y_p \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} kx_{PA}/z_A \\ ky_{PA}/z_A \\ k/z_A \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} kx_{FA}/z_A \\ ky_{FA}/z_A \\ k/z_A \end{pmatrix} \quad (2)$$

联立式(1), 经变形后有:

$$\begin{pmatrix} u_{FA}-u_0 \\ v_{FA}-v_0 \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} \cos^F \theta_p & -\sin^F \theta_p \\ \sin^F \theta_p & \cos^F \theta_p \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_{PA}-u_0 \\ v_{PA}-v_0 \end{pmatrix} = k/z_A \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix} \quad (3)$$

同理, 推导光斑 B 前后的成像变化关系, 可得:

$$\begin{pmatrix} u_{FB}-u_0 \\ v_{FB}-v_0 \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} \cos^F \theta_p & -\sin^F \theta_p \\ \sin^F \theta_p & \cos^F \theta_p \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_{PB}-u_0 \\ v_{PB}-v_0 \end{pmatrix} = k/z_B \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix} \quad (4)$$

显然等式(3)和(4)左侧互为二维等比向量, 其两个正交维度交叉互乘之得到下式,

$$\begin{aligned} & [(u_{FA}-u_0)-(u_{PA}-u_0)\cos^F \theta_p + (v_{PA}-v_0)\sin^F \theta_p]^* \\ & [(v_{FB}-v_0)-(u_{PB}-u_0)\sin^F \theta_p - (v_{PB}-v_0)\cos^F \theta_p] = \\ & [(u_{FB}-u_0)-(u_{PB}-u_0)\cos^F \theta_p + (v_{PB}-v_0)\sin^F \theta_p]^* \\ & [(v_{FA}-v_0)-(u_{PA}-u_0)\sin^F \theta_p - (v_{PA}-v_0)\cos^F \theta_p] \end{aligned} \quad (5)$$

经过整理之后可得:

$$\begin{cases} m \cos^L \theta_p + n \sin^L \theta_p = q \\ m = [(u_{FB}-u_0)(v_{PA}-v_0) + (u_{PB}-u_0)(v_{FA}-v_0)] - [(u_{FA}-u_0)(v_{PB}-v_0) + (u_{PA}-u_0)(v_{FB}-v_0)] \\ n = [(v_{PA}-v_0)(v_{FB}-v_0) + (u_{FB}-u_0)(u_{PA}-u_0)] - [(v_{PB}-v_0)(v_{FA}-v_0) + (u_{FA}-u_0)(u_{PB}-u_0)] \\ q = [(u_{PB}-u_0)(v_{PA}-v_0) + (u_{FB}-u_0)(v_{FA}-v_0)] - [(u_{PA}-u_0)(v_{PB}-v_0) + (u_{FA}-u_0)(v_{FB}-v_0)] \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \sin^L(\theta_p + \theta_{mn}) = q / \sqrt{m^2 + n^2} \\ \theta_{mn} = \begin{cases} \arcsin \frac{m}{\sqrt{m^2 + n^2}} & \text{if } (n > 0) \\ \pi - \arcsin \frac{m}{\sqrt{m^2 + n^2}} & \text{if } (n < 0) \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

最后可求得两组解即:

$${}^F \theta_p = \begin{cases} \arcsin \frac{q}{\sqrt{m^2 + n^2}} - \theta_{mn} \\ \pi - \arcsin \frac{q}{\sqrt{m^2 + n^2}} - \theta_{mn} \end{cases} \quad (8)$$

显然, 其中有且只有一个正确解, 且另外一个错误解可采用里程计信息或者惯性导航传感器信息排除。假定 A 光斑高度已知为  $h_a$ , 机器人摄像头高度为  $h_c$ , 即  $z_A$  已知, 将(8)中的正确解带入公式(3), 则可得两次视觉测量时刻机器人相对为位姿测量结果  $({}^F x_p, {}^F y_p, {}^F \theta_p)$ , 其中:

$$\begin{pmatrix} {}^F x_p \\ {}^F y_p \end{pmatrix} = (h_a - h_c)/k \begin{pmatrix} u_{FA}-u_0 \\ v_{FA}-v_0 \end{pmatrix} - (h_a - h_c)/k \begin{bmatrix} \cos^F \theta_p & -\sin^F \theta_p \\ \sin^F \theta_p & \cos^F \theta_p \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u_{PA}-u_0 \\ v_{PA}-v_0 \end{pmatrix} \quad (9)$$

再将相应解带入公式(4)则可计算出光斑 B 的观测高度  $h_b$ 。

$$h_b = h_c + \frac{k \sqrt{{}^F x_p^2 + {}^F y_p^2}}{\sqrt{[(u_{FB}-u_0)-(u_{PB}-u_0)\cos^L \theta_p + (v_{PB}-v_0)\sin^L \theta_p]^2 + [(v_{FB}-v_0)-(u_{PB}-u_0)\sin^L \theta_p - (v_{PB}-v_0)\cos^L \theta_p]^2}} \quad (10)$$

根据上述推导, 本文得出以下两点结论:

**结论 1:** 若平面移动机器人采用摄像头垂直向上安装方式观测穹顶光斑(或特征点), 在任意两次测量中, 只要发现两个或者两对或两对以上信息匹配点, 即可发现两次测量中机器人航向角度变化关系。

**结论 2:** 在结论 1 条件被满足的情况下, 只要有一个像光斑点(或特征点)的高度已知, 则可以完全计算出两次测量中机器人航向位姿变化关系, 另外可求解出两次视觉测量共同观测到的所有光斑的高度及其在摄像头坐标系中的位置, 若前一视觉测量时刻, 机器人的绝对位姿已知, 则可计算出这些光斑点在世界坐标系中的三维位置。

## 2 基于多传感器融合的机器人实时定位及穹顶轮廓的稀疏重建

根据本文第二部分的结论, 只需要初始化机器人的初始绝对位置之后, 并给定一个初始光斑的高度信息, 使机器人开始移动并持续观测计算, 可求解机器人绝对位姿态并不断输出各光斑的在世界坐标系中的三维位置, 稀疏重建穹顶的三维轮廓。

取 $\{W\}$ 的 XOY 平面构建坐标系 $\{P\}$ 描述机器人绝对航行位姿，初始时刻，将机器人位于光斑发射器的正下方，航向同 $\{P\}$ 的 Y 轴的朝向一致，即初始航行姿态  $P_{vm}(x_{vm}, y_{vm}, \theta_{vm})$  为  $P_{vm}(0, 0, \pi/2)$ ，机器人行驶之后，使光斑发射器测量到地面的距离并传递给机器人，使机器人将只身视野中发射器的图像作为一个高度已知光斑点参与后续计算。此外，本文采用图 2 所示传感器信息融合框架，利用借助里程信息和 IMU 导航角信息消除视觉观测的错误解，确保视觉定位的可靠性并控制视觉测量的观测间隔以调整 CPU 的运算负荷。

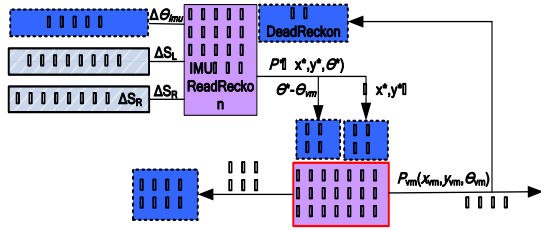


图 2 多传感器融合算法框架

假定在上一视觉测量时刻，测的机器人在 $\{P\}$ 中的航向位姿为  $P_{vm}(x_{vm}, y_{vm}, \theta_{vm})$ ，其中 $(x_{vm}, y_{vm})$ 为平面坐标位置， $\theta_{vm}$ 为机器人当前航向同 $\{P\}$ 的 X 轴的夹角，在进行下第一次视觉测量前，采用基于两轮差速模型的里程计及 IMU(惯性 IMU 模块)融合的航迹推算计算机器人的航行姿态  $P^*$ ，计算公式如(11)所示；

$$\begin{aligned} \theta^* &= \theta_{vm} + \frac{f_{IMU}}{f_{od} + f_{IMU}} \sum \frac{\Delta S_R - \Delta S_L}{B} + \\ &\quad \frac{f_{od}}{f_{od} + f_{IMU}} (\theta_{IMU} - \theta_{vm}) \\ x^* &= x_{vm} + \sum \cos \theta^* \frac{\Delta S_R + \Delta S_L}{2} \\ y^* &= y_{vm} + \sum \sin \theta^* \frac{\Delta S_R + \Delta S_L}{2} \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $\Delta S_R$ 、 $\Delta S_L$  以及  $\theta_{IMU}$  分别为里程计和 IMU 所测得每个采样周期的里程增量、航向角， $f_{od}$  或  $f_{IMU}$  为里程计数据或 IMU 导航数据的采样频率，式中所有的累加计算均从最近一次视觉测量开始。

机器人在移动过程中重点监视高度已知的光斑点，当所有高度已知光斑点即将离开视野或者计算得到的移动位置超过一定范围之后(如图中所示： $|x^* - x_{vm}| + |y^* - y_{vm}|$  大于给定阈值  $d_h$ )时，激活进行新一轮的视觉测量，结合本论文第二部分所给出的相对位姿测量公式(6)、(7)、(8)、(9)，利用里程计及 IMU 估算出的航行角偏差信息  $\theta^* - \theta_{vm}$ ，排除公式(8)中的错误解，即可测得相对位姿变化量  ${}^F P_P ({}^F x_P, {}^F y_P, {}^F \theta_P)$ ，

因此也可计算出当前机器人最新位姿：

$$\begin{aligned} \theta_{vm}^* &= \theta_{vm} + {}^F \theta_P \\ x_{vm}^* &= x_{vm} + {}^F x_P \sin \theta_{vm} + {}^F y_P \cos \theta_{vm} \\ y_{vm}^* &= y_{vm} - {}^F x_P \cos \theta_{vm} + {}^F y_P \sin \theta_{vm} \end{aligned} \quad (12)$$

另外两次视觉测量中共同观测到的所有光斑点可以计算出其相对与摄像头的高度，并可利用式(13)计算出该光斑在世界坐标系中的位置  $pi(x_i, y_i, z_i)$ ：

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{vm} - \pi/2) & -\sin(\theta_{vm} - \pi/2) & 0 & x_{vm} \\ \sin(\theta_{vm} - \pi/2) & \cos(\theta_{vm} - \pi/2) & 0 & y_{vm} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (h_i - h_c)(u_i - u_0)/k \\ (h_i - h_c)(v_i - v_0)/k \\ h_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

若其中  $h_i$  为对应斑点的高度， $I_i(u_i, v_i)$  为其像素特征即像素位置，每完成一次视觉测量，即填充穹顶稀疏地图部分光斑信息，更新当前机器人最新位姿并开始新一轮的航迹推算。

若在初始时刻，使机器人采集一副光斑图像，图像中心“光斑”对应吊灯图像，此时将视觉测量姿态初始为  $P_{vm}(0, 0, \pi/2)$ ，开始运动后利用图 2 所示多传感器融合算法框架，采用(11)、(12)、(13)相关公式即可即时确定机器人当前位姿，并计算出沿途光斑点的三维位置信息，构成形成穹顶稀疏地图。

### 3 仿真实验系统

未验证本文所提出方法，本文按以下方式仿真实验环境。假定机器人在圆弧形穹顶下的仓库中作业，另在机器人初始位置时上方光斑发射器的中心位置为(0, 0, 3)，在穹顶上投射光斑整列，各光斑中心点在世界坐标系 $\{w\}$ 中的三维位置可用以下函数表示。

$$\begin{cases} x_{ij} = i * 0.5 \\ y_{ij} = j * 0.5 \\ z_{ij} = \sqrt{49 - (x_{ij} - 3.5)^2} - 2 \\ i = -1, 0, 1, 2, \dots, 15; j = 1, 2, 3, \dots, 60 \end{cases} \quad (14)$$

假定机器人由初始位置出发，沿图 3 所示给定左右两条标准航迹航行，机器人从原点出发，分别沿左侧标准航迹(一)和右侧标准航迹(二)行驶至 A 或 B 点停止移动，过程中机器人利用本文第 3 部分所给出的基于不规则穹顶移观测和多传感器融合的机器人方法不断估算自身当前位置以及光斑的空间位置，构建出穹顶稀疏三维地图。

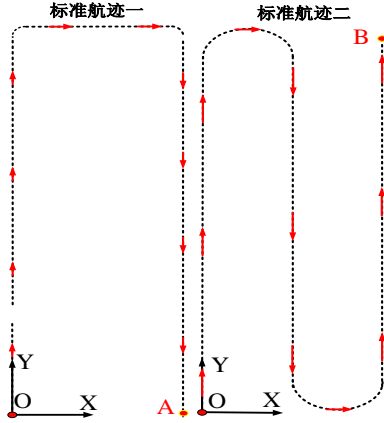


图 3 仿真实验为机器人预设的两条标准航迹

#### 4.1 仿真系统架构

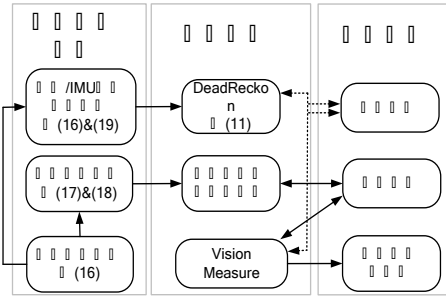


图 4 实验仿真系统程序结构

仿真系统则如图 4 所示，由信息仿真模块，算法模块和数据模块构成，信息仿真模块为算法模块模拟和提供数据信息，数据模块则存储结果，包括视觉测量位姿、穹顶三维稀疏地图和视觉测量时刻光斑像素特征。

信息仿真模块提供的传感信息包视觉信息(即光斑像素位置信息)、编码器里程增量信息及 IMU 航向角信息，所有提供信息均以时空-位姿变化式为基础。其中光斑像素位置信息主要利用结合摄像头内参数及仿射变换模型，以及光斑给定空间坐标，模拟出所观测光斑像素特征信息。需要指出的是，机器人在实际过程中由于传感器硬件的因素，总会引入一些信息误差，因此，所仿真传感信息均在确切模型的基础上复合了一定量的随机偏差。

算法模块主要模拟图 3 所示算法，借助式(11)进行航迹估算，估算出机器人的位移距离超过阈值  $d_H$ (取  $d_H=0.2m$ )之后则激活一轮视觉测量；两轮视觉测量的像素对应关系则依靠帧间回溯匹配方法实现，即假定连续两帧图像特征同一穹顶光斑对应像素位置变化不大，关联相邻帧图像特征，并回溯对应至上一轮视觉测量时的像素特征；视觉测量则主要利用式(6)(7)(8)(9)计算，每完成一次视觉测量，

则进行以下操作：

- (1)更新记忆当前视觉测量时刻像素特征，并利用(10)计算已匹配光斑的高度信息，使之与当前像素特征相关联。
- (2)更新视觉测量位姿，即利用式(12)计算当前机器人位姿，使之与当前像素特征相关联。
- (3)补充穹顶地图，即利用式(13)计算并记忆匹配光斑的三维位置；

需要指出的是，在初始时刻即  $t=0$  时，需模拟初始时刻机器人所捕捉的光斑像素特征信息作为初始视觉测量参考像素特征，将图像中心位置光斑(即吊灯对应光斑)赋予高度信息；另初始化三维穹顶地图信息，录入吊灯的三维位置信息。

#### 4.2 光斑像素位置信息仿真

机器人摄像头的装卡高度为  $h_c$ ，假定图像采样速率为  $s$  帧/秒，采集第  $k$  帧数据时，即在  $k/s$  时刻机器人的航向姿态为  $P(x(k/s), y(k/s), \theta(k/s))$ ，此刻光斑点  $B_{ij}$  在摄像头坐标系  $\{W\}$  中的位置  ${}^cB_{ij}({}^c x_{ij}(t), {}^c y_{ij}(t), {}^c z_{ij}(t))$  可用式(16)计算：

$$\begin{bmatrix} {}^c x_{ij}(k/s) \\ {}^c y_{ij}(k/s) \\ {}^c z_{ij}(k/s) \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \theta(k/s) & \cos \theta(k/s) & 0 & x(k/s) \\ -\cos \theta(k/s) & \sin \theta(k/s) & 0 & y(k/s) \\ 1 & h_c & 1 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \\ z_{ij} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

若此时满足式(17)所述两个条件，则此时摄像头可捕获光斑像素位置信息  $I_{ij}(u_{ij}(k/s), v_{ij}(k/s))$ ，式中考虑到实际图像处理过程中，像素位置的提取偏差，应当给提取出的光斑横竖像素位置信息均加上一定范围的亚像素漂移量，在编写仿真程序时假定纵横方向的漂移量  $\Delta u$  和  $\Delta v$  均为  $[-0.05 \sim 0.05]$  区间符合平均分布概率的随机数。

$$u_{ij}(k/s) = k \frac{{}^c x_{ij}(k/s)}{{}^c z_{ij}(k/s)} + u_0 + \Delta u \subseteq (0, W) \quad (17)$$

$$v_{ij}(k/s) = k \frac{{}^c y_{ij}(k/s)}{{}^c z_{ij}(k/s)} + v_0 + \Delta v \subseteq (0, H)$$

其中  $K$  为摄像头放大系数取 600，摄像头光轴对应的图像平面基准坐标为  $u_0=240$  和  $v_0=320$ ，图像的视野范围即长和宽分别对应为  $W=480$  和  $H=640$ 。

#### 4.3 里程信息即 IMU 导航角信息仿真

假设里程信息采样频率  $f_{od}=5\text{HZ}$ ，IMU 的导航角信息采集频率为  $f_{od}=50\text{HZ}$ ，二者第  $i$  次采样即  $if_{od}$  或  $if_{IMU}$  时刻得到的增量信息可表述为：



$$\begin{aligned}\Delta S_{Ri}\left(\frac{i}{f_{od}}\right) &= \sqrt{\left[x\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-x\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right]^2 + \left[y\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-y\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right]^2} \\ &+ \frac{B}{2}\left[\left(\theta\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-\theta\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right)\right] * (1+k_{odR}) \\ \Delta S_{Li}\left(\frac{i}{f_{od}}\right) &= \sqrt{\left[x\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-x\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right]^2 + \left[y\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-y\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right]^2} \\ &- \frac{B}{2}\left[\left(\theta\left(\frac{i}{f_{od}}\right)-\theta\left(\frac{i-1}{f_{od}}\right)\right)\right] * (1+k_{odL}) \\ \theta_{IMU}\left(\frac{i}{f_{IMU}}\right) &= \theta\left(\frac{i}{f_{IMU}}\right) + \Delta\theta_{IMUE} + \frac{\hat{c}i}{3600f_{IMU}} \quad i=0,1,2,3,\dots\end{aligned}\quad (18)$$

式中  $k_{odR}$ ,  $k_{odL}$  分别为左右轮的滑移系数, 可假设其为  $[-0.05 \sim 0.05]$  区间符合平均分布概率的一个系数;  $\Delta\theta_{IMUE}$  为 IMU 模块测量导航角度的飘移误差, 可假设其为  $[-2^\circ \sim 2^\circ]$  区间符合平均分布概率的一个角度数, 采用典型 IMU 芯片 LPMS-NAV2 的官方指标模拟累计零偏系数, 即取值  $\sigma=0.087\text{rad/h}$ 。

## 4 实验结果

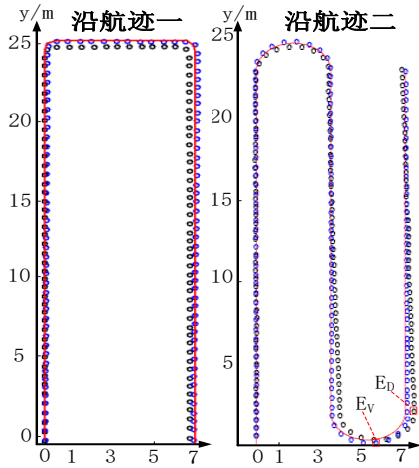


图 5 仿真实验机器人定位结果

红色线条-标准线迹, 蓝色点-本文算法定位结果

黑色点-Dead Reckoning 定位结果

图 5 给出了机器人沿途巡航过程中, 本文所提定位方法给出的机器人自定位结果, 其中红色线迹为仿真实验给定标准航迹, 可看出, 由图中可明显看出 Dead Reckoning 的定位误差 (图中黑色点偏离红色航迹线的距离) 普遍超过本文方法定位误差 (蓝色点偏离红色航迹线的距离), 另外航迹变复杂之后, 两种定位方法的位置估算误差均会扩大。其中采用本文所推荐定位方法最大定位偏差点在航迹二的  $E_V$  (5.25m, 0.25m) 处, 本文方法的定位值为 (5.153m, 0.035m) 处, 偏差值约合 10cm。采用 Dead

Reckoning 方法产生定位最大误差点在标准航迹二的  $E_D$  (7.0m, 2.0m) 处, Dead Reckoning 方法推算的结果为 (7.428m, 2.051m), 误差值达 43cm, 误差是本文方法的四倍。

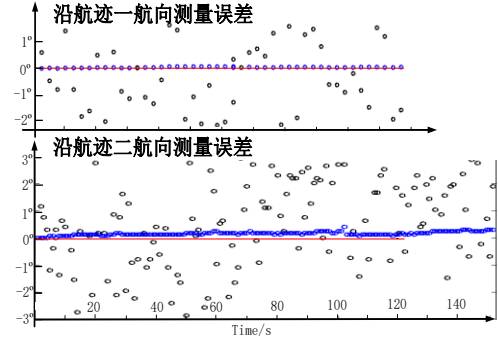
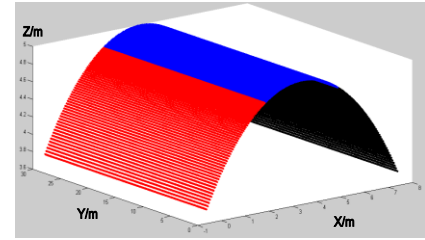


图 6 航向精度偏差

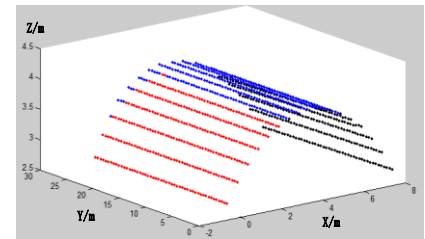
蓝色点-本文算法航向测量误差

黑色点-IMU 模块航向测量误差

图 6 为给出了机器人在沿途巡航过程中的航向测量结果, 纵坐标值为感知结果与给定航向之间的偏差, 其中 IMU 模块航向测量偏差在可达  $3^\circ$  附近, 而本文所提方法所测算出的航向角偏差角始终不超过  $0.5^\circ$ ; 相对前者航向感知精度大幅提高。



7-(1) 原穹顶密实轮廓



7-(2) 本文方法重建出的穹顶稀疏轮廓

图 7 基于单目视觉测量稀疏重建的穹顶轮廓

图 7 为给出了机器人沿途巡航过程中, 本文所提方法重建的穹顶稀疏轮廓结果, 其中图 7-(1) 为穹顶原有密实轮廓, 图 7-(2) 为则本文所提方法所构建出的稀疏轮廓。可见本文方法构建轮廓虽然较为稀疏, 但也准确反应了其大致的外貌结构。

## 结论

本文提出了一种基于单目视觉的仓储机器人位

姿测量与穹顶轮廓重建方法, 首先将光斑散布在穹顶表面, 在机器人上部安装垂直向上的摄像头以捕捉光斑图像。基于机器人的平面移动约束以及摄像头仿射几何变换原理推导机器人相对位姿以及光斑的高度信息; 在此基础上, 结合惯性 IMU 模块以及码盘里程计设计多传感器融合算法, 机器人每行进一段距离进行一次视觉测量, 计算自身位姿并求解若干光斑的三维坐标录入地图数据库, 而 IMU 模块以及码盘里程计用于计算两次视觉测量间的定位结果, 判断是否需要新一轮的视觉测量, 同时排除视觉测量中的错误解。最后, 本文设计了一种由信息仿真模块、算法模块以及数据模块构成的仿真系统, 用仿真实验结果证明了算法的有效性。

## 参考文献

- [1] 邹爽心. 仓储机器人的应用现状与发展战略探讨[J]. 物流工程与管理, 2013, 35(6):171-172. ZOU Shuangxin. The present and future of warehouse robot [J]. Logistics Engineering and Management, 2013, 35(6):171-172.
- [2] Estefan á J A, Ramos B. Warehouse logistics from Casbega point of view[C]// IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing. IEEE, 2013:195-202.
- [3] Culler D, Long J. A Prototype Smart Materials Warehouse Application Implemented Using Custom Mobile Robots and Open Source Vision Technology Developed Using EmguCV ☆[J]. Procedia Manufacturing, 2016, 5:1092-1106.
- [4] 王明. 硕士论文: 基于物联网的仓库智能监控系统设计与实现[D]. 电子科技大学, 2015.
- [5] Jin X, Zhong M, Quan X, et al. Dynamic scheduling of mobile-robotic warehouse logistics system[C]// Chinese Control Conference. 2016:2860-2865.
- [6] Graf D. Scheduling and Sorting Algorithms for Robotic Warehousing Systems[J]. Nursing Standard, 2015, 21(37).
- [7] Kivelevitch E, Cohen K, Kumar M. A Market-based Solution to the Multiple Traveling Salesmen Problem[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2013, 72(1):21-40.
- [8] 石媛媛, 周罗伟, 王江柳, 等. 适用于智能仓储多机器人任务分配的一种平衡启发式拍卖方法[C]// 系统仿真技术及其应用学术论文集. 2014.
- [9] 沈博闻, 于宁波, 刘景泰. 仓储物流机器人集群的智能调度和路径规划[J]. 智能系统学报, 2014(6):659-664.
- [10] 王勇, 硕士论文: 智能仓库系统多移动机器人路径规划研究, 哈尔滨工业大学, 2014 年。
- [11] 王戌. 硕士论文: 智能仓库多移动机器人路径规划研究[D]. 大连交通大学, 2014.
- [12] Peng Zhao, Zhiqiang Cao, Lingyi Xu, Chao Zhou, De Xu, A Visual Servoing Docking Approach for Marsupial Robotic System, The 33rd Chinese Control Conference, 8321-8325, Naging, 2014. (EI)
- [13] Narzullaev A, Park Y, Yoo K, et al. A fast and accurate calibration algorithm for real-time locating systems based on the received signal strength indication[J]. AEU - International Journal of Electronics and Communications, 2011, 65(4):305-311.
- [14] Localization Performance Evaluation of Extended Kalman Filter in Wireless Sensors Network[J]. Rafiullah Khan, Sarmad Ullah Khan, Shahid Khan, Mohammad Usman Ali Khan. Procedia Computer Science. 2014
- [15] Fang F, Ma X, Qian K, et al. A new MCMC algorithm fusion with distributed perception for mobile robot self-localization[C]//Chinese Control Conference. IEEE, 2012:5100-5104.
- [16] 王永, 宋巍巍, 马海涛, 等. 巡线机器人仓储管理系统设计与开发[J]. 自动化与仪表, 2008, 23(11):44-48.
- [17] 黄思盛, 李天剑, 尹宗博. 单目视觉的仓储机器人转弯点识别与定位算法[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2015(5):79-82.
- [18] 施志华. 智能仓库管理系统中的机器人定位[D]. 哈尔滨工业大学, 2010.
- [19] 亓希龙. 校园巡逻机器人定位与避障技术研究[D]. 山东大学, 2013.
- [20] Kortenkamp D, Weymouth T. Topological mapping for mobile robots using a combination of sonar and vision sensing[C]// Twelfth National Conference on Artificial Intelligence. American Association for Artificial Intelligence, 1994:979-984.
- [21] 刘俊承, 原魁, 邹伟, 等. 基于特征粒子的 Monte Carlo 自定位方法[J]. 机器人, 2006, 28(1):30-35.

赵鹏 Tel:15900626984 E-mail: [peng.zhao@ia.ac.cn](mailto:peng.zhao@ia.ac.cn)

本论文受到国家自然科学基金 61633020 项目资助, 本文一作为在站博士后, 本文通讯作者为一作的博士研究生期间的培养导师, 负责 61633020 项目。