



西北工业大学

# 本科毕业设计论文

题 目 集群无人机协同 SLAM

专业名称 飞行器控制与信息工程

学生姓名 刘昭宏

指导教师 布树辉

毕业时间 2022 年 6 月

## 摘要

无人机应用的场景越发广泛，机上搭载设备的多样化意味着其能实现更多的功能。无人机完成对周边环境的感知是执行任务的必要环节。但是，在 GPS 拒止环境下，完成对自身周围的环境感知较为困难；单架无人机执行任务的效率和成功率也不能保证。

为了解决这一问题，本文主要研究集群无人机协同 SLAM。SLAM 技术使得无人机在 GPS 拒止环境下也能完成对环境的感知和对任务的决策，集群无人机则使得任务的完成更加高效。本文首先研究了 ROS 的基本内容，其发布和订阅话题的方法、gazebo 仿真的使用；PX4 软件的使用方法，其安全生效模式和飞行模式的意义，使用程序进入离板模式并控制无人机的方法。本文通过对 SLAM 理论知识及开源方案的学习，完成以下内容：阐述了相机的成像原理，ORB-SLAM2 的基本流程和主要进程，分析了 ORB 特征点的提取和匹配方法；在基于开源方案 ORB-SLAM2 的基础上设计并验证了多机情况下地图的拼合问题；在仿真环境中，研究出使用键盘发布 MAVROS 话题从而控制无人机飞行的方法，并进行单机建图实验；做出了一套从 ORB-SLAM2 得到的位姿信息转换到 MAVROS 位姿信息的方法，实现了无人机视觉定位。

随后进行了两架配备有单目相机的无人机在 gazebo 仿真环境下进行视觉感知，完成定位与建图任务，并且最终得到一致的地图；最后使用 T265 相机的单目镜头，完成对校园实际场景的定位与建图测试；使用校园内录制的 rosbag 验证了地图融合算法，获得一致的地图。

这样协作的方案使得每一架无人机拥有自己的地图，并通过特定的融合策略得到一致估计的地图，在真机上进行的视觉 SLAM 实验也为进一步多机自主定位与建图创造了条件。

**关键词：**无人机集群，协同 SLAM

## ABSTRACT

Drones are being used in a wider range of scenarios, and they can realize more functions with the diversity of equipment on board. Drones must be capable of sensing their surroundings. However, it is difficult for them to acquire local positions in the GPS-denial environment, which can lead to unguaranteed mission efficiency and success rate. To tackle this issue, the whole thesis focuses on multi drones' collaborative SLAM, enabling them to gather information about the environment and make task accomplishment more efficient. This thesis firstly investigates the basic contents of ROS, including its method of publishing and subscribing topics, and the use of gazebo simulation. Then the use of PX4 software, containing not only the meaning of its failsafe function and flight mode but also the program to enter off-board mode so that control the UAV. This article accomplishes the following by learning the theoretical knowledge of SLAM and open source programs. The imaging principle of the camera, basic process and main threads of ORB-SLAM2, analysis of the extraction and matching method of ORB feature points. Design and verify the map merging problem in the multi-camera case based on the open-source scheme ORB-SLAM2. In the simulation environment, a method of using keyboard to issue MAVROS topics and thus control the UAV's flight is studied, and experiments on single-plane map building are conducted; There is also an approach for converting the positional information obtained from ORB-SLAM2 to MAVROS datatype message is made to realize the visual localization of the UAV. Subsequently, two UAVs equipped with monocular cameras are used for visual perception in the gazebo simulation environment to complete the localization and mapping jobs, and finally, a consistent map is obtained. In the end, using the monocular lens of the T265 camera, the localization and map building test of the actual campus scene is completed; the map fusion algorithm is verified using the rosbag recorded on the campus to obtain a unanimous map. Such a collaborative scheme allows each UAV to have its map and get an overall map with a specific fusion strategy. Visual SLAM experiments on real aircraft create the conditions for further multi-aircraft autonomous localization and map rebuilding studies.

**Key Words:** SLAM, Multi UAVs

## 目录

<b>第一章 绪论</b> .....	<b>1</b>
1.1 研究背景 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	4
1.3 研究内容及论文结构 .....	6
<b>第二章 基于 ROS 的无人机飞控</b> .....	<b>9</b>
2.1 ROS .....	9
2.1.1 ROS 整体框架 .....	9
2.1.2 ROS 的消息机制 .....	10
2.1.3 Gazebo 仿真 .....	12
2.1.4 工作空间与功能包的使用 .....	13
2.2 PX4 AutoPilot 飞控软件 .....	14
2.2.1 PX4 整体框架 .....	15
2.2.2 FailSafe 机制 .....	16
2.2.3 EKF 与飞行模式 .....	17
2.2.4 联合 MAVROS 的 Offboard 模式 .....	18
<b>第三章 SLAM 系统设计</b> .....	<b>23</b>
3.1 SLAM 系统 .....	23
3.1.1 成像原理及相机参数 .....	23
3.1.2 视觉 SLAM 的基本步骤 .....	25
3.2 ORB-SLAM2 .....	26
3.2.1 ORB 特征点及描述子 .....	27
3.2.2 ORB-SLAM2 的配置 .....	28
3.2.3 ORB-SLAM2 整体框架 .....	29
3.2.4 ORB-SLAM2 的主要模块 .....	30
3.3 CCM-SLAM .....	32
3.3.1 CCM-SLAM 的结构 .....	33
3.3.2 Client 与 Server 机制 .....	33
3.4 地图融合方案 .....	35
3.4.1 系统框架 .....	35
3.4.2 场景识别 .....	37
3.4.3 地图融合 .....	38
<b>第四章 多无人机 SLAM 仿真</b> .....	<b>42</b>
4.1 gazebo 仿真环境配置 .....	42
4.1.1 场景 .....	42
4.1.2 launch 文件 .....	43

---

4.2 单机 SLAM 仿真 ······	44
4.2.1 launch 文件配置 ······	44
4.2.2 Offboard 程序 ······	45
4.2.3 视觉定位的坐标变换 ······	47
4.2.4 MAVROS 键盘控制 ······	49
4.2.5 单机仿真实验结果 ······	51
4.3 多机 SLAM 仿真 ······	53
4.3.1 launch 文件配置 ······	54
4.3.2 多机编队控制 ······	56
4.3.3 多机 SLAM 仿真 ······	57
<b>第五章 实验与评估 ······</b>	<b>59</b>
5.1 Euroc 数据集实验 ······	59
5.2 单机 SLAM 实验 ······	62
5.3 多机 SLAM 实验 ······	64
<b>第六章 总结与展望 ······</b>	<b>66</b>
6.1 全文总结 ······	66
6.2 对未来工作的展望 ······	67
<b>参考文献 ······</b>	<b>69</b>
<b>致谢 ······</b>	<b>70</b>
<b>毕业设计小结 ······</b>	<b>71</b>

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景

当今阶段，无人机技术迅速发展，在单架无人机上配备的众多系统使单机已经能够执行各种各样的任务。如图1-1所示，无人机上可以搭载机械臂来完成一些物体的抓取、运输任务；无人机上装配的设备不同，其实现的功能就不同；单架无人机已经可以在自然灾害的搜救、对高空电力线路的检查、日常交通及场所的安全巡查、农业播种等场景发挥出巨大的作用。



图 1-1 搭载机械臂系统的无人机

但是，单架无人机在执行任务时存在一定的局限性；单架无人机拥有的计算设备最多仅有一个板载计算机，在面对多任务同时进行的情况下，难免会发生计算资源有限的情况；这种情景下无人机必须在计算的实时性和计算的质量之间做出抉择，无论采取任何一种策略都不利于任务的完成；另一方面，单架无人机可搭载的设备数量和种类有限，这一定程度上是由于旋翼无人机气动效率不高，空气无法产生可观的向上的升力，其载重能力无法与利用空气升力飞行的固定翼飞机相比，因此对搭载设备的重量有严格限制，最终造成了无法配置较多设备和某些种类的设备；且使用单机执行任务，即使无人机有着较低的故障率，但是一旦发生故障，很大程度上便意味着任务失败。这些都意味着，在面对多种类的需求和复杂不可控的环境时，单架无人机可能无法发挥出其作用，无法确保任务的完成。

为了弥补单架无人机的局限性，可以使用集群无人机的方案；即由若干架相同型号或根据任务需求搭配不同型号的无人机组成一个多无人机系统，进行协同

定位，并借此完成任务。

集群是使无人机的优势扩大的一种手段。首先可以有效降低任务的失误率和事故率；对于集群无人机任务而言，单架无人机出现故障对系统的影响比较小，因为系统可以具有任务重新规划能力，即系统中某些终端退出任务后，系统仍有能力重新组织分配当前可用资源，因此单架无人机的故障甚至是事故对任务的负面影响被降低了。其次是在实际应用中的任务执行效率；对于固定范围场景的探索任务，单架无人机可能需要运动数个来回才能得到对场景的识别任务，但集群使用多终端，一方面可以扩展探索范围，另一方面可以提升任务效率。集群的方式还可以大幅度拓展其任务执行方式；单机由于携带设备的局限性，对于多设备需求的任务，往往需要多个起降循环，而集群系统则可以配置不同传感器和设备的无人机，一次性地完成任务，这很大程度上扩展了任务执行的途径。因此，集群无人机可以降低任务失败率，提升多无人机系统鲁棒性，有效提升任务完成率。

无论何种任务，无人机建立对未知环境的感知、获得自身的位置和姿态并获得自主导航能力，是任务成功的前提和关键。尽管 GPS 对于掌握无人机的位置有巨大的帮助，但仍存在普适性有限和准确度不高的问题；在一些特定场景下，比如室内狭小空间，对定位精度要求很高，GPS 定位的局限性就被显露出来。或是 GPS 信号弱的情况下，无人机如果仅依靠 GPS 获得定位信息，则可能完全无法进行工作。

为了弥补这一缺陷，可以使用 SLAM 技术；SLAM 技术，即同时完成定位与建图的任务，已有较为系统的理论和研究；SLAM 于 20 世纪 90 年代左右由 Smith、Cheeseman 和 Self 提出。SLAM 是指将机器人放置在陌生环境中，令其从未知位置开始运动，在行进中根据解算出的当前位置和初步构建的地图获取自身位置信息，基于此建立增量式地图，从而达成使机器人获得自主定位和导航能力的目标<sup>[1]</sup>。因此，SLAM 可以仅通过自身携带的传感器，来完成这一任务，同时达到一定的精度；

SLAM 主要分为视觉 SLAM、激光 SLAM、融合 SLAM 和新颖 SLAM。

对于视觉 SLAM，即用相机完成同时定位与建图的任务。由于相机造价相对较低、电量消耗相对较少、能够获取环境的大量信息，因此相机成为了完成定位与建图任务常用的传感器。视觉 SLAM 主要有五个步骤，传感器信息读取、视觉里程计（Visual Odometry）、后端优化（Optimization）、回环检测（Loop Closing）、建图（Mapping）。对于静态、刚体、光照变化不明显、且没有过多人为干扰的场景，视觉 SLAM 技术已经十分成熟。当前比较好的方案有 ORB-SLAM；其在对特征点的描述上做了很大创新，相比于 SIFT（尺度不变特征变换，Scale-invariant feature transform）的大计算量和对 GPU 的特殊需求、FAST 关键点描述没有描述子的缺

点，ORB 改进了 FAST 的检测子，为其增加了方向性，并且采用了二进制描述子 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Feature)<sup>[2]</sup>。

对于激光 SLAM，主要有两种传感器，单线束激光雷达和多线束激光雷达；单线束激光雷达即 2D 雷达，2D 激光雷达的扫描范围比较单一，角度有限，因此比较适合仅平面运动的机器人的定位与建图，对应的经典算法如 GMapping；多线束雷达即 3D 雷达，其获取的信息包含距离和角度，能够还原出目标的三维点云，且不受光照影响，缺点是造价比较昂贵且易受不良天气影响<sup>[3]</sup>，对应的经典算法如谷歌提出的 Cartographer。

对于融合 SLAM，常见的有视觉和惯性的融合，即相机 +IMU (inertial measurement unit，惯性测量单元，包含加速度计和角加速度计) 等的多传感器融合；IMU 的工作原理是对加速度的积分、初始速度和起始位置进行混合运算，得到运动轨迹和位姿。但是其容易产生漂移 (Drift)，并且这种累积误差会随时间增加<sup>[4]</sup>。

对于 VIO (视觉惯性里程计)，即上文提到的由相机和惯性测量单元组成的融合传感器，根据融合的框架可以分为松耦合和紧耦合两种。松耦合中对相机关键帧数据的视觉运动估计和对 IMU 测量数据的运动估计是两个独立的模块，计算时互不干涉；计算完成后将其轨迹结果按一定方法进行融合。紧耦合则是共同使用相机视觉数据和惯导运动估计数据，共同完成对一组变量的估计<sup>[5]</sup>；因此其算法更加复杂，且传感器之间的噪声也会相互影响，但是具有更好的效果，也是目前阶段研究的重点方向。这方向上好的方案有 VINS-fusion。

对于新颖 SLAM，比如语义 SLAM；使用神经网络的语义分割、目标检测方法，从图像到位姿，使用其语义分割的结果来完成点云地图的建立和场景识别。语义 SLAM 能够探测出图像中的各个物体，并且能得到在图像中的位置，可以节省传统的人工标注物品的成本，方便机器人的自主理解能力和简便的人机交互<sup>[6]</sup>。

尽管单终端 SLAM 已经发展地比较成熟，但是单平台 SLAM 受到传感器性能的限制，存在两点不足：一是测量距离受限，单平台常用的传感器如激光雷达，其最远有效距离为 200 米，不能够满足大场景定位建图的需要，任务效率比较低；二是单平台构建出的三维点云相对稀疏，不能表现出足够的场景信息<sup>[7]</sup>。

因此集群无人机协同 SLAM 方案有望解决单机存在的制约问题，主要表现在两个方面：一是多机意味着多传感器，能在大范围场景进行同时定位与建图；二是多机协同 SLAM 可以通过建图覆盖的检测，构建更加稠密和精细的点云地图。

目前单机同时定位与建图已经相对成熟，但是多机 SLAM 由于其控制复杂、数据传输量大、信息处理速度受限、关键数据融合效率低等问题，仍然大量的研究和实验。

## 1.2 国内外研究现状

首先是无人机或机器人的控制程序，已经有了工业级的控制软件 PX4 AutoPilot。其搭配 Pixhawk4 硬件使用，构成一个负责稳定控制的整体系统。用户可以在此基础上进行无人机的稳定控制，比如 PX4 基于飞行器动力学的增稳模式，其参数可以使用默认值也可以由用户根据计算得到的空气动力学参数自行决定。

集群无人机或多设备上的协同 SLAM 方案研究上，目前国内比较成熟的有浙江大学 FAST-LAB 实验室的通过装配有 D345 双目相机的无人机进行在密集障碍物环境下的分布式无人机编队行进，如图1-2所示；其弱化了 SLAM 的内容，但实际其使用的 IMU+ 深度相机信息的视觉里程计和建图仍属于 SLAM 的工作内容，SLAM 在其中承担了较为底层的工作。



图 1-2 FAST-LAB 智能无人机集群

除此之外，香港科技大学的空中机器人组正在开展 Omni-swarm 的研究，其内容可以总括为一套使用视觉惯性里程计和 UWB 单元的集群状态估计系统。具体来说，该团队使用全方向的视觉 + 惯性里程计和 UWB 模块的，完成对分布式多机的状态估计；在 SLAM 前端的设计上，使用了全方向的感知前端；在多无人机的 SLAM 任务中，将多机得到的地图在本地进行优化处理，得到一致的地图；如图1-3所示，各机的状态估计使用前端 VIO 的测量值与后端图优化的值结合，而 UWB 模块的引入更加增加了定位的精确度，使得该系统最终得以达到厘米级的状态估计精度，并且还能够保证世界坐标系中无人机运动轨迹的连续性；该团队用实验证明了使用其方法可以为室内无人机避障和防撞提供足够的支持，由此可以构建真正意义上全自主的无人机集群<sup>[8]</sup>。此外，西北工业大学的 PI-LAB 实验室也正在开展集群无人机相关领域的研究。

国外则拥有较多的研究，新加坡国立大学在 2012 年就提出了 CoSLAM，根据视图的重叠构建全局地图<sup>[9]</sup>。与大多多终端 SLAM 方案相同，其使用多相机最终构建了全局地图；比较特殊的是，其使用 KLT 最总起进行特征检测和跟踪，该方

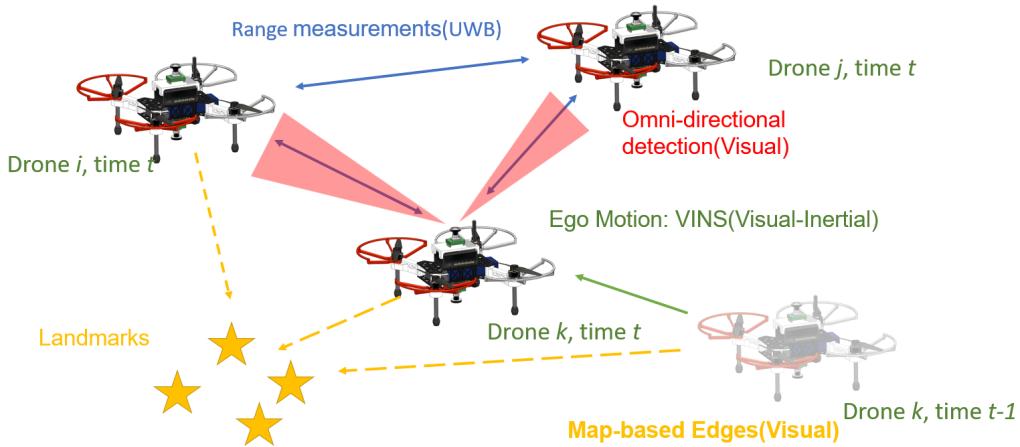


图 1-3 Omni Swarm 的融合测量方法

法属于光流法；该方法相比于其他算法，能够在动态环境中构建一致估计的地图，这得益于其对地图点的分类设计，设立了跟踪中的动态点和静态点之分，动态点并不会加入到建图中，只有最终确定的静态点会构建地图点；另外的特色是其对相机也进行了分组，在完成对相同场景的初始化之后，相机将进入分组环节，拥有场景重叠的相机将被分到一组中，相机的分组将不断进行分裂和合并。

苏黎世联邦理工大学则针对 VIO 在高度过高的环境下，深度测量误差会变大做出了相应研究，其使用的是两架装配有单目相机和 UWB 测量单元的无人机进行可变基线的协同 SLAM；如图1-4所示，当场景深度较小时，双机将采用较小的基线；而当探测到场景深度较大时，则采用更大的基线，由此获得更加准确的深度估计。其中。UWB 模块负责获得无人机之间的距离，并且在优化中完成 UWB 距离测量信息和视觉测量信息的融合，使多架无人机之间保持一致的估计。在无人机之间的通信方面，摒弃了大量图片信息的传输，取而代之传输关键帧的时间戳和 ID 信息、2D 关键点的位置、关键点的描述子、跟踪的位姿等信息，这样加快了信息处理的速度<sup>[16]</sup>。

苏黎世联邦理工大学提出的 ccm-slam 系统，就是一个以客户端和服务器模型构建的中心式多机协同 SLAM 方案，其使用的底层 SLAM 方案仍然是 ORB-SLAM2<sup>[10]</sup>；在这之后，又提出了 CO-VINS 方案，也是一种协同式的 SLAM 方案，但使用的底层代码是 ORB-SLAM3<sup>[11]</sup>，相比于 ccm 的特点是加入了惯性测量元件的信息。

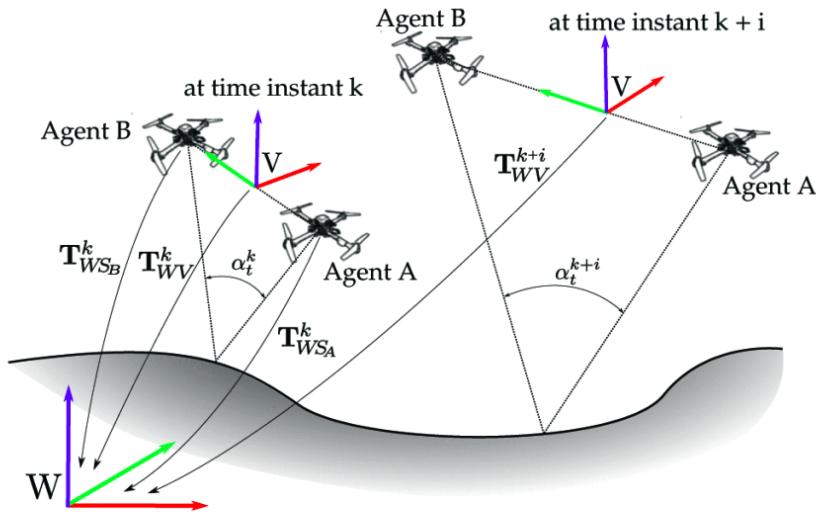


图 1-4 可变基线示意

### 1.3 研究内容及论文结构

本文研究目标旨在实现一套能够在室内高精度环境或 GPS 拒止环境下使用视觉进行多机定位和大范围建图的多无人机协同 SLAM 的方案；其中：

1. 在 SLAM 方面：研究一些优秀的开源方案，选择各自优点做出一定的融合。并且有一套针对地图融合的方案。
2. 在仿真方面：在 ROS 的 gazebo 仿真平台中实现一定的集群控制方法，能够控制多个无人机协同完成同时定位与建图的任务。
3. 在真机方面：实现单机的视觉 SLAM；在安全的前提下实现双机协同 SLAM，将仿真环境下的协同 SLAM 算法在真机上完成验证，得到场景地图

本研究内容是多机协作进行定位与建图，多机协同 SLAM 能大大提高任务进行的效率，但由于无人机数量多，协同上存在一定困难；研究内容分为三个模块：SLAM 模块、仿真模块和真机模块。

SLAM 模块的主要内容是实现一套可协作的 SLAM 方案，实现的步骤有：研究传统的视觉 SLAM 的特征点提取、匹配、初始化、后端优化等技术，研究机器人的位姿估计技术；研究并了解 SLAM 技术的整体框架；研究 CCM-SLAM 方案，重

点研究其协同的机制和方法，服务端到子端的信息传递和接口设计等；研究 VINS-Fusion 方案中的 VIO 方法，研究如何利用 IMU 与相机数据联合进行更加准确的位置估计。

仿真模块的主要内容是在 ROS 的 gazebo 中研究如何实现多机协同的同时定位与建图，实现的步骤有：

首先研究 PX4 和 MAVROS 之间的通信方式，ROS 的话题发布和订阅方式，研究如何用程序解锁一架无人机、使其进入 Offboard 模式、起飞悬停并降落；研究如何用程序发布话题，控制无人机按照航路点飞行；研究如何构建多机的仿真环境，如何对多机进行控制，其控制策略的选择，即集中式或分布式的多机编队控制；研究如何更改无人机的定位设置，将其从 GPS 定位改为视觉 SLAM 定位；并且完成单机的摄像头内容读取；研究如何在 gazebo 中载入其他场景，在场景中控制无人机飞行，并且对拍摄到的画面进行建图，完成自身定位；研究如何在 gazebo 中完成多机基于视觉的同时定位与建图，并且拼合地图，用第三方软件显示；研究多机的联合优化与协同方法；

真机模块的主要内容是控制无人机的协同飞行及通信，实现的步骤有：研究无人机通过 MAVROS，MAVLINK 与地面站的通信方法，尤其是用于 SLAM 的关键数据的传输；研究多无人机与地面站之间的、多无人机之间的数据传输；研究多无人机之间的可变基线控制技术，如何设计一个详细的算法控制基线距离；

基于研究内容的层级关系，本论文的结构主要由四层构成，如图1-5所示。

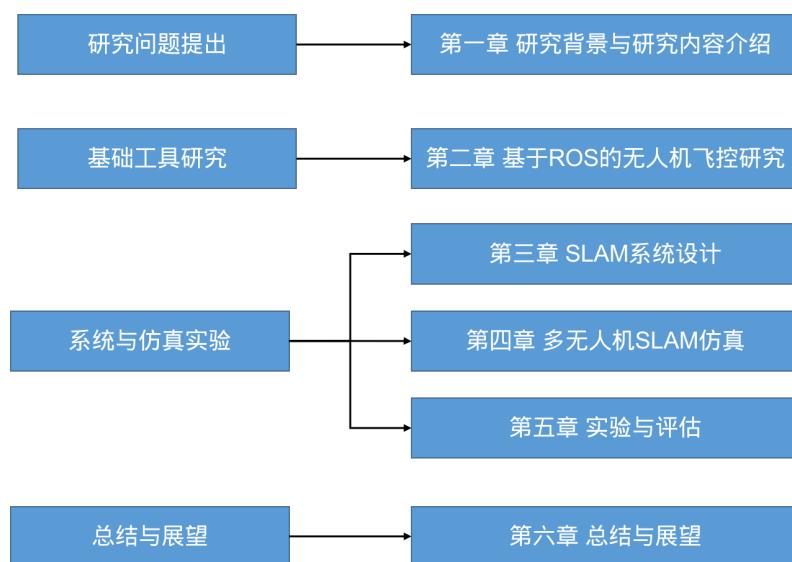


图 1-5 论文结构

第一章：主要介绍本文相关研究背景和现状；根据现阶段存在的问题，引出本文的研究方向和内容；从宏观的角度概括本文的内容，并且对问题做出概述。

# 西北工业大学 本科毕业设计论文

---

第二章：研究用到的 ROS（Robotics Operating System，机器人操作系统）和 PX4 AutoPilot 飞控软件系统。

第三章：分析 SLAM 的原理和作用，SLAM 系统的基本流程，优秀的开源 SLAM 方案和地图融合的设计。

第四章：展示仿真实验的情况，在 ROS 的 gazebo 环境中进行。

第五章：进行真机实验，并且做出相应的评估。

第六章：总结本文研究中的创新点和有待改进之处，提出进一步研究的大致方向，展望未来的研究工作。

## 第二章 基于 ROS 的无人机飞控

本章首先研究了 ROS 系统的基础知识，包括其关键的通信机制和仿真环境；其次对飞控软件 PX4 software 进行了研究，在整体框架的基础上着重分析了影响飞行的 FailSafe 机制、EKF2 决定的飞行模式和 MAVROS 控制下的 Offboard 程序。

### 2.1 ROS

本节主要对 ROS 平台进行介绍，包括 ROS 核心的消息机制和研究中要用到的 gazebo 仿真平台。

21 世纪开始，随着人工智能研究的发展，催生出了一批智能机器人的研究项目；ROS 诞生于 2007 年斯坦福大学 AI 实验室 Morgan Quigley 的 STAIR (Standford Artificial Intelligence Robot) 项目，其期望构建一个基于移动机器人 + 机械臂的原型；该项目于 2008 年受到 Willow Garage 公司关注，其决定用商业化手段来推进机器人的发展，使机器人平台能够更快地走进人们的日常生活；Willow Garage 接手该项目后两年，2010 年第一代 ROS 即 ROS1.0 发布；2013 年，OSRF (Open Source Robotics Foundation) 接管了 ROS 的维护工作和版本的升级工作，随后至 2018 年间，ROS 的 Indigo、Kinetic 和 Melodic 版本相继发布。

#### 2.1.1 ROS 整体框架

ROS 即 Robotics Operating System，是一个针对机器人的开源、元级操作系统，在某些方面，ROS 更像是一种机器人框架 (robot framework)；它提供类似于操作系统的服务，如图2-1所示，包含底层的驱动程序管理、底层的硬件描述，随后上升到软件程序之间的消息传递、功能包的管理和发布、也提供用于获得、编译、编写和多设备跨计算机运行代码所需的库等。换言之，ROS 是由一套通信机制，开发工具，一系列应用功能和一个庞大的生态系统组成的集合，其目标为提高机器人研发中的软件复用率，不断完善他人的工作，进行更好的开发。

ROS 系统可以分为三个层面，计算图、文件系统和社区：

- 首先是计算图，这一概念主要应用于描述其消息机制；概括地说，是从节点到节点的消息传递，涉及其中通信的方式，数据的类型等内容。
- 其次是文件系统；ROS 创建了以功能包为核心，配置以 CMakeList 文件，通

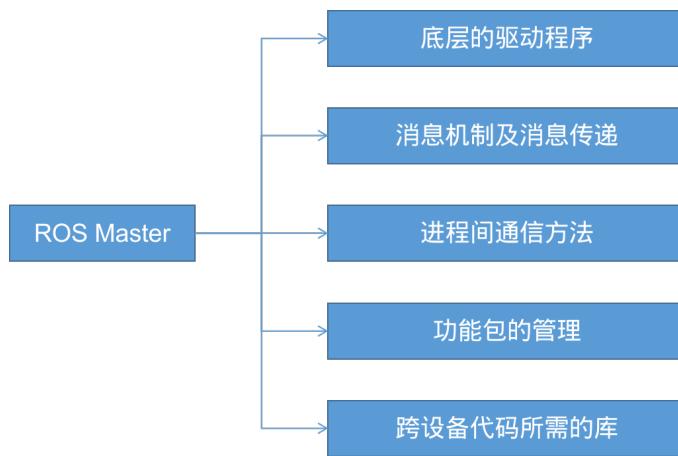


图 2-1 ROS 整体框架

过 ROS 的编译方法快捷完成编译，连接到可执行文件；除此之外，还可以包含 python 脚本、launch 文件和用户自定义的消息和话题类型文件。

3. 最后是社区级；ROS 不仅是一个强大的开源操作系统，也是一个包含了衍生内容的庞大社区；首先，ROS 通过不断更新的发行版构成自身的主体；同时，配备有各式软件库，满足用户不同的任务需求；关键是有自己的 ROS wiki<sup>1</sup> 和 ROS 论坛，十分方便用户查阅学习以及提问；总言之，拥有良好的开发生态。

## 2.1.2 ROS 的消息机制

ROS 提供了一套松耦合分布式通信机制，这种分布式处理框架（又名 Nodes），是以多个节点及节点之间的通信组成的。其中，节点（Node）和节点管理器（ROS Master）是 ROS 的核心概念，若干个节点在节点管理器下构建起来，共同实现特定的功能。

每一个节点是一个独立的执行单元，由可执行文件构成，在程序中需要声明节点的名称；节点的名称必须唯一，否则 ROS 会舍弃掉时间节点靠前的节点；节点执行具体的任务进程，比如单目的 ORB-SLAM2 中，其节点为 Mono，SLAM 的任务仅靠一个节点完成。

节点管理器是节点的控制中心，其作用是辅助节点的查找，帮助节点之间建立通信连接；还能提供节点的命名和注册等服务，以及提供了能够存储全局变量的配置的参数服务器。

如图2-2所示，节点在经过节点管理器注册后，可以建立节点之间的通信；常用的节点之间通信方式有两种，为话题（Topic）通信和服务（Service）通信：

<sup>1</sup><http://wiki.ros.org/>

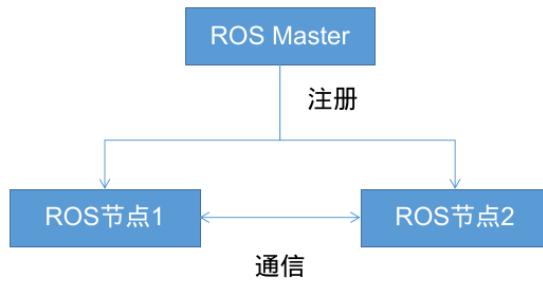


图 2-2 ROS 中的节点及通信

- 话题通信是异步通信机制，数据为单向传输；数据的流向为发布者（Publisher）到订阅者（Subscriber）；完成话题通信需要定义一个话题（Topic）及其消息（Message）的内容，之后通过发布者（Publisher）发布该话题，并且订阅者（Subscriber）订阅该话题的操作，完成数据的传输，消息的数据结构由.msg文件定义；话题通信可以完成多对多的信息传递。
- 服务的通信机制则为同步，数据为双向传输；数据的流向为客户端（Client）与服务器（Server）之间的交互；完成服务的通信需要客户端向服务器发送请求，服务器完成任务处理后，向客户端返回应答数据，表示请求和应答的数据结构定义在.srv文件中；服务通信一般用于逻辑判断，比如询问一项任务是否执行完毕，是一对多的节点处理关系。

发布和订阅话题的方法，发布者和订阅者类似，以发布者为例：先实例化一个发布者对象，定义发布的话题名称、数据类型和队列长度，最后对消息进行定义并发送，简单的逻辑代码如下：

```

ros::NodeHandle n; // define ros node handle
// define a publisher
ros::Publisher pub = n.advertise<'message type'>
("topic name", queue length);
// publish message
pub.publish(message);
  
```

需要注意的是，订阅者则需要声明并定义一个回调函数，在实例化 Subscriber 的对象后，通过 ROS 的 spin() 函数，循环等待回调函数获得话题消息。

客户端-服务器模型下的服务通信，则比话题的发布和订阅复杂；客户端的编程实现中，需要设置阻塞函数，其作用是直到发现对应的服务时才向下进行，否

则程序被截止在该位置；如果对应的服务被发现，阻塞函数通过，之后创建客户端并且进行数据的设置，完成服务调用的请求，其代码实现如下：

```
// wait for right service
ros::ServiceClient n.serviceClient;
ros::ServiceClient client = n.serviceClient
<'data type'>("service name");
// call service
client.call(srv);
```

服务器的实现与订阅者类似，需要一个回调函数，如果收到了客户端发来的请求，则会触发回调函数，程序向下进行，否则将循环等待回调函数收到客户端发来的请求。

除此之外，ROS 中还有参数（Parameter）或参数服务器的概念，其作用类似全局共享字典，节点可以进行访问，适合存储一些和系统配置相关的静态非二进制的参数，以供节点读取。

### 2.1.3 Gazebo 仿真

gazebo 是 ROS 自带的仿真软件，其功能有构建具有运动属性的机器人仿真模型，提供了一些针对 CAD 和 solidworks 等 2D、3D 设计软件的接口；gazebo 还具有构建现实世界的各种场景的仿真模型的功能，能够在 gazebo 环境中建立一个与现实十分相似的场景用于算法验证；在传感器的仿真上，gazebo 拥有一个强大的传感器模型库，比如单目相机、双目相机、深度相机等，还可以根据需求自行配置传感器的类型，实现多传感器融合；除此之外，gazebo 还引入了现实世界的物理性质，如重力的影响，使仿真环境更加贴近现实。

gazebo 的仿真环境中，其文件大致可以分为三种类型：model，world，launch 文件；同时，这三种文件也代表了不同的分级；

如图2-3所示：

1. model（模型）是 gazebo 环境中的元级元素，也就是最底层文件，比如环境中的树木、双目相机、无人机、墙壁、桌子等都是 model 级别的物体。model 由 sdf 文件和 config 文件构成；sdf 文件用 HTML 或 XML 标签语言描述了该模型的主要内容，包括模型的构建方法、模型中对其他模型的调用以及连接方式、模型的位姿等参数配置；而 config 文件中记录了模型的作者及联系方式、模型的版本、模型的命名和描述等信息。由于模型具有可拼接的属性，因此一个模型可以由若干个模型组成。

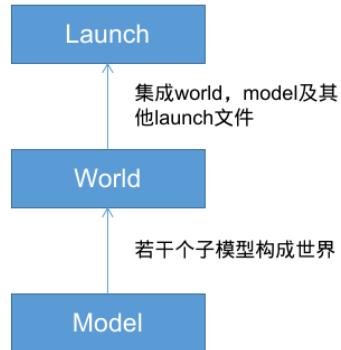


图 2-3 model, world, launch 层级关系

2. world（世界）文件将模型集成起来，包含模型和物理性质的设置，是 gazebo 环境中的中层文件。该层与 model 层相同，都无法完成代码对模型的直接控制。
3. launch 文件是集成了 model, world 以及其他 launch 文件的 gazebo 中最顶层的文件；launch 文件不同于 model 和 world 文件，其可以通过代码完成对模型的直接控制；launch 文件在 ROS 中拥有定义，其以 XML 标签语言书写，可以在 launch 文件中完成嵌套其他 launch 文件、命名重映射、设置参数、启动 ROS 节点等任务；在 ROS 中有与 launch 文件对应的指令 rosrun，用于启动该 launch 文件。

#### 2.1.4 工作空间与功能包的使用

ROS 的工作空间是进行开发的基础，后续的所有任务基本都基于工作空间完成。早期的 ROS 支持 rosbUILD 和 catkin 两种架构的编译模式，但现今越来越支持 catkin 的编译，rosBUILD 逐渐被淘汰，但仍然保留；本文也全部使用的是 catkin 架构。

工作空间的创建可以使用 catkin\_make 方法<sup>1</sup>，但是需要注意 python 版本，如果要使用 python3，则有特殊的编译方法。也可以在 src 目录下使用 catkin\_init\_workspace 命令，获得初始化的工作空间。

工作空间一般分为四个部分，如图2-4所示，分为 src、devel、build、install。在这之中，最常接触到的是 src，也就是存放功能包的目录；其次是 build，默认功能包编译后会放在这个目录中；devel 作为编译后的启动设置文件，一般只在设置环

<sup>1</sup><http://wiki.ros.org/catkin/Tutorials>

境变量时使用，而 install 一般是具有发行版后才会使用。除此之外，还可以自己设置一个 scripts 脚本文件夹，用于快速启动各类程序。

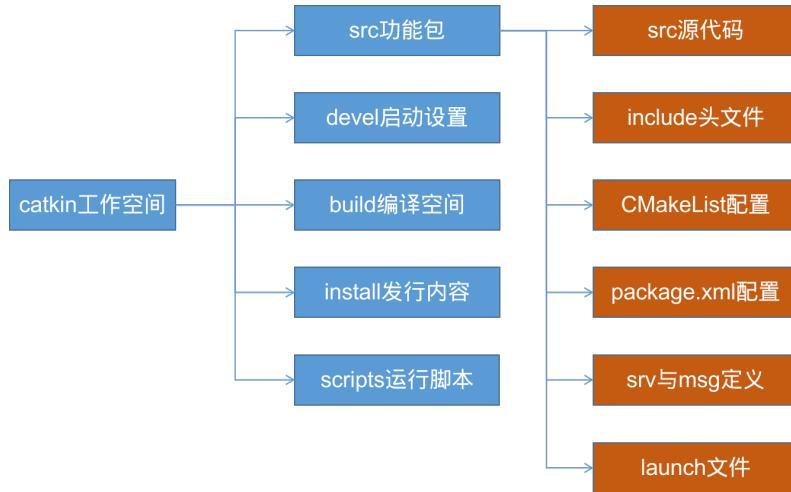


图 2-4 ROS 工作空间结构

ROS 开发的关键在于设计功能包，这也符合其设计理念，即提升软件的复用率，避免重复开发。生成功能包的方法如下：

```
$ catkin_create_pkg <package name> [depend1] [depend2]
```

其中， package name 为用户定义的功能包名称， depend 为该功能包需要的依赖项，一般有 roscpp、 rospy 等；用户后续也可以根据自身需求，在 CMakeList 中添加相应的依赖。功能包除了 src 源代码和其头文件外，还包含 package.xml 文件，也负责管理依赖，语法和 CMake 有所区别；还包括 srv 和 msg 文件，这些都是由用户定义的服务或消息类型；最后可能会在 launch 文件夹中添加一些 launch 文件的用法，用于整体加载参数、启动各节点等。

## 2.2 PX4 AutoPilot 飞控软件

PX4 是一款专业级开源飞控，也可以称之为自动驾驶仪；因其应用的平台不局限于飞行器，在竞速和物流应用的地面车辆和潜水艇等载具上也可以用其进行控制。PX4 由来自学术界和业界的顶级开发商开发，并且配套有活跃的全球论坛社区，其 software 的源码在 github 上保持着 issue 和 pull request 的更新，是应用十分广泛的一款飞控软件。需要注意，PX4 Software 和 Pixhawk4 并不是同一概念，前者为飞控软件，而后者为飞控硬件。PX4 软件的内部包含了针对不同机型（包括多旋翼、固定翼和 VTOL 垂直起降固定翼等）的控制律设计，还包含了强大的

飞行模式设计和安全设计。PX4 还可以作为核心应用在更广阔的平台，比如使用了 QGroundControl 地面站、Pixhawk 硬件、基于计算机、相机等的使用 MAVLink 协议的 MAVSDK 融合等<sup>[12]</sup>。

### 2.2.1 PX4 整体框架

PX4 的架构可以分为两个部分：一是飞行控制栈，主要包含飞行控制系统和状态估计算法<sup>1</sup>；二是中间控制通信层。主要涵盖嵌入式设备的驱动程序，与外部的通信以及 PX4 的 uORB 消息总线。系统支持多种机型和设备，但使用的是一套代码库，并且采用了“响应式”的设计理念，也就意味着其做到了所有功能都可以向下分割成若干可以复用和按需求替换的组件、并且通过异步的方式进行通信，这样的设计也使得系统在不同工作负载下可以有不同的应对方法。以下分别研究飞行控制栈和中间通信层。

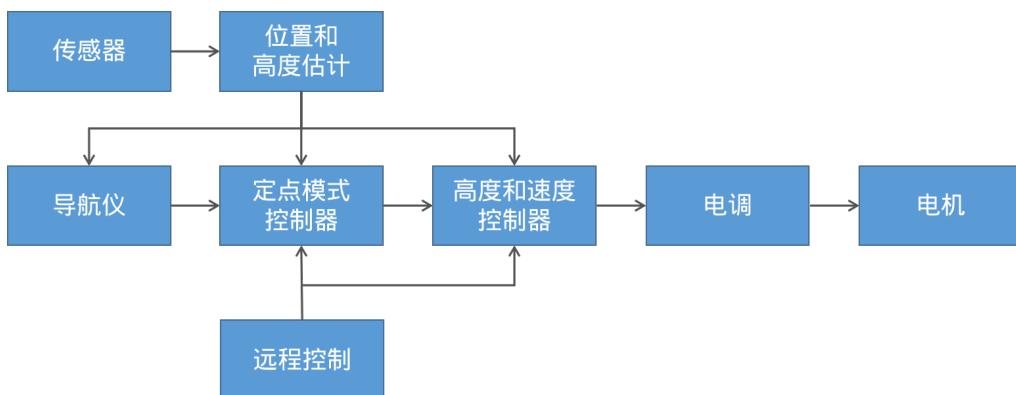


图 2-5 飞行控制栈的结构

飞行控制栈的主要内容如图2-5所示。其中，每个模块意味着不同的功能。箭头表示的是信息流的连接；在信息的传递中，使用 uORB 总线发布和订阅所有模块之间的相互通信，这样的并行通信可以保证数据抵达后的更新，保证线程进行时的安全。

飞行控制栈是全自主无人机的导航与控制算法的集合。其状态估计首先接收传感器数据，一般有 IMU 的速度和气压计的高度信息等；之后 EKF2 根据多个不同传感器的输入，计算出无人机当前的状态，并将计算得到的位姿信息传递给下游的导航控制仪、定点控制器和高度速度控制器。接下来有两种选择，由导航控制仪完成控制或由远端完成控制；导航控制仪意味着完全自主的飞行模式，其将状态估计得到的位姿信息与任务信息比对，并给定点控制器发送下一步指令，定点控制器解算出相应的高度与速度控制信息，传递给电调；电调将上游的指令转

<sup>1</sup><https://docs.px4.io/master/en/concept/architecture.html>

换为电机的 PWM 波指令，这种转换中考虑了系统的动力学模型（传递函数），最终得出确定的控制量，由电机完成更改。

中间控制层包含有存储、外部连接和驱动：

1. 存储涵盖有数据库，比如任务信息和地理围栏信息；另一方面存储了参数，这些可以放在 ROS 的 EEPROM 虚拟参数缓存中，也可以放在设备的 SD 卡中；还有一些登录信息。
2. 外部连接则主要包括 MAVLINK 与 FastRTPS；前者通过 UDP 或 UART 进行连接通信，是本研究中主要使用的方式。
3. 驱动则需要根据无人机搭载的设备而定；一般来说，GPS、相机控制驱动、远程控制和 IMU 驱动都是包含在内的，还可能有一些机械臂等设备的驱动程序。

## 2.2.2 FailSafe 机制

FailSafe 机制，即安全生效机制，其含义为：当错误发生时，对飞机进行保护或恢复到安全的状态，避免错误可能导致的不良后果。PX4 的 FailSafe 系统是可编辑的，意味着开发者可以根据自身的需求设置对 FailSafe 的触发，以保证在安全的情况下实验或完成任务。FailSafe 系统被触发后，一般有自动着陆、保持位置或返回特定的航路点几种反馈措施。

安全生效机制监控的主要情况有：

1. 低电量；该情况在仿真中影响较小，但在真机实验中，低电量可能意味着无法安全返航，因此必须由安全生效机制介入；
2. 远程控制信号丢失，如遥控器信号丢失；
3. 位置信息丢失，比如 GPS 信号弱，对位置的估计不够精确，可能会影响任务的完成情况，因此由安全生效机制介入；
4. 场外连接丢失；是指进入到 Offboard 模式后，丢失了与计算机之间的连接，导致计算机无法通过 Offboard 程序对无人机进行控制；
5. 数据链丢失；一般是指丢失了与 GCS（Ground Control Station，地面站）之间的数传连接；
6. 超出地理围栏；Geofence 即地理围栏，是执行任务前设置的无人机可活动区域，高度一般不设限；

## 7. 任务判断；防止在新的起飞位置上执行先前的任务；

PX4 版本更新后，如果直接输入 commander takeoff 指令，可能会遇到无法起飞的情况；同时在 PX4 终端中，会提示 FailSafe activated，即安全生效模式被激活；一般遇到这种情况，需要在 PX4 终端的字里行间和地面站 QGC 的信息提示中去分析问题原因。比如在仿真中遇到 No RC 的情况，RC 即 Remote Control，对于 SITL（软件在环仿真）是没有遥控器的信号输入的，因此需要在 QGC 中打开 virtual joystick（虚拟摇杆），否则 FailSafe 模式会由于没有 RC 保持给飞机上锁。

### 2.2.3 EKF 与飞行模式

一般 ECL 与 EKF 会同时出现，ECL 即 Estimation and Control Library，状态估计和控制库；EKF 即 Extended Kalman Filter，扩展卡尔曼滤波，是一种优化算法。两者的结合是使用扩展卡尔曼滤波方法的状态估计与控制库，其作用是加工传感器的数据，并对 IMU（惯性测量单元）加工的速度和位置、四元数表示的旋转矩阵、风速和磁罗盘得到的方向等信息进行加工处理和估计。EKF 使用 IMU、磁力计、高度计、GPS、测速仪等传感器。

为了将传统的气压计 +GPS 的高度与位置估计更改为使用视觉信息的高度与位置估计，需要修改 EKF 传感器的相关参数，这里指用于多旋翼和固定翼的基于扩展卡尔曼滤波的高度和位置估计。

1. *EKF2\_AID\_MASK* (Integer bitmask controlling data fusion and aiding methods)，该参数决定了 GPS 数据的融合方法；默认设置的参数为 0，其意为使用 GPS 数据作为定位；如果修改为视觉定位 (vision position fusion)，需要将该参数改为 3。
2. *EKF2\_HGT\_MODE* (Determines the primary source of height data used by the EKF)，该参数决定了 EKF 首选的高度信息传感器；默认参数设置为 0，使用气压计得到高度；如果修改为视觉定位，则需要将该参数改为 3。

在启动仿真之前，需要根据信息融合的类型更改以上两个参数，修改参数的方式有以下两种：

1. 更改 rcS 文件中的参数配置；rcS 文件属于脚本文件，用于配置系统，PX4 需要修改的 rcS 文件位于 *ROMFS/px4fmu\_common/init.d-posix/rcS* 中，rcS 文件中的参数被修改后，需要删除 ROS 的 eeprom 中存储的参数文件（该文件用于快速预加载参数）；但该方法存在一些问题，需要在 launch 中特殊指明 PX4 使用的 rcS 文件地址，否则 PX4 会从默认的 build 文件夹中选择 rcS 文件进行参数配置。

2. 更改地面站中的参数配置；使用 QGC 地面站，直接在参数设置中更改位置和高度估计的传感器，这种方式免去了每次更改参数后需要删除 ROS 参数缓存文件的麻烦。

飞行模式决定了飞行器对 RC 远程控制输入的回应，以及在全自主的飞行过程中飞行器如何控制自身的运动；飞行模式为操作者主要提供了不同种类和程度的自动控制协助，飞行模式的切换可以由遥控器和地面站完成。下面介绍几种主要的飞行模式（对于多旋翼无人机）：

1. Manual/Stabilized Mode，手动/增稳飞行模式；是最常用的飞行模式，手动模式即操纵手通过手中的遥控器（RC）控制飞机的滚转、俯仰、油门和前后左右的移动；增稳模式也是由操纵手操纵，但引入了内部控制律，使得遥控器输入到飞机运动的表现更加平滑、易控，这是由其内部的控制律决定的；一般情况下为了防止飞机过于剧烈的运动，都采用增稳模式进行飞行。
2. Position Mode，定点模式；其主要特点是当操纵杆释放或回归中心时，飞机保持在 3D 空间中的一个定点位置处，并且自动解算出相应的力去补偿风和其他的干扰力。该模式是对于新手最安全的模式。
3. Altitude Mode，定高模式；其主要特点是当操纵杆释放或回归中心时，飞机保持固定高度，但不会去平衡风等其他干扰所造成的水平位置的漂移。
4. Offboard Mode，场外模式；指通过电脑连接或地面站连接，使飞机按照设定的位置、速度或高度等参数飞行，该模式通过 MAVLink 与场外设备传递信息，是仿真中使用的主要模式。
5. 其他模式，如圆轨迹模式、起飞降落模式、跟随模式、返回模式等。

## 2.2.4 联合 MAVROS 的 Offboard 模式

本小节主要介绍在 Offboard 模式下，使用 ROS 节点通过 MAVROS 向 PX4 发送信息，使无人机起飞降落、按航路点移动等。

Offboard 模式下的无人机正常起飞，需要首先解锁，然后切换飞行模式（默认手动模式）到 Offboard 模式，但是需要在切换模式前，以不低于  $2Hz$  的频率发布一些设定点（setpoints），具体实现起飞的步骤如下：

1. 连接 FCU（MAVROS），判断的标准是 MAVROS 消息类中的 state 是否表示为连接；如果连接上则可以继续执行，未连接上则通过 spin() 函数循环等待。

2. 设定 setpoints 的坐标值，并以不低于  $2Hz$  的频率发送一些点。
3. 解锁，解锁成功后切换到 Ofboard 模式并起飞。

其程序的实现如下<sup>1</sup>:

首先是需要的头文件定义，其包括了 C++ 的基本库，MAVROS 的消息相关库，和 ROS 库；

```
// realize mode switching and auto takeoff and landing

#include <iostream>
#include <ros/ros.h>
#include <geometry_msgs/PoseStamped.h>
#include <mavros_msgs/SetMode.h>
#include <mavros_msgs/State.h>
#include <mavros_msgs/PositionTarget.h>
```

之后需要在 main 函数之前，声明定义回调函数，其中包括对当前状态和当前位置的回调函数和消息定义：

```
// record current state
mavros_msgs::State current_state; /* NOLINT */

// callback function for Subscriber stats_sub
void state_cb(const mavros_msgs::State::ConstPtr& msg){
current_state = *msg;
}

// record current pose
geometry_msgs::PoseStamped current_pose; /* NOLINT */

// callback function for Subscriber for local_pos_sub
void local_cb(const geometry_msgs::PoseStamped::ConstPtr& msg){
current_pose = *msg;
}
```

<sup>1</sup>[https://gitee.com/hazyparker/my-research/blob/master/l\\_basic/src/takeoff\\_land.cpp](https://gitee.com/hazyparker/my-research/blob/master/l_basic/src/takeoff_land.cpp)

在 main 函数中，首先要定义 ROS 节点和句柄，实例化飞行模式和当前位置信息的订阅者和发布者，然后以一定的频率发送一些点，以便切换到 Offboard 模式：

```
// init ros node
ros::init(argc, argv, "offb_node");

// create node handle
ros::NodeHandle nh;

// define subscribers and clients
ros::Subscriber state_sub = nh.subscribe<mavros_msgs::State>
("mavros/state", 10, state_cb);
ros::Subscriber local_pos_sub = nh.subscribe<geometry_msgs::PoseStamped>
("mavros/local_position/pose", 10, local_cb);
ros::Publisher local_pos_pub = nh.advertise<geometry_msgs::PoseStamped>
("mavros/setpoint_position/local", 10);
ros::ServiceClient arming_client = nh.serviceClient<mavros_msgs::CommandBool>
("mavros/cmd/arming");
ros::ServiceClient set_mode_client = nh.serviceClient<mavros_msgs::SetMode>
("mavros/set_mode");

//the set-point publishing rate MUST be faster than 2Hz
ros::Rate rate(20.0);

// wait for FCU connection
while(ros::ok() && !current_state.connected){
    ros::spinOnce();
    rate.sleep();
    ROS_INFO("wait for fcu connecting...");
}
ROS_INFO("fcu connected successfully");

// set pose
geometry_msgs::PoseStamped pose;
pose.pose.position.x = 0;
```

```
pose.pose.position.y = 0;
pose.pose.position.z = 2;

//send a few set-points before starting
for(int i = 100; ros::ok() && i > 0; --i){
    local_pos_pub.publish(pose);
    ros::spinOnce();
    rate.sleep();
}
```

最后首先发送指令，使无人机解锁，之后使其切换到 Offboard 模式，完成起飞并到达目标点的指令：

```
int main(int argc, char **argv){
    mavros_msgs::SetMode offb_set_mode;
    offb_set_mode.request.custom_mode = "OFFBOARD";

    mavros_msgs::CommandBool arm_cmd;
    arm_cmd.request.value = true;

    ros::Time last_request = ros::Time::now();
    ROS_INFO("Off boarding");

    while(ros::ok()){

        if( current_state.mode != "OFFBOARD" &&
            (ros::Time::now() - last_request > ros::Duration(5.0))){
            if( set_mode_client.call(offb_set_mode) &&
                offb_set_mode.response.mode_sent){
                ROS_INFO("Off-board mode enabling...");
            }
            last_request = ros::Time::now();

        } else {
            if( !current_state.armed &&
                (ros::Time::now() - last_request > ros::Duration(5.0))){
                if (current_state.mode != "OFFBOARD") ROS_INFO("Off board mode down");
                if( arming_client.call(arm_cmd) && arm_cmd.response.success){


```

```
ROS_INFO("Vehicle armed");
}

last_request = ros::Time::now();
}

local_pos_pub.publish(pose);

// wait until reach set point
ros::spinOnce();

// define Point: current position and set point position (expected)
geometry_msgs::Point curr,aim;
curr = current_pose.pose.position;
aim = pose.pose.position;
double dist = sqrt(pow((curr.x - aim.x), 2) +
pow((curr.y - aim.y), 2) + pow((curr.z - aim.z), 2));
if(dist < 0.1){
ROS_INFO("reached the goal...");
break;
rate.sleep();
}

return 0;
}
```

## 第三章 SLAM 系统设计

本章节主要介绍 SLAM 的概念和原理、一个基本 SLAM 系统的框架、两个优秀的开源 SLAM 框架和地图融合算法。

### 3.1 SLAM 系统

同时定位与建图 (SLAM, simultaneous localization and mapping) 技术，其希望是机器人在对环境和自身所处在环境中的位置未知的情况下，在反复的运动过程中不断观测到的地图特征完成自身位置的定位和姿态的确定，之后再根据自身位置对环境构建增量式的地图，从而达到同时定位与建图的目的。

#### 3.1.1 成像原理及相机参数

在各种 SLAM 中，视觉 SLAM 由于其传感器（光学相机）造价较低的原因，成为了 SLAM 中最常用的方式，要了解使用相机的视觉 SLAM 的原理，首先需要了解相机的成像原理及其参数。

如图3-1，可以用小孔成像的原理简单地解释针孔相机的模型：

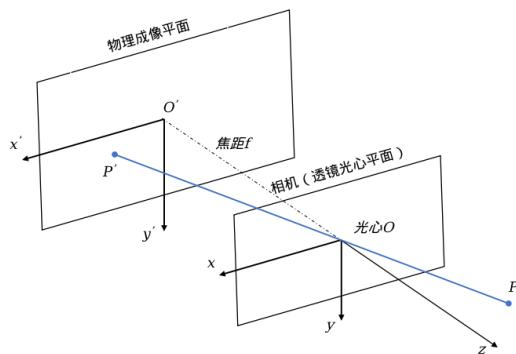


图 3-1 针孔相机模型

$Oxy$  平面为相机光心（垂直主光轴）所在的平面，称其为相机平面，对应的  $O - x - y - z$  坐标系即为相机坐标系； $O'x'y'$  平面为物理成像平面， $O\bar{O}'$  的长度为焦距  $f$ ；在现实世界中有一点  $P$ ，设其在相机坐标系下的坐标为  $[X, Y, Z]^T$ ，其经过小孔  $O$  投影后，在相机坐标系下落在像素平面上的坐标为  $[X', Y', Z']^T$ 。

理论下，小孔成像为倒立的实像，但在实际的相机中，成像被人为旋转，成正立的像，因此不考虑坐标系正负号的影响，由相似三角形关系，有：

$$\frac{Z}{f} = \frac{X}{X'} = \frac{Y}{Y'} \quad (3-1)$$

在此基础上，定义像素坐标系。像素坐标系为二维坐标系，在物理成像平面上；像素坐标系的原点位于图像的左上角，横轴为  $u$  轴，向右与  $x$  轴平行，纵轴为  $v$  轴，向下与  $y$  轴平行，则可以得到像素坐标与  $P'$  坐标的关系为：

$$\begin{cases} u = \alpha X' + c_x = \alpha f \frac{X}{Z} + c_x \\ v = \beta Y' + c_y = \beta f \frac{Y}{Z} + c_y \end{cases} \quad (3-2)$$

其中， $\alpha$  和  $\beta$  为横轴和纵轴的缩放倍数， $c_x$  为图像横向像素的一半， $c_y$  为图像纵向像素的一半。令  $f_x = \alpha f$ ,  $f_y = \beta f$ ，将像素坐标系下的坐标转换为齐次坐标：

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \frac{1}{Z} \mathbf{K} \mathbf{P} \quad (3-3)$$

则得到了相机的内参矩阵 (Camera Intrinsic)  $\mathbf{K}$ 。通常情况下，对于焦距固定的相机（或定焦镜头），其出厂之后内参矩阵是固定的；如果无法从厂家得到相机的内参，可以使用标定的方法获得相机的内参矩阵，常见的标定算法有张正友标定法<sup>[13]</sup>。

除相机的内参外，还有相机外参 (Camera Extrinsics) 的定义；相机的外参由其旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移向量  $\mathbf{t}$  构成。对于  $P$  点而言，其在相机坐标系（像素坐标平面）下的坐标应为其在世界坐标系下的坐标根据相机相对于世界坐标系的位姿所变换得到的，相机的位姿即由其外参决定，则世界坐标系下  $P$  点的坐标  $\mathbf{P}_w$  在相机坐标系下的坐标为：

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}(\mathbf{R}\mathbf{P}_w + \mathbf{t}) \quad (3-4)$$

### 3.1.2 视觉 SLAM 的基本步骤

经典的视觉 SLAM 框架如图3-2所示：

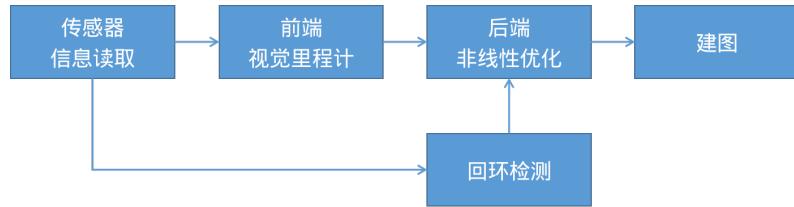


图 3-2 经典视觉 SLAM 框架

经典视觉 SLAM 流程包括以下基本步骤：

1. 传感器信息读取。主要为相机图像的读取以及一些预处理步骤，在不同的视觉 SLAM 算法中，可能还涉及惯性测量元件信息的读取和预处理。
2. 前端视觉里程计（Visual Odometry）。视觉里程计的功能是从相邻的几帧图像之中，根据几何约束，得到相机的运动；并且通过记录地图点（路标）与相机的相对位置，构建局部地图。
3. 后端（非线性）优化（Optimization）。后端主要涉及滤波与非线性优化算法，其目的是减少传感器的误差，完成对运动的相机和周围环境的不确定性的估计。
4. 回环检测（Loop Closure Detection）。回环检测的作用是使机器人能够分辨出当前面临的场景是否曾经来到过，解决位置估计的误差随时间累计，发生漂移的问题；并且消除累计误差，最终得到全局一致的轨迹和地图。
5. 建图（Mapping）。建图即根据前端里程计和后端优化得到的地图点（路标点），构建地图。

视觉里程计是 SLAM 的关键，其基本完成了同时定位与建图的任务。视觉里程计的实现主要有两种方法：特征点法和直接法。

特征点法作为很长时间以来视觉里程计的主要方法，其特点是比较稳定，在光照差异大和画面中有动态物体的情况下也能较好地完成任务。特征点法的核心在特征点的提取与匹配；提取即从每帧图像中找到可以代表图像特征的点，辨识度更高的点。

特征点的一种方法是使用角点。如图3-3，可以把一张图像中的内容分为角点、边缘、区块三种类型。可以发现，指出某两张图像中出现的统一区块是最难以实现的，因为存在大面积相同的色块，无法确定具体点的匹配；其次是边缘，其具

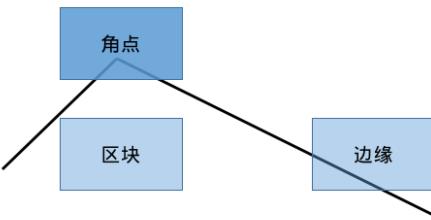


图 3-3 角点、边缘、区块

有一定的特征，但沿边缘行进，仍可能出现相同的局部特征，造成误匹配；因此选择其中最具有特征角点作为特征。性能较好、比较稳定的角点有 SIFT、SURF、ORB 等。

在完成特征点提取与匹配后，根据不同的传感器类型，有不同的得到相机位姿的方法。对于传统的单目相机传感器，可以使用对极几何约束，得到相机的运动，并通过三角测量的方法恢复地图点相对于每时刻相机的位置。

前端视觉里程计的另一种方法是直接法，由光流法演变而来。光流法与特征点法不同，特征点法使用特征点的描述子来完成特征匹配，而光流法可以跟踪特征点的运动，这样就无需进行大量的描述子匹配运算。直接法可以弥补特征点法的一些缺陷。

后端优化主要有两种方法，滤波和非线性优化。拓展卡尔曼滤波 EKF 及其演变出的粒子滤波方法等，在早期的 SLAM 设计中应用十分广泛。但随着非线性优化方法的普及，现在的 SLAM 方案多用 BA 图优化及位姿图优化的方法，并且有可以使用的 ceres 和 g2o 库。

回环检测在判断场景是否曾经来过时，一般用的是词袋模型 (Bag of Words)<sup>[14]</sup>，根据图像中是否存在同样的几种相似特征来判断是否在外观上相似。

建图根据地图的需求，可以分为用于定位的稀疏地图，用于导航、重建的稠密地图和用于交互的语义地图。按照地图的分类，可以分为拓扑地图和度量地图两种；拓扑地图着重与图节点之间的连通性，而度量地图则能够精确地表示出地图点相对于相机的位置。

### 3.2 ORB-SLAM2

ORB-SLAM2 是由萨拉戈萨大学的 Raúl Mur-Artal 开发，可以用在单目、双目、RGB-D 深度相机的视觉 SLAM 系统。

### 3.2.1 ORB 特征点及描述子

ORB 特征点是上文3.1.2提到过的特征点的一种，它的全称是 Oriented FAST and Rotated BRIEF；其中，FAST 是角点的一种，BRIEF 是 Binary Robust Independent Elementary Feature，是一种二进制描述子；ORB 特征点即由改进的 FAST 关键点和带旋转的 BRIEF 描述子组成。

FAST 角点选取的核心思想是，选取的点和周边像素点亮度差别很大，则该点可能是 FAST 角点。如图3-4所示，对于可能被选取为 FAST 角点的像素点  $p$ ，其亮度为  $I_p$ ；设置亮度差异的阈值  $T$ ，可以为  $0.3I_p$ ；选取半径为 3 的圆上的 16 个点，对应图中的 16 个深色点，记录各点的像素值  $I_i$ ，如果 16 个点中有连续  $N$  个点满足  $|I_i - I_p| > T$ ，则像素点  $p$  可以被认为是 FAST 角点，该标准为 FAST-N， $N$  一般取 9、11、12<sup>[13]</sup>。

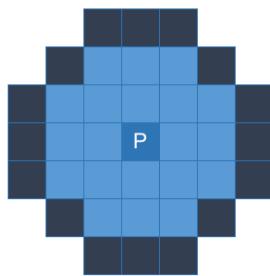


图 3-4 FAST 角点

单纯的 FAST 关键点是不带方向性的，为了准确性，ORB 的 Oriented FAST 关键点给 FAST 角点添加了方向和尺度的描述。其尺度的描述是由计算机视觉中构建金字塔模型的方法，在不同分辨率的图像下都能够提取到特征点，而旋转的描述则是由灰度质心法实现的，如图3-5所示：

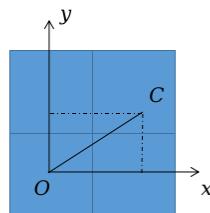


图 3-5 灰度质心法

设  $O$  为角点像素，取一个最小的图像块，只有四个像素构成，建立  $O - x - y$

坐标系，原点的像素用  $I(0, 0)$  表示，则可以找到该图像块的质心为：

$$C = \left( \frac{I(1, 0)}{I(0, 0)}, \frac{I(0, 1)}{I(0, 0)} \right) \quad (3-5)$$

则可以得到方向向量  $\vec{OC}$ ，该关键点的方向定义为：

$$\theta = \arctan \frac{I(0, 1)}{I(1, 0)} \quad (3-6)$$

BRIEF 描述子为二进制编码，反映了关键点附近 128 个像素对的大小关系，最终由 0 和 1 构成，其具有旋转不变性、选点速度快且易于存储。

### 3.2.2 ORB-SLAM2 的配置

ORB-SLAM2 是标准的 CMake 工程，这就意味着其可以使用 CMake 进行配置并且进行 make 编译；其虽然支持 ROS，但并不是 ROS 的 catkin 工程，使用的是 rosbuild 相关命令，而不是 ROS 常见的 catkin make 编译指令。

ORB-SLAM2 的 github 主页上，详细介绍了其编译的方法，官方将编译代码集成到了 build.sh 文件中；正常情况下，可以通过 chmod +x 命令给该 sh 文件赋予可执行权限后，运行 sh 命令，直接编译。如图3-6所示，需要编译的内容为两个第三方库和 ORB-SLAM2 主要函数；需要注意的是，make -j 命令指的是只用全部线程进行编译，这样做可能会造成电脑资源锁死，可以根据电脑的配置自行修改所用线程数。

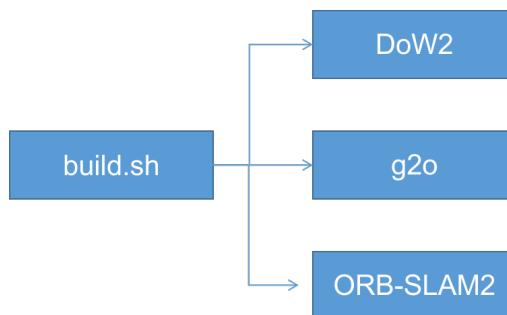


图 3-6 配置 ORB-SLAM2

ORB-SLAM2 在普通编译过程中，可能会遇到一些问题：

1. System.cc 中，usleep 未定义；这是由于 System.h 文件中缺少头文件 unistd.h 导致的，加上该头文件即可。
2. 找不到 Eigen3 库；大概率是因为 Pangolin 版本为 0.6，但 ORB-SLAM2 使用的 Pangolin 版本为 0.5；一种方法是将 Pangolin 版本退回 0.5，另一种方法是将

CMakeList.txt 中的 Eigen3 REQUIRED 改为 REQUIRED NO\_MODULE。如果仍然找不到 Eigen3 库，如果是用 Eigen3 源代码编译安装的非模板类 Eigen3 库，则可以通过 ln -s 建立软链接的方式，在 ORB 需要找到 Eigen3 的位置添加上 Eigen3 的库。

### 3. Eigen3 的问题，在 ROS 编译的 CMakeList 中也需要修改。

普通编译完成后，使用 TUM 数据集进行测试，从 System.cc 中可以得出，在终端中需要三个参数：ORB 字典的路径、相机配置文件的路径、数据集的路径。

由于需要在 ROS 环境下使用，首先执行 build\_ros.sh。之后需要添加环境变量给 ROS 工作空间，即在.bashrc 文件中，添加上 ROS 功能包的路径，指向 Examples/ROS 文件夹。至此，ORB-SLAM2 在普通环境和 ROS 环境下均配置完成。

#### 3.2.3 ORB-SLAM2 整体框架

ORB-SLAM2 在运行时，其整体框架如图3-7所示，可以看出，系统主要由 3 个并行的线程构成，分别为跟踪、本地建图和回环。

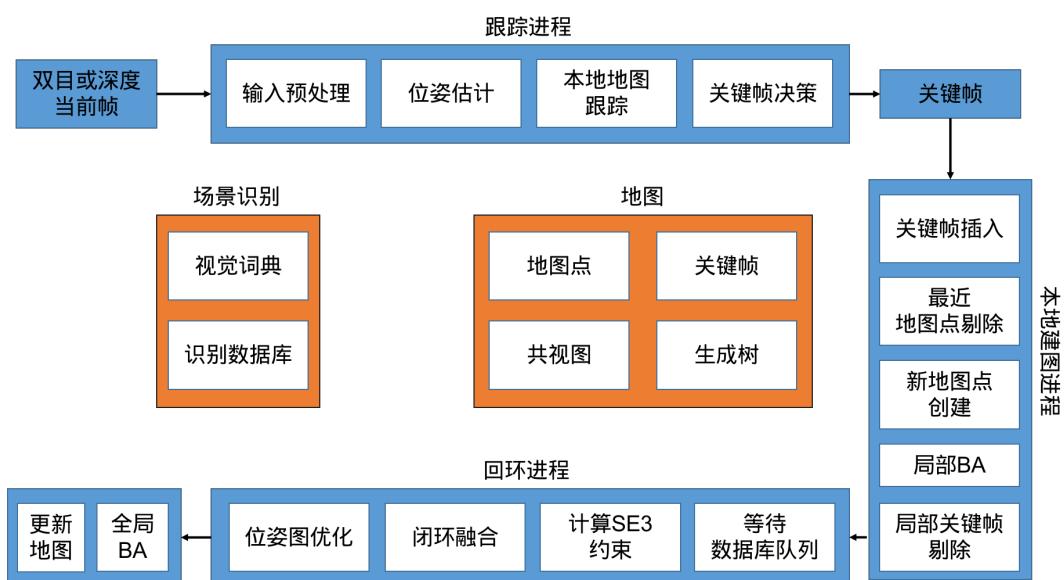


图 3-7 ORB-SLAM2 整体框架

跟踪线程的目的是从相机观察到的每一帧获取相机当前的位置；在过程中根据与本地地图的特征点匹配，仅使用运动估计的 BA 来最小化重投影误差。首先进入到当前帧的预处理阶段，在这一部分中，将会完成对当前帧的 ORB 特征点提取与匹配环节，最终得到满足要求的关键点；之后是根据运动跟踪模型或重定位

的方法建立对当前相机位姿的估计，并与本地地图建立联系，得到在地图中的跟踪，并最终决定该帧是否可以作为关键帧插入到关键帧数据库中。

本地建图线程的目的是管理本地地图并且进行局部 BA，做出优化。在整个 ORB-SLAM 的运行中，共有三种 BA。一是在跟踪线程中的基于运动模型的 BA，二是在本地地图中优化关键帧和地图点的局部 BA，和最后回环检测完成后的全局 BA，这些都是用的是基于 g2o 的 LM 信任域收敛优化方法。在该线程中，输入的内容为关键帧，首先要完成关键帧的插入，其次是剔除一些最近的不符合要求的地图点，而后建立一些新的地图点，并且开始局部 BA 优化，最后会选择剔除一些关键帧。

回环线程的目的是完成回环检测、通过位姿图优化消除累计误差；检测到闭环并完成合并后，会开启全局 BA 线程，优化全局的路径。在经历本地建图线程后，关键帧会进入回环线程；首先是回环检测，在这之中需要进行 SE3 的计算，要求不仅满足相似关系，还要满足几何约束的关键帧才能进入到回环的闭环修正中；当进入到修正阶段，融合闭环后，则要进行位姿图优化。在这之后，开启新的全局优化进程，进行全局 BA 优化，并且更新优化后的地图。

除此之外，系统还嵌入了基于 BoW2 的场景识别模块，并将其用于重定位。对于回环检测，系统保留了共视图模型，其串联了两个具有共视关系的关键帧；另外设有一个连接各个关键帧的最小生成树。这些设计使得 ORB-SLAM2 能够在大场景中正常工作，并且当闭环结束后为位姿图优化提供框架。

### 3.2.4 ORB-SLAM2 的主要模块

ORB-SLAM2 是一套规范完整的视觉 SLAM 系统，其主要模块可以分为四个：跟踪模块、本地地图模块、回环检测进程、可视化模块<sup>[15]</sup>。如图3-8所示，从以下五个主要函数中分析。

**System.cc**, SLAM 系统顶端控制：

首先是读取 ORB 词典，该词典是配合 DoW2 库训练得到的，用于回环检测时判断图像的外观相似度。

其次是创建 ORB 特有的 KeyFrameDatabase，该类用于处理关键帧数据；创建地图，实例化 Map 对象；创建画笔，为可视化做准备。

```
//Create KeyFrame Database
mpKeyFrameDatabase = new KeyFrameDatabase(*mpVocabulary);

//Create the Map
mpMap = new Map();
```

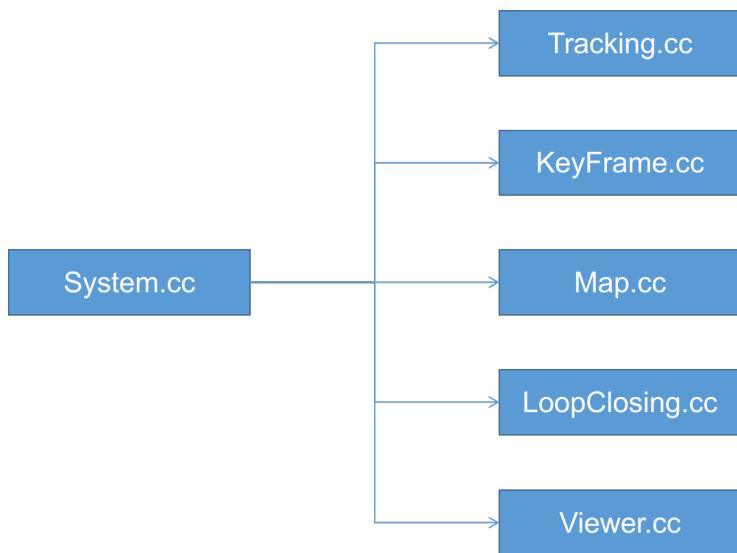


图 3-8 ORB-SLAM2 主要模块

```

//Create Drawers. These are used by the Viewer
mpFrameDrawer = new FrameDrawer(mpMap);
mpMapDrawer = new MapDrawer(mpMap, strSettingsFile);
  
```

之后是主要线程的初始化，跟踪线程、本地地图线程和回环检测线程：

```

//Initialize the Tracking thread
//(it will live in the main thread of execution, the one that called this constructor)
mpTracker = new Tracking(this, mpVocabulary, mpFrameDrawer, mpMapDrawer,
mpMap, mpKeyFrameDatabase, strSettingsFile, mSensor);

//Initialize the Local Mapping thread and launch
mpLocalMapper = new LocalMapping(mpMap, mSensor==MONOCULAR);
mptLocalMapping = new thread(&ORB_SLAM2::LocalMapping::Run,mpLocalMapper);

//Initialize the Loop Closing thread and launch
mpLoopCloser = new LoopClosing(mpMap, mpKeyFrameDatabase, mpVocabulary, mSensor!=MONOCULAR);
mptLoopClosing = new thread(&ORB_SLAM2::LoopClosing::Run, mpLoopCloser);
  
```

System 相当于工程中的 Main 函数，汇集了实现一个 SLAM 系统所需的全部流程，使用顶层的代码进行控制，具体功能则由底层的类及其中的函数去实现。

**Tracking.cc**，关键的跟踪进程，其主要函数为图像的转换函数和 Track 主函数：

1. 图像转换函数是针对不同传感器设置的，以单目相机为例；该函数需要判断图像是否为灰度图，判断图像为 RGB 或 BGR 编码，并最后将图像转为系统使用的灰度 3 通道图像，赋予其时间戳和 ORB 字典、相机的内参矩阵和畸变参数等信息，构成当前帧的对象。
2. Track 函数，该函数是 Tracking.cc 中的主要函数，或称之为顶端函数。该函数首先判断系统状态，之后根据状态选择使用运动模型或里程计模型得到当前位姿，以及是否需要重定位；如果得到相机位姿和正确匹配，则依次在建立的 Map 中跟踪路标、将路标更新到画笔中、判断是否将该帧加入关键帧、清除里程计的匹配和未跟踪的 MP。

**KeyFrame.cc**，该类的操作都基于关键帧进行：

1. 共视图；确定关键帧之间的共视关系，该内容将被用于优化及回环检测，最终建立一个关键帧之间的共视图关系。
2. 地图点；还包括 MP 地图点的添加与移除、跟踪与匹配等；
3. 位姿；包括获取位姿、旋转矩阵  $\mathbf{R}$ ，平移向量  $\mathbf{t}$  等；

**LoopClosing.cc**，回环检测的主要函数：

1. 检测是否有新的关键帧；在此之前要给回环的队列加互斥锁，之后返回逻辑变量，表示是否有新的关键帧；
2. 检测是否有闭环；提取出一个关键帧，并用互斥锁加锁，防止被擦除；之后对地图进行判断，如果地图包含少于 10 个关键帧，则直接判定为没有闭环；使用具有共视关系的关键帧基于词袋模型进行评分，将其共视关键帧得到的最高分作为最低分；最后删除其他的闭环候选帧，暂时找到与当前关键帧一致的关键帧。
3. 计算相似变换；Sim3 算法，其结果是得到两帧之间的相对位姿，只有 Sim3 求解器得到足够多的匹配点，才能接受该闭环帧。
4. 融合位姿图。

### 3.3 CCM-SLAM

CCM-SLAM 是由苏黎世联邦理工大学 Patrik Schmuck 开发，其含义是中心式协同单目视觉 SLAM。其特点是适用于多个设备（最多四个）同时运行，并且有一个终端负责管理控制和处理数据，是一种联合协同式的 SLAM 方案。

### 3.3.1 CCM-SLAM 的结构

CCM 在算法上使用了 ORB-SLAM2 的方法，保留了其跟踪、关键帧、关键帧数据库、Sim3 求解等类；与此同时，更加明确了自己的 Client+Server 机制，其核心是中心式的协同结构和各设备之间的通信方法。

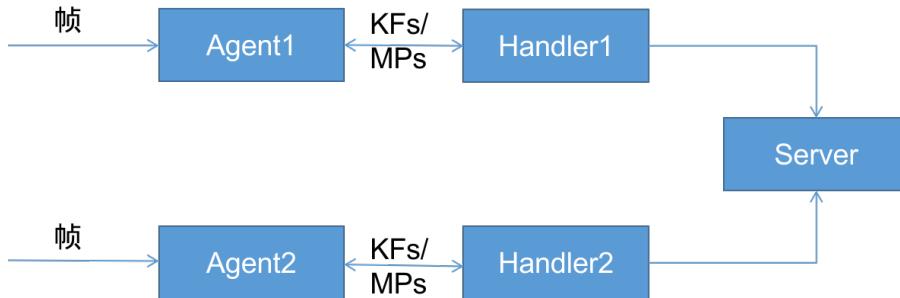


图 3-9 CCM-SLAM 框架

如图3-9所示，CCM 的核心是其将整个系统的 SLAM 进程分为了 Client 和 Server 两个模块处理。应用了网络中的客户端与服务器模型，这里的客户端指的是携带相机传感器的各设备终端，设备的种类可以是无人机、无人车、无人船甚至改进的手持相机，而服务器一般是一台中央处理电脑。

设备作为客户端，其并不是一个简单的相机加图片数据传输，而是一个有一定复杂的运算系统。在客户端中，需要接收传感器得到的帧信息，并且做里程计运算，得到关键帧，通过通信模块将数据发送给服务器中负责接收信息的处理单元；除此之外，在客户端中还存储有建立的局部地图，地图点保持与服务器的地图数据库更新。

关键帧和地图点的数据进入服务器的信息处理单元后，地图点直接进入服务器的地图存储库中；对于新的关键帧，如果能够检测到地图场景重叠，则直接进入到优化过程，并将优化后的结果存储到地图存储库中；该关键帧正常情况下会进入地图匹配和地图融合模块，之后再进入优化环节，随后存储到库中；如果所有客户端都到达相同的场景，则最后地图存储库只会有一张地图<sup>[10]</sup>。

### 3.3.2 Client 与 Server 机制

CCM-SLAM 主要有两大板块的内容，一部分是地图的处理，另一部分是其客户端和服务器的机制及通讯方式。

客户端的设计可以分为三步，如图3-10所示，整体的流程是由 ClientNode 到 ClientSystem 再到 ClientHandler，其中的引用关系即为该流程。

ClientNode 负责的内容包括：ROS 节点初始化，句柄的设计，使用指针创建 ClientSystem。在 ROS 节点的初始化过程中，使用的节点名称是 CSLAM client node；



图 3-10 Client 设计

值得注意的是其句柄的设计，一般的 ROS 句柄都实例化 NodeHandler，但其又实例化了 NodeHandler("")，该操作旨在给相机和地图等话题之前加上节点的名称，以于不同的终端作区分；最后使用了智能指针，创建了 ClientSystem 对象，意味着对该客户端创建了属于其自己的客户端系统。

```

ros::init(argc, argv, "CSLAM client node");

if(argc != 3){
    cerr << "Usage: rosrun cslam clientnode path_to_vocabulary path_to_cam_params";
    ros::shutdown();
    return 1;
}

ros::NodeHandle Nh; // topic name will be: node name(only), like "/image_raw"
// topic node will be: node name + topic name, like "iris_0/image_raw"
ros::NodeHandle NhPrivate("~");

boost::shared_ptr<cslam::ClientSystem> pCSys{new
    cslam::ClientSystem(Nh,NhPrivate,argv[1],argv[2])};

```

ClientSystem 负责的内容包括：读取 ID，SLAM 初始化及预先数据准备。首先从 ROS 的参数服务器读取客户端 ID，使用 ROS 的 param 方法读取该数据；之后进行标准的 SLAM 数据预先准备流程，即加载词典、创建关键帧数据库、创建地图；最后进行初始化步骤，在这里引入了 ClientHandler。

```

int ClientId;
// get ClientID from launch file, actually ROS parameter server
mNhPrivate.param("ClientId",ClientId,-1);
mClientId = static_cast<size_t>(ClientId);
// assign ClientID to member of class ClientSystem, mClientID

```

```
// load vocabulary
this->LoadVocabulary(strVocFile);

// Create KeyFrame Database
mpKFDB.reset(new KeyFrameDatabase(mpVoc));

// Create the Map
mpMap.reset(new Map(mNh,mNhPrivate,mClientId,eSystemState::CLIENT));
usleep(10000); //wait to avoid race conditions

// Initialize Agent
mpAgent.reset(new ClientHandler(mNh,mNhPrivate,mpVoc,mpKFDB,mpMap,
mClientId,mpUID,eSystemState::CLIENT,strCamFile,nullptr));
usleep(10000); //wait to avoid race conditions
mpAgent->InitializeThreads();
usleep(10000); //wait to avoid race conditions
```

ClientHandler 负责的内容包括：向总地图中添加该 ID 客户端的地图，定义 Sim3 转换，将该 ID 客户端的相机话题名加载到 ROS 的参数服务器，最后开始了具体的初始化。

## 3.4 地图融合方案

地图的融合原理与回环检测类似，但不同于回环检测，地图融合在识别出场景重叠后，不止需要完成定位，还要对重叠场景的地图点完成归类和补充。

### 3.4.1 系统框架

地图融合系统的框架如图3-11所示：无人机 1 和无人机 2 将帧信息传递给系统的关键帧处理单元，关键帧处理单元对帧做出处理，首先筛选出其中的关键帧，没有入选的帧则被舍弃。

筛选出的关键帧随后首先进入到场景识别模块，该处的作用类似回环检测，即识别出相似的场景，这一点仍然使用基于外观的相似检测，即使用 BoW 的词袋模型。如果没有探测到场景重叠（注意，相邻的关键帧不会被并入考虑是否重叠，除

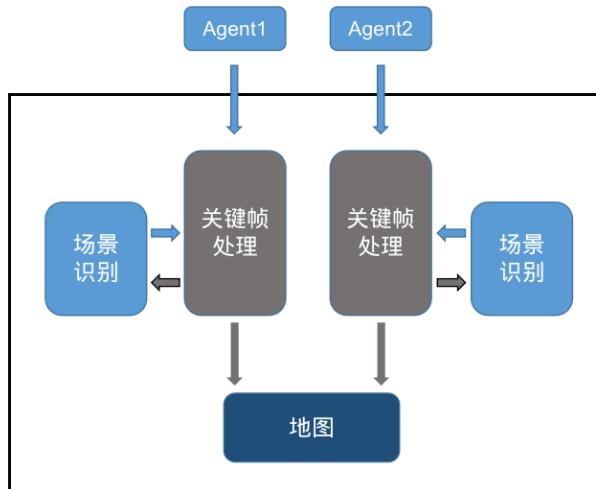


图 3-11 系统框架

了很大概率存在重叠外，在代码的逻辑中还需剔除共视关键帧的影响），则进入正常的优化和回环检测、建图等环节；如果探测到场景重叠，则需要视情况而定<sup>[17]</sup>：

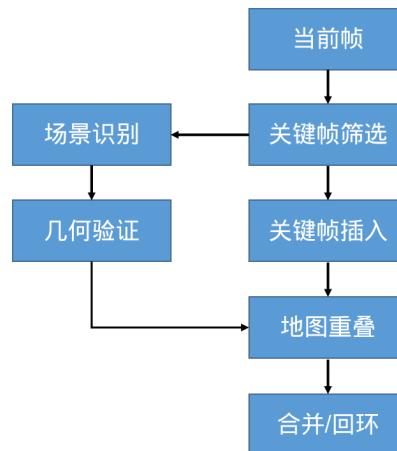


图 3-12 关键帧处理

1. 若该场景与本机已经经历过的场景重合，则不进入地图拼合模块，直接进入优化和回环检测模块；对重叠的定义需要判断是完全重叠或部分重叠，若完全重叠则也会进入到回环检测模块；若连续几帧均为部分重叠，即说明对某些点保持跟踪，而在 SLAM 进程中只有连续几帧都可见的路标点才会被计入地图点，属于正常跟踪进程。
2. 若该场景与本机的场景无重合，在与另一架无人机的场景识别中探测到重叠，则会进入到地图融合进程；

### 3.4.2 场景识别

当关键帧被确定后，其首先要进行场景识别检测；检测的对象来自关键帧数据集，其在 SLAM 进程中不断扩充，因此需要使用一种运算速度快的场景识别方法。本研究中使用基于外观相似判断的 BoW2 算法。

BoW 即 Bag of Words，意为单词的集合。算法的核心原理是将图像中出现的各元素进行划分，出现的元素算作一个单词，则整张图片变成了单词的合集；众多图片中单词的合集构成了字典。随后根据不同类型的元素组成一个向量，因此复杂的图像描述就被转换成了简单的向量描述。

假设当前拥有一个包含三个单词的字典，三个单词为  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ ，并且有图片  $I$ ，图片中仅有元素  $\omega_2$ ，则该图片可以表示为下式：

$$I = 0 \cdot \omega_1 + 1 \cdot \omega_2 + 0 \cdot \omega_3 \quad (3-7)$$

转换为向量描述，则有  $I = [0, 1, 0]^T$ ；由此，只要拥有一个足够全面的字典，就可以使用这种方法描述一张图片；如果不考虑图片中元素出现的次数，而只关注出现与否，则该向量简化为了一个二维向量。当面对两张图像的相似度比较时，可是根据两张图像向量差来判定相似度，还有很多计算相似度的方法。

BoW 字典的生成使用了无监督聚类的 K-means 方法，通过大量图片计算各种特征的特征点，将具有某一类特征的特征点构成一个组合，也就构成了一个单词；只要在查找时对应到该单词为最相似的单词，则可以认为找到了一个元素。但是字典由大量单词构成，如果直接查找则不能满足 SLAM 实时性的要求，因此需要使用特殊的数据结构，比如 k 叉树。

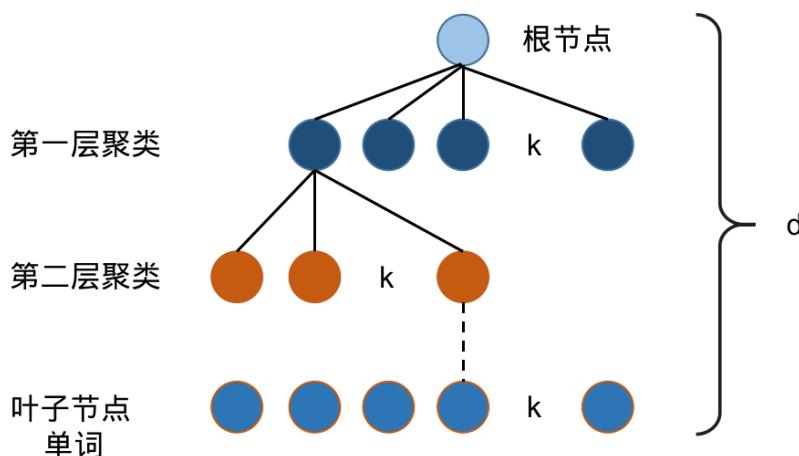


图 3-13 k 叉树字典

图3-13表示了一个 k 叉树字典的构成；图中的圆表示不同的特征，圆之间的

连线代表在查找某种特征时的路径。最上方的是根节点，首先使用 k-means 聚类方法把 N 个特征点分为 k 类，由此构成了第一层聚类；之后同理，根据不同特征聚类，最终构成了 d 层，每个节点在下一层又拥有 k 类的树状结构，这样的 k 叉树可以存储  $N = k^d$  个单词，并且使用分级的方式查找也能够保证效率和实时性。

接下来需要的是对相似度给出量化的办法。使用 TF-IDF 思想，其含义为在图像中经常出现的和在字典中较少出现的单词，都具有很高的区分度。在进行相似度计算时，区分度高的单词，其权重也高，这样带有权值地计算会有更好的效果。

首先，在建立字典时可以统计某叶子节点  $\omega_i$  的 IDF 值，假设共有 n 个特征，该叶子节点出现的次数为  $n_i$ ，则有其 IDF 值为：

$$IDF_i = \log \frac{n}{n_i} \quad (3-8)$$

可以看出， $n_i$  的值越小，则其 IDF 评分越高。

其次计算其 TF 值，假设在某图像中，该叶子节点的特征出现了  $n_i$  次，该图像拥有的总单词数为 n，则有其 TF 值为：

$$TF_i = \frac{n_i}{n} \quad (3-9)$$

可以看出， $n_i$  的值越大，则其 TF 评分越高。

可以定义叶子节点特征  $\omega_i$  的权重  $W_i$  为：

$$W_i = TF_i \times IDF_i \quad (3-10)$$

对于某一叶子节点特征，如果能在图像中获得其权重，以此类推，则可以获得图像中所有单词的权重，根据此可以得到带有权重的 BoW 向量，以图片 I 为例，则其 BoW 向量  $v_I$  为：

$$v_I = [(\omega_1, W_1), (\omega_2, W_2), \dots, (\omega_N, W_N)] \quad (3-11)$$

完成场景识别后，如果属于自身的地图，则最终会参与到本机的全局 BA 优化中；如果属于其他终端的地图，则会进入地图融合模块。

### 3.4.3 地图融合

地图融合的前提是存在场景相似，并且当前帧与数据库中的关键帧可以获得一定的匹配关系。如图3-14所示：现有匹配的关键帧 1 与关键帧 2 及其各自的地图 1 与地图 2，地图合并首先会创建一个新地图，在此称其为“总地图”，由地图

1 和地图 2 中的点构成。

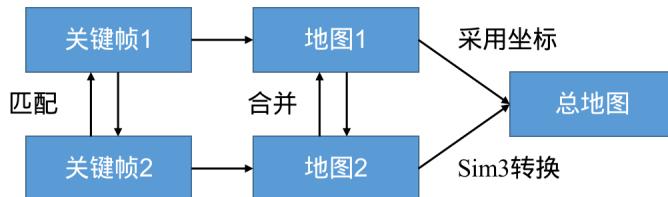


图 3-14 融合方法框架

假设地图 1 的坐标系被“总地图”所采用，则地图 1 的所有地图点直接进入到总地图中，但是地图 2 中的点需要完成 12 之间的坐标系相对转换关系，才能将 2 中的地图点也复制到“总地图”中。在地图 1 与地图 2 中，匹配的地图点会直接合并成一个地图点，放到“总地图”中，而未匹配的地图点则会根据 Sim3 转换复制到“总地图”坐标系中，并且会产生新的约束关系。

具体的几何视角，如图3-15所示，将两张图像中的地图点进行特征点匹配操作；对于图中的地图点，其在两个坐标系下，通过三角测量得到的坐标是不一致的，由此推得两个坐标系的转换关系，从而以一个无人机坐标系为主，将另一个坐标系中的点进行坐标变换后，重复的点舍弃，新增的点则按照坐标系转换关系补充到地图中，从而完成地图融合。

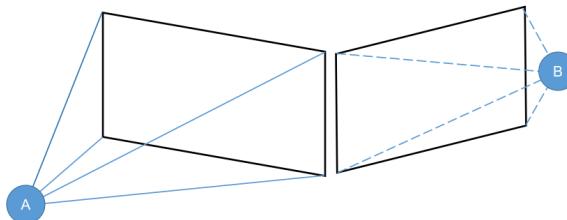


图 3-15 地图点匹配

设有四张包含场景重叠但在不同位置拍摄的图片，随机对其分为 2 组，一组的图片序号为 1,2；二组图片的序号为 3,4；

对两组图片首先进行 ORB 特征点提取，之后使用提取和匹配到的特征点，计算两组相机运动的位姿变换矩阵，为  $T_{12}, T_{34}$ ，则现有两套坐标转换关系，并且可以根据三角测量的方法，获得两组地图点相对于各自参考图片 (1,3) 的位置  $P_{12}, P_{34}$ ；

由于该场景包含重叠场景，我们默认其符合拼接地图的要求；接下来对 1,3 进行特征点提取和匹配，并随后计算 1,3 之间的转换矩阵  $T_{13}$ ，则可以由此矩阵，将 1 中的地图点转换到 3 坐标系下：

$$P_{12-3} = \mathbf{R}_{13} \times P_{12} + \mathbf{t}_{13} \quad (3-12)$$

这一部分的代码实现如下，其中，shiftCoordinate 函数为实现上式的函数。

```
// get KeyPoint position of Client0 in Client1
vector<Point3d> map_point0_1;
map_point0_1 = ORBMatcher::shiftCoordinate(R, t, K, map_points0);
map_point0_1.insert(map_point0_1.end(), map_points1.begin(), map_points1.end());
// show combination map
ORBMatcher::showMapPoints(map_point0_1);

vector<cv::Point3d> ORBMatcher::shiftCoordinate(const Mat &R, const Mat &t, const Mat &K,
const vector<cv::Point3d> &pos) {
    // Pos_new = (RP + t)
    vector<Point3d> shiftedPos;
    Point3d p;

    Eigen::Matrix<double, 3, 3> Mat_R;
    Eigen::Matrix<double, 3, 1> Mat_t;
    Eigen::Matrix<double, 3, 1> Mat_P;
    Eigen::Matrix<double, 3, 3> Mat_K;
    Eigen::Matrix<double, 3, 1> Mat_Pos;

    cv2eigen(R, Mat_R);
    cv2eigen(t, Mat_t);

    for (const auto & po : pos){
        Mat_Pos << po.x, po.y, po.z;
        Mat_P = Mat_R * Mat_Pos + Mat_t;
        p.x = Mat_P(0);
        p.y = Mat_P(1);
        p.z = Mat_P(2);
        shiftedPos.push_back(p);
    }
    return shiftedPos;
}
```

实现点云绘制的为 showMapPoints 函数，主要使用了 Pangolin 库，使用 OpenGL 对各点进行绘制并且给出可交互窗口。其中的关键循环如下：

```
for (const auto & MapPoint : MapPoints){  
    glVertex3d(MapPoint.x, MapPoint.y, MapPoint.z);  
}
```

由此获得了简单的拼合场景；



图 3-16 单独地图点

图 3-17 合并地图点

## 第四章 多无人机 SLAM 仿真

本章主要多无人机 SLAM 的仿真；为了循序渐进，首先介绍仿真环境的配置，其次是单机的 SLAM 仿真，最后过渡到多机的 SLAM 仿真。

### 4.1 gazebo 仿真环境配置

在进行仿真之前，首先要对场景进行搭建，对 launch 文件进行配置。

#### 4.1.1 场景

仿真环境中，场景的设计不能过于简单，墙壁、地面等大面积重复物体应该具有纹理，否则 ORB-SLAM2 的特征点提取会十分困难；除了纹理的设计，还应尽可能多地提供物体，使场景丰富。如图4-1所示：

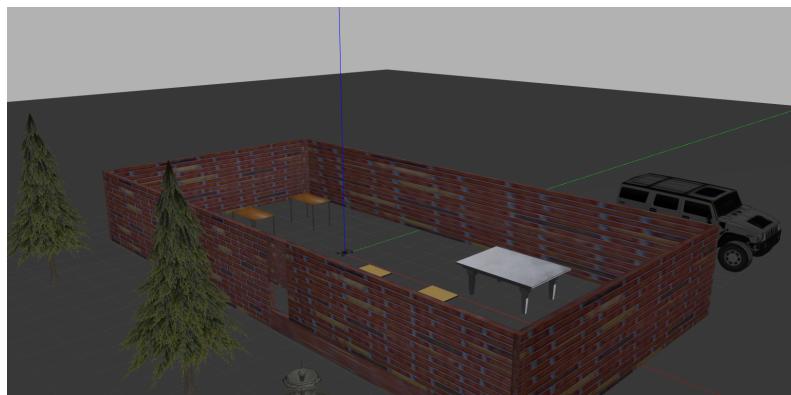


图 4-1 gazebo 场景示例

进入 gazebo 界面后，使用 Control+B 进入其编辑界面；之后有两种选择：

1. 建立基础模型，一般在这里会绘制上地面及其纹理；如果是室内场景，还会绘制一个大致的墙壁结构，墙壁的纹理，其上的门窗等；最后将该模型保存到.gazebo/model 文件中，这是 gazebo 模型的默认文件。
2. 直接选择插入模型；可以在此直接插入上文建立的基础模型，也可以插入其他模型库已有的模型，默认存储在/.gazebo/models 文件夹下

最后需要将自建场景存储为一个.world 文件，gazebo 不会给文件后缀的提示，需要自己输入后缀，这一点需要特别注意。在此之后，就获得了自建的 world 场景，下一步需要在 launch 文件中更改该项，完成调用。

## 4.1.2 launch 文件

2.1.3节中，曾简单介绍 launch 文件的功能。作为整个仿真环境的配置文件，launch 文件中基本包含了仿真所需的参数。

launch 文件使用 XML 标签语言书写，主要为确定启动的节点和加载参数使用，简单的开始节点、加载参数的方法如下：

```
<node pkg="your package name" name="your node name" type="your node type"/>
<param name="param name" value="param value"/>
<arg name="arg name" default="arg value"/>
```

在一个简单的 launch 文件中，主要会包括设备的信息设置、PX4 配置和 gazebo 仿真配置。

1. 设备的信息设置；这一部分包括设备的位姿，通过  $x, y, z, R, P, Y$  6 个变量表示三维位置坐标和滚转、俯仰、偏航姿态角；还包括设置设备的类型和名称，在四旋翼无人机仿真中使用 iris 作为参数 vehicle 的值，并且在 sdf 参数中，将 sdf 参数的值指向 iris 的 sdf 文件（一般在该位置，都使用默认参数加 find 指令去寻找软件在环仿真的 gazebo 模型路径）；最后是一些 gui 等参数的设置，默认使用官方设置的即可。
2. PX4 软件在环仿真的参数；在这里启动了名为 sitl 的节点，其参数指向了 EKF 设置的 rcS 文件；
3. gazebo 仿真参数配置；在这里需要修改 world\_name 参数，其默认是 world 参数的值，所以实际上也可以直接修改 world 参数值，将其指向自建的 world 文件。

自此，launch 文件配置完成，可以使用 PX4 启动 launch 文件来进行简单的仿真。

## 4.2 单机 SLAM 仿真

在进行多机仿真前，首先要进行单机的 SLAM 仿真，为多机仿真做铺垫。单机 SLAM 仿真分为单机 Offboard 模式起降和航路点飞行，以及 SLAM 下的起降和航路点飞行四步。

### 4.2.1 launch 文件配置

4.1.2节中介绍了 launch 文件的详细配置方法，对于单机的 SLAM 仿真，配置方法基本与其相同，但是需要给 iris 无人机加装上双目相机。以下介绍给无人机加装相机的方法：

选择 mavros\_posix\_sitl.launch 文件，找到设备模型和世界配置区块，原始设置如下：

```
<!-- vehicle model and world -->
<arg name="est" default="ekf2"/>
<arg name="vehicle" default="iris"/>
<arg name="world" default="$(find mavlink_sitl_gazebo)/worlds/empty.world"/>
<arg name="sdf" default="$(find mavlink_sitl_gazebo)/models/$(arg vehicle)
    /$(arg vehicle).sdf"/>
```

加载双目相机，也就是给 iris 无人机装上相机，需要在设备配置处，加上其附加配置的 sdf 文件；由于在这里只添加了相机的 sdf 文件，所以该附加 sdf 文件不需要手动修改，直接链接到相机上即可。因此需要新建 camera 参数，其值为 iris\_stereo\_camera，是 gazebo 自带的可以添加到 iris 无人机上的双目相机，修改后的 launch 文件部分如下：

```
<!-- vehicle model and world -->
<arg name="est" default="ekf2"/>
<arg name="vehicle" default="iris"/>
<!-- add stereo camera for iris -->
<arg name="my_camera" default="iris_stereo_camera"/>
<arg name="world" default="$(find mavlink_sitl_gazebo)/worlds
    /empty.world"/>
<!-- also need to revise sdf -->
<arg name="sdf" default="$(find mavlink_sitl_gazebo)/models
    /$(arg my_camera)/$(arg my_camera).sdf"/>
```

```
<!-- <arg name="sdf" default="$(find mavlink_sitl_gazebo)/models  
/$(arg vehicle)/$(arg vehicle).sdf"/> -->
```

更改完 launch 文件的无人机配置后，可以试运行来检测，即 rosrun 该 launch 文件。之后有两种方法可以检查，一是使用 rostopic list 命令，查找当前活跃的话题，如果 MAVROS 能顺利连接上双目相机，则会出现 image\_raw 话题（对于双目分为左右，但对于单目仅有一个话题），这种情况下一般是成功的；另一种方法是使用 ROS 自带的 rqt\_graph 命令，该命令可以以图的形式展示出，这种方式用途更广。装配成功后，仿真加载时应如图4-2所示：

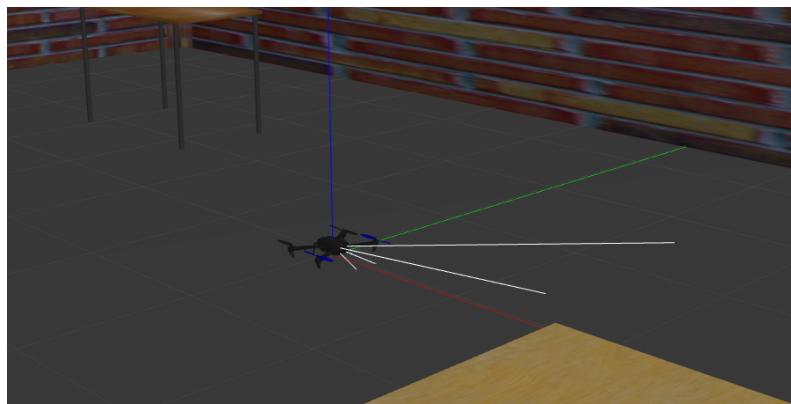


图 4-2 装配相机的 iris 无人机

需要注意，在需要与 MAVROS 建立通信的 launch 文件中，需要设置 fcu 端口号，具体表示为 udp+ 本地端口号，在多机的 launch 文件中，每一架飞机的端口号都是不同的，但单机不需要作出修改。

如果设置双目相机参数后加载失败或加载到一个正方体模型，则是双目相机模型缺失导致的。一种方法是删除 gazebo 自带的 models 中的双目相机，并用 PX4 中的双目相机飞机代替；另一种方法则是直接将 sdf 的值指向 PX4 的双目相机飞机，即其值为 PX4 双目相机飞机的路径。

## 4.2.2 Offboard 程序

完成双目相机的配置后，第二步是进入 Offboard 程序。与 2.2.4 的 Offboard 模式类似，首先目标是完成一套完整的起飞降落。需要注意，Offboard 模式中，所有消息指令都需要以大于 2Hz 的频率发送，否则会激活安全生效机制，飞机返航。

1. 起飞的方式。动力学模型上的起飞即给四旋翼增加动力，保持平衡并提供向上的大于重力的升力，在程序中表示为发布位置指令，该消息类型为 MAVROS 的 geometry\_msgs 数据类型。

2. 降落的方式。一般使用切换飞行模式的方法，将飞行模式切换到降落模式，选择降落模式中的自动降落即可。

降落的程序如下：其主要内容与 Offboard 模式解锁起飞类似，都需要通过 mavros 的 state 话题来设置当前的飞行模式，连接到 PX4 后，由 PX4 的控制律负责降落过程中的速度处理。

```
// proceed landing process
ROS_INFO("landing");
mavros_msgs::SetMode land_set_mode;
land_set_mode.request.custom_mode = "AUTO.LAND";
while (ros::ok()){
    if( current_state.mode != "AUTO.LAND" &&
        (ros::Time::now() - last_request > ros::Duration(5.0))){
        if( set_mode_client.call(land_set_mode) &&
            land_set_mode.response.mode_sent){
            ROS_INFO("Land enabled");
        }
        last_request = ros::Time::now();
    }
}

}
```

航路点飞行的简单实现方法为，依次发布各航路点的位置信息，但需要一个函数去判断飞机是否到达了航路点。函数的实现可以利用预计坐标和现处位置之间的欧式距离作评判标准，小于某值则认为到达航路点，实现的关键在现处位置消息的订阅。首先需要定义 current\_pose 作为现处位置的变量，之后定义回调函数，获得该信息，实现的代码如下：

```
// record current pose
geometry_msgs::PoseStamped current_pose; /* NOLINT */

// callback function for Subscriber for local_pos_sub
void local_cb(const geometry_msgs::PoseStamped::ConstPtr& msg){
    current_pose = *msg;
}
```

检查是否到达航路点的函数如下：其实现方式为通过对比期望的位置信息和订阅得到的当前位置信息，以欧氏距离设置对应精度，满足该精度则认为到达该航路点。

```
// check if reached a waypoint
bool check_waypoint(const geometry_msgs::PoseStamped &now_pose,
                     const geometry_msgs::PoseStamped &aim_pose){
    // define Point to hold current position and aim position
    geometry_msgs::Point curr, aim;
    curr = now_pose.pose.position;
    aim = aim_pose.pose.position;
    double precision = 0.1;

    // define return value
    bool reach = false;

    // calculate distance
    double dist = sqrt(pow((curr.x - aim.x), 2) +
                        pow((curr.y - aim.y), 2) + pow((curr.z - aim.z), 2));
    if(dist < precision){
        reach = true;
        ROS_INFO("reached waypoint!");
    }

    return reach;
}
```

按 2 个航路点飞行的地面上站轨迹示意图如图4-3所示：

### 4.2.3 视觉定位的坐标变换

在正常 GPS 定位的 Offboard 模式下，飞机的位置在 MAVROS 中作为已知量存在。但在视觉定位模式下，可以参照图4-4的节点与话题关系，MAVROS 需要通过 vision\_pose/pose 话题获得飞机的位姿信息。而 ORB-SLAM2 解算出的位姿并不是 MAVROS 的地理位置消息格式，因此需要做一些转换。

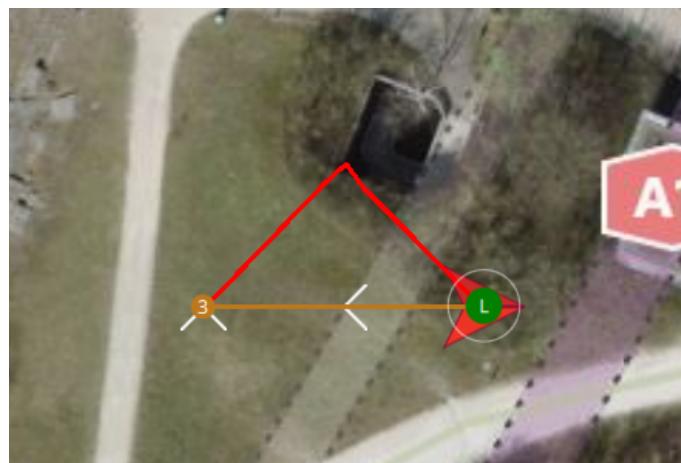


图 4-3 地面站的航路点飞行轨迹

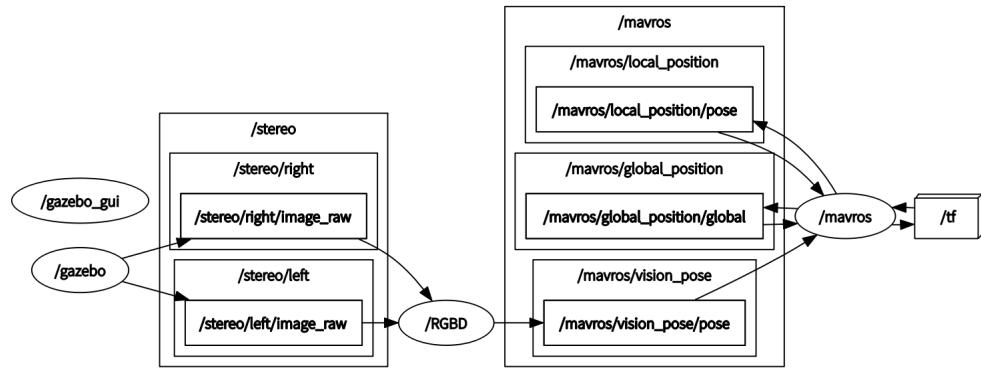


图 4-4 视觉 SLAM 节点话题关系

ORB-SLAM2 得到的外参  $\mathbf{T}_{cw}$  矩阵为  $4 \times 4$  矩阵：

$$\mathbf{T}_{cw} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{cw} & \mathbf{t}_{cw} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

其中， $\mathbf{R}_{cw}$  为旋转矩阵， $\mathbf{t}_{cw}$  为平移向量。

可以证明，从相机的外参矩阵得到相机位姿：

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{wc} &= \mathbf{R}_{cw}^T \\ \mathbf{t}_{wc} &= -\mathbf{R}_{wc} \cdot \mathbf{t}_{cw} \end{aligned} \quad (4-2)$$

在此之后，还需要将  $\mathbf{R}_{wc}$  和  $\mathbf{t}_{wc}$  赋值给 ROS 中 tf 坐标系类型的 Transform 变量，之后通过调用 ROS 的 poseTFToMsg 函数，将 tf 类型的变量转为 MAVROS 的地理位置消息类型变量。实现的代码如下：

```

Rwc = Tcw.rowRange(0,3).colRange(0,3).t(); // Rotation information
twc = -Rwc*Tcw.rowRange(0,3).col(3); // translation information
vector<float> q = ORB_SLAM2::Converter::toQuaternion(Rwc);

tf::Transform new_transform;
new_transform.setOrigin(tf::Vector3(twc.at<float>(0, 0),
twc.at<float>(0, 1), twc.at<float>(0, 2)));

tf::Quaternion quaternion(q[0], q[1], q[2], q[3]);
new_transform.setRotation(quaternion);

tf::poseTFToMsg(new_transform, pose.pose);
x = pose.pose.position.x;
y = pose.pose.position.y;
z = pose.pose.position.z;
pose.pose.position.x = z;
pose.pose.position.y = -x;
pose.pose.position.z = -y;
pose_pub->publish(pose);

```

#### 4.2.4 MAVROS 键盘控制

尽管可以使用 Offboard 模式下的 position 信息进行航路点的控制，但是无人机起飞和前进的动作幅度过大，直接影响了 SLAM 系统的跟踪效果，因此需要考虑通过 MAVROS 发布的信息，对无人机的速度进行详细控制。

可以选择设置其速度，利用循环控制话题执行的时间来设置距离的方法，但该方法在灵活性上有所欠缺；为了更加真实地进行无人机的仿真，本文研究了一套利用键盘输入信息控制无人机飞行的程序。

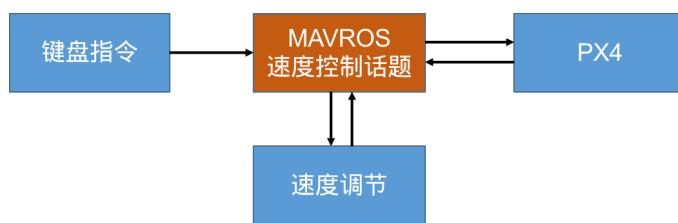


图 4-5 键盘控制流程

该程序的流程如图4-5所示：首先，在对 MAVROS 的话题进行分析后，发现其

订阅的话题有 setpoint\_velocity 下的 cmd\_vel\_unstamped 话题；该话题用于发送速度信息给 FCU 处理，因此本程序的核心为手动控制发送给 FCU 的速度信息，即 MAVROS 订阅的速度信息。

该信息属于地理信息的 Twist 类型，该类型包含三方向的线速度和角速度，因此可以通过更改信息的内容并且完成发布，则 MAVROS 会订阅并接收到该消息，完成对其速度的控制。

以键盘上的 T 和 W 为例，两者分别代表进行切换模式起飞与增加 X 方向的速度：

```
case KEYCODE_T:  
    ROS_INFO("Command Offboard mode RECEIVED!");  
    Offboard(set_mode_client, offb_set_mode, arm_cmd,  
             arming_client, local_pos_pub, pose, rate);  
    velocityTuning(twist, 0);  
    flag = true;  
    break;
```

在这之中用到了自定义的 velocityTuning 函数，其作用是根据第二个参数的值完成对应线速度或角速度的预设变化。其中的标志位 flag 用来给 switch 语句结束后判断是否应该发送 twist 的速度信息，并且在发送过后重新将标志位设为 false。

除此之外，MAVROS 还与 PX4 存在通信。比如至关重要的解锁环节，就需要通过 MAVROS 发信息到 PX4 实现，并且在解锁之前一般要先完成模式的切换，切换到离板模式进行起飞。为了飞行过程中的安全，PX4 也将不断监控 MAVROS 的一些话题数据，一旦出现故障，则可以调用其安全生效机制，有效保证飞行安全。

表 4-1 键盘按键指令对照表

按键	作用
W	增加 X 方向线速度
S	减少 X 方向线速度
A	增加 Y 方向线速度
D	减少 Y 方向线速度
Page Up	增加 Z 方向线速度
Page Down	减少 Z 方向线速度
Page Left	增加偏航角速度
Page Right	减少偏航角速度
T	切换离板模式并起飞
L	切换着陆模式
H	保持当前所在位置

#### 4.2.5 单机仿真实验结果

首先尝试了在简单的 gazebo 环境中进行起飞，场景如图4-7所示；由于使用双目相机，不需要初始化过程，因此飞机在非速度控制下的起飞中，也能匹配到较多特征点，但由于轨迹较短，并不能展示出完成的稀疏地图。并且当发生航路点飞行的瞬间，其动作幅度较大，极容易丢失跟踪，且无法完成重定位。

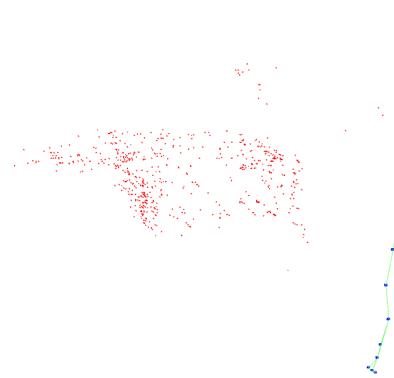


图 4-6 起飞过程的轨迹与建图

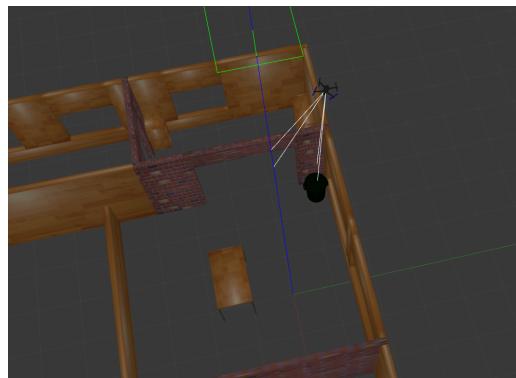


图 4-7 起飞过程的场景

为了解决无人机飞行轨迹固定、航路点之间转换时飞机姿态变化剧烈的问题，参考4.2.4中设计的键盘控制程序，首先进行了单目的场景测试，以测试键盘控制程序控制无人机的稳定性和单目相机初始化的方法，以及单目相机的跟踪性能。

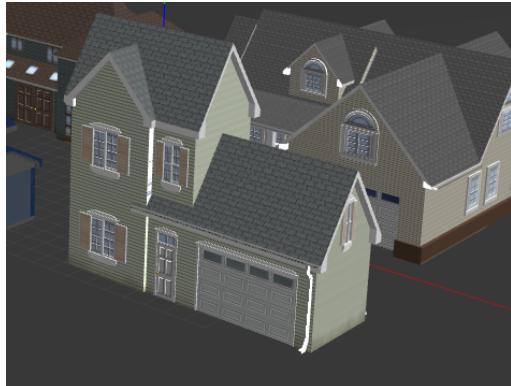


图 4-8 场景主建筑物外观

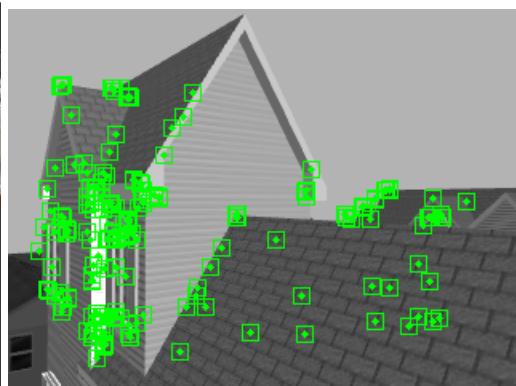


图 4-9 当前帧

图4-8展示了场景中主建筑物的外形，方便与建图的结果对比；图4-9展示了携带单目相机的无人机在飞行过程中的 ORB-SLAM 当前帧运行情况，该图主要展示的是当前帧的特征点提取和匹配情况。仿真运行的结果如图4-10所示，可以看出其基本得到了目标建筑物的外观；图4-11是带有关键帧的地图展示窗口，可以看出，关键帧的分布比较连续，基本上不存在重定位的问题，这也说明键盘控制程序的稳定性相比于简单的航路点控制，得到了较大的提升。

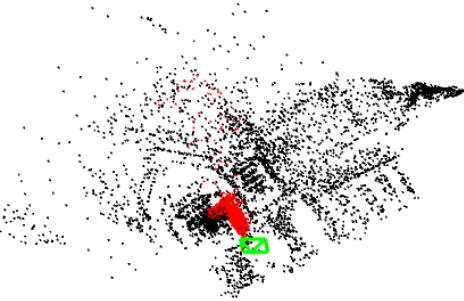


图 4-10 建图结果

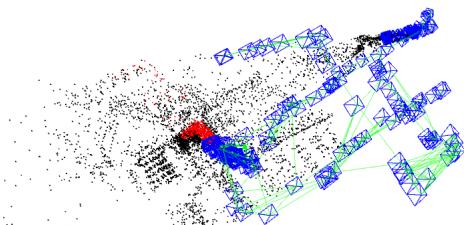


图 4-11 带关键帧的建图结果

但是上述实验对于一个完整的 SLAM 系统而言，缺少了回环检测和最后的全局 BA 优化过程，因此需要进行一个可以实现回环的仿真。使用 4.2.4 中设计的键盘控制程序，更换了比较复杂的场景进行仿真，图 4-12 为场景的俯视图，处在一个类似迷宫的墙壁之中，沿墙壁边缘行进，并在行进过程中不断转动视角以探测自身周边的特征点；其结果如图 4-13，4-14，4-15 所示，最终逐渐构建出了半个地图场景的轮廓，但该仿真最终没能成功地完成回环。



图 4-12 场景俯视图

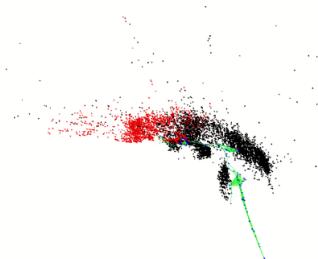


图 4-13 阶段 1

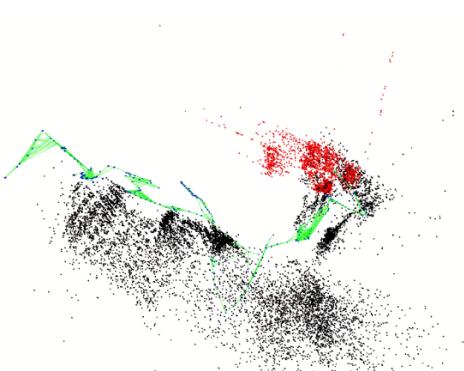


图 4-14 阶段 2

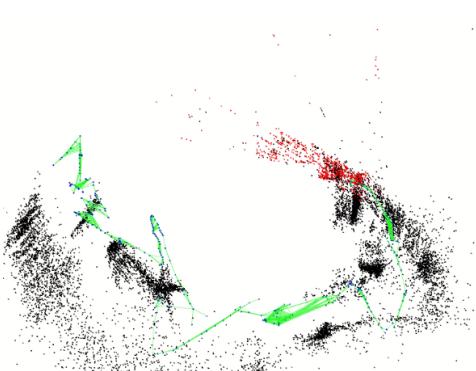


图 4-15 阶段 3

回环检测和全局 BA 优化是整个 ORB-SLAM2 中最后的工作，但对一个完整

的 SLAM 系统而言，也是最重要的工作。但上述实验由于场景相似度太高，依靠相似度判断的回环会出现一些问题，以至于不能完成相同位置的回环。因此，对上述模型做出了修改，更改场景地图为街道类型，采用完全不重复的场景设计，并优化了无人机的飞行路线，使无人机沿“口”字路线飞行，并且最终完成回环。

其中，设计的街区场景如图4-16所示，运行过程中的当前帧如4-17所示。



图 4-16 街区场景

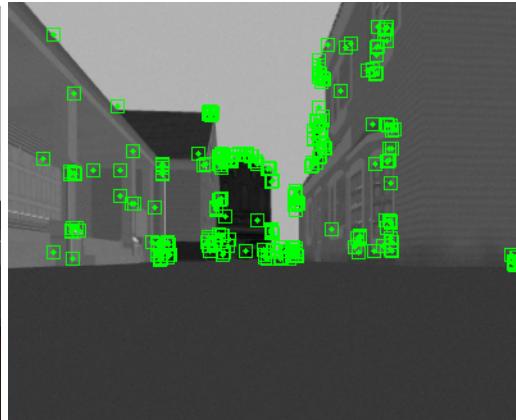


图 4-17 当前帧

该仿真的结果如图4-18所示，可以看出，经过一整圈的飞行后，SLAM 系统成功检测到了回环并完成了累计误差的消除和整体地图的优化；图4-19展示了无人机飞行过程中，以自身视角对两侧建筑物上提取到的关键点进行建图的结果。该结果可以说明，单机 SLAM 的仿真已经基本成功。



图 4-18 回环的地图

图 4-19 无人机视角的街区图

### 4.3 多机 SLAM 仿真

进行多机仿真是本文的核心内容，但由于计算机硬件的限制，无法在 gazebo 环境中做到真正的集群。因此本文采用三架 iris 无人机进行多机编队与航路点飞行的仿真，采用两架携带单目相机的 iris 进行双机协同 SLAM 仿真。

### 4.3.1 launch 文件配置

多机配置与单机配置最大的区别是，引用的子文件不同；单机引用 posix\_sitl 文件，而多机则引用 vehicle\_spawn 文件，而 spawn 文件是多机所独有的。

进入多机的 launch 文件，则需要引入组的概念。一个组使用一个命名空间，具有一套 MAVROS 的配置信息，多个组可以并行存在。因此在多机的 launch 文件设计中，一个组就是一架飞机，需要设置该组的命名空间，该组下的所有话题将共同使用该命名空间开头的话题。除此之外，还需要修改无人机的 ID，ID 默认从 0 到 10；之后修改 fcu 地址和 MAVLINK 的 udp 端口，一般在末尾加上该无人机的 ID 即可。完整的双机 launch 配置代码如下：

```
<!-- UAV0 -->
<group ns="uav0">
<!-- MAVROS and vehicle configs -->
<arg name="ID" value="0"/>
<arg name="fcu_url" default="udp://:14540@localhost:14580"/>
<!-- PX4 SITL and vehicle spawn -->
<include file="$(find px4)/launch/single_vehicle_spawn_rcs.launch">
    <arg name="x" value="0"/>
    <arg name="y" value="0"/>
    <arg name="z" value="0"/>
    <arg name="R" value="0"/>
    <arg name="P" value="0"/>
    <arg name="Y" value="0"/>
    <arg name="vehicle" value="$(arg vehicle)"/>

    <arg name="my_camera" value="iris_fpvcam"/>

    <arg name="mavlink_udp_port" value="14560"/>
    <arg name="mavlink_tcp_port" value="4560"/>
    <arg name="ID" value="$(arg ID)"/>
    <arg name="gst_udp_port" value="$(eval 5600 + arg('ID'))"/>
    <arg name="video_uri" value="$(eval 5600 + arg('ID'))"/>
    <arg name="mavlink_cam_udp_port" value="$(eval 14530 + arg('ID'))"/>

</include>
```

```

<!-- MAVROS -->
<include file="$(find mavros)/launch/px4.launch">
    <arg name="fcu_url" value="$(arg fcu_url)"/>
    <arg name="gcs_url" value="" />
    <arg name="tgt_system" value="$(eval 1 + arg('ID'))" />
    <arg name="tgt_component" value="1" />
</include>
</group>

```

其默认每架无人机调用的是 spawn 文件，其中关键的模型组合有两种方式，一种是使用 urdf 进行模型配置，一种是使用新的 sdf。具体使用哪种视 PX4 的版本而定，由于 urdf 模型的配制方法要旧于 sdf，新版的 PX4 统一使用 sdf 进行 gazebo 仿真的模型配置，并且使用 jinja.py 脚本生成 sdf 模型配置。

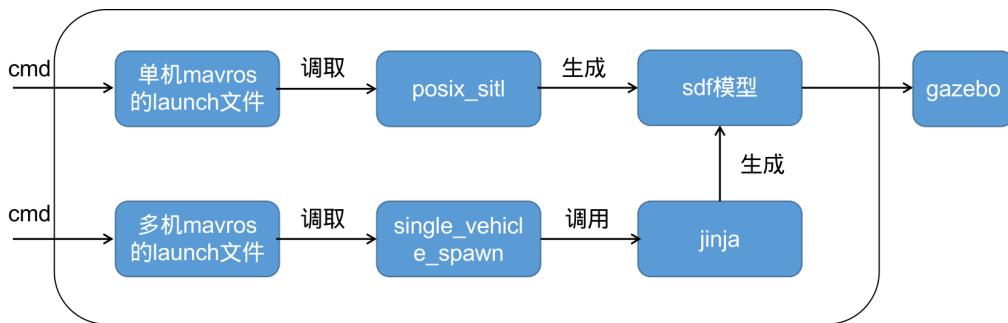


图 4-20 仿真模型生成流程

图4-20展示了PX4中使用gazebo生成模型的方法，决定了修改模型的方法。可以看出，launch文件分为顶层和底层文件；平常直接使用roslaunch命令启动的一般为顶层文件，而顶层文件中调取的一般为底层文件。对于单机和多机，其调用的底层文件不同；单机调取posix\_sitl.launch文件，而多机则调取single\_vehicle\_spawn文件。二者的区别是单机的底层文件直接使用了即有的sdf模型，但多机的底层文件基于spawn繁殖机制，重新调用jinja生成了新的sdf模型，并且在该过程中对MAVLINK的许多参数作了配置，这一点是单机所没有的。最终都生成gazebo可以加载出的模型文件。

旧版本使用urdf版本的PX4，如果在launch文件中直接将其修改为sdf格式生成的模型，一般会报错jinja.py文件中有很多参数未定义，一种简单的处理方式是直接将新版本的janja替换到旧版本中去（为什么要使用旧版本，因为新版本的稳定性可能存在一些问题），但是这样做可能会连带产生一些附加问题，尽量选择不修改jinja这种较为底层的文件。

由于 ROS 的机制，话题如果重复，则会报错，并用时间戳最新的话题替换掉时间戳更旧的话题；如果多架无人机的话题不加以区分，可能会导致最终话题重复，从而只有一架无人机可以使用。

#### 4.3.2 多机编队控制

多机的控制可以使用编队控制，控制方法可以分为两种：集中式和分布式。

1. 集中式即集群中存在领机，其他飞机需要跟随领机的运动轨迹。这种方式的实现相对简单，需要各机实时订阅领机的位置，并且始终和领机保持设定好的队形，也就是相对位置。
2. 分布式则没有领机的概念，各无人机按照各自设定好的航路点行进，该方式的实现方法主要需要依靠多线程的设计。

当无人机数量较多时，可以采用分级跟随的办法，假设有 N 架无人机，则构建一个  $N \times N$  邻接矩阵 T，这里以  $N = 5$  为例：

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

若  $T_{i,j} > 0$ ，则  $i, j$  之间会建立通信，如图4-21所示：

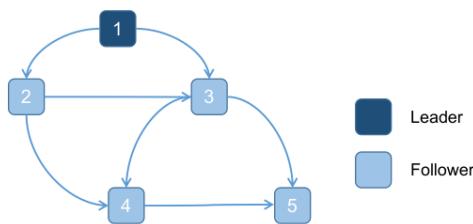


图 4-21 编队通信方法

有  $T_{2,1}, T_{3,1}, T_{3,2}, T_{4,2}, T_{4,3}, T_{5,3}, T_{5,4}$  均不为 0，则在这些对之间，按由小到大的顺序建立通信，传输长机的位置信息，保持相对位置的跟随。

在无人机发生编队队形变换时，则需要考虑最小总路径，可以用 KM 匈牙利算法解得每一架飞机对应的最小路径，并且在队形变换过程中需要考虑碰撞的影响<sup>[18]</sup>。

图4-22展示了三机编队的仿真结果，

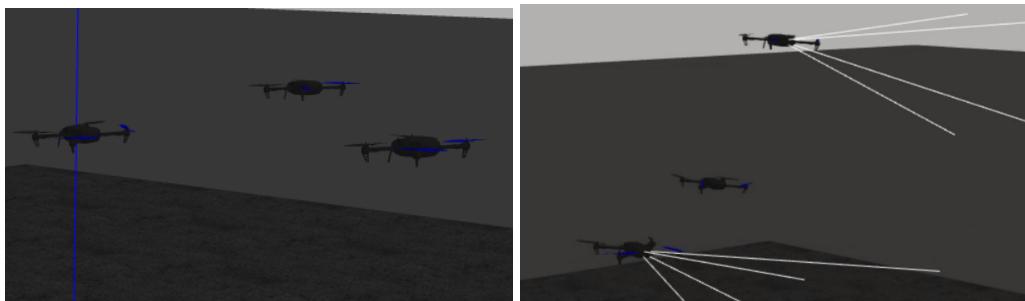


图 4-22 三机编队仿真

图 4-23 三机跟随仿真

### 4.3.3 多机 SLAM 仿真

多机 SLAM 仿真除 PX4 的配置外，还要对 SLAM 的 launch 文件进行配置。其中包含了设置相机的参数文件，更重要的是配置各无人机所接受的相机话题。

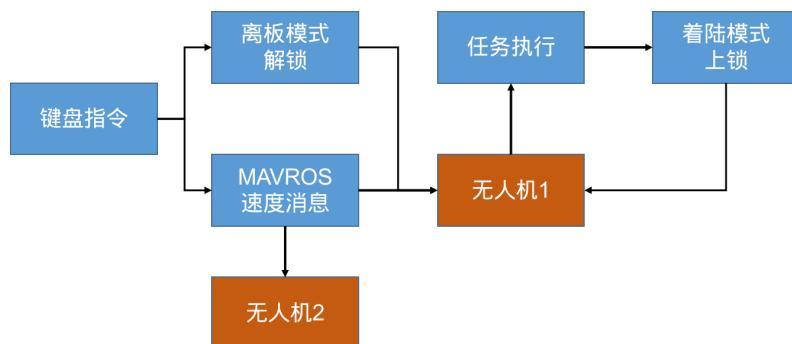


图 4-24 双机控制策略

考虑到仿真环境中场景比较复杂，容易发生碰撞，本文的多机协同 SLAM 仿真并没有采取多机编队仿真的方式，而是仿照 CCM-SLAM 真机实验的方式，采取了“手飞”，即键盘控制下的仿真飞行。

考虑到键盘按键有限，因此不采用一个键盘分别控制两架无人机的方式，而是利用了 PX4 解锁的机制，分别对两架无人机进行切换离板模式和解锁。如图4-24无人机 1 与无人机 2 接收到的速度变化指令是一致的。当无人机 1 解锁起飞后，无人机 2 并没有解锁，因此发送的速度指令并不会导致无人机 2 做出任何响应；直至无人机 1 完成任务并且返航后，无人机 2 再根据自己的发布者和订阅者完成切换模式和解锁，此时接收到的 MAVROS 指令开始对无人机 2 起作用，其开始正常工作。

启动时需要启动服务器和客户端，然后打开 ORB-SLAM 节点，最终结果如图：

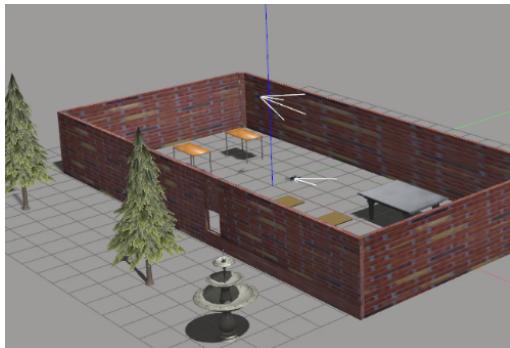


图 4-25 仿真场景

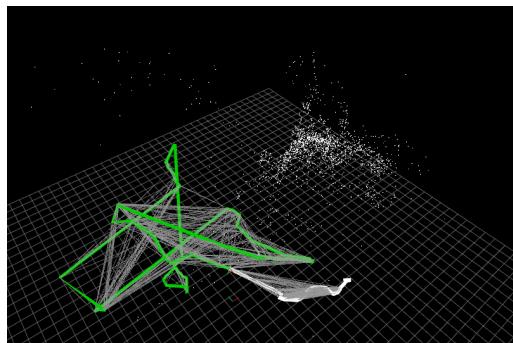


图 4-26 建图情况

从两架无人机的位姿轨迹中可以看出，在没有 GPS 信息传递的情况下，基本凭外观相似度到 slam 的定位完成了两架飞机位姿关系的计算，从而完成了地图拼合。

## 第五章 实验与评估

在第四章仿真中，已经完成单机控制和多机控制的实验，并且完成了单机 SLAM 和双机协同 SLAM 的仿真实验。但是为了实验的完整性，必须使用实际场景中获得的视频进行实验，这包括数据集、录像视频转 rosbag、T265 相机实时视频等方式的实验。实验内容主要有两部分，单机的 SLAM 实验和多机的 SLAM 实验。

### 5.1 Euroc 数据集实验

Euroc 数据集是苏黎世联邦理工大学制作，本实验使用其中两个“简单”类型的数据集。该数据集使用配备双目相机和 IMU 的小型无人机录制。虽然是可以直接获取深度的双目相机，但本研究选取的两个数据集在开始时，均进行了多次上下和左右平移运动，可以满足单目相机初始化的任务，因此该数据集完全可以用单目 SLAM 的实验<sup>1</sup>。

为了做更加精确的比较，数据集除了 rosbag 或图片序列之外，还需要位姿真值信息，用于比对定位的精度；此外，还需要时间戳信息，因为 SLAM 系统记录下来的是关键帧的位姿及时间戳，但关键帧的数量远远小于整个视频的帧数，因此需要通过时间戳的匹配来分析当前关键帧的位姿。

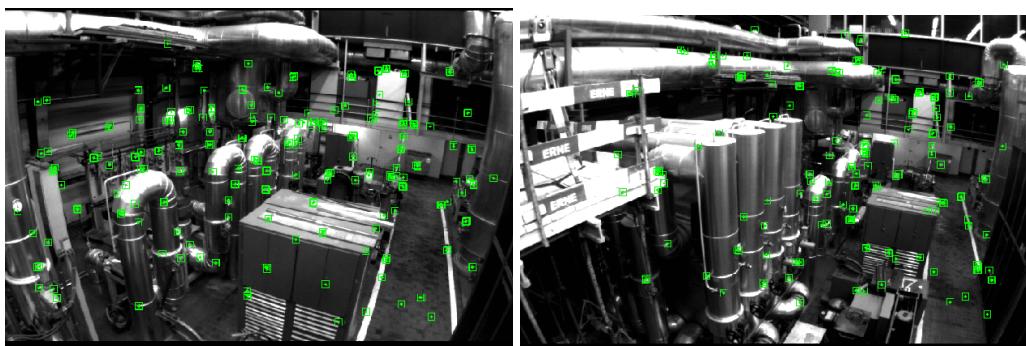


图 5-1 无人机 1 当前帧

图 5-2 无人机 2 当前帧

图5-1, 5-2展示了两架无人机在飞行过程中 ORB-SLAM2 当前帧的画面，该场景是 ETH 一个工业实验室内部的场景，使用微型无人机可以很容易地在该环境中穿梭，完成较好的定位与建图任务。

<sup>1</sup><https://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=kmavvisualinertialdatasets>

图5-3展示了两架无人机各自的地图，图像右侧展示了两机拼合的地图；图5-4为方法后的地图拼合场景，可以看到地图拼合之后，两者的出发点也被合并到同一位置，这与实际情况相符，接下来需要使用轨迹工具来验证两者实际轨迹是否与建图相符。

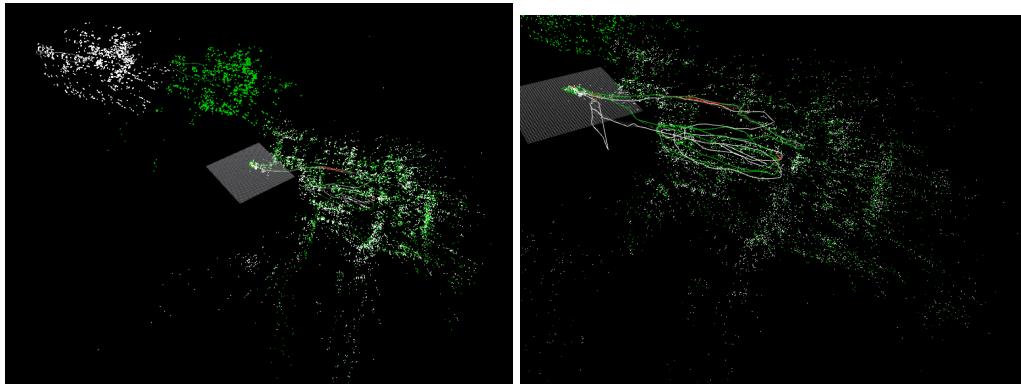


图 5-3 双机地图和拼合地图

图 5-4 双机轨迹和拼合地图

evo 是由 Michael Grupp 开发的一款专门针对 SLAM 的轨迹可视化与位姿分析软件，其支持 TUM、Euroc、KITTI 的数据集格式，并且可以相互转换；支持位姿真值轨迹与 SLAM 得到的轨迹进行 Sim3 转化，得到对齐之后的位姿真值与视觉轨迹比较；并且可以分析绝对误差，评判算法的准确性<sup>1</sup>。

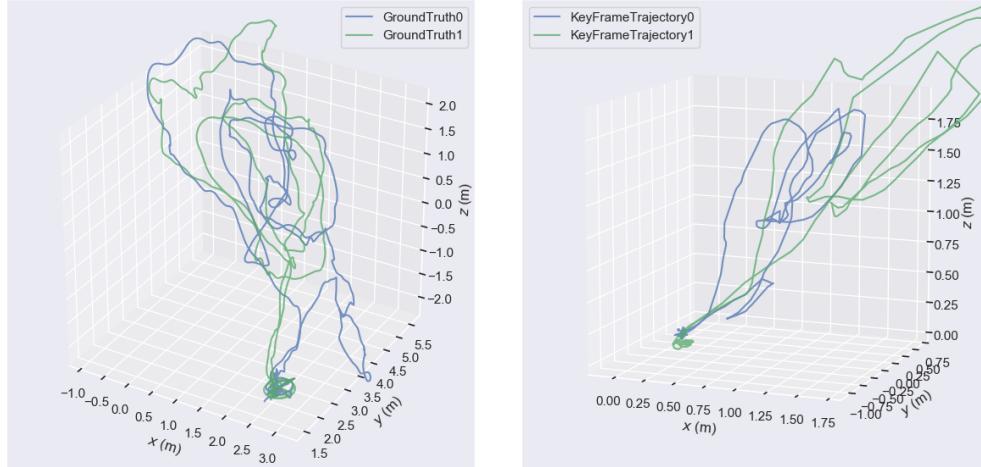


图 5-5 双机位姿真值

图 5-6 双机位姿估计

图5-5展示了数据集提供的两架无人机的位姿真值，该真值由红外运动捕捉相机测量得到。图5-6展示了两架无人机通过 SLAM 方法得到的轨迹估计，由于轨迹估计在坐标系和尺度上与实际真值存在一定转换关系，只从这两幅图像中无法得

<sup>1</sup><https://github.com/MichaelGrupp/evo/wiki>

到对于单架无人机而言，位姿估计和真值的关系，因此需要使用 evo 自带的 Sim3 转换，得到校正过的真值与估计的拼合图像。

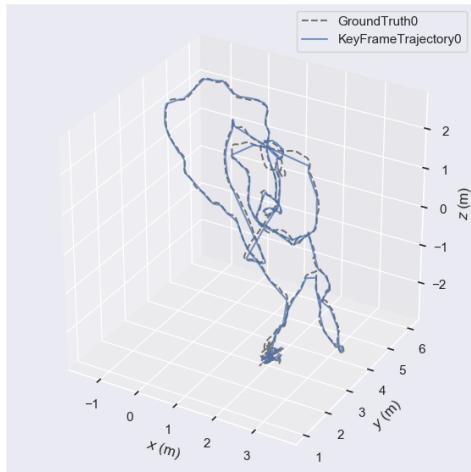


图 5-7 无人机 0 真值与估计对比

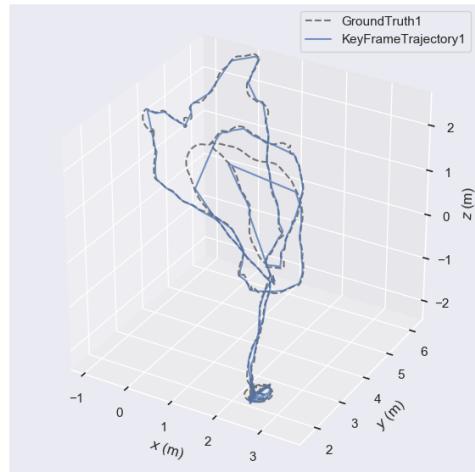


图 5-8 无人机 1 真值与估计对比

在图5-7, 5-8中，虚线均代表各自的位姿真值，实线均代表各自的位姿估计值，可以看出整体上视觉位姿估计的效果较好，与真值的误差较小，但是仍需要通过进一步的计算和比对来确定误差。evo 提供了计算绝对误差的工具。

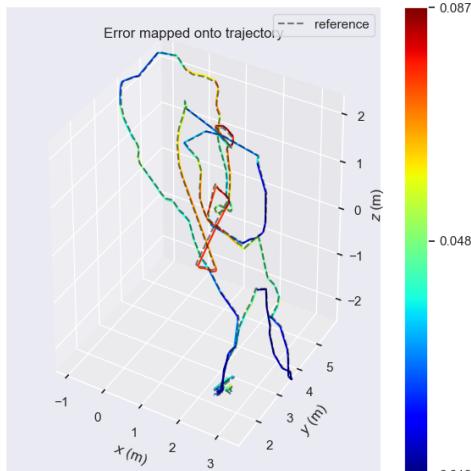


图 5-9 无人机 0 轨迹误差

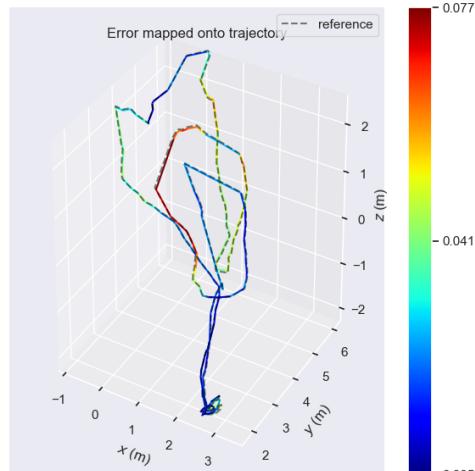


图 5-10 无人机 1 轨迹误差

图5-9, 5-10表现了两机整个飞行轨迹中的误差变化，颜色越暖则误差越大，颜色越冷则误差越小。通过对照图分析可以发现，在轨迹变化不光滑的区域，颜色为红色，误差最大，这与实际情况是相符的，往往是经过了重定位或经历了短暂的跟踪丢失的情况。但是这样的描述仍然不具有说服力，于是本文采用了更为直观的表示方法。

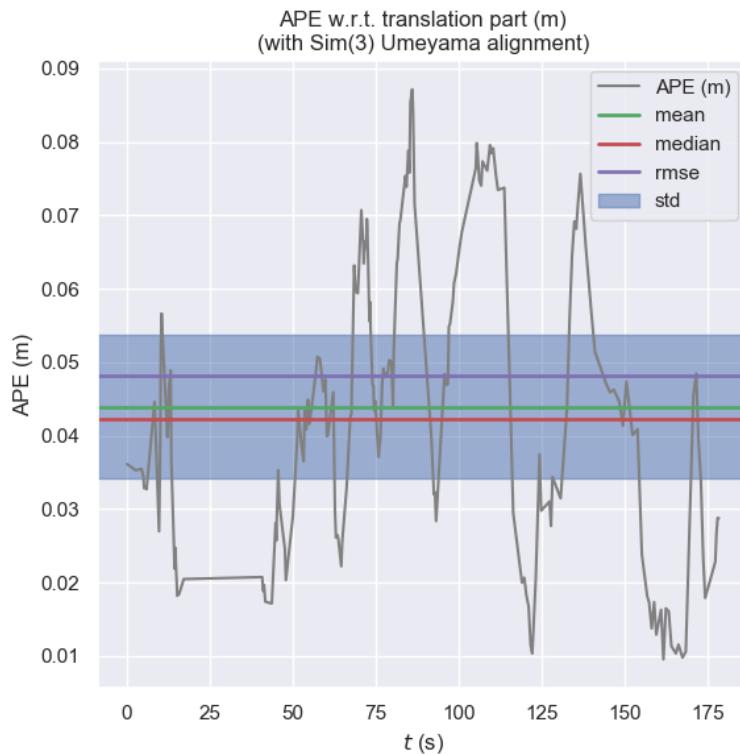


图 5-11 无人机 0 误差分析

图5-11展示了无人机 0 的整体轨迹估计误差分析图，图中包含了其最大误差和均值、中间值等参数，可以看出相对于以真值为维度的参考下，结合图5-9中所示的颜色误差分析和表5-1中的各参数具体值可以给出结论，视觉 SLAM 的误差满足定位精度要求。

表 5-1 无人机 0 误差表

最大误差	均值	中值	最小误差	均方根误差	误差平方和	标准差
0.087	0.044	0.042	0.010	0.048	0.475	0.020

## 5.2 单机 SLAM 实验

真机搭载英特尔 T265 摄像头，其特点是带两个鱼眼镜头和惯性测量单元，并且视觉 SLAM 可以运行在其特有的视觉处理单元上。其在电脑上需要一定配置，安装英特尔的一些依赖库文件和 realsense-viewer。

除摄像头外，真机还搭载 Jetson Xavier NX 计算机，体积较小且接口丰富。需要注意的是，无人机在地面时，可以使用显示器和鼠标设备对其进行操作，运行

ROS 节点；但当无人机在空中时，没有显示信息和鼠标的操作输入，因此需要使用远程控制，在这里使用了 No Machine 软件进行远程控制。

实验内容如下：

在真机实验之前，首先使用 T265 相机中的单目相机进行室内的建图实验；使用单目相机进行 ORB-SLAM2 的关键是初始化，这是由单目相机的特性决定的；由于其拍摄到的图片不具有深度信息，因此需要依靠三角化恢复深度。而三角化的特点是，两帧之间的平移向量不能为零，否则解出的旋转矩阵也为零；因此单目相机的初始化方法是使相机在相同场景中不断左右或上下平移。初始化成功后，ORB-SLAM2 进入跟踪模式，需要注意当进入陌生场景（比如直角转弯）时，移动应尽量缓慢，否则很容易跟丢，进入重定位模式。但进入重定位模式后，只要将视角对准经历过的场景，一般又能重新恢复跟踪。

首先，图5-12, 5-13分别展示了在刚刚建立初始地图时的场景，左图是在初始化之后经过一次转弯后的建图情况，在转弯期间速度会适当放慢，因为面对陌生的场景需要逐步完成提取特征点和匹配的操作；之后再经历三次转弯之后会回到预期回环的位置，右图对应的场景是即将完成回环的场景。



图 5-12 初始场景当前帧

图 5-13 回环场景当前帧

由于没有动作捕捉设备，无法获得相机的位姿真值，但是可以根据最后回环后的整体轨迹判断其合理性。

为了更加清楚地体现出整个建图的动态过程，图5-14对应的是图5-12当前帧对应时间截的见图情况，从图中可以看到，刚刚经过了一个转弯，且蓝色方框的关键帧轨迹比较连续，没有存在跟踪丢失和重定位的情况。

图5-15则对应5-13的情况，也就是完成回环合并和全局 BA 之前的阶段。该图中可以看出虽然相机运行到了与起始点的同一位置，见到了同样的场景，但相机还没有完成回环的合并，因此存在着很大的漂移，也就是累计误差，这也说明了回环检测和全局 BA 在 SLAM 系统中十分重要。

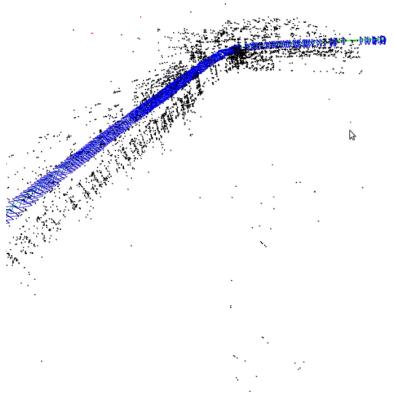


图 5-14 初始地图

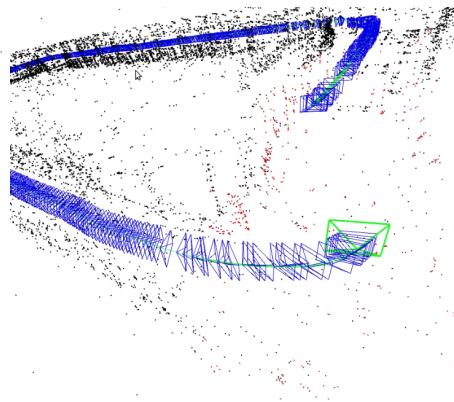


图 5-15 回环地图

两个场景的稀疏点云建图最终结果，如图5-16，图5-17所示，最终完成了回环，得到了全局优化后的场景地图，根据轨迹可以直观地验证合理性。

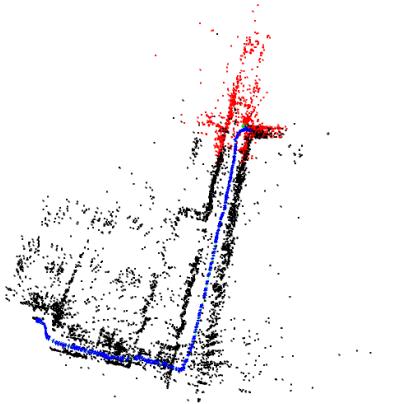


图 5-16 教东 B 一楼楼道

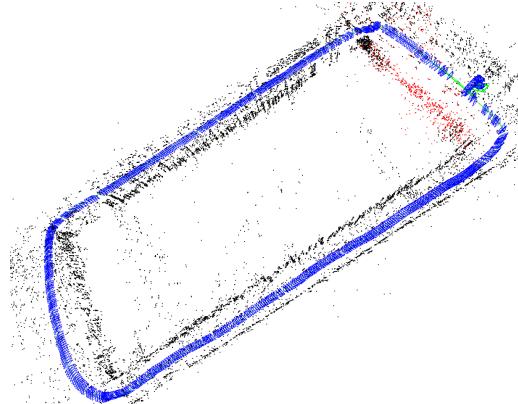


图 5-17 教东 C 二楼楼道

### 5.3 多机 SLAM 实验

由于多机 SLAM 实验需要一定的场景和操作人员，编队飞行进行 SLAM 过程中的的安全性无法保证，因此只进行了简单的多机起降实验，具体的多机 SLAM 实验采用相机录制视频转 rosbag 的形式进行。

在教学楼楼道场景下，使用手持相机的方式，沿楼道行走，完成对一段楼道的建图；同时准备另一台相机，沿不同的路线行进，完成对同一段楼道的建图；两段视频应该拥有一部分重合的场景和一部分不重合的场景，用以验证地图融合的效果。

需要注意的是，使用单目视觉 SLAM 时，初始化是一个重要的步骤，一般采用在一个场景左右平移的方法完成初始化，之后才能进行跟踪进程，否则一段视频中将会有大量的时间用于初始化，这也意味着选取视频的质量十分重要。

在进行 SLAM 进程前，需要对相机进行标定，可以采用张正友标定法；需要注意的是，相机的拍照模式和录像模式，其内参矩阵可能不同；对于使用视觉 SLAM 的相机，建议采用动态标定法。

最后，使用预先录制的视频验证 SLAM 算法有两个方式：

1. 将视频转换成 KITTI 或 TUM 数据集的格式；通过观察这些数据集的格式可以看出，其一般是灰度图加深度信息，并且配有时间戳，这样的转换可能有一些复杂。转换完成后，使用 ROS 的例子中自带的对于特定传感器和特定数据集的可执行文件运行整个 SLAM 进程即可。
2. 较为简单的方式是将其转换为 ROS 的 rosbag，rosbag 可以记录特定话题的信息；对于视频而言，即记录不同时间戳下矩阵各点的三通道 RGB 值，对于灰度视频则更为方便；其用法是使用 ROS 的 cv bridge 完成一些 MP4 格式视频到 rosbag 包的转换。

完成 MP4 格式到 rosbag 转换，其主要逻辑是，将每一帧的信息转换成 sensor\_msg 类型的消息，之后写入到 rosbag 中。这里需要注意 waitKey 函数，其含义为循环等待，单位是 1/1000 秒，因此 1000/fps 即为按照 fps 帧率，每一帧需要等待的时间；该参数控制了视频的帧率，从而控制了 rosbag 包的长度。topicName 为录制的话题名，已经提前定义好。

实验在教东 B 教室进行，从后门和窗户两个方向相向而行，录制两段视频，尽量保证两段视频中出现重叠场景，以方便地图融合；

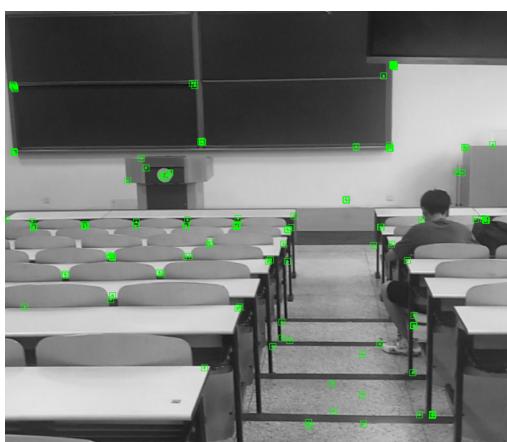


图 5-18 教室特征点匹配示例

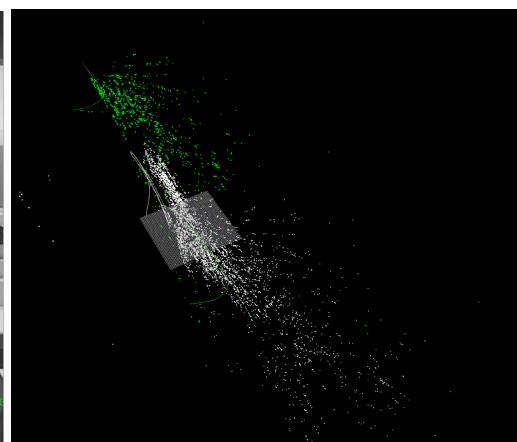


图 5-19 地图融合

可以看出，基本完成了建图和地图融合的任务。

## 第六章 总结与展望

### 6.1 全文总结

SLAM 技术是当今机器人以及无人系统在进入未知环境时进行运动决策和场景感知的关键技术，而可协同的 SLAM 方案则为集群机器人或无人系统提供了更多可能。本文主要研究了 SLAM 技术的原理及地图拼合的技术，基于 gazebo 仿真平台实现对单机和多机的视觉 SLAM 软件在环仿真。本文主要做的工作如下：

1. 在理论上，本文剖析了 ROS 整体框架、话题和服务两种通信机制和 gazebo 仿真的概念及配置。研究了 PX4 AutoPilot 软件的使用，其 Failsafe 机制和 EKF2 的更改以及飞行模式，使用 MAVROS 进行通信的离板程序控制。了解了 SLAM 系统，根据相机成像原理，对其内参外参矩阵进行推导。研究了 ORB-SLAM2 方案中 ORB 特征点的定义与提取方法，分析其主要进程和主要功能函数。分析了 CCM-SLAM 方案中客户端与服务器的设计。
2. 在仿真上，讲述了如何在 gazebo 平台通过 launch 文件配置仿真环境。实现了航路点控制和编队控制飞行的方法，开发了键盘控制的速度飞行的方法。在单机 SLAM 仿真中，完成了无人机在离板模式下的起飞与降落，航路点飞行；使用了新的 Offboard 控制程序，并且设计了从 SLAM 解算出的位姿到 MAVROS 消息类型位姿的转换方法；最终完成了基于视觉定位和速度控制的 SLAM 仿真，并且获得了回环的结果。在多机 SLAM 仿真中，详细阐述了多机 sdf 文件生成模型的原理，提出了配置模型的方法，配置了具有双目和单目相机的无人机；完成了多机编队控制和航路点飞行，并且最终在一定控制策略下完成了多机的 SLAM 仿真。
3. 在实验上，主要从真实相机、数据集、录制视频三个方面完成了实验的验证。其中使用 T265 相机完成了校园教学楼中的 SLAM 实验，获得了良好的回环结果。使用 EUROC 数据集，验证了双机飞行的协同 SLAM 方法。使用在校园场景内录制的视频，并将其转换成 rosbag 格式，最终获得了较为良好的地图拼合场景。

## 6.2 对未来工作的展望

根据本文的分析，视觉 SLAM 的算法上已经有很多优秀的方案，但是在多设备利用视觉 SLAM 的定位和建图信息完成定位、导航等其他任务上还有很多发展余地：

1. 在理论上，针对集群的 SLAM 方案还比较少，其中的通信机制还比较复杂；多机地图的融合方法还存在同一的路标点无法识别导致的重复建图问题。单目 ORB-SLAM2 方法中，当无人机速度快时容易跟踪丢失且重定位失败的问题，这是没有 IMU 信息的视觉 SLAM 方法的问题之一；其方向是融合 IMU 信息，比如 VINS 方案和 ORB-SLAM3 方案，跟踪性能更好；有望开发融合 UWB 信息的，更加稳定的多设备协同 SLAM 系统，或是使用多传感器融合的 SLAM 方案。
2. 在仿真上，倾向于使用 UI 界面更好，拥有更加复杂仿真能力的仿真平台；可以在 Linux 端完成开发，在 Windows 端的 UE4 和 Airsim 上完成仿真；有望在仿真中实现 UWB 模块和激光雷达等模块，借此实现更为复杂的仿真。
3. 在实验上，本实验并没有使用真正意义上的离板模式多机 SLAM，有望在研究多机的稳定飞行控制之后，使用实机进行多机编队飞行；无人机的飞行没有自主能力，有望在未来的研究中配备导航算法，使无人机能够自主地完成陌生场景的定位与建图，最终完成导航，拥有自主执行任务的能力。

## 参考文献

- [1] 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.
- [2] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International conference on computer vision. Ieee, 2011: 2564-2571.
- [3] 杨明, 王宏, 何克忠, 等. 基于激光雷达的移动机器人环境建模与避障[D]. 2000.
- [4] Avrutov V, Sapegin A, Stefanishin Z, et al. Calibration of an inertial measurement unit[J]. International Applied Mechanics, 2017, 53(2): 228-236.
- [5] Qin T, Li P, Shen S. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [6] 任伟建, 高强, 康朝海, 等. 移动机器人同步定位与建图技术综述[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(2): 1-10.
- [7] 高家隆. 多无人机协同定位与建图技术研究[D]. 国防科技大学, 2019.
- [8] Xu H, Zhang Y, Zhou B, et al. Omni-swarm: A Decentralized Omnidirectional Visual-Inertial-UWB State Estimation System for Aerial Swarm[J/OL]. CoRR, 2021, abs/2103.04131. <https://arxiv.org/abs/2103.04131>.
- [9] Zou D, Tan P. Coslam: Collaborative visual slam in dynamic environments[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 35(2): 354-366.
- [10] Schmuck P, Chli M. CCM-SLAM: Robust and efficient centralized collaborative monocular simultaneous localization and mapping for robotic teams[J]. Journal of Field Robotics, 2019, 36(4): 763-781.
- [11] Schmuck P, Ziegler T, Karrer M, et al. COVINS: Visual-Inertial SLAM for Centralized Collaboration[C/OL]//2021 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality Adjunct (ISMAR-Adjunct). Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2021: 171-176. <https://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/ISMAR-Adjunct54149.2021.00043>.
- [12] Meier L, Honegger D, Pollefey M. PX4: A node-based multithreaded open source robotics framework for deeply embedded platforms[C]//2015 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). IEEE, 2015: 6235-6240.

- [13] 高翔, 张涛, 刘毅, 等. 视觉 SLAM 十四讲: 从理论到实践[M]. 电子工业出版社, 2017.
- [14] Zhang Y, Jin R, Zhou Z H. Understanding bag-of-words model: a statistical framework[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2010, 1(1): 43-52.
- [15] 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.
- [16] Karrer M, Chli M. Distributed variable-baseline stereo SLAM from two UAVs[C]// 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2021: 82-88.
- [17] Forster C, Lynen S, Kneip L, et al. Collaborative monocular slam with multiple micro aerial vehicles[C]//2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2013: 3962-3970.
- [18] Xiao K, Ma L, Tan S, et al. Implementation of UAV Coordination Based on a Hierarchical Multi-UAV Simulation Platform[C]//Advances in Guidance, Navigation and Control. Springer Singapore, 2022: 5131-5143.

## 致 谢

首先要感谢我的指导老师布树辉老师。感谢布老师在我特殊的为期接近两年的毕设进程中的指导和鼓励，从最初的 C++ 和 Opencv 学习到后面的每周的组会，布老师为我指出了很多问题，同时也提出了很多醍醐灌顶的建议，感谢布老师很多次教给我的做事情先化繁为简，再由简到繁的方法；感谢布老师努力经营的 Gitee 平台仓库，里面涵盖了许多学习资料和实践指导，在我学习的路上提供了一条捷径；感谢布老师为我们提供的团队毕设的环境，这种每个人共同为一个目标做出贡献的感觉让我感觉自己处在一个大家庭中；布老师总告诉我实现一个目标要先实现它大概的样子，而不是纠结于一些细枝末节，在大致实现的过程中建立感性认识，之后再一点一点积累知识和方法，才能建立理性认识，这个观点让我受益匪浅。回想起来，我可能是同年级组里最早接触布老师的学生，当时老师机器学习课上 30 分钟学会 python 的方法和后来为了提前接触科研的联系，都让我明白学知识、做科研的过程中，方法很重要、有的放矢很重要，但更重要的是自律的态度、鲜明的任务规划、及时的反馈机制、对待任务的严谨，还有最重要的热爱。

还要感谢我的师兄杜万闪和李白杨，他们在我学习飞控和 PX4、MAVROS 相关中为我提供了莫大的帮助和环境，李白杨师兄还耐心地为我复现出现的 bug 并且带着我解决；感谢 PI-LAB 的王禹师兄，在我解决 PX4 的 bug 上提供了很大帮助。感谢我的同组同学张一竹和贾旋，他们对团队的贡献和认真的态度一直在激励着我；感谢我的室友陈泽帅为我提供了舒适的开发环境；感谢整个飞控二班在毕设的日子里愉快的氛围，Auld Lang Syne。

感谢 PX4 的开发团队，耐心回复我的 issue；感谢 stackoverflow 上的程序员们，感谢 ROS 论坛、古月居、ORB-SLAM2 和 CCM-SLAM 的作者、XTDrone 平台。

最后要感谢我的父母对我一如既往的关心。感谢我的女朋友，遇到你是我大学生活里最幸运的事。是你让我以后的生活有了明确的目标和期待，更重要的是有了和我一起期待未来的人。写到致谢时才回过头看了看这四年的自己，才发现大学四年即将结束，希望自己能做一个带着回忆又勇敢向前追逐的人，江头潮平，但斯人会归。

## 毕业设计小结

本次毕业设计与飞控专业的相关度可能不高，只是使用了飞控的硬件和软件，也不要求我掌握具体的动力学模型和控制律。但本次毕设注重于崭新的机器人方向和计算机视觉技术（主要是视觉 SLAM），注重于对编程能力的提升。虽然以 XTDrone 的仿真平台为样本，但是每一个 launch 文件和更改的 SLAM 代码都出自自己之手，在不断的尝试和分析过程中开始对 ROS 环境下的仿真有了更加深层的了解。

本次毕设的难点集中在仿真环境的底层机制和 SLAM 方案上，尤以 SLAM 方案为主。无论是 ORB-SLAM2 还是 CCM-SLAM，都是十分优秀的开源方案。但面对一套完整的现代的 SLAM 方案时，一开始会无从下手，面对数量众多的源代码和头文件，以及源代码中众多类的众多函数，会难以分析该程序的数据流。但是经历这次毕设，让我逐渐掌握了针对这种大型方案快速学习的方法，这一点对日后遇到类似的方案并进行二次开发时会有很大帮助。

经历了这次毕设，我对 SLAM 技术有了更深的了解，对 Linux 操作系统也比较熟悉，对 ROS 的相关用法有了初步认识，提高了自己对 PX4 的 debug 能力。