

基于双目视觉的微型无人机室内3维地图构建

余小欢, 韩波, 张宇, 李平

浙江大学航空航天学院, 浙江 杭州 310027

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61005085); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2012QNA4024)

通信作者: 韩波, bhan@iipc.zju.edu.cn 收稿/录用/修回: 2013-07-30/2013-12-06/2014-06-12

摘要

针对微型无人机的室内避障和路径规划的需求, 搭建了一个基于 BeagleBoard-xM 板和消费级摄像头低成本嵌入式双目视觉硬件平台. 通过双目视觉获取微型无人机所在的室内环境的3维(3D)点云描述, 基于8叉树结构的3维空间描述模型和反向传感器模型, 结合无人机的姿态信息, 提出了基于双目视觉的3D占有率栅格图描述的室内环境的3维地图构建方法. 实验结果表明, 基于嵌入式双目视觉平台获取到的3D占有率栅格地图准确、有效地描述了微型无人机当前的室内3维环境信息, 可以广泛地应用于无人机的室内导航.

关键词

微型无人机

双目视觉

8叉树

3D占有率栅格地图

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Binocular Stereo Vision Based 3D Mapping for Micro Aerial Vehicles in an Indoor Environment

YU Xiaohuan, HAN Bo, ZHANG Yu, LI Ping

School of Aeronautics and Astronautics, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract

In order to meet the demands of obstacle avoidance and path planning for micro aerial vehicle (MAV) in an indoor environment, we establish a low cost embedded binocular stereo vision platform based on a BeagleBoard-xM board and consumer-grade cameras. With the indoor environment information obtained through the binocular stereo vision system, based on a 3D space description model-octree and an inverse sensor model and combined with the attitude information of the MAV, we propose a 3D map-building method described with a 3D occupancy map. The result of the experiment shows that the 3D occupancy map acquired by embedded binocular stereo vision system described the indoor environment of MAV accurately and effectively. It can thus be used widely in unmanned aerial vehicle navigation in an indoor environment.

Keywords

micro aerial vehicle (MAV);

binocular stereo vision;

octree;

3D occupancy map

1 引言

基于微型无人机(MAV, micro aerial vehicle)的实时室内3维环境构建应用广泛, 一个准确、逼真的3维地图可以用于目标识别、定位及路径规划等无人机的室内导航任务中. 此外, 与实时视频反馈的方式相比, 3维地图信息为远程的执行器提供了更好的实时环境感知. 在城市峡谷、丛林、建筑物的内部及其它GPS信号缺失的地方, 考虑到3维激光雷达重量和成本, 基于双目视觉提供无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)在室内环境中的3维地图信息是一个非常合理的选择.

此前已经有不少利用双目视觉平台获取无人机当前所在环境的3维地图信息的应用. Achtelik及Bachrach等人分别利

用基于双目视觉的里程计数据, 结合即时定位与地图构建算法(SLAM, simultaneous location and mapping)及2维激光的信息构建了一个环境的2维地图信息^[1-2]. 这种方式获取的2维地图可以用于简单室内场景的无人机室内导航, 但是当室内场景出现非长柱状的物体时这种方法就会失效. Mason等人使用一个(digital single lens reflex)相机和一个高端的3D激光雷达产生了一个6D的点云信息, 并在此基础上得到3D占有率栅格地图^[3]. 这种方式获取的3D地图信息准确有效, 但3D激光雷达价格太过昂贵且其太重难以用于微型的无人机平台. Luiz等人提出了基于双目视觉的点云拼接技术生成环境的3D地图^[4], 这种方式比起激光雷达成本要低廉不少, 但是这种方式生成的3D点云数据量太过庞大而难以处理, 且使用点云的方式描述3维环境很难滤除测量噪声. 在文[5]中,

Hrabar 提出了一个基于双目视觉的 3D 占有率栅格图实现无人机室外 3D 避障. 这种方式简单而有效, 但其处理图像的平台是机上的 X86 架构的单板电脑, 尺寸比较大, 不宜安装在微型无人机的平台上.

在本文中考虑成本和平台限制等各方面的因素, 使用高性能、低功耗的 BeagleBoard-xM 板和消费级别的网络摄像头构建了一套低成本的嵌入式的双目视觉硬件平台. 使用双目视觉获取环境的 3 维信息, 然后结合无人机当前的状态信息生成了灵活性、鲁棒性都比较高的 3D 占有率栅格地图.

2 双目视觉中的图像处理

2.1 坐标系和双目视觉的测量原理

在双目视觉系统中主要涉及 3 个坐标系: 图像坐标系、相机坐标系、世界坐标系. 3 个坐标系之间的关系如图 1 所示^[6], 点 P 是世界坐标系中的某一点, p_l 和 p_r 分别是点 P 投影到左、右图像坐标系下的坐标.

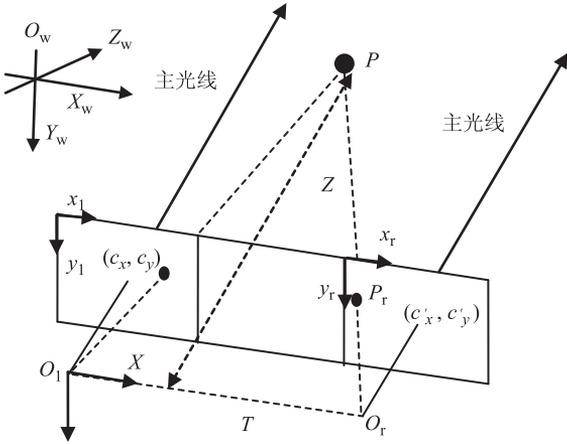


图 1 3 个坐标系间的关系

Fig.1 Relationship among the three coordinate systems

左边图像坐标系 $O_l-x_l y_l$ 和左边相机坐标系 $O-XYZ$ 之间的关系为

$$\begin{bmatrix} x_{\text{cam}} \\ y_{\text{cam}} \\ z_{\text{cam}} \end{bmatrix} = z\mathbf{M} \begin{bmatrix} i \\ j \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{M} = \frac{1}{f} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -c_x \\ 0 & 1 & -c_y \\ 0 & 0 & f \end{bmatrix}$, z 是对应图像坐标系点 (i, j)

处深度信息, (c_x, c_y) 是左图像平面的主点的坐标, f 表示焦距信息. c_x, c_y, f 及双目相机间的距离 b 可以通过立体标定来获取.

左相机坐标系 $O-XYZ$ 和世界坐标系 $O_w-X_w Y_w Z_w$ 之间的关系为

$$\begin{bmatrix} x_{\text{world}} \\ y_{\text{world}} \\ z_{\text{world}} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{matrix} \text{imu} \\ \text{world} \end{matrix} \mathbf{H}_{\text{imu}} \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_{\text{cam}} \\ y_{\text{cam}} \\ z_{\text{cam}} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $\text{imu}_{\text{world}} \mathbf{H}$ 是从惯性测量 (IMU, inertial measurement unit) 坐标系到世界坐标系的齐次变换矩阵, 通过里程计获得^[7]; $\text{cam}_{\text{imu}} \mathbf{H}$ 是从相机坐标系到 IMU 坐标系的齐次变换矩阵, 通过使用 InerVis 标定工具箱得到^[8].

式(2)中表示的场景的 3 维信息的获取可以有多种手段, 如 3 维激光雷达、结构光传感器、双目视觉系统等, 在这里选择使用双目视觉系统. 其获取场景的深度信息的原理是: 获取一帧左右图像对后进行矫正和校正, 然后进行立体匹配获取视差图信息, 随后利用式(3)获取对应像素点的深度信息:

$$z_{\text{cam}} = \frac{bf}{d} \quad (3)$$

其中, d 表示视差信息, b 表示左右相机之间的水平距离. 式(3)对 d 进行求微分得:

$$\Delta z_{\text{cam}} = \frac{bf}{d^2} \Delta d \quad (4)$$

其中, Δz_{cam} 表示对应视差信息 d 的深度测量值的分辨率. 为了避免小视差值引起错误深度测量信息从而影响地图的质量, 在这里设置最小视差值:

$$d_{\text{min}} = \left\lceil \sqrt{\frac{bf\Delta d'}{r}} \right\rceil \quad (5)$$

其中, r 表示后面八叉树栅格图的分辨率, $\Delta d'$ 根据经验值选择为 0.5. 图 2 为采用双目视觉获取 2 维信息的实例, 其中 (a) 和 (b) 分别是左右相机捕获的一帧图像对, (c) 是对应的视差图的信息, (d) 是利用 OpenGL 画出的 3 维点云信息图.

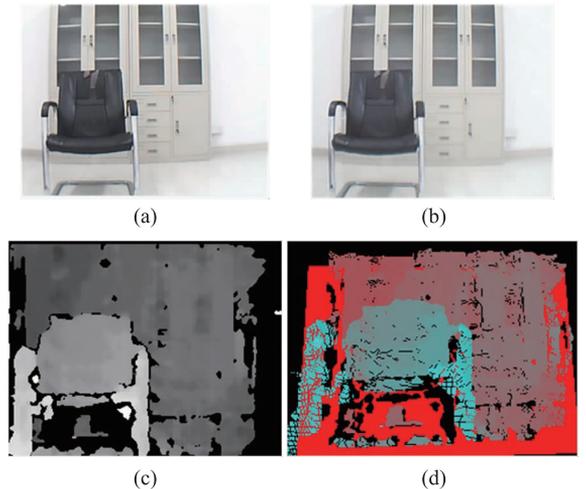


图 2 双目视觉获取环境 3 维信息

Fig.2 Three dimensional information obtained by binocular stereo vision

2.2 双目视觉算法的处理流程

整个系统的流程如图 3 所示, 上方实线方框中的过程是对应双目视觉获取 3 维环境信息的过程. 左右两个相机采集的图片在进行矫正、立体校正、立体匹配后输出视差图信息, 基于视差图信息可以获得图像中像素点对应的实际场景的 3 维信息. 根据每一步获取的环境 3 维信息结合 UAV 当前的姿态信息更新全局 3D 占有率栅格地图, 经过

一定时间的更新后, 可以获取一个基于 3D 占有率栅格地图的完整全局环境描述.

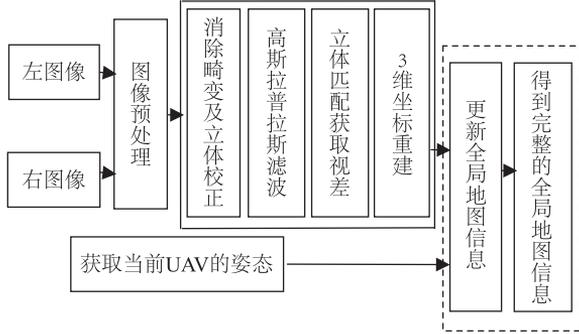


图 3 双目视觉算法处理流程

Fig.3 Processing flow of the binocular vision algorithm

具体来说, 在图像预处理阶段将相机采集到的彩色图片转换为灰度图片. 在消除畸变和立体校正阶段, 基于相机的标定得到的相机参数计算畸变映射, 再对图像进行矫正; 立体校正主要是实现左右两帧图像的极线行对准^[9]. 通过高斯拉普拉斯滤波可以最大程度提高图像的纹理, 同时减少左右摄像头获取的图像对之间的亮度差异^[10]. 对于立体匹配而言主要有 BM (block match) 匹配、SGBM (semi-global block match) 匹配、GC (graphic cut) 匹配, 结合实时性和匹配效果的考虑, 本文主要使用的是 BM 匹配. 影响 BM 匹配的主要 3 个参数是: SAD (sum of absolute differences) 窗口大小、视差唯一性百分比、视差窗口^[6].

3 基于八叉树栅格图的 3 维地图的构建

基于第 2 节的内容可以获取基于环境的 3 维点云信息描述, 但是这种点云信息数据量比较庞大, 无法过滤掉传感器的噪声, 所以有必要在 3 维点云的基础上生成一种紧凑、可更新、灵活性高的 3 维地图. 本文采用了文[11]中提到的占有率栅格地图并将其延伸到 3D 空间.

对于分辨率为 320×240 的相机的一帧图像, 双目视觉系统会生成 7.68 万个 3 维信息点, 在权衡信息的完整度和图像的处理速度后, 使用对每 10 个 3 维信息点采用一个 5×2 窗口的向下采样策略. 对某一时刻获取的图像, 在获取 UAV 此刻的状态估计后就可以将 3 维点云坐标从相机坐标系转换到全局的世界坐标系. 对每帧图像对, 基于双目视觉获取点云信息后向下采样然后再插入到 3D 占有率栅格地图中去, 单个立体元中的点云数量超过某个确定的阈值就被认为是处于击中状态 (hit).

3.1 八叉树栅格图

本文采用了文[12]中提到的八叉树数据结构描述室内的 3 维环境, 八叉树是一种对 3D 空间描述数据结构, 八叉树中的每个节点代表一个小的立体元, 如图 4 中所示, 这个最大的立体元可以递归地细分成 8 个子立体元, 一直到设定的最小立体元大小.

因为 8 叉树是一种分级式的数据结构, 所以对 8 叉树栅格图的分辨率可以按要求进行修改, 获取同一张地图的

不同分辨率下的表示, 如图 5 所示. 因此, 在基于双目视觉的路径规划算法中, 可以用分辨率高的栅格图进行局部的路径规划, 用分辨率低的栅格图完成全局的路径查询, 进而可以提高基于视觉的无人机室内导航的效率.

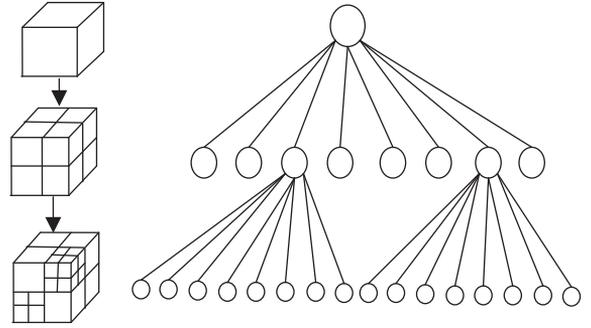


图 4 8 叉树数据结构

Fig.4 Data structure of octree

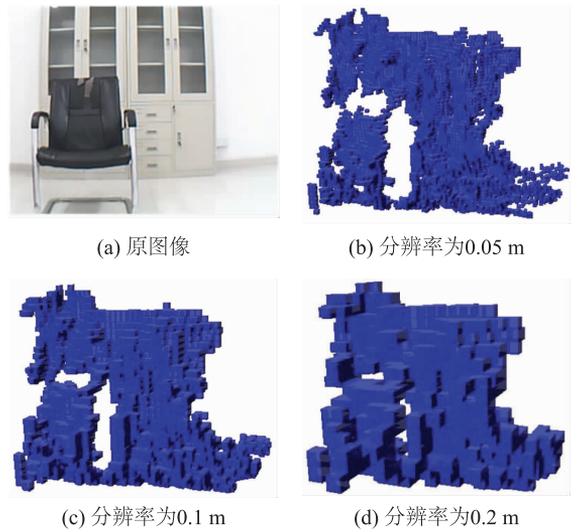


图 5 同一个地图在不同分辨率下的表示

Fig.5 Expression of the same map with different resolutions

3.2 反向传感器模型

在获取测量信息 $y(k)$ 和无人机的状态 $x(k)$ (包括无人机的姿态角和位置信息) 的基础上, 反向传感器模型 $P(m_i | x(k), y(k))$ 给出了立体元 m_i 处于占有状态 (occupancy) 的概率. 本文采用了文[13]中提到的一种简单的反向传感器模型, 如式(6)所示, 在这个模型中测量到处于击中状态 (hit) 的立体元的概率值更新为 l_{occ} , 其它的沿着传感器中心到对应处于击中状态立体元的射线 R 之间的立体元的概率更新为 l_{free} :

$$P(m_i | x(k), y(k)) = \begin{cases} l_{occ}, & r_i = r_y(k) \\ l_{free}, & r_i < r_y(k) \end{cases} \quad (6)$$

其中, r_i 是沿着射线 R 从传感器中心到立体元 m_i 之间的距离, $r_y(k)$ 则是沿着射线 R 到 hit 立体元之间的距离. 图 6 是以立体栅格图的截面图的形式表示的, 图中 P 圆圈代表当前无人机的位置, 2 个黑色的物体分别表示 2 个障碍物. 在式(6)的模型中, 深灰色的栅格表示处于 occupan-

cy 状态的栅格, 其概率值更新为 l_{occ} ; 浅灰色的部分表示处于 free 状态的栅格, 其概率值更新为 l_{free} ; 其它的白色区域表示当前帧下的未知区域, 其概率保持不变. l_{occ} 和 l_{free} 的值决定了地图融合环境的改变和新发现的障碍物的快慢. 其中, l_{occ} 和 l_{free} 的经验值分别为 0.7 和 0.1.

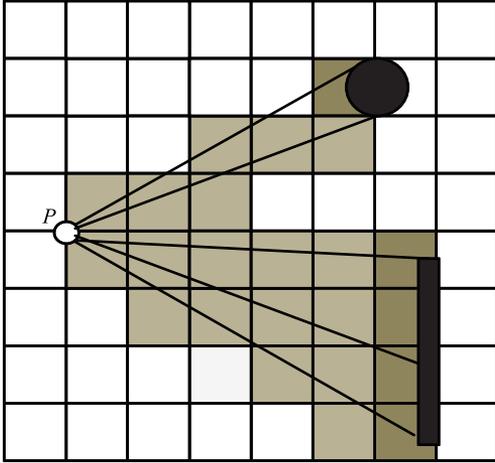


图6 反向传感器模型
Fig.6 Inverse sensor model

为了计算及更新的方便, 栅格图中的立体元的概率值以对数的形式储存, 对应的对数机率反向传感器模型 (LOISM) 的定义如下:

$$L(m_i, x_k, y_k) = \ln \frac{P(m_i | x(k), y(k))}{1 - P(m_i | x(k), y(k))} \quad (7)$$

在本文中, 每新获取一帧图像对信息, 就对当前视野中的所有立体元的概率值进行更新, 每个立体元的概率值按式(8)进行更新:

$$l_{t,i} = l_{t-1,i} + L(m_i, x_k, y_k) - l_0 \quad (8)$$

其中, $l_{t,i}$ 表示立体元 m_i 在 t 时刻的概率值对应的对数值, 其表达式如下:

$$l_{t,i} = \ln \frac{P(m_i | x_{1:t}, y_{1:t})}{1 - P(m_i | x_{1:t}, y_{1:t})} \quad (9)$$

l_0 为其对应的初始值, 其定义如下:

$$l_0 = \ln \frac{P(m_{t=0,i})}{1 - P(m_{t=0,i})} \quad (10)$$

本文认为所有立体元的初始概率值 $P(m_{t=0,i}) = 0.5$, 这也表明在初始状态下其占有情况处于未知状态.

为了用生成的占有率栅格图进行室内避障及路径规划, 根据立体元的概率值将对应的立体元的状态 $S(m_i)$ 分成占有、空闲与未知三种情况. 如式(11)所示, 定义 2 个阈值 T_{occ} 和 T_{free} : 立体元的概率值大于 T_{occ} , 表示此刻该立体元处于占有状态; 低于 T_{free} , 表示该立体元处于空闲状态; 在 T_{occ} 、 T_{free} 之间, 表示处于未知状态. 根据经验, T_{occ} 和 T_{free} 的值分别取为 0.6 和 0.4:

$$S(m_i) = \begin{cases} O, & P(m_i) \geq T_{occ} \\ U, & T_{free} < P(m_i) < T_{occ} \\ F, & P(m_i) \leq T_{free} \end{cases} \quad (11)$$

3.3 占有率栅格图的压缩

当某一个立体元节点的对数值达到两个阈值 T_{occ} 和 T_{free} 其中之一时, 认为这个节点处于稳定状态. 直观地理解, 稳定节点测量出来处于占有或是空闲有很高的信任度. 本文通过裁剪占有率栅格图的稳定部分体现了结合占有率地图和 8 叉树的优势, 如果一个节点的所有子节点的状态和父节点的状态一致, 则将对该节点对应的所有子节点全部裁剪掉; 如果后面的测量结果同裁剪的状态信息冲突, 则重新创建该节点的子节点. 采用这种压缩的方法会减少大量的冗余信息节点, 同时又不会导致概率模型信息的丢失.

4 实验结果及分析

4.1 系统的硬件平台

图 7 所示的微型无人机平台是本文研究的平台, 主要搭载 DSP + FPGA 的飞行控制计算机、BeagleBoard-xM 图像处理单元、IMU 模块、2 维激光雷达、双目视觉系统、声呐、数传、无线网卡等一系列模块. 其结构和布局的设计非常适合用于在室内进行各种监视、侦查等任务.



图7 搭载双目立体视觉平台的微型无人机平台
Fig.7 MAV platform equipped with binocular stereo-vision system

双目视觉系统选用的摄像头是低成本消费级别的中星微 ZC0301P 摄像头, 其分辨率为 320×240 , 单个重量为 20 g, 两个摄像头组件的距离为 90 mm, 前向平行放置. 地面站端是主频为 2G Hz、内存 2G 的电脑. 左右两个相机采集到图像后首先在 BeagleBoard-xM 平台上做初步的预处理, 得到 3 维点云信息图; 然后通过 WiFi 将其传回地面站进行进一步的图像处理, 获取环境的 3D 占有率栅格描述的地图.

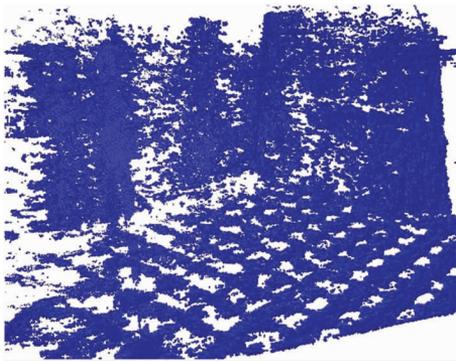
本文中地面站端的图像处理平台的配置为处理器主频 2 GHz 的 INTEL® CORE™2, 内存 2G.

4.2 结果及分析

在本文中, 针对典型的室内环境和走廊环境构建了 3D 占有率栅格地图. 图 8 和图 9 分别是两组室内的真实场景信息和 3D 占有率栅格地图信息. 从两者的对比可以很明显的看出, 图 8 中的 3D 占有率栅格图的质量要优于图 9. 图 8(b) 比较全面地体现了当前场景的 3 维地图信息, 而图 9(b) 中只有部分区域的 3 维信息比较准确, 类似



(a) 原图像

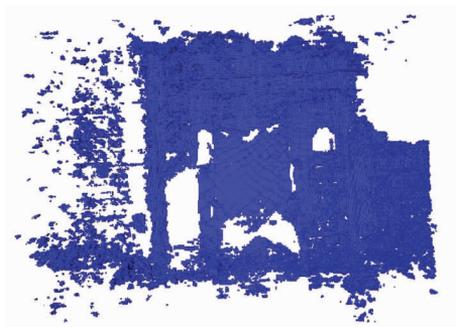


(b) 3D 占有率栅格图

图8 室内房间场景1的3D占有率栅格地图
Fig.8 3D occupancy map in indoor environment 1



(a) 原图像



(b) 3D 占有率栅格图

图9 室内场景2的3D占有率栅格地图
Fig.9 3D occupancy map in indoor environment 2

于地板和白色墙面的3维信息匮乏. 其原因是基于双目视觉的地图构建对于当前场景中的信息依赖性比较强, 当前所在的场景中纹理的信息比较匮乏的时候, 环境构图的效果不太理想. 在图9中大面积的墙壁和具有反光效果的地砖明显影响了地图构建的效果. 图10对应为典型走廊场景中的真实场景和3D占有率栅格图. 从结果中可以看出, 3D占有率栅格地图准确反映了当前场景的3维环境信息. 从对应的3D占有率栅格地图中可以高效地寻找出微型无人机前面的障碍物及可安全通过的区域等一系列的信息, 基于3D占有率栅格图可以很轻松地使用类似于D* lite的图像搜索算法实现基于图像的路径规划^[14-15].



(a) 原图像



(b) 3D 占有率栅格图

图10 室内走廊场景的3D占有率栅格图
Fig.10 Map of 3D occupancy in corridor

表1中的数据是分辨率设置为0.05 m时对图8中的场景分别构建基于8叉树栅格的3D占有率栅格图和全栅格地图算法的时间消耗的对比, 基于第4.1节提到的地面端图像处理平台, 从单帧图像对获取到完成3D占有率栅格图的更新的时间约为1157 ms(采用BM匹配算法)和1265 ms(采用SGBM匹配算法), 基本可以实现现在准实时的情况下室内场景的3维环境构建. 对于配置更加出色的地面站, 算法的时间消耗会得到显著减少, 进而可以完成实时情况的3维场景构建. 而从单帧图像的获取到完成全栅格更新的时间则分别在3338 ms(采用BM匹配算法)和3446 ms(采用SGBM匹配), 时间消耗较基于8叉树的方式大幅增加. 如果采用这种方式构建3维地图, 势必对地面站端的处理能力和通讯链路提出了较大的挑战.

表 1 3 维环境构建的计算时间分析

Tab.1 Processing time analysis of 3D map building

处理过程		平均计算时间 (基于 8 叉树栅格)	平均计算时间 (基于全栅格)
单帧图像对获取		35 ms	35 ms
立体匹配	BM 匹配	111 ms	111 ms
	SGBM 匹配	219 ms	219 ms
获取 3 维点云		1 ms	1 ms
3D 占有率栅格地图生成		1010 ms	3191 ms
总计		1157 ms (BM 匹 配)/1265 ms (SGBM 匹配)	3338 ms (BM 匹 配)/3446 ms (SGBM 匹配)

5 结论以及未来的工作

本文提出了基于嵌入式 ARM 的双目视觉系统搭载在

微型无人机平台上获取室内 3 维环境地图的方法, 使用该方法生成的 3D 栅格地图很有效地表征了室内的 3 维环境信息, 同时所占用的储存空间比较小, 可以有效地用于基于双目视觉的无人机室内避障及路径规划等一系列的视觉导航任务中。

本文基于 8 叉树的栅格地图是无人机在室内悬停状态下沿着多个角度进行拍摄的基础上构建的, 在后面进一步的工作中, 将设计基于双目视觉的里程计算法, 这样就可以在室内大范围的场景中动态地构建出全局地图。

另外, 室内场景中出现的大范围白色墙壁会显著影响到双目视觉 3 维重建效果, 故而, 在未来的工作中在室内环境下考虑用类似于 kinect 的结构光传感器进行室内 3 维地图的构建。

参考文献

- [1] Achtelik M, Bachrach A, He R, et al. Stereo vision and laser odometry for autonomous helicopters in GPS-denied indoor environments[C]//SPIE Conference on Unmanned Systems Technology XI. Orlando, Florida, USA: SPIE, 2009: 733219 - 10.
- [2] Bachrach A, He R, Roy N. Autonomous flight in unknown indoor environments[J]. International Journal of Micro Air Vehicles, 2009, 1(4): 217 - 228.
- [3] Mason J, Ricco S, Parr R. Textured occupancy grids for monocular localization without features[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 5800 - 5806.
- [4] Mirisola L G B, Lobo J, Dias J. 3D map registration using vision/laser and inertial sensing[C]//European Conference on Mobile Robots. 2007.
- [5] Hrabar S. Reactive obstacle avoidance for rotorcraft UAVs[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 4967 - 4674.
- [6] Bradski G, Kaebler A. Learning OpenCV[M]. Sebastopol, USA: O'Reilly Media, Inc., 2008.
- [7] Kitt B, Geiger A, Latgahn H. Visual odometry based on stereo image sequences with RANSAC-based outlier rejection scheme[C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 486 - 492.
- [8] Lobo J, Dias J. Relative pose calibration between visual and inertial sensors[J]. International Journal of Robotics Research, 2007, 26(6): 561 - 575.
- [9] Bouguet J Y. Pyramidal implementation of the affine Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm[R]. Santa Clara, CA, USA: Intel Corporation, 2001.
- [10] 杜歆. 用于导航的立体视觉系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
Du X. Stereo vision used for navigation[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [11] Morris W, Dryanovski I, Xiao J. 3D indoor mapping for micro-UAVs using hybrid range finders and multi-volume occupancy grids[C]//RSS 2010 Workshop on RGB-D: Advanced Reasoning with Depth Cameras. 2010.
- [12] Hornung A, Wurm K M, Bennewitz M, et al. OctoMap: An efficient probabilistic 3D mapping framework based on octrees[J]. Autonomous Robots, 2013, 34(3): 189 - 206.
- [13] Hrabar S. 3D path planning and stereo-based obstacle avoidance for rotorcraft UAVs[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 807 - 814.
- [14] Heng L, Meier L, Tanskanen P, et al. Autonomous obstacle avoidance and maneuvering on a vision-guided MAV using on-board processing [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 2472 - 2477.
- [15] Ferguson D, Stentz A. Field D*: An interpolation-based path planner and replanner [M]//Robotics Research. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2007: 239 - 253.
- [16] Goldberg S B, Matthies L. Stereo and IMU assisted visual odometry on an OMAP3530 for small robots [C]//2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 169 - 176.
- [17] Izadi S, Kim D, Hilliges O, et al. KinectFusion: Real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera[C]//Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York, NJ, USA: ACM, 2011: 559 - 568.

作者简介

余小欢(1987 -), 男, 硕士生. 研究领域为无人机的视觉导航, 嵌入式系统.

韩波(1969 -), 男, 博士, 副教授. 研究领域为计算机控制, 嵌入式系统, 空中机器人控制与导航.

张宇(1980 -), 男, 博士, 讲师. 研究领域为人工智能, 视觉导航, 无人机导航、制导与控制.