

哈尔滨工业大学

硕士学位论文开题报告

题 目：基于视觉惯性的全驱动旋翼无人机导航研究

院 (系) 机电工程与自动化学院

学 科/专 业 控制科学与工程

导 师 陈浩耀教授

研 究 生 刘培焱

学 号 22S053073

开题报告日期 2023 年 9 月

深圳校区教务部 制

目 录

1	课题来源及研究的目的和意义	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究的目的及意义	1
2	国内外研究现状及分析	4
2.1	国内外研究现状	4
2.1.1	视觉 SLAM 及视觉惯性 SLAM 导航研究现状	4
2.1.2	无人机的外力估计研究现状	5
2.1.3	全驱动旋翼无人机研究现状	5
2.2	国内外文献综述及简析	6
2.2.1	视觉 SLAM 及视觉惯性 SLAM 文献综述及简析	6
2.2.2	无人机的外力估计文献综述及简析	11
2.2.3	全驱动旋翼无人机文献综述及简析	13
3	主要研究内容及研究方案	16
3.1	研究内容	16
3.1.1	应用动力学模型的视觉惯性里程计的研究	16
3.1.2	无人机稠密地图构建及运动规划方法的研究	16
3.1.3	全驱动无人机自主导航的研究	16
3.2	研究方案	17
3.2.1	应用动力学模型的视觉惯性里程计的研究方案	17
3.2.2	全驱动无人机稠密地图构建及运动规划方法的研究方案	17
3.2.3	无人机自主导航的研究方案	17
4	预期目标	19
5	已完成的研究工作及进度安排	20
5.1	已完成的研究工作	20
5.2	进度安排	20
6	已具备的研究条件和所需条件及经费	21
6.1	实验室条件和经费保障	21
6.2	所需条件及经费	21
7	预计困难及解决方案	22
7.1	预计困难与技术难点	22
7.2	解决方案	22
	参考文献	23

1 课题来源及研究的目的和意义

1.1 研究背景

进入 21 世纪以来，多旋翼无人机领域取得了很大的发展。为突破现在市场上主流的欠驱动无人机所存在的瓶颈，近年来人们又研制出了不少种的全驱动多旋翼无人机系统，这种无人机可以跟踪 6 自由度轨迹，有效增强了多旋翼无人机的机动性能，拓宽了其应用场景。

作为一个高自由度且敏捷的系统，无人机的稳定自主飞行依赖鲁棒且高精度的导航系统来对自身和外界的状态进行有效估计。同时定位与建图（Simultaneous Localization and Mapping, SLAM）技术^[1]被广泛应用于移动机器人的实时定位导航中，使得机器人在复杂的无 GPS 环境中也能获得准确的状态估计和环境感知。其中，基于视觉或视觉惯性融合的 SLAM 导航技术（VSLAM 或 VISLAM）以其相对较低的成本、轻量级的硬件需求和较高的精度和鲁棒性成为适用于无人机的选择。

1.2 研究的目的及意义

移动机器人导航一直以来被广泛研究。目前常用的导航方式是基于全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System, GNSS）的，但是这种方法并不适用与室内、隧道等卫星信号质量差的环境。SLAM 技术则很好地弥补了基于 GNSS 的导航系统的局限性，其具体是指搭载特定传感器的主体，在没有环境先验信息的情况下，于运动过程中建立环境的模型，同时估计自己的运动^[2]。可见传感器的选择是研究和实现 SLAM 技术的重点。

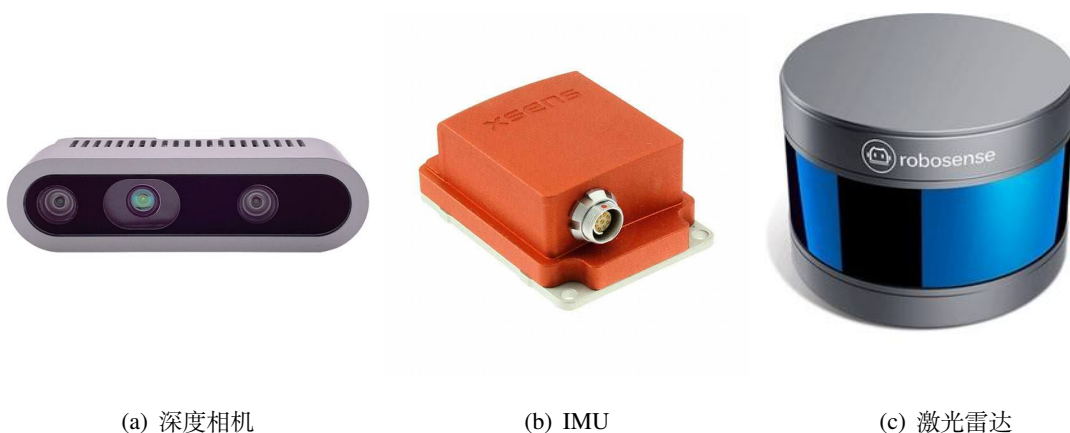
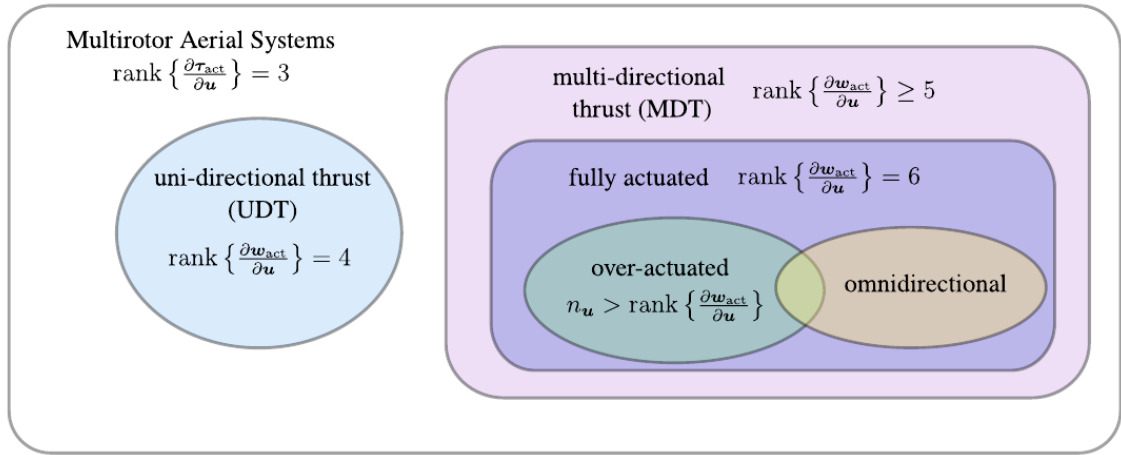


图 1: SLAM 技术常用的传感器

如图11所示目前 SLAM 系统中常用的传感器有相机（视觉传感器）、惯性测量单元（Inertial Measurement Unit, IMU）和激光雷达等。基于 IMU 的惯性导航是一项很经典的技术，并且已经发展得相当成熟，利用 IMU 提供的高频 6DoF 运动信息可以非常精确地估计姿态，但是受 IMU 中陀螺仪和加速度计的零漂和噪声的影响，在积分求解位置的时候不可避免地会产生误差累积和漂移（drift），因此，IMU 一般不会单独用作 SLAM 的传感器。基于激光雷达的 SLAM 导航技术也已经发展地比较成熟，但是激光雷达的体积和重量较大，而且成本较为高昂。相对而言视觉传感器体积小、重量轻、成本低，并且能提供更为丰富的环境信息，这些特性使得视觉 SLAM 技术一直以来是学术界研究的热点。然而视觉传感器同时也存在难以恢复尺度信息（主要针对于单目视觉）、低频、对光照敏感等问题。实际上，在较为复杂的场景下仅靠单一的传感器是难以实现理想的导航定位效果的，在这样的背景下，融合 IMU 和视觉信息的视觉-惯性导航系统（Visual-Inertial Navigation Systems, VINS）成为一个重要的研究课题。VINS 保留了纯视觉 SLAM 的小体量和低成本，并且结合了 IMU 和相机二者的优点，变得更加鲁棒和精确，在敏捷且追求轻量化的无人机系统上具有很高的研究价值和广阔的应用前景。

多旋翼无人机的驱动力包括 3 维的推力 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^3$ 和 3 维的力矩 $\boldsymbol{\tau} \in \mathbb{R}^3$ ，可将二者合并为一个 6 维向量 $\mathbf{w} = [\mathbf{f}^T \quad \boldsymbol{\tau}^T]^T \in \mathbb{R}^6$ 称为力螺旋（wrench）。产生驱动力的执行器指令组成控制输入 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^{n_u}$ 。由给定力螺旋 \mathbf{w}_{act} 求解对应控制输入 \mathbf{u} 的过程称为控制分配（control allocation），如图2所示，我们按照执行器雅可比（Jacobian） $\frac{\partial \mathbf{w}_{\text{act}}}{\partial \mathbf{u}} \in \mathbb{R}^{6 \times n_u}$ 的秩可将无人机分为欠驱动系统和全驱动系统^[3]。目前常用的平行轴四旋翼、六旋翼等传统无人机属于欠驱动系统，它们的控制分配雅可比的秩为 4，意味着它们只有 4 个控制自由度，导致其机动性受限，且抗干扰能力弱。为解决这些问题，充分发挥多旋翼飞行器的潜力，近年来发展出了多种全驱动无人机。这些工作通过改变旋翼几何构型、增加旋翼倾转自由度等方式让旋翼能提供相对机身任意方向的推力和转矩，使得 $\text{rank}(\frac{\partial \mathbf{w}_{\text{act}}}{\partial \mathbf{u}}) = 6$ 。全驱动无人机能够独立地进行位置和姿态控制，具有任意姿态悬停、跟踪 6 自由度全状态轨迹的能力，故又称为全向飞行器（omnidirectional aerial vehicle）。进行这种受控的、自由的刚体运动是传统欠驱动多旋翼飞行器所无法做到的，这也赋予了全驱动无人机在空中作业、避障等方面很大的优势和潜力。

作用在无人机上的外力（external wrench）可以等效分解为作用在无人机质心上的合外力（external force）和外力矩（external torque），合外力对无人机的平移动力学产生扰动，外力矩则对无人机的旋转动力学产生扰动，这些扰动的来源可能有风扰、接触、机上载荷（如机械臂）以及空气动力学效应（如狭小空间中的乱流）


 图 2: 无人机系统的分类^[3]

等，可能会严重影响无人机的正常作业。为了补偿这些扰动，无人机的控制模块和规划模块需要精确地知晓合外力和外力矩的大小和方向^[4]，对于具有独立控制 6 自由度力和力矩能力的全驱动无人机而言，其具有比传统欠驱动无人机更优秀的扰动补偿能力。因此，有必要为全驱动无人机设计一个显示考虑外力的状态估计器。

本课题的目标是设计一个基于视觉惯性融合的 SLAM 导航系统，期望此系统能够：

- (1) 精确且高效地估计自身运动。
- (2) 能结合无人机的动力学模型精确且高效地估计外部作用力。
- (3) 适用于全驱动无人机，并能结合建图与规划模块实现自主导航。

2 国内外研究现状及分析

2.1 国内外研究现状

2.1.1 视觉 SLAM 及视觉惯性 SLAM 导航研究现状

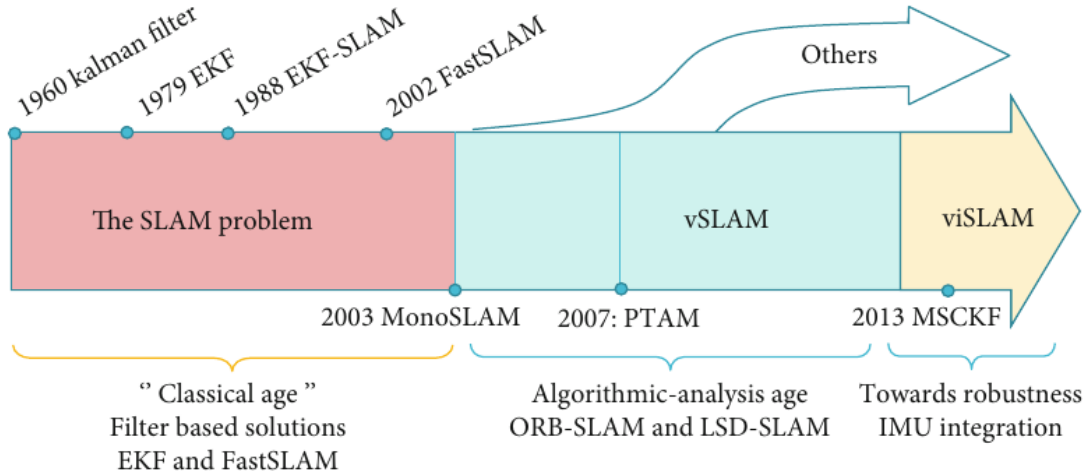


图 3: 视觉 SLAM 和视觉惯性 SLAM 发展的 3 个阶段^[5]

VSLAM 和 VISLAM 到当下已经取得了长足的发展，如图3所示，整个发展历史大致可分为 3 个阶段^[5]：第一阶段被称为“古典时期（the classical age）”，这一时期的 SLAM 研究者们主要专注于解决 SLAM 问题。一些相关的数学公式被提出，SLAM 首次得到了高效地应用。在第二阶段（图3中的 Algorithmic-analysis age），SLAM 研究的焦点转移到了基于视觉的方法（vision-based approaches），此阶段也被称为 SLAM 研究的“黄金阶段”^[5]。这期间研究者们提出了一些视觉 SLAM 方案，并且将 GPU、RGB-D 相机、双目相机（stereo camera）等新型硬件集成到了 SLAM 系统中。视觉 SLAM 的一些重要性质（如收敛性和一致性）也得到了研究，也是从这个时期开始视觉 SLAM 成为了 SLAM 方法发展的中心。第三阶段视觉 SLAM 的研究主要致力于改善系统的鲁棒性（robustness），目标在于提高视觉 SLAM 系统的可靠性以支持日益增长的实际应用需求（如无人机、虚拟现实等），视觉惯性 SLAM 也是在这个时期被引入的。

时至今日，视觉 SLAM 和视觉惯性 SLAM 的研究取得了丰硕的成果，已经有许多优秀的框架诞生：视觉 SLAM 领域有 LSD-SLAM^[6]、ORB-SLAM2^[7]、DSO^[8] 等，视觉惯性 SLAM 领域有 VINS-Mono^[9]、ORB-SLAM3^[10]、DM-VIO^[11] 等。这

些极大地推动了机器人导航定位技术的发展。

2.1.2 无人机的外力估计研究现状

无人机的外力估计也是一个被研究多年的课题，并且当下已有多种多样的解决方案，大致上可以分为确定性方法、概率性方法和基于滑窗（sliding window）优化的方法^[12]。特别是近年发展出的无人机动力学模型辅助的视觉惯性 SLAM 方法^[4,12]，该方法将外力也作为 VIO 系统的待估计变量，根据动力学模型构造动力学残差项并将其添加进后端优化的代价函数中。结果表明这种方法既可以紧耦合地精确估计外力、又可以提高原 VIO 部分的精度，有待改进的一点是该方法只能估计三维合外力而不能估计外力矩，然而外力矩的估计对于无人机（特别是全向无人机）来说也具有重要意义。视觉、惯性和动力学模型三者紧耦合的运动和外力估计也是本课题将重点探索的方向。

2.1.3 全驱动旋翼无人机研究现状



(a) 固定旋翼型^[13]



(b) 倾转旋翼型^[14]

图 4: 两种类型的全驱动旋翼无人机

实现多旋翼飞行器全驱动化的要点在于使驱动器同时且独立地产生相对机体任意方向推力和力矩，而要做到这一点需要改变旋翼的构型（configuration of rotors）。全驱动多旋翼飞行器领域近年来正处于持续发展中，这些飞行器按照旋翼构型大致可分为两类：固定旋翼型（fixed-rotor）^[13,15,16] 和倾转旋翼型（tiltrotor）^[14,17]。图4分别展示了两种构型中具有代表性的一项工作。

2.2 国内外文献综述及简析

2.2.1 视觉 SLAM 及视觉惯性 SLAM 文献综述及简析

卡尔曼滤波 (Kalman Filter)^[18] 和扩展卡尔曼滤波 (Extended Kalman Filter, EKF)^[19] 的提出开启了现代定位 (localization) 的研究历史。SLAM 问题在 20 世纪 80 年代成形, 并且于 1995 年证明了收敛性^[20-22]。在这段时间里, 一些 SLAM 方法被提出, 它们主要基于激光测距仪及从不同来源计算的里程计信息, 并且基于 EKF 实现, 如 Smith 等人于 1988 年提出的 EKF-SLAM^[23]。Davison 等人于 2007 年提出的 MonoSLAM^[2] 是第一个只用单个低成本的视觉传感器的 SLAM 方法, 其仅用一个网络摄像头、一台通用电脑, 并且不需要里程计的测量值, 就实现了基于 EKF 的 3 维建图和定位。至此基于视觉的 SLAM 研究进入了 2.1.1 节中提到的“黄金阶段”。

本小节接下来分别对视觉 SLAM 和视觉惯性 SLAM 技术进行文献综述及简析。

(1) 视觉 SLAM

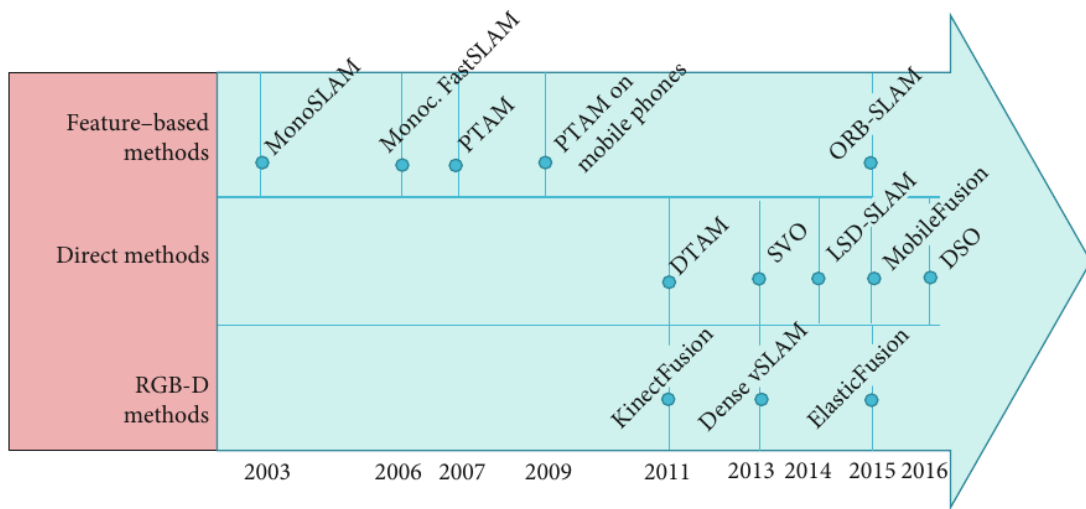
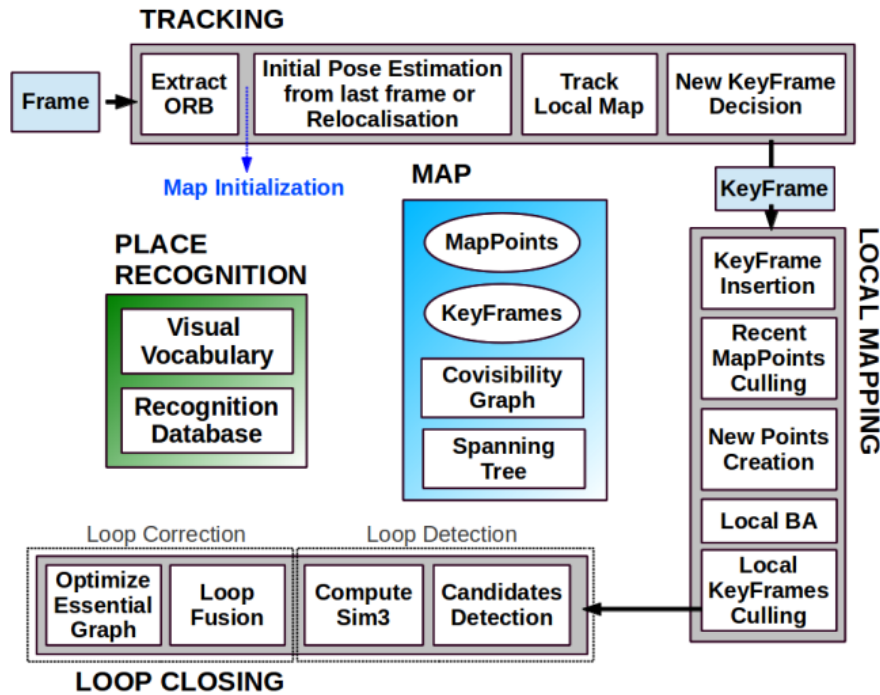


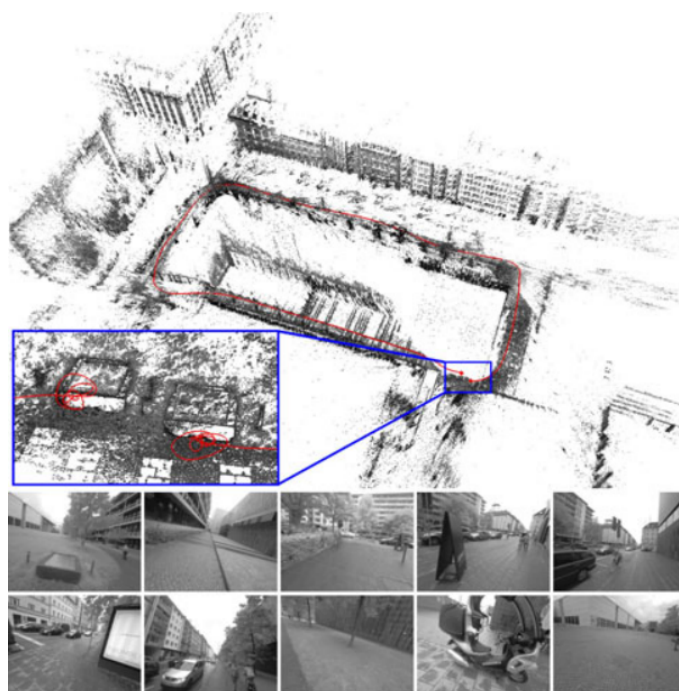
图 5: 视觉 SLAM 方法分类^[5]

如图所示, 一般将视觉 SLAM 方法根据其输入数据的本质分为 3 类^[5]: 特征点法 (feature-based methods)、直接法 (direct methods) 和 RGB-D 法 (RGB-D methods)。

特征点法: 特征点法依赖于特征点的提取与匹配, 它具有稳定, 对光照和动态物体不敏感的优势。目前常用的特征点方案有 Harris^[25]、SURF^[26]、SIFT^[27]、FAST^[28] 和 ORB^[29] 等, 特征点方案的选择主要取决于对鲁棒性和计算效率的权衡。前述的 MonoSLAM^[2] 是一种基于 EKF 的特征点法视觉 SLAM。基于 EKF 的特征点法

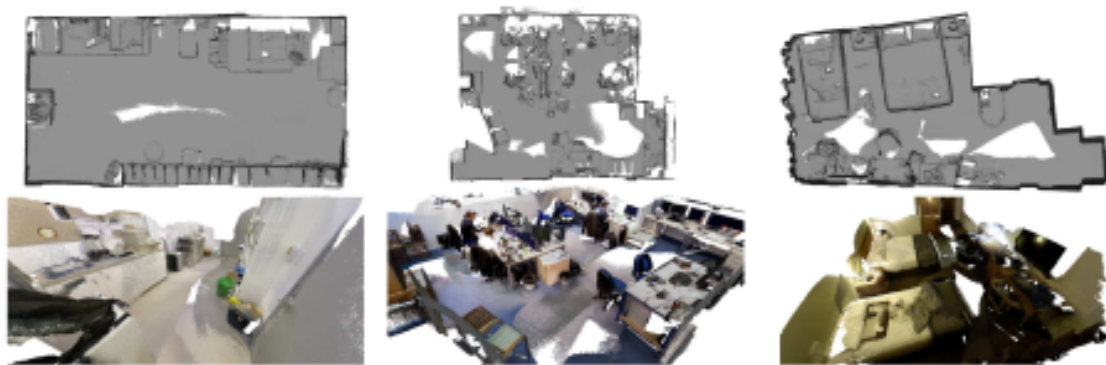
图 6: ORB-SLAM 系统框架图^[24]

SLAM 都会受到特征点数量平方级的复杂度的困扰。2002 年，Rao-Blackwellized 粒子滤波器（particle filter）被应用于 Montemerlo 等人提出的 FastSLAM^[30]，该方法有效降低了对数尺度的复杂性（the complexity of logarithmic scaling），并且被成功迁移到了单目视觉 SLAM 中^[31]。然而，即使是 FastSLAM 方法的最小复杂度也严重限制了 SLAM 的应用，尤其是需要提取大量特征点的视觉 SLAM。直到 2007 年，Klein 等人提出了一种基于关键帧的（keyframe-based）解决方案 PTAM^[32]，该方案基于 FAST 特征点，实现了任务并行化，更好地利用了全局优化技术，减小了跟踪漂移，并且更重要的一点是实现了一种具有自由缩放性的特征存储方法。现今几乎所有的视觉 SLAM 算法都是基于 PTAM 的概念。Mur-Artal 等人于 2015 年基于 ORB 特征点提出了成为现代主流视觉 SLAM 框架之一的 ORB-SLAM^[24]。ORB-SLAM 通过引入回环检测（loop detection）和重定位（relocalization），实现了长时间尺度上的数据关联，减小了累积误差。ORB-SLAM 模块划分清晰，成为很多后续工作的基础，其系统框架如图6所示，后续的 ORB-SLAM2^[7] 和 ORB-SLAM3^[10]（属于视觉惯性 SLAM）都是在其基础上的改进。除了基于特征点，也有一些引入线特征的视觉 SLAM 方案，如 2017 年 Pumarola 等人提出的 PL-SLAM^[33]、2018 年 He 等人提出的 PL-VIO^[34]（属于视觉惯性 SLAM）和 2020 年 Fu 等人提出的 PL-VINS^[35]（属于视觉惯性 SLAM）等。

图 7: DSO 定位及建图效果^[8]

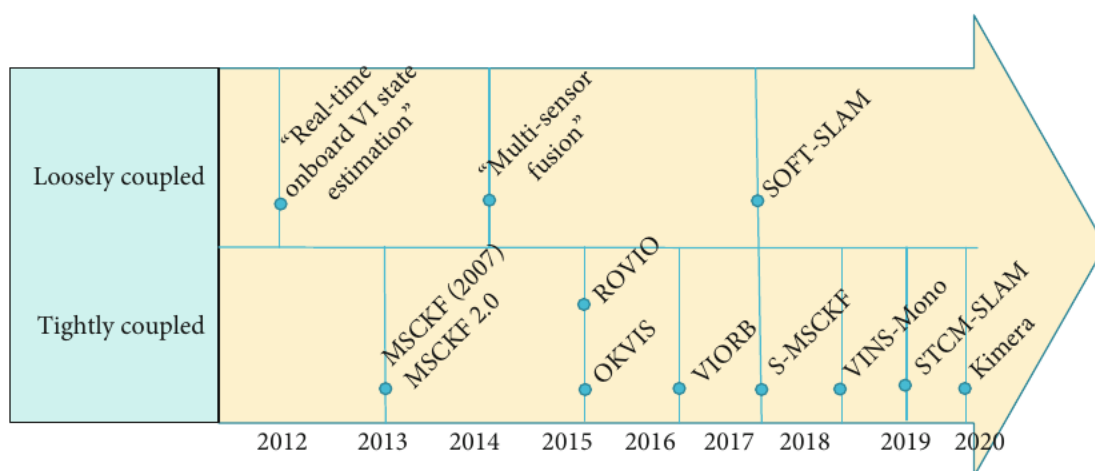
直接法：尽管特征点法在视觉 SLAM 中占据主流地位，但其仍然具有计算时间长、不能充分利用图像中的信息以及依赖纹理信息等缺点，直接法就是为了克服特征点法的上述缺点而存在的。直接法根据像素的亮度信息估计相机的运动，可以完全不用计算关键点和描述子，于是，既避免了特征的计算时间，又避免了特征缺失的情况。只要场景中存在明暗变化（可以是渐变，不必形成局部的图像梯度），直接法就能工作。首个具有重要意义的直接法视觉 SLAM 方案是于 2011 年被提出来的 DTAM^[36]，它是稠密单目视觉 SLAM 的先驱，并且在 2015 年的工作 MobileFusion^[37] 中适配到智能手机上。2014 年提出的 LSD-SLAM^[6] 是首次使用半稠密建图（semidense mapping）以适应大尺度环境的方法之一。时间上更新一点的一个直接法方案是于 2016 年被提出的 DSO^[8]，这是一个构建稀疏地图以实现轻量化处理的直接法视觉里程计（Visual Odometry, VO），其定位和建图效果如图7所示。还有一种主要的视觉 SLAM 方法是于 2017 年被提出的半直接视觉里程计（Semidirect Visual Odometry, SVO）^[38]，它结合了直接法和非直接法的优势。

RGB-D 法：RGB-D 法视觉 SLAM 方法需要特制的硬件，即 RGB-D 相机，又称深度相机。RGB-D 相机除了获取环境的 RGB 图像外，还可以通过结构光和飞行时间（Time of Flight, ToF）等方式获取图像中每个像素点对应的环境中点深度（depth），因此可以直接获得当前图像对应的稠密点云（point cloud），极大地方便了


 图 8: ElasticFusion 三维重建效果^[39]

SLAM 过程。2011 年提出的 KinectFusion^[40] 目标就在于使用 Microsoft Kinect 深度相机对环境进行精细的三维重建。Kerl 等人于 2013 年提出的稠密视觉 SLAM 方法^[41] 主要专注于利用稠密地图的优势进行精确定位。Whelan 等人于 2015 年提出了 ElasticFusion^[39]，该方法则更多地关注重建出的三维模型的几何精度。

(2) 视觉惯性 SLAM


 图 9: 视觉惯性 SLAM 方法分类^[5]

视觉惯性 SLAM 的引入主要是为了提高纯视觉 SLAM 系统的鲁棒性：视觉传感器可以提供比较丰富的环境信息，但在绝对尺度的获取方面存在短板，并且图像获取频率较低，通常为几十 Hz；而惯性传感器可以精确感知自身运动，其测量数据天生携带尺度信息，并且数据获取频率较高，通常为几百 Hz。融合视觉和惯性传感器测量数据的 SLAM 方案则可以结合二者的优点。视觉惯性 SLAM 也可以像视觉 SLAM 一样按输入信息分为直接法和非直接法，但视觉惯性 SLAM 主要还是基于特征点法，因此如图9所示，将视觉惯性 SLAM 按照视觉和惯性数据的耦合程度

分为松耦合法 (loosely-coupling methods) 和紧耦合法 (tightly-coupling methods)^[5]:

松耦合法: 松耦合视觉惯性 SLAM 将 IMU 和图像测量数据分开来处理, 并且使用二者的信息来跟踪位姿。Weiss 等人^[42] 通过对图像进行处理来计算连续位姿之间的视觉里程计, 随后将后者与惯性测量数据融合。也可以通过对 IMU 测量数据进行滤波来估计与基于图像的估计算法融合的旋转。松耦合视觉惯性里程计 (Visual-Inertial Odometry, VIO) 也是 2014 年发表的一种全局多传感器融合 (磁力计、气压计、GPS 接收器、激光扫描仪等) 方法^[43] 的一部分。2017 年发表的 SOFT-SLAM^[44] 算法则是一种在 IMU 可用时将其用来减小计算时间的方法, 它运行在无人机上并且可以实时构建稠密地图。

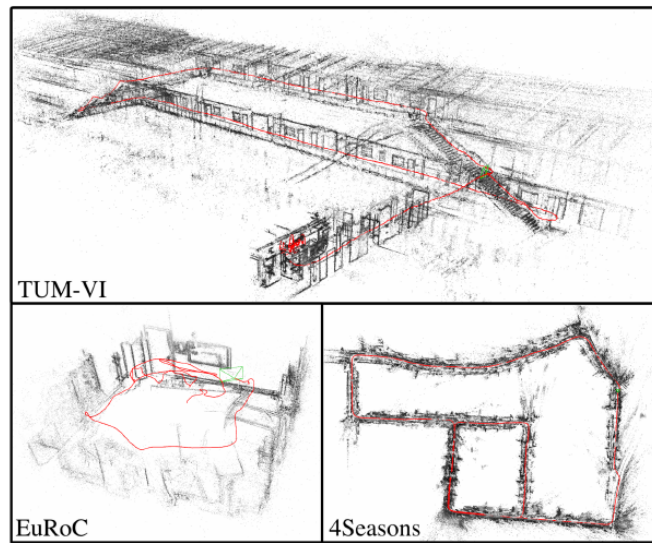


图 10: DM-VIO 在 3 个基准数据集上的运行效果^[11]

紧耦合法: 紧耦合法直接融合视觉和惯性传感器的原始测量数据来改善精度和鲁棒性, 而不是先使用基于视觉和基于惯性的估计算法分别对状态进行估计后再对二者结果进行融合。MSCKF^[45] 和 MSCKF 2.0^[46] 就属于紧耦合视觉惯性 SLAM 算法, 二者都很鲁棒很轻量。2015 年提出的 ROVIO^[47] 也是一种基于 EKF 的紧耦合直接法 VIO。著名的 OKVIS^[48] 和 S-MSCKF^[49] 是双目 VIO。Lupton 等人于 2011 年提出了 IMU 预积分 (pre-integration)^[50], 可以显著降低基于优化的视觉惯性 SLAM 的计算量。Foster 等人于 2016 年对 IMU 预积分作出改进^[51], 使其能更好地适应旋转群的流形结构。基于改进后的 IMU 预积分方法, Qin 等人于 2018 年提出了 VINS-Mono^[9], VINS-Mono 是一套真正的视觉惯性 SLAM 而非仅仅是一种 VIO 方法^[5]。Kimera^[52] 也是基于 VIO 的方法, 但它同时还包含用于全局轨迹估计的多线程位姿图优化器、一个 3D 网格重建模块和一个 3D 度量-语义重建模

块。2021 年发表并开源的 ORB-SLAM3^[10] 是在纯视觉的 ORB-SLAM2^[7] 的基础上融合了 IMU 数据，并引入地图拼接，提高了鲁棒性。2022 年发表的 DM-VIO^[11] 基于延迟边缘化（delayed marginalization）和位姿图光束平差法（pose graph bundle adjustment, PGBA）并将这两种技术用于 IMU 初始化，这让 DM-VIO 的效果在视觉惯性里程计中达到了最高水平，其在 3 种公开的基准数据集上的表现见图10。

2.2.2 无人机的外力估计文献综述及简析

在2.1.2节中已经提到，当前无人机的外力估计方法主要可分为确定性方法、概率性方法和基于滑窗优化的方法，本小节接下来分别对这三类方法做文献综述及简析。

确定性方法：确定性方法是通过将合推力向量从惯性测量数据中减掉来估计外力的^[53]。这类方法主要是基于非线性观测器，包括扰动观测器（disturbance observer, DOB）^[54,55]、动量观测器（momentum observer, MOB）^[56-59] 等。确定性方法的缺点主要在于没有考虑推力输入、系统状态和 IMU 的噪声，也没有考虑 IMU 的时变零漂。因此，确定性方法只有在输入输出数据经过仔细处理过或者所用的传感器的信噪比非常高的情况下才能正常工作。

概率性方法：概率性方法主要基于卡尔曼滤波。考虑到基于非线性观测器方法对噪声敏感的特性，McKinnon 等人于 2011 年提出了一种基于无迹卡尔曼滤波（Unscented Kalman Filter, UKF）的无人机合外力和外力矩估计算法^[60]，该方法显著提高了外力估计的效果。类似的基于滤波的方法还有：2013 年 Augugliaro 等人提出的一种基于卡尔曼滤波的外力估计方法^[61]，该方法面向人与四旋翼无人机的物理交互；2016 年 Tagliabue 等人提出的一种基于 UKF 的外力估计方法^[62]，该方法面向无人机的协同物品运输。这些方法都可以归类为松耦合方法，因为它们对系统状态的估计来源于一个分立的估计器，随后在另一个分立的估计步骤中将这个估计结果与来自无人机动力学模型的预测融合。松耦合估计器没有考虑所有待估计变量之间的关联，这可能会导致估计结果不精确。此外，对外力的估计是在一个额外的融合步骤中进行的，这可能会带来延迟和额外的计算负担^[12]。

基于滑窗优化的方法：目前基于滑窗优化的无人机外力估计方法主要是将动力学模型应用到 VIO 系统中。Antonini 的研究^[63] 表明，在基于平滑的 VIO 中，将动力学残差结合 IMU 残差作为加速度信息的额外来源可以增加状态估计的鲁棒性，尤其是在加速度计信噪比低的低速飞行场景中。但 Antonini 的方法只建模了空气阻力，而忽略了其他外力作用，这在有风或者外力作用的场景下可能会造成系统

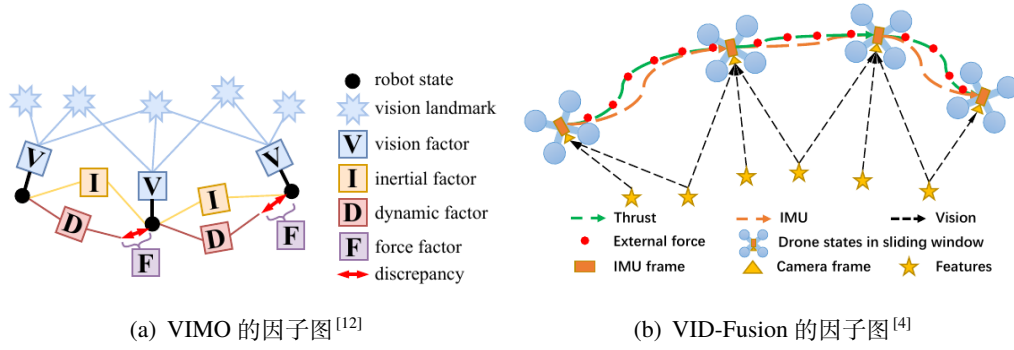


图 11: 两种视觉-惯性-动力学里程计的因子图

对 IMU 零漂和外力的混淆，导致对零漂的错误处理^[64]，因此该方法只能在无扰动的环境中运行。Kobilarov 等人于 2015 年提出了一种基于动态微分规划（Dynamic Differential Programming, DDP）的状态和外力估计方法^[65]，但该方法对测量过程过于简化而没有展示出实际应用价值。Nisar 等人于 2015 年提出了能同时估计运动和外力的视觉里程计 VIMO^[12]，该方法是一个第一个基于优化的视觉-惯性-动力学紧耦合估计器，它以视觉、惯性的测量数据以及合推力指令为输入，将合推力指令作预积分用作构造动力学残差，并将动力学残差加入到 VINS-Mono^[9] 的滑窗优化的代价函数中，得到如图 11(a) 所示的因子图。实验结果表明 VIMO 在状态估计方面相比原始的 VINS-Mono 在准确度上有最高可达 29% 的提升，同时在不增加计算时间的情况下还能提供对外力的估计。VIMO 搭起了在基于优化的 VIO 系统中运动估计和外力估计之间的桥梁，但是由于将外力建模为零均值的 Gaussian，VIMO 在较大或连续的外力作用下会受到严重影响甚至会失效^[4]。为解决 VIMO 的上述问题，Ding 等人于 2021 年提出了 VID-Fusion^[4]，VID-Fusion 是一个完整的基于优化的紧耦合视觉-惯性-动力学里程计，其因子图如图 11(b) 所示，它在 VIMO 的基础上增加了外力预积分项来表示外力对无人机的作用；无人机的合推力信息来自于自制的转速测量单元（Rotating speed Measurement Unit, RMU），每个 RMU 对旋翼电机磁场进行测量，将该测量数据进行快速傅里叶变换（Fast Fourier Transform, FFT）后可得到每个旋翼的转速值，再结合辨识出的旋翼升力系数可得到合推力。由于 VID-Fusion 显式考虑了外力的影响，即使是在外力变化范围很大的情况下它也具有与 VINS-Mono 和 VIMO 相当甚至更好的精度。不过 VIMO 和 VID-Fusion 都只能估计 3 轴合外力，而不能估计外力矩。除了基于视觉惯性里程计的方法外，2022 年 Papadimitriou 等人还提出了一种基于非线性滚动时域估计（Non-linear Moving Horizon Estimation, NMHE）的无人机状态和外力估计方法^[66]，该方法配合非线性

模型预测控制 (Non-linear Model Predictive Control, NMPC), 实现了无人机对各种外部干扰的补偿, 该方法同样只估计了合外力而没有估计外力矩。

2.2.3 全驱动旋翼无人机文献综述及简析

固定旋翼型: 固定旋翼型过 (全) 多旋翼飞行器的机械结构相对简单, 飞行器通过改变不同朝向旋翼的转速来控制推力和转矩的大小和方向。如图4(a)所示为 Brescianini 等人于 2016 年发表的一种实现灵活全向飞行的固定旋翼型八旋翼飞行器系统^[13], 该系统采用 8 个可逆电机-旋翼组合执行器 (reversible motor-propeller actuator), 故每个执行器都可以产生正推力和负推力, 8 个执行器的构型是基于静态力和扭矩分析, 采用求解优化问题的方式来设计的, 以期最大化飞行器的灵活性并最大限度保证飞行器动力学特性的旋转不变性。不过, 固定旋翼型的冗余驱动飞行器的一个主要缺点在于: 这些旋翼通常不会同时直接朝向竖直方向, 使得这类飞行器的悬停效率不会很高; 并且如果设定旋翼朝向使之更倾向于高效的悬停和更高的有效载荷, 就会几乎不可避免地降低产生横向作用力的能力^[16]。

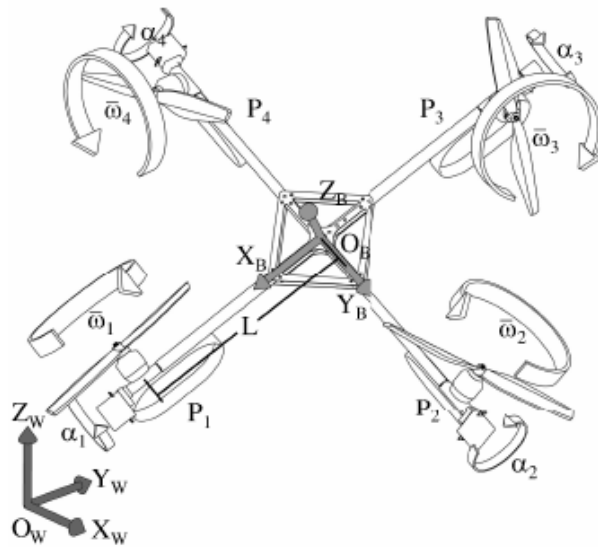


图 12: Markus Ryll 等人的可倾转旋翼的全向四旋翼飞行器结构示意图

倾转旋翼型: 倾转旋翼型全向多旋翼飞行器的实现方式多数是为旋翼增加额外的自由度, 使其转轴指向可以改变。比较常用的方式是为安装旋翼的机臂添加一个绕其轴的旋转自由度: 如图12展示了 Markus 等人于 2015 年研制出的一种可倾转旋翼的冗余驱动四旋翼飞行器的结构^[17], 该飞行器可以在有限的横滚角和俯仰角下实现悬停; 图4(b)展示的是 Kamel 等人于 2018 年开发的一种可倾转旋翼的全

向六旋翼飞行器 Voliro^[14]，该飞行器可以实现任意姿态下的悬停和飞行。这类飞行器通过改变每个旋翼的朝向，实现了更高效的悬停。本课题所使用的仿真及实物实验平台是参考 Voliro 的结构搭建的。

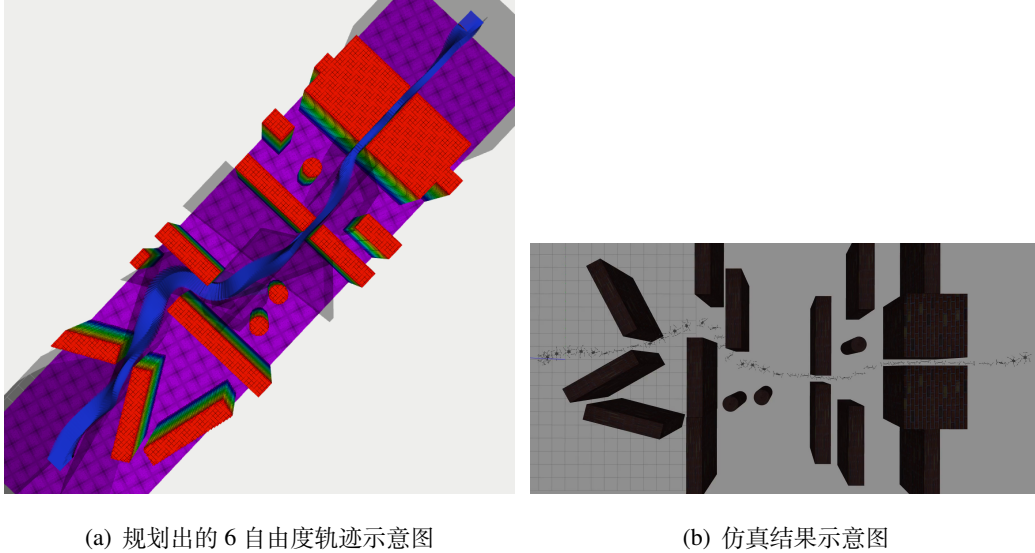


图 13: 无碰撞 6 自由度轨迹规划示意图^[67]

目前关于全驱动无人机的研究处于起步阶段，现有工作主要关注机械结构和控制算法，而针对全驱动无人机导航的研究则非常稀少，仅有部分为全驱动无人机设计运动规划算法的工作。2018 年 Brescianini 等人基于运动基元为全向飞行器生成了从给定起点到给定终点且满足一定输入约束的 6 自由度轨迹^[68]，该工作可以在短时间内迅速探索出大量轨迹并判断其可行性。同年 Morbidi 等人提出了用于倾转旋翼六旋翼飞行器的节能轨迹生成方法^[69]，通过求解一个显式考虑电机电气模型的优化控制问题得到一条指定边界点的节能轨迹，并做了数值验证。2021 年 Pantic 等人提出了基于流形网格的运动规划方法^[70]，该方法将物体表面 (surface) 建模为三角网格 (triangular mesh) 并提出原始表面的一个低维参数化表示方法，进一步将原始表面及其低维表示近似为流形 (manifold)，运用黎曼运动策略 (Riemannian Motion Policies, RMPs) 构建了一个高效且通用的、面向飞行器与表面交互的运动规划框架。2022 年 Liu 等人为全驱动无人机提出了一种 6 自由度时间最优轨迹的生成方法^[71]。以上工作无一例外都没有将环境中的障碍物纳入考虑。2022 年本课题组提出了一种基于优化的全驱动飞行器 6 自由度无碰撞轨迹生成方法^[67]，该方法将 Wang 等人于 2022 年提出的 MINCO 轨迹类及基于 MINCO 的几何约束多旋翼轨迹优化框架 GCOPTER^[72] 扩展到了 6 维，并且考虑了机器人的几何形状和姿

态，因此生成的轨迹可以充分利用环境中的无碰撞空间，使得无人机安全穿越狭长空间成为可能，具体效果如图13所示。还有部分为针对 6 自由度刚体运动规划的工作^[73-79] 具有应用到全驱动无人机上的可能。

3 主要研究内容及研究方案

3.1 研究内容

本课题主要对多旋翼无人机的视觉-惯性导航方法进行研究，期望能设计一个能在实现精确的运动估计的同时，还能将欠驱动无人机和全驱动无人机的动力学模型纳入考虑以得到精确实时的合外力和外力矩估计的视觉-惯性导航系统，并期望能将该导航系统部署到全驱动无人机上，配合稠密建图和运动规划算法实现全驱动无人机在未知复杂环境下的自主导航并提高其抗扰性能。

3.1.1 应用动力学模型的视觉惯性里程计的研究

目前基于视觉惯性的紧耦合无人机外力估计方案只能对欠驱动无人机的 3 维合外力进行估计，不能适用与全驱动无人机，也不能估计外力矩。外力矩相关的角加速度并不能通过传感器直接获得，直接对陀螺仪测量的角速度值进行差分可能会引入额外噪声^[80]。已有的可估计外力矩的方法主要基于非线性观测器和卡尔曼滤波，多数属于松耦合方法，且存在对噪声敏感，或引入延迟和额外的计算量的问题。本课题尝试对视觉惯性导航和外力估计的理论进行研究，结合各种方法的优点和思想，设计一种基于视觉惯性的可精确、鲁棒且实时地同时估计无人机运动、外力和外力矩的导航方案。

3.1.2 无人机稠密地图构建及运动规划方法的研究

本课题要实现无人机的自主导航，除主要研究内容视觉惯性里程计外，还需要对稠密建图和运动规划算法进行研究，其中欠驱动无人机需要为其规划 3 自由度的平移运动，全驱动无人机需要为其规划 6 自由度的刚体运动。本课题将对基于 RGB-D 相机的稠密建图和复杂环境中全驱动无人机的运动规划方案进行研究设计。

3.1.3 全驱动无人机自主导航的研究

本课题最后将结合全驱动无人机的特点，把前述状态估计、建图和规划模块整合为一个完整的无人机自主导航系统，部署到全驱动无人机上，实现全驱动无人机的自主导航。

3.2 研究方案

3.2.1 应用动力学模型的视觉惯性里程计的研究方案

本课题首先将对最优估计、计算机视觉和无人机系统建模等相关理论知识进行学习研究。对现有不同的 VIO、外力估计方案进行调研和对比，总结各方法的主要思想、优势和短板，选择合适的外力矩估计方式，构建相关数学模型，设计相关算法并尝试针对研究对象的特点进行理论创新。然后在已有的算法框架基础上进行修改，或者开发自己的算法框架。

由于当前 OmniHex 的软件系统和仿真平台是主要基于 ROS2 开发的，并且 ROS2 在各方面相对于 ROS 更有优势，因此本课题的导航系统考虑基于 ROS2 实现，考虑到目前主流的视觉惯性导航框架都是基于 ROS 实现的，因此本课题的工程实现可能涉及算法移植。具体选择哪个平台有待后续调研。为得到无人机的推力信息，除参考 VIMO 直接使用飞控输出的推力指令外，更好的解决方案可能是参考 VID-Fusion 自制 RMU，因此可能涉及嵌入式开发。

最后分别进行仿真和实物实验进行验证。其中同时估计外力的 VIO 算法还将基于公开数据集进行验证，该算法的实物验证计划分别基于欠驱动无人机和全驱动无人机进行实验，外力的来源计划使用弹性绳、风扇、悬挂负载等，其中弹性绳生成的外力真值可通过力传感器获取。

3.2.2 全驱动无人机稠密地图构建及运动规划方法的研究方案

一个完整的无人机自主导航框架除了包括定位模块外，还包括建图和规划模块。本课题还将对稠密地图构建和运动规划方法进行研究。对于全驱动无人机而言，需要为其规划无碰撞的 6 自由度刚体运动，这方面此前已有研究基础，本课题中将对之前的工作进行进一步研究和改进。考虑到运动规划部分的需要，本课题将主要对稠密点云地图、占据栅格地图和 ESDF 地图的构建方法进行研究，最终目的是要能方便地基于地图进行碰撞检测、路径搜索和安全飞行走廊生成。这方面已有许多成熟的开源框架可以直接使用，本课题将基于成熟框架进行必要的二次开发和创新。

3.2.3 无人机自主导航的研究方案

这一部分将主要是工程实现的工作，包括传感器的选型和部署、各模块的整合等。传感器方面，视觉传感器计划使用 RGB-D 相机，它可以输出双目的 RGB 图

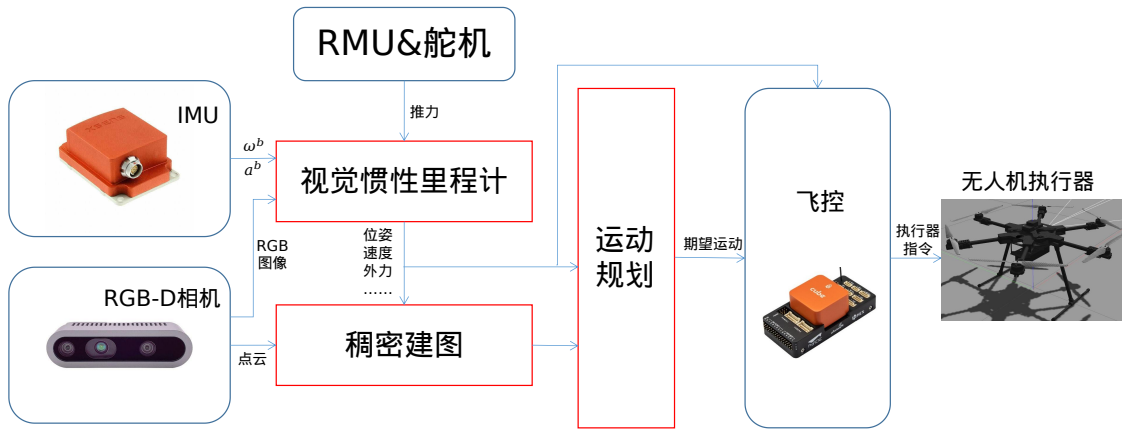


图 14: 自主导航系统框架图

像和对应的相机坐标系下的稠密点云，双目 RGB 图像用于视觉惯性里程计，稠密点云用于稠密建图；惯性测量方面可直接使用 Pixhawk 飞控自带的 IMU。对于外力估计时需要的无人机的推力信息，除参考 VIMO 直接使用飞控输出的推力指令外，更好的解决方案可能是参考 VID-Fusion 自制 RMU，因此可能涉及嵌入式开发；对于全驱动飞行器而言还需要获取旋翼倾转舵机的转角，这里直接用飞控输出的控制指令即可。在传感器部署的时候需要考虑全驱动无人机的结构和运动的特点，科学选取传感器的数量和部署方式。整个自主导航系统架构的初步设计方案如图14所示。

本课题涉及软硬件开发与调试等工程问题。由于当前 OmniHex 的软件系统和仿真平台是主要基于 ROS2 开发的，并且 ROS2 在各方面相对于 ROS 更有优势，因此本课题的导航系统考虑基于 ROS2 实现，考虑到目前主流的视觉惯性导航框架都是基于 ROS 实现的，因此本课题的工程实现可能涉及算法移植。具体选择哪个平台有待后续调研。目前 OmniHex 的实物模型还不能做到大倾角飞行，需要进行进一步调试，如有必要需修改机械结构或者搭建一台新飞机。

4 预期目标

本课题的目标是设计一个基于视觉惯性融合的 SLAM 导航系统，期望此系统能够：

- (1) 精确且高效地估计自身运动。
- (2) 能结合无人机的动力学模型精确且高效地估计外部作用力。
- (3) 适用于全驱动无人机，并能结合建图与规划算法实现自主导航。

5 已完成的研究工作及进度安排

5.1 已完成的研究工作

2021 年 9 月至 2022 年 6 月：协助搭建了 OmniHex 仿真和实物平台，并设计了一种面向全驱动无人机的 6 自由度无碰撞轨迹生成算法。

2022 年 6 月至 2023 年 6 月：系统学习最优估计、最优控制、移动机器人导航、计算机视觉等基础专业知识，调研了视觉定位、运动规划相关论文。

2023 年 6 月至 2023 年 9 月：调研学习视觉及视觉惯性 SLAM 相关文献，系统学习 VINS-Mono 的理论和代码。

5.2 进度安排

本课题的研究从 2023 年 9 月开始，到 2024 年 12 月进行最终答辩，结合自身知识储备和科研学习能力，制定如下进度安排：

2023 年 9 月至 2023 年 11 月：调研学习视觉惯性导航和无人机外力估计的理论方法，总结已有方法的优缺点和设计思想，对相关理论进行具体研究。同时对 OmniHex 实物平台进行调试。

2023 年 11 月至 2024 年 4 月：完成同时估计运动和外界的视觉惯性里程计算法的设计和实现并完成在公开数据集和仿真中完成基于欠驱动和全驱动飞行器的验证。

2024 年 4 月至 2024 年 7 月：完成稠密建图和运动规划算法的设计和实现，并配合 VIO 实现首先完成基于四旋翼无人机的仿真和实验验证。

2024 年 7 月至 2024 年 8 月：完成基于 OmniHex 的自主导航仿真实验。

2024 年 8 月至 2024 年 10 月：完成基于 OmniHex 的自主导航实物实验。

2024 年 10 月至 2024 年 12 月：撰写论文。

6 已具备的研究条件和所需条件及经费

6.1 实验室条件和经费保障

实验室已有多架四旋翼无人机、一架 OmniHex 和一套动作捕捉系统，传感器、电机和计算设备种类齐全数量足够，全驱动无人机属于实验室项目，经费足够，可满足本课题的基本需求。

6.2 所需条件及经费

本课题所需经费主要在于全驱动无人机的实物搭建上，目前已有的 OmniHex 各部分估计造价如表1所示：

表 1: OmniHex 主要组件 BOM 表

组件名称	预估单价	数量	总额
Intel NUC 迷你计算机	4000	1	4000
Pixhawk 自驾仪	2000	1	2000
锂电池	70	1	70
固定起落架	100	1	100
Dynamixel 伺服舵机	2400	6	14400
无刷电机及相关配件	600	6	3600
电子配件	600	\	600
机架板材	700	\	700
轴承相关	1320	\	1320
紧固件	50	\	50
合计	\	\	26840

7 预计困难及解决方案

7.1 预计困难与技术难点

课题进行需要学习的知识较多，涉及软硬件开发与调试、最优估计、计算机视觉、最优控制等知识；研究过程涉及理论研究、工程实现等具有挑战性的步骤，总体难度和工作量比较大。预计可能遇到的困难如下：

(1) 目前没有基于视觉-惯性的紧耦合外力矩估计方法，而且与外力矩观测直接相关的角加速度无法直接从传感器中获得，直接对角速度进行差分可能会引入额外噪声从而影响估计精度。

(2) 目前 OmniHex 实物飞行器仅能进行小倾角（约 30° 以内）姿态控制，倾角过大会造成整个系统振荡发散导致坠机。推测是由 PID 参数没有整定到位，以及舵机和机臂之间的传动结构存在的死区造成的，后续由可能需要修改机械结构重新搭建一台 OmniHex。

(3) 全驱动无人机属于新兴领域，在设计、控制和调试方面可借鉴经验极少，全驱动无人机的自主导航更是未见先例，因此本课题基于全驱动无人机的实物验证部分存在较大挑战性和不确定性。

7.2 解决方案

为了提高课题进展速度和效率，保证学习质量，采用边应用边学习再应用的方法进行主要知识的系统学习，并多动手实际操作，提高动手操作能力，也为后期打下良好的基础。同时采取以下方案：

(1) 广泛调研各种外力估计方案，总结各方案的优势短板和设计思想，集思广益，充分结合各种方案的优点。

(2) 与实验室同窗以及老师多沟通多讨论，寻找问题解决的思路和灵感，遇到难以解决的问题及时向他人寻求帮助。与同组人员合作学习，提高效率并避免重复性工作。

(3) 理论学习与实践操作并行，提高学习和工作效率。

参考文献

- [1] LIU H, ZHANG G, BAO H. A survey of monocular simultaneous localization and mapping [J] , 2016, 28 : 855-868.
- [2] DAVISON A J, REID I D, MOLTON N D, et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM [J/OL] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007 : 1052–1067. <http://dx.doi.org/10.1109/tpami.2007.1049>.
- [3] BODIE K. Omnidirectional tilt-rotor flying robots for aerial physical interaction: Modelling, control, design and experiments [D] . [S.l.] : ETH Zurich, 2022.
- [4] DING Z, YANG T, ZHANG K, et al. Vid-fusion: Robust visual-inertial-dynamics odometry for accurate external force estimation [C] //2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Xi'an, China, 2021 : 14469-14475.
- [5] SERVIÈRES M, RENAUDIN V, DUPUIS A, et al. Visual and visual-inertial slam: State of the art, classification, and experimental benchmarking [J] . Journal of Sensors, 2021, 2021 : 1-26.
- [6] ENGEL J, SCHÖPS T, CREMERS D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM [C] //European conference on computer vision, [S.l.], 2014 : 834-849.
- [7] MUR-ARTAL R, TARDOS J D. ORB-SLAM2: an Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo and RGB-D Cameras [J/OL] . IEEE Transactions on Robotics, 2017 : 1255–1262. <http://dx.doi.org/10.1109/tro.2017.2705103>.
- [8] ENGEL J, KOLTUN V, CREMERS D. Direct sparse odometry [J] . IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 40 (3) : 611-625.
- [9] QIN T, LI P, SHEN S. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator [J/OL] . IEEE Transactions on Robotics, 2018 : 1004–1020. <http://dx.doi.org/10.1109/tro.2018.2853729>.
- [10] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRIGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial and Multi-Map SLAM [J/OL] . IEEE Transactions on Robotics, 2021 : 1874–1890. <http://dx.doi.org/10.1109/tro.2021.3075644>.
- [11] VON STUMBERG L, CREMERS D. Dm-vio: Delayed marginalization visual-inertial odometry [J] . IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7 (2) : 1408-1415.

- [12] NISAR B, FOEHN P, FALANGA D, et al. VIMO: Simultaneous visual inertial model-based odometry and force estimation [J/OL]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019 : 2785–2792. <http://dx.doi.org/10.1109/lra.2019.2918689>.
- [13] BRESCIANINI D, D'ANDREA R. Design, modeling and control of an omnidirectional aerial vehicle [C] //2016 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), Stockholm, Sweden, 2016 : 3261-3266.
- [14] KAMEL M, VERLING S, ELKHATIB O, et al. The voliro omniorientational hexacopter: An agile and maneuverable tilttable-rotor aerial vehicle [J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2018, 25 (4) : 34-44.
- [15] PARK S, LEE J, AHN J, et al. Odar: Aerial manipulation platform enabling omnidirectional wrench generation [J]. IEEE/ASME Transactions on mechatronics, 2018, 23 (4) : 1907-1918.
- [16] ALLENSPACH M, BODIE K, BRUNNER M, et al. Design and optimal control of a tiltrotor micro-aerial vehicle for efficient omnidirectional flight [J]. The International Journal of Robotics Research, 2020, 39 (10-11) : 1305-1325.
- [17] RYLL M, BÜLTHOFF H H, GIORDANO P R. A novel overactuated quadrotor unmanned aerial vehicle: Modeling, control, and experimental validation [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2014, 23 (2) : 540-556.
- [18] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J], 1960.
- [19] MAYBECK P S. Stochastic models, estimation, and control [M]. [S.l.] : Academic press, 1982.
- [20] DURRANT-WHYTE H F. Uncertain geometry in robotics [J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1988, 4 (1) : 23-31.
- [21] LEONARD J J, DURRANT-WHYTE H F. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot. [C] //IROS : Vol 3, [S.l.], 1991 : 1442-1447.
- [22] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty [J]. The international journal of Robotics Research, 1986, 5 (4) : 56-68.
- [23] CHEESEMAN P, SMITH R, SELF M. A stochastic map for uncertain spatial relationships [C] //4th international symposium on robotic research, [S.l.], 1987 : 467-474.
- [24] MUR-ARTAL R, MONTIEL J M M, TARDOS J D. ORB-SLAM: a versatile and

- accurate monocular SLAM system [J] . IEEE transactions on robotics, 2015, 31 (5) : 1147-1163.
- [25] SI C H, STEPHENS M. A combined corner and edge detection [C] // Proc. 4th Alvey Vision Conference, [S.l.], 1988 : 147-151.
- [26] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. Surf: Speeded up robust features [C] // Computer Vision–ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7-13, 2006. Proceedings, Part I 9, [S.l.], 2006 : 404-417.
- [27] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J] . International journal of computer vision, 2004, 60 : 91-110.
- [28] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C] // Computer Vision–ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7-13, 2006. Proceedings, Part I 9, [S.l.], 2006 : 430-443.
- [29] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International conference on computer vision, [S.l.], 2011 : 2564-2571.
- [30] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, et al. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem [J] . Aaai/iaai, 2002, 593598.
- [31] EADE E, DRUMMOND T. Scalable monocular SLAM [C] // 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06) : Vol 1, [S.l.], 2006 : 469-476.
- [32] KLEIN G, MURRAY D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces [C] // 2007 6th IEEE and ACM international symposium on mixed and augmented reality, [S.l.], 2007 : 225-234.
- [33] PUMAROLA A, VAKHITOV A, AGUDO A, et al. PL-SLAM: Real-time monocular visual SLAM with points and lines [C] // 2017 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), [S.l.], 2017 : 4503-4508.
- [34] HE Y, ZHAO J, GUO Y, et al. PL-VIO: Tightly-coupled monocular visual-inertial odometry using point and line features [J] . Sensors, 2018, 18 (4) : 1159.
- [35] FU Q, WANG J, YU H, et al. PL-VINS: Real-time monocular visual-inertial SLAM with point and line features [J] . arXiv preprint arXiv:2009.07462, 2020.
- [36] NEWCOMBE R A, LOVEGROVE S J, DAVISON A J. DTAM: Dense tracking

- and mapping in real-time [C] //2011 international conference on computer vision, [S.l.], 2011 : 2320-2327.
- [37] ONDRŮŠKA P, KOHLI P, IZADI S. Mobilefusion: Real-time volumetric surface reconstruction and dense tracking on mobile phones [J] . IEEE transactions on visualization and computer graphics, 2015, 21 (11) : 1251-1258.
- [38] FORSTER C, ZHANG Z, GASSNER M, et al. SVO: Semidirect visual odometry for monocular and multicamera systems [J] . IEEE Transactions on Robotics, 2016, 33 (2) : 249-265.
- [39] WHELAN T, LEUTENEGGER S, SALAS-MORENO R, et al. ElasticFusion: Dense SLAM without a pose graph [C] // , [S.l.], 2015.
- [40] NEWCOMBE R A, IZADI S, HILLIGES O, et al. Kinectfusion: Real-time dense surface mapping and tracking [C] //2011 10th IEEE international symposium on mixed and augmented reality, [S.l.], 2011 : 127-136.
- [41] KERL C, STURM J, CREMERS D. Dense visual SLAM for RGB-D cameras [C] //2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, [S.l.], 2013 : 2100-2106.
- [42] WEISS S, ACHELNIK M W, LYNEN S, et al. Real-time onboard visual-inertial state estimation and self-calibration of MAVs in unknown environments [C] //2012 IEEE international conference on robotics and automation, [S.l.], 2012 : 957-964.
- [43] SHEN S, MULGAONKAR Y, MICHAEL N, et al. Multi-sensor fusion for robust autonomous flight in indoor and outdoor environments with a rotorcraft MAV [C] //2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), [S.l.], 2014 : 4974-4981.
- [44] CVIŠIĆ I, ČESIĆ J, MARKOVIĆ I, et al. SOFT-SLAM: Computationally efficient stereo visual simultaneous localization and mapping for autonomous unmanned aerial vehicles [J] . Journal of field robotics, 2018, 35 (4) : 578-595.
- [45] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C] //Proceedings 2007 IEEE international conference on robotics and automation, [S.l.], 2007 : 3565-3572.
- [46] LI M, MOURIKIS A I. High-precision, consistent EKF-based visual-inertial odometry [J] . The International Journal of Robotics Research, 2013, 32 (6) : 690-711.
- [47] BLOESCH M, OMARI S, HUTTER M, et al. Robust visual inertial odometry using

- a direct EKF-based approach [C] // 2015 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS), [S.l.], 2015 : 298-304.
- [48] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization [J] . The International Journal of Robotics Research, 2015, 34 (3) : 314-334.
- [49] SUN K, MOHTA K, PFROMMER B, et al. Robust stereo visual inertial odometry for fast autonomous flight [J] . IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3 (2) : 965-972.
- [50] LUPTON T, SUKKARIEH S. Visual-inertial-aided navigation for high-dynamic motion in built environments without initial conditions [J] . IEEE Transactions on Robotics, 2011, 28 (1) : 61-76.
- [51] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry [J] . IEEE Transactions on Robotics, 2016, 33 (1) : 1-21.
- [52] ROSINOL A, ABATE M, CHANG Y, et al. Kimera: an open-source library for real-time metric-semantic localization and mapping [C] // 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), [S.l.], 2020 : 1689-1696.
- [53] TOMIĆ T, HADDADIN S. A unified framework for external wrench estimation, interaction control and collision reflexes for flying robots [C] // 2014 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems, [S.l.], 2014 : 4197-4204.
- [54] LIANG J, CHEN Y, WU Y, et al. Active Physical Interaction Control for Aerial Manipulator Based on External Wrench Estimation [J] . IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023.
- [55] YÜKSEL B, SECCHI C, BÜLTHOFF H H, et al. A nonlinear force observer for quadrotors and application to physical interactive tasks [C] // 2014 IEEE/ASME international conference on advanced intelligent mechatronics, [S.l.], 2014 : 433-440.
- [56] BODIE K, BRUNNER M, PANTIC M, et al. An omnidirectional aerial manipulation platform for contact-based inspection [J] . arXiv preprint arXiv:1905.03502, 2019.
- [57] NIGRO M, PIERRI F, CACCAVALE F. Control of an omnidirectional uav for transportation and manipulation tasks [J] . Applied Sciences, 2021, 11 (22) : 10991.

- [58] TOMIĆ T, SCHMID K, LUTZ P, et al. The flying anemometer: Unified estimation of wind velocity from aerodynamic power and wrenches [C] //2016 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS), [S.l.], 2016 : 1637-1644.
- [59] RUGGIERO F, CACACE J, SADEGHIAN H, et al. Impedance control of VTOL UAVs with a momentum-based external generalized forces estimator [C] //2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA), [S.l.], 2014 : 2093-2099.
- [60] MCKINNON C D, SCHOELLIG A P. Unscented external force and torque estimation for quadrotors [C] //2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), [S.l.], 2016 : 5651-5657.
- [61] AUGUGLIARO F, D'ANDREA R. Admittance control for physical human-quadrocopter interaction [C] //2013 European Control Conference (ECC), [S.l.], 2013 : 1805-1810.
- [62] TAGLIABUE A, KAMEL M, VERLING S, et al. Collaborative object transportation using mavs via passive force control [J] . arXiv preprint arXiv:1612.04915, 2016.
- [63] ANTONINI A. Pre-integrated dynamics factors and a dynamical agile visual-inertial dataset for UAV perception [D] . [S.l.] : Massachusetts Institute of Technology, 2018.
- [64] ABEYWARDENA D, WANG Z, DISSANAYAKE G, et al. Model-aided state estimation for quadrotor micro air vehicles amidst wind disturbances [C] //2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, [S.l.], 2014 : 4813-4818.
- [65] KOBILAROV M, TA D-N, DELLAERT F. Differential dynamic programming for optimal estimation [C/OL] //2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), [S.l.], 2015 : 863-869. <http://dx.doi.org/10.1109/ICRA.2015.7139279>.
- [66] PAPADIMITRIOU A, JAFARI H, MANSOURI S S, et al. External force estimation and disturbance rejection for micro aerial vehicles [J] . Expert Systems with Applications, 2022, 200 : 116883.
- [67] LIU P, QUAN F, LIU Y, et al. Collision-Free 6-DoF Trajectory Generation for Omnidirectional Multi-rotor Aerial Vehicle [J] . arXiv preprint arXiv:2209.06764,

2022.

- [68] BRESCIANINI D, D' ANDREA R. Computationally efficient trajectory generation for fully actuated multirotor vehicles [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34 (3) : 555-571.
- [69] MORBIDI F, BICEGO D, RYLL M, et al. Energy-efficient trajectory generation for a hexarotor with dual-tilting propellers [C] //2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, Spain, 2018 : 6226-6232.
- [70] PANTIC M, OTT L, CADENA C, et al. Mesh manifold based riemannian motion planning for omnidirectional micro aerial vehicles [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6 (3) : 4790-4797.
- [71] LIU K, MA L, ZHOU H, et al. Optimal Time Trajectory Generation and Tracking Control for Over-Actuated Multirotors With Large-Angle Maneuvering Capability [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7 (3) : 8339-8346.
- [72] WANG Z, ZHOU X, XU C, et al. Geometrically Constrained Trajectory Optimization for Multicopters [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022 : 1-10.
- [73] NGUYEN H, PHAM Q-C. Time-optimal path parameterization of rigid-body motions: Applications to spacecraft reorientation [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2016, 39 (7) : 1667-1671.
- [74] BELTA C, KUMAR V. An SVD-based projection method for interpolation on SE(3) [J/OL]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2002, 18 (3) : 334-345. <http://dx.doi.org/10.1109/TRA.2002.1019463>.
- [75] BELTA C, KUMAR V. Euclidean metrics for motion generation on SE (3) [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2002, 216 (1) : 47-60.
- [76] BESTAOUI Y, HIMA S, SENTOUH C. Motion planning of a fully actuated unmanned aerial vehicle [C] //2003 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, [S.l.], 2003.
- [77] ZEFRAN M, KUMAR V, CROKE C B. On the generation of smooth three-dimensional rigid body motions [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1998, 14 (4) : 576-589.
- [78] WATTERSON M, SMITH T, KUMAR V. Smooth trajectory generation on SE (3) for a free flying space robot [C] //2016 IEEE/RSJ International Conference on

- Intelligent Robots and Systems (IROS), [S.l.], 2016 : 5459-5466.
- [79] JACKSON B E, TRACY K, MANCHESTER Z. Planning with attitude [J] . IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6 (3) : 5658-5664.
- [80] 邱国鹏. 应用视觉的无人机外力估计与抗扰控制研究 [D] . [S.l.] : 西南科技大学, 2023.