

无人机平飞下激光雷达和双目视觉融合的SLAM建图

吴秉慧^{1,2} 董志岩^{1,2,3} 翟鹏^{1,2} 张立华^{1,2,3,4*}

¹(复旦大学工程与应用技术研究院 上海 200433)

²(上海智能机器人工程技术研究中心 上海 200433)

³(智能机器人教育部工程研究中心 上海 200433)

⁴(季华实验室 广东 佛山 528000)

摘要 针对无人机在较快运动下使用单一传感器难以有效构建地图的问题,提出一种基于LiDAR与双目融合的建图方法。利用LiDAR获取远处环境信息,提取物体的边界信息减少数据冗余,实现预先地图的构建;使用双目获取近处的信息,同时利用改进的特征金字塔法以实现特征快速提取,与LiDAR预建地图并行计算提高运行效率;最后将视觉特征与LiDAR预建地图融合构建二维地图。实验表明,该方法在无人机不同速度下可构建可靠性更高、更精确的环境地图,可为快速无人机的实时避障提供位置信息。

关键词 无人机 同时定位与地图构建 传感器融合 特征提取 金字塔法

中图分类号 TP242.6 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.04.029

LIDAR AND STEREO CAMERA DATA FUSION IN UAV MOTION FOR SLAM MAPPING

Wu Binghui^{1,2} Dong Zhiyan^{1,2,3} Zhai Peng^{1,2} Zhang Lihua^{1,2,3,4*}

¹(Academy for Engineering & Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China)

²(Shanghai Engineering Research Center of AI & Robotics, Shanghai 200433, China)

³(Engineering Research Center of AI & Robotics, Ministry of Education, Shanghai 200433, China)

⁴(Ji Hua Laboratory, Foshan 528000, Guangdong, China)

Abstract An unmanned aerial vehicle equipped with a single sensor cannot construct an accurate map when UAV is moving at high speed. To handle this issue, a mapping method based on the fusion of LiDAR and stereo sensor is proposed. LiDAR was used to obtain the remote environment information, and the boundary of objects was extracted to reduce data redundancy, so as to realize the construction of the pre-map. The improved feature pyramid method was used to extract the near information of the UAV perceived by the stereo camera quickly, which improved the running efficiency with the parallel computing of LiDAR pre-map. The visual features and LiDAR pre-map were fused to build a 2D map. The experiments show that the proposed method can build more reliable and accurate environment map under different speed of UAV, which provides location information for fast UAV to avoid obstacles in real time.

Keywords UAV Simultaneous location and mapping Sensor fusion Feature extraction Pyramid method

0 引言

无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)具有很好的机动性和灵活性,且应用市场广阔,对无人机智能

化、自主性的研究一直是非常活跃的研究领域^[1-2]。UAV实现智能化的基本要求之一是能够自主导航:首先,对UAV本身有准确的定位,其次,对其环境有精确的感知。环境建图是UAV实现定位和导航的前沿基础,特别是在未知环境下的UAV实时定位和导航。

同时定位与地图构建(Simultaneous Location and Mapping, SLAM)^[3]是机器人在未知环境中,用自身携带的传感器感知环境信息,构建环境地图,并确定自身在地图中的位置,以实现机器人准确移动的一种算法。常用的传感器主要有激光雷达(Light Detection and Ranging, LiDAR)和相机。LiDAR获取的数据精度较高,探测距离远,但点云密度不对称且扫描到的点数密度稀疏,不适用于稀疏场景,难以感知稀疏场景中所有物体。双目相机可以获取物体的颜色和纹理等结构信息,但相机也存在精度较低、视野、视距范围有限等缺陷。

目前,对于使用LiDAR和双目相机实现地图构建的研究有很多。Annaiyan等^[4]使用双目传感器,提出了基于图的方法,实现UAV在杂乱的丛林环境中实时建图,可以达到17.79 ms的时延。Dowling等^[5]提出的算法实现了UAV在稀疏室内环境的2D建图,帮助UAV自主导航。MIT的Florence等^[6]提出的算法让UAV对环境不间断地测量,UAV碰撞的事故率下降了25%到2%。文献[7]提出了一种融合双目相机和LiDAR的测量数据实现动态建图的方法,用双目相机对地面检测产生的视差地图以确定障碍物,再投影到3D点云中实现2D地图的构建,最后用这个2D地图对LiDAR 2D地图进行补充实现最终建图。文献[8]利用双目匹配网络对LiDAR信息的输入融合和条件成本量归一化的两种增强技术,实现LiDAR传感器和双目相机融合,提高深度感知。Cheng等^[9]第一个提出了无监督的LiDAR-stereo融合网络——LidarStereoNet,可以在不需要实际的深度图下进行端到端的训练。文献[10]对RBPF算法进行改进,对粒子滤波算法改进,在计算分布时将视觉信息与LiDAR信息和里程计信息融合,构建出高可靠性、高精度的2D栅格图。文献[11]使用校准网络、深度融合网络对LiDAR点云和双目图像的深度进行融合,实现高精度的深度估计。

本文工作重点是UAV在较快速度下使用LiDAR和双目相机的数据,以及处理和融合这些数据以获得更好的、更精确的信息,解决UAV在较快速度下实现准确的环境建图,提高建图质量。针对出现的新问题,本文提出一种改进的方法对两种传感器的观测数据进行匹配,结合改进的特征点预处理方法,加快特征点的匹配速度,重点进行LiDAR与双目视觉信息融合以实现无人机同步定位与地图构建研究,将LiDAR预建图和双目特征提取并行计算,加快计算速度,以满足在UAV作业速度下实时建图。本文提出的策略是完全新颖的。搭建的无人机平台在实际环境下的实验结果验证了本文方法的有效性。

1 同步定位与地图构建的描述

SLAM使用地图点之间具有的关联信息,结合数据关联,使用特征点约束来减少地图每个位姿的不确定性,在闭环回路中的地图点之间都是相关的^[12]。SLAM本质是一个估计问题,估计机器人的轨迹、位姿变量集 X ,以及表示环境中点的地图点变量集 M 。SLAM包括两个主要步骤:(1)预测,将当前传感器数据与系统状态相匹配,以进行新的系统状态预测;(2)更新,利用先前的系统状态信息和输入控制命令更新机器人的位置和地图状态。若给定一组测量的观测集 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_m\}$ 和观测模型函数 $h(\cdot)$, z_k 表示为 X 和 M 的观测数据,则有:

$$z_k = h(X_k, M_k) + \omega_k \quad (1)$$

式中: X_k 、 M_k 分别是 X 和 M 的子集, ω_k 是测量噪声。目前主要使用最大后验估计(Maximum A posteriori estimate, MAP)处理上面的函数:

$$\{X^*, M^*\} = \arg \max_{\{X, M\}} p(X, M | Z) = \arg \max_{\{X, M\}} p(Z | X, M) p(X, M) \quad (2)$$

式中: $p(Z | X, M)$ 为给定 X 和 M 的测量时 Z 的似然, $p(X, M)$ 是 X 和 M 的先验。

当观测变量 z_k 相互独立时,MAP问题就写为:

$$\{X^*, M^*\} = \arg \max_{\{X, M\}} \prod_{k=1}^m p(z_k | X, M) p(X, M) = \arg \max_{\{X, M\}} \prod_{k=1}^m p(z_k | X_k, M_k) p(X, M) \quad (3)$$

这样可以减少不确定性,并在算法的每一步给出对应的估计,但是会对数据误差间的关联非常敏感,导致计算量很大,主要使用Bundle-Adjustment(BA)^[13]或深度神经网络方法^[14]解决这个问题。图1为SLAM过程的示例。实心圆:估计的轨迹和地图;空心圆:实际的轨迹和地图。 x_k 表示在时间 k 时的状态向量, u_k 表示将机器人从 $k-1$ 处移动到状态 x_k 的控制信息, m_i 描述第 i 个路标点的向量, $z_{k,i}$ 表示在时间 k 获得的第 i 个路标点的观测量。

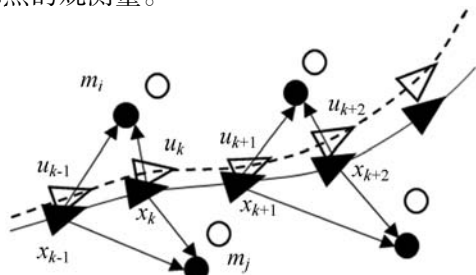


图1 SLAM过程示意图

SLAM 的递归计算是用概率模型进行观测的,需要满足一般大的预测和更新过程。在时间 k 时,计算概率分布函数:

$$P(x_k, M | Z_{0:k}, U_{0:k}) \quad (4)$$

式中: $Z_{0:k}$ 是从时间 0 到 k 的观测集, $U_{0:k}$ 是从时间 0 到 k 的控制集。使用 u_k 和 z_k 递归更新先验概率 $P(x_{k-1}, M_{k-1} | Z_{0:k-1}, U_{0:k-1})$ 。

定义一个运动模型用于计算给定控制输入集 $P(x_k | x_{k-1}, u_k)$ 的状态预测:

$$P(x_{k|k-1}, M_{k|k-1} | Z_{0:k-1}, U_{0:k}) = \dots \int P(x_{k|k-1} | x_{k-1}, u_k) \times \dots P(x_{k-1}, M_{k-1} | Z_{0:k-1}, U_{0:k-1}) dx_{k-1} \quad (5)$$

式中: x_{k-1} 为已知 $k-1$ 之前的状态量, 迭代估计 k 时刻的状态量; M_{k-1} 为根据 $k-1$ 时刻的地图信息, 估计 k 时刻的地图信息。再定义一个观测模型 $P(z_{i,k} | X_k, M)$ 检测 k 时刻第 i 个路标点的数据, 对状态进行估计:

$$P(x_{k|k}, M_{k|k} | Z_{0:k}, U_{0:k}) \propto \dots P(z_{i,k} | x_{k|k-1}, M_{k|k-1}) \times \dots P(x_{k|k-1}, M_{k|k-1} | Z_{0:k-1}, U_{0:k-1}) \quad (6)$$

根据上面的预测和更新步骤, SLAM 对运动模型和感知模型进行适当的计算, 有效地计算递归方法, 迭代估计 SLAM 的公式:

$$P(x_{k|k}, M_{k|k} | Z_{0:k}, U_{0:k}) \propto P(z_{k,i} | x_{k|k-1}, M_{k|k-1}) \times \dots \int P(x_{k|k-1} | x_{k-1}, u_k) \times \dots P(x_{k-1}, M_{k-1} | Z_{0:k-1}, U_{0:k-1}) dx_{k-1} \quad (7)$$

2 数据获取、处理及融合

2.1 传感器标定

不同的传感器之间获取数据的频率差异比较大, 且探测距离不一致, 为了得到性能最佳的数据匹配融合, 在 LiDAR 和相机融合前, 需要对两传感器精确校准, 以保证数据对齐。如图 2 所示, 通过外部校准建立 LiDAR 数据点坐标和相机数据点坐标之间的相对变换 T_L^C , 使用校准物(黑白格子盘)手动完成校准^[15], 对每一种传感器都使用这一方法检测得到变换 T_L^B 和 T_C^B :

$$T_L^C = (T_C^B)^{-1} T_L^B \quad (8)$$

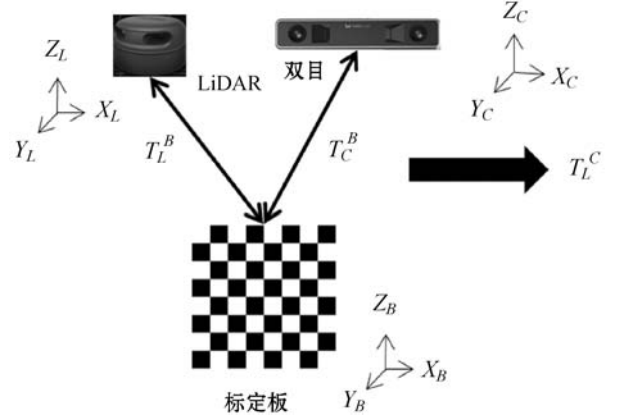


图 2 外标定原理

同时获得两个不同传感器坐标系间的旋转矩阵 R 和平移矩阵 t 。设一空间点在 LiDAR 坐标系下的点坐标为 P_L 、相机坐标系下为 P_C , 则坐标间的变换关系为:

$$P_C = R P_L + t \quad (9)$$

2.2 LiDAR 数据处理

LiDAR 以一定频率扫描场景获得数据, 原始数据以 LiDAR 为中心的极坐标观测数据 $Z_l = [d_l, \theta_l]^T$, 其中, d_l 是环境中物体的反射点到 LiDAR 中心位置的直线距离, θ_l 是反射点到 LiDAR 中心与 LiDAR 扫描起始位置之间的夹角, 把极坐标转换为直角坐标 $Z_l = [a, b]^T$:

$$\begin{cases} a = d_l \cos \theta_l \\ b = d_l \sin \theta_l \end{cases} \quad (10)$$

为了加快处理速度, 使用基于欧氏距离的区域分割对特征提取的处理, 获取环境信息中稳定直线、弧线、拐点等结构化几何信息, 实现对 LiDAR 的 2D 区域地图的预建。

由于 2D LiDAR 扫描的数据点分布并不均匀的, 距离 2D LiDAR 不同距离的扫描点密度不同, 具有距离传感器越远的扫描点的密度就越小的特点。为了在不同距离、多角度情况下能够准确有效地分割 LiDAR 数据, 采用动态阈值的方法处理 2D LiDAR 数据, 提高分割的模型区域与实际环境模型具有一致性。LiDAR 的频率一定, 近处和远处的激光点数不一致, 所以使用动态阈值法, 根据距离不同设置不同的阈值, 赋予激光点不同的权重, 近处阈值设置高, 远处阈值设置低, 若某一范围内激光点数低于设定的阈值, 就认为是噪点, 防止对建图产生干扰, 进行去除, 实现对 LiDAR 数据的预处理。

2.3 视觉传感器数据处理

视觉传感器获取到信息, 需要进行处理, 在 UAV 运动速度较快的情况下, 对场景进行特征提取是很好的选择方式。当观测角度、尺度发生变化时, 需要同一场景下提取到的特征点仍能保持一致。基于 FAST 特

征点检测和 BRIEF 特征描述子的 ORB 算法^[16]是一种很好的选择算法,FAST 特征点检测主要通过比较连续 N 个点的灰度是否有明显的差异来判断是否为特征点。若某像素与周围足够数量的像素点的灰度值差距较大,则认为其为角点,将该点标记为特征点,在此基础上,加入了灰度质心法以控制特征点的方向,使提取的特征点具有旋转不变性。ORB 特征匹配对特征点描述的 BRIEF 描述子使用汉明距离作为相似性度量,对于特征点提取如图 3 所示。ORB 算法速度比 SIFT^[17]、SURF^[18] 等常用的特征提取算法有很大提高。



图3 使用 ORB 算法对图像进行特征点提取

由于相机的固有频率,在 UAV 较快的速度下,会有图像模糊问题,这会导致特征不明显而使得特征较难提取,同时在相机拍摄不同距离时,同一物体尺度会发生变化,这需要保持特征点提取的尺度一致性。因为图像金字塔对运动不敏感,故对其改进,再进行特征提取,按比例对原始图像进行缩放,不同层提取的特征点数由该层的大小决定,提取不同尺度图像中的特征点,将这些特征点统一到原始图像中,有效处理相机运动过大带来的图像模糊,导致特征点丢失以及误匹配等问题。

使用 ORB 算法在双目视觉传感器获得的左右视图中的特征点提取效果如图 4 所示,同时使用 BRIEF 实现对左右视图特征点的匹配。图 4(a)为左目图提取的特征点;图 4(b)为右目图提取的特征点。



(a)

(b)

图4 左右两目图中提取的特征点实现一一匹配

用 ORB 算法提取的特征点容易出现扎堆的问题,提取的特征在图像上的分布极不均匀。如图 3 所示,试验台特征点比较密集,为了加快特征提取的处理速

度,设定了特征点数的阈值,就会让图 3 中地面和右上侧特征点就会被大量舍弃。在极端情况下,提取的特征点只集中在某一处,图像大部分地方没有特征点被提取,这会降低特征匹配和位姿估计的精度,从而误导 SLAM 的建图,让 SLAM 系统在没有提取到特征点的地方不能有效获取环境信息,这对建图和定位都有很大的影响。为了提高系统的精度,使用四叉树特征点均匀化策略^[19]来解决这个问题。图 5 与图 3 对比,可以发现特征值分布比较均匀。

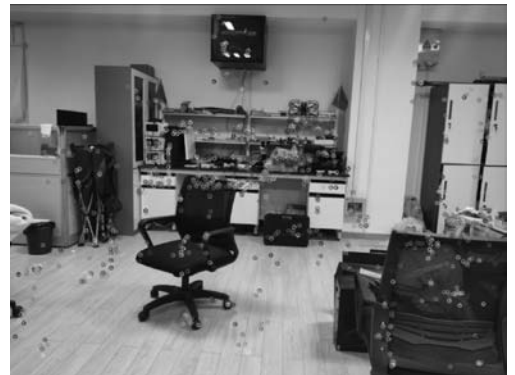


图5 使用特征点均匀化策略提取特征点

2.4 数据融合

使用多传感器采集数据,需要对相应的数据进行融合,可以有效解决使用单一传感器测量环境的局限性,使 UAV 平台更能适应环境的建图、定位需求,并且,不同传感器的数据可以为无人系统提供丰富的环境信息,提高定位的精确和建图的准确性。

对不同传感器获取的信息数据,根据 2.1 节的传感器标定,将数据处理转到同一坐标系下,对于环境中同一特征进行特征点约束,然后在特征层次进行特征匹配。

对 LiDAR 的特征处理后,充分利用 LiDAR 传感器检测距离远,且深度准确的优势,检测 15 米远的深度,使用 LiDAR 的数据预先构建地图,实现对环境地图的预构建。

当 UAV 靠近环境障碍物时,使用双目相机感知近距离的物体,对物体细节处理,实现对预构建地图的精细化构建。对于每一个双目特征,根据时间戳对应的信息在预构建的 LiDAR 环境地图上的设定阈值范围内寻找 LiDAR 对应位姿信息,进行数据关联匹配,融合进 LiDAR 的地图信息,将融合后的位姿信息作为关键帧的最优位姿,融合距离数据与旋转角度数据。根据配对上特征点的距离信息,采用加权平均方法对距离信息实时处理,确定最终的位姿信息。LiDAR 和双目相机的信息融合:将双目的位姿信息与 LiDAR 位姿匹配融合后,将最新的位姿信息采用线性插值方式投

射到 LiDAR 预构建的地图中,原理如图 6 所示,最终实现 LiDAR 地图中信息和双目相机地图信息融合,构建新的地图。“KF”为关键帧对应的位姿,“P”表示 LiDAR SLAM 中实时估计的位姿。

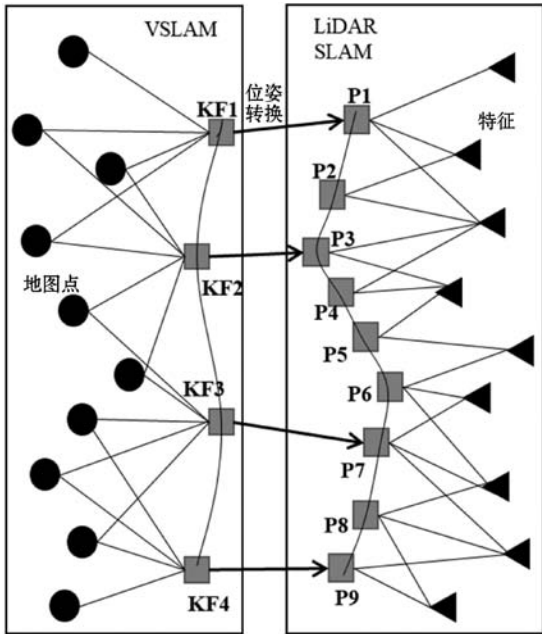


图 6 视觉 SLAM 中关键帧位姿与 LiDAR SLAM 的实时位姿匹配示意图

为了提高数据可靠性和准确性,本文在数据端融合激光数据与双目视觉数据,最终生成新的局部二维栅格地图,基本融合流程如图 7 所示。

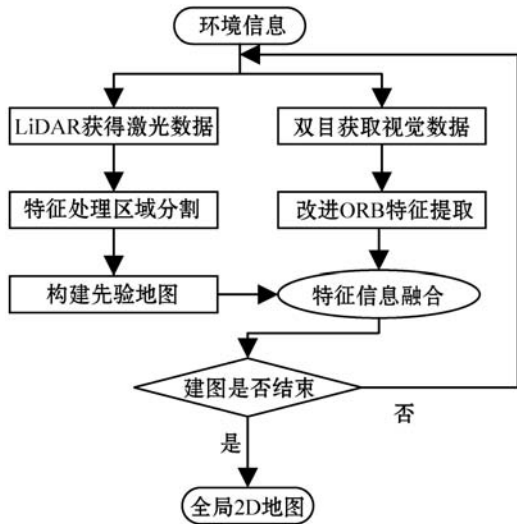


图 7 LiDAR 与双目数据融合流程

数据融合步骤如下:

- (1) 处理 LiDAR 的测距数据,获得环境中的深度信息,对 LiDAR 去噪点,保留主要的特征信息,使用处理后的 LiDAR 实现对环境地图预构建。
- (2) 用改进的 ORB 算法从双目视觉传感器中获得的图像中寻找特征点,并对特征点进行匹配,计算获得深度和旋转角度信息。
- (3) 融合 LiDAR 预构建的地图与双目的距离与

旋转角度信息,即使用已经预构建的地图与双目传感器融合。

(4) 根据 LiDAR 与双目视觉传感器融合后的信息特征,估计关键点位姿,构建地图。

3 实验及分析

3.1 实验平台及环境

本文实验在一台 TBUS 四旋翼无人机系统平台进行实验,如图 8 所示,无人机配有 PRLIDAR A2 激光雷达、小觅深度双目相机系统、IMU 及一个串口连接的机载电脑、一个无线网卡等组件,机载电脑为 NVIDIA® Jetson TX2。TX2 上的操作系统为 Ubuntu16.04 LTS 的 Linux 版本,通信采用 54 M 带宽的 802.11 g 无线通信协议,通过与另外一台笔记本电脑(PC)之间建立通信,实现远程连接及控制无人机,并在笔记本电脑上实时显示出所构建的地图。

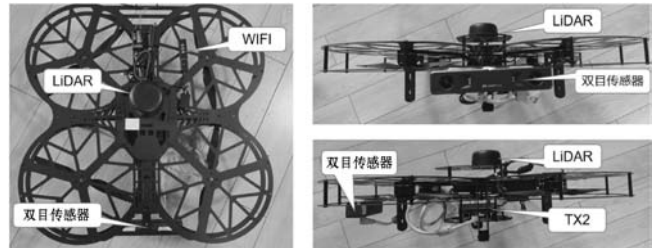


图 8 无人机实验平台三视图

3.2 实验设计

在相同的实验环境下进行实验,在划定范围内实现建图。使用远程控制计算机和 TX2 在同一个 WIFI 网络下通信,实现对 UAV 远程控制。建立各个传感器采集的数据信息及基础控制信息等节点,以实现数据采集,在远程计算机上可视化 UAV 的实时建图信息,查看实时效果。

定性分析评价的标准主要包括:(1) 建图质量:对系统所产生的建图质量的评价;(2) 实际对比:对比针对场景中主要元素的建图精确性以及关键边缘元素与实际场景的准确性对比。

定量评价生成的占据栅格地图:对生成的地图和实际环境 groundtruth 之间进行误差分析,采用基于 K 近邻概念的性能评估方法^[20]。将建图的结果进行二值化,二值化后的地图只包含场景的边界和关键元素的障碍物,使用图像处理工具中的 MATLAB 函数,将二值化后的地图与场景 groundtruth 图精确对齐,使用 knnsearch 确定从 groundtruth 图的每个点到结果地图中最近点的距离,knnsearch 计算 K 近邻。最后将得到的所有距离之和除以地面 groundtruth 图中被占用的单

元数^[21],得到最终的误差。具体公式如下:

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^k \sqrt{(m_i - m_{near})^2 + (n_i - n_{near})^2}}{k} \quad (11)$$

式中: ε 表示所求的度量误差, m_i 、 n_i 分别为第 i 个单元格的横纵坐标, m_{near} 、 n_{near} 分别为第 i 个单元格最近的单元格横纵坐标, k 为占据的单元点总数。

分别使用纯 LiDAR、文献[7]提出的 LiDAR 与双目融合算法,以及本文提出的方法对环境进行建图,对比建图效果,同时对场景中特征关键元素进行测量,将建图与实际场景元素的精确性进行比较,分析传感器的特征提取对最终建图的影响,对构建的 2D 地图的质量进行分析与比较。

3.3 实验结果及分析

本次实验环境为实验楼的地下车库。UAV 在地下车库的实验环境中在不同速度下实时显示地图创建的过程如图 9 所示。其中,图 9 是 UAV 低速下使用不同方法构建的 2D 地图。图 10 是对图 9 的建图结果的边界以及场景障碍物的简化图,并与 groundtruth 进行比较,灰色代表 groundtruth,黑色分别对应图 9 构建的地图。图 11 是 UAV 高速下使用不同方法构建的 2D 地图。图 12 是对图 11 的建图结果的边界以及场景障碍物的简化图,并与 groundtruth 进行比较,灰色代表 groundtruth,黑色分别对应图 11 构建的地图。表 1、表 2 是 UAV 不同速度下对使用不同方法的最终建图使用式(11)定量评价的结果对比。

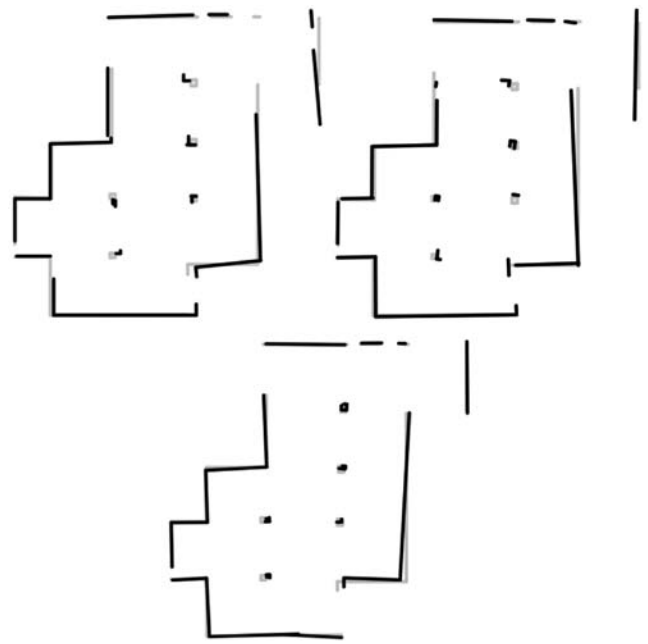
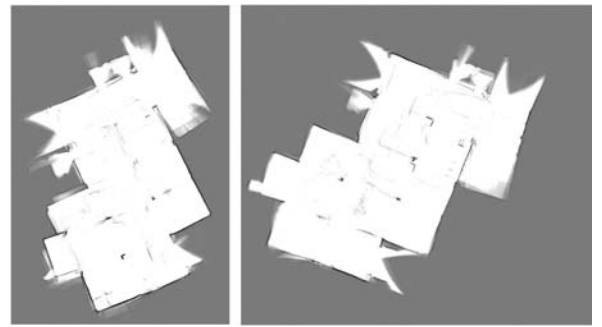
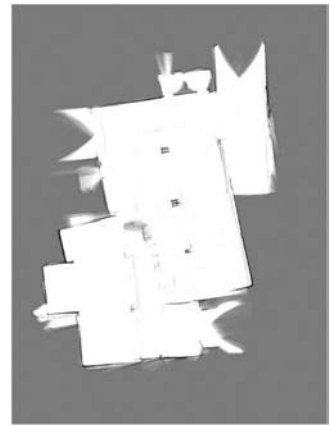


图 10 简化图 9 地图特征信息后的信息图

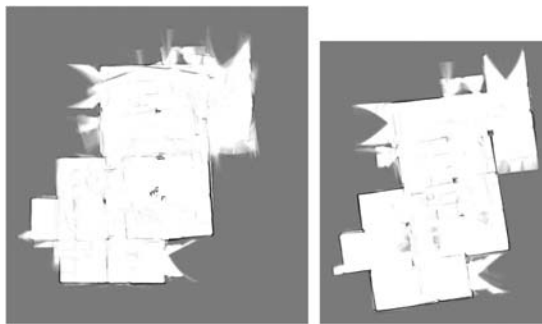


(a) 使用纯 LiDAR (b) 融合方法^[7]

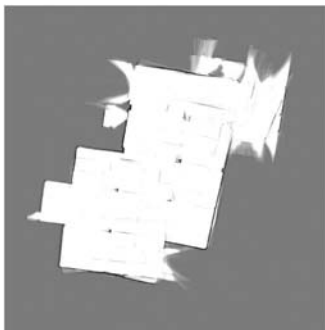


(c) 本文提出的融合方法

图 11 UAV 速度在 3 m/s 下进行实际建图

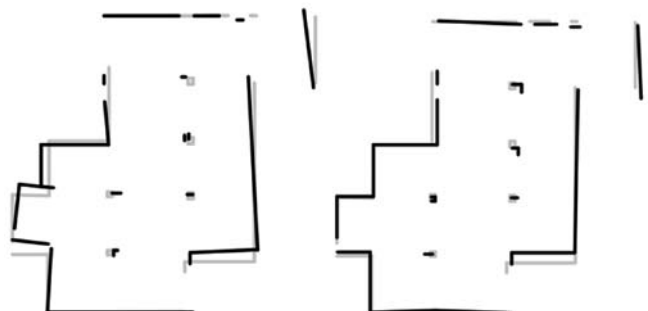


(a) 使用纯 LiDAR 方法 (b) 融合方法^[7]



(c) 本文提出的融合方法

图 9 UAV 速度在 1m/s 下进行实际建图



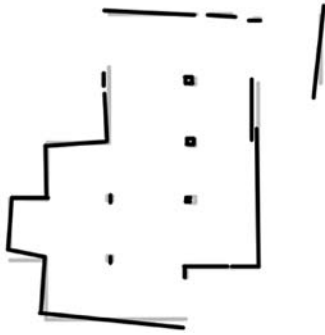


图 12 简化图 11 地图特征信息后的信息图

表 1 UAV 速度在 1 m/s 下两种方法建图结果定量评价

建图方法	误差值
纯 LiDAR	11.972 2
融合算法 ^[7]	8.295 2
本文多传感器融合方法	7.946 3

表 2 UAV 速度在 3 m/s 下两种方法建图结果定量评价

建图方法	误差值
纯 LiDAR	25.236 1
融合算法 ^[7]	18.016 3
本文多传感器融合方法	16.354 9

在实际建图下,相同速度下,地下车库中间五个障碍物在图 9(a)和图 11(a)中显示使用纯 LiDAR 方法没有完全构建出来,且构建出来的柱子存在较大的噪声和位置偏移误差,对边界的特征信息有较大误差,总体构建的地图也更模糊,地图边缘特征模糊导致不能很好闭环。本文分别对比图 9 和图 11 纯 LiDAR 建图和使用 LiDAR 与双目信息融合建图。可以看出,使用 LiDAR 与双目信息融合构建出的地图效果有明显的提升。在相同速度下,使用纯 LiDAR 构造的地图比较模糊,且地图质量低,使用多传感器融合的方法构建的地图在同一速度下构建的地图质量明显比仅使用纯 LiDAR 的建图质量好。

与使用文献[7]提出的多传感器融合算法的实验结果对比,本文提出的方法在检测障碍物和环境边界的比较全面且比较平滑,对于环境中的噪点去除效果也比较好。

根据表 1 和表 2 的定量评价的结果对比,在相同速度下,与不同的算法对环境进行建图,与实际环境进行误差计算,使用本文改进方法的 SLAM 建图误差小,质量有较大提升。

只使用 LiDAR 传感器时,只能获取特定平面的 2D 稀疏点云,使得用于配准的点云较为稀疏而地图质

量不高。只使用双目传感器构建地图,由于双目帧率不高,当 UAV 速度较快时,对特征点追踪容易丢失,难以实现构建较为精确的地图。探测精度较差,不能预先探测较远的距离,降低了位姿估计的效率,并且在地下室由于场景特征点较少,场景重复度较高,不能在 UAV 较快的速度下实现地图有效构建。在长时间运动时,双目建图不能够有效闭环,存在定位精度较差轨迹的弊端。如图 13 所示,当 UAV 速度为 0.5 m/s 时,使用 ORB-SLAM2^[23]算法对环境信息构建信息地图,特征点误匹配明显,并且后端闭环匹配使用较大的词袋检测,导致闭环出现明显错误:在实验中 UAV 运行轨迹为闭环方形,但是从图 13 中轨迹线可以看出,建图轨迹明显存在折回,导致建图误差较大。本实验通过融合二者传感器的优势,可以有效弥补不同传感器的缺陷,使得 UAV 可以在较快的速度下实现对远处的信息感知,构建预先地图,并在 UAV 接近障碍物时,再使用双目视觉信息实现对地图的进一步补充,构建精确的地图,以帮助 UAV 实现快速导航。

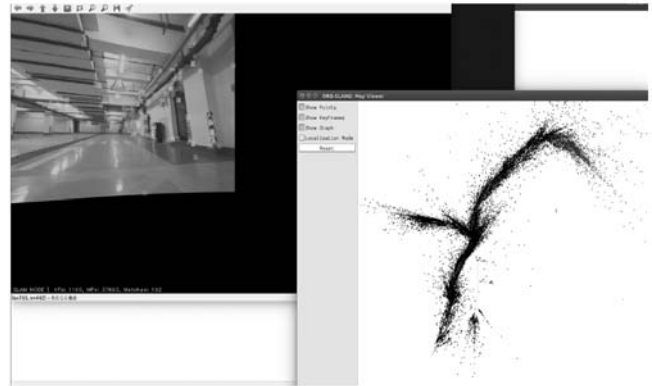


图 13 UAV 速度在 0.5 m/s 下使用纯双目的特征跟踪与实时运行构建的地图

4 结 语

本文提出了一种 LiDAR 与双目相机数据融合的方法,以达到在 UAV 速度较快的情况下实现更好的建图。该方法包括对 LiDAR 的数据处理,并着重于处理双目相机在较快速度下能提取关键特征信息,并进行特征匹配。实验验证了本文提出的特征预处理和改进的 LiDAR 和双目融合的方法的有效性,为 UAV 建图带来了新的信息。此外,本文还讨论了该方法的改进,以获得更好的结果,并获得全局环境下的 2D 地图。这进一步验证了使用多传感器获取环境信息提供的特征信息,进而融合构建可靠性更高、更精确的 2D 环境地图,有效提高 UAV 在较快速度下的鲁棒性。

进一步提高该方法构建地图精度的途径是研究多

传感器特征提取以及特征匹配方面的问题,以提高地图的闭环的准确性。本文只使用了一些实现方法,接下来将继续此方法。本实验是未来实现 UAV 在复杂环境下以较快的作业速度实现导航定位的前沿实验,未来将研究 UAV 在建图下实现导航或定位,以及设计路径规划器以适应复杂环境下 UAV 的导航。

参 考 文 献

- [1] 李云,徐伟,吴玮. 灾害监测无人机技术应用与研究[J]. 灾害学,2011,26(1):138-143.
- [2] 秦博,王蕾. 无人机发展综述[J]. 飞航导弹,2002(8):4-10.
- [3] Cadena C, Carlone L, Carrillo H, et al. Past, present, and future of simultaneous localization and mapping: toward the robust-perception age[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2016,32(6):1309-1332.
- [4] Annaiyan A, Olivares-Mendez M A, Voos H. Real-time graph-based SLAM in unknown environments using a small UAV[C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems,2017:1118-1123.
- [5] Dowling L, Poblete T, Hook I, et al. Accurate indoor mapping using an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV) [EB]. arXiv:1808.01940,2018.
- [6] Florence P R, Carter J, Ware J, et al. NanoMap: Fast, uncertainty-aware proximity queries with lazy search over local 3D data [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation,2018:7631-7638.
- [7] Vyroubalová J. LIDAR and stereo camera data fusion in mobile robot mapping [J]. Computer Science, Engineering, Environmental Science,2017,7(4):1257-1294.
- [8] Wang T H, Hu H N, Lin C H, et al. 3D lidar and stereo fusion using stereo matching network with conditional cost volume normalization[EB]. arXiv:1904.02917,2019.
- [9] Cheng X L, Zhong Y R, Dai Y C, et al. Noise-aware unsupervised deep lidar-stereo fusion[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 6332-6341.
- [10] 王消为,贺利乐,赵涛. 基于激光雷达与双目视觉的移动机器人SLAM研究[J]. 传感技术学报,2018,31(3):394-399.
- [11] Park K, Kim S, Sohn K. High-precision depth estimation using uncalibrated LiDAR and stereo fusion[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,21(1):321-335.
- [12] Debeunne C, Vivet D. A review of visual-lidar fusion based simultaneous localization and mapping[J]. Sensors,2020,20(7):2068.
- [13] Bustos Á P, Chin T J, Eriksson A, et al. Visual slam: Why bundle adjust? [C]//International Conference on Robotics and Automation,2019:2385-2391.
- [14] Tateno K, Tombari F, Laina I, et al. CNN-SLAM: Real-time dense monocular slam with learned depth prediction [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017:6243-6252.
- [15] Kassir A, Peynot T. Reliable automatic camera-laser calibration[C]//Australasian Conference on Robotics & Automation,2010:1-10.
- [16] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C]//International conference on computer vision. ,2011:2564-2571.
- [17] Ng P C, Henikoff S. SIFT: Predicting amino acid changes that affect protein function [J]. Nucleic Acids Research, 2003,31(13):3812-3814.
- [18] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features [C]//European Conference on Computer Vision, 2006:404-417.
- [19] 禹鑫焱,詹益安,朱峰,等. 一种基于四叉树的改进的ORB特征提取算法[J]. 计算机科学,2018,45(S2):222-225.
- [20] Santos J M, Portugal D, Rocha R P. An evaluation of 2D SLAM techniques available in robot operating system[C]//11th IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics,2014:1-6.
- [21] 王晨捷,罗斌,李成源,等. 无人机视觉SLAM协同建图与导航[J]. 测绘学报,2020,49(6):767-776.
- [22] Mur-Artal R, Tardós J D. ORB-SLAM2: An open-source slam system for monocular, stereo, and RGB-D cameras[J]. IEEE Transactions on Robotics,2017,33(5):1255-1262.

(上接第141页)

- [21] Armeni I, Sener O, Zamir A R, et al. 3D semantic parsing of large-scale indoor spaces[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016:1534-1543.
- [22] Geiger A, Lenz P, Stiller C, et al. Vision meets robotics: The KITTI dataset [J]. The International Journal of Robotics Research,2013,32(11):1231-1237.
- [23] Qi C R, Liu W, Wu C X, et al. Frustum PointNets for 3D object detection from RGB-D data[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2018:918-927.
- [24] Xu Y F, Fan T Q, Xu M Y, et al. SpiderCNN: Deep learning on point sets with parameterized convolutional filters [C]//15th European Conference,2018:90-105.
- [25] Wang Y, Sun Y B, Liu Z W, et al. Dynamic graph CNN for learning on point clouds [J]. ACM Transactions on Graphics,2019,38(5):1-12.