信息与控制　2025 年　第 54 卷　第 3 期：353 ~ 371

DOI：10.13976/j.cnki.xk.2024.4751　　**CSTR**：32166.14.xk.2024.4751

多旋翼无人机的环境感知与运动规划方法综述

聂虹宇[1,2]，张广玉[1]，李德才[1]，何玉庆[1]

1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室，辽宁 沈阳　110016；
2. 中国科学院大学，北京　100049

基金项目：国家重点研发计划(2023YFB4704402)；辽宁省自然科学基金项目(2022-ms-032)；中国科学院青促会优秀会员项目(Y2022065)；机器人学国家重点实验室项目(E21Z0117)

通信作者：聂虹宇，niehongyu@sia.cn　收稿/录用/修回：2024-12-11/2025-02-11/2025-03-05

摘要

近年来，研究人员对于开发具有先进自主飞行能力的多旋翼无人机表现出浓厚的兴趣。多旋翼无人机能够代替人类执行一些复杂且危险的任务，如搜救活动、监测和探索任务等。然而，无人机在多变和复杂的实际环境中面临诸多挑战。为了完成这些任务，无人机必须依赖一个安全且高效的自主飞行系统。众所周知，自主飞行系统涉及多个复杂的技术层面，包括地图构建、状态估计和运动规划。本文对这些子模块的优势和劣势进行了细致的讨论、对比和综合评述。此外，本文还给出了自主飞行在不同场景中的限制和未解决的问题，以便研究人员更好地认识到理论与实践应用之间的关键差距。最后，本文对自主飞行领域所面临的未来挑战进行了梳理，对其发展趋势进行了展望。

关键词

自主飞行
状态估计
运动规划
轨迹优化

中图法分类号：TP13

文献标志码：A

Environment Perception and Motion Planning for Multi-rotors: A Review

NIE Hongyu[1,2], ZHANG Guangyu[1], LI Decai[1], HE Yuqing[1]

1. *State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang* 110016, *China*;
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100049, *China*

Abstract

Recently, there has been growing interest among researchers in developing multi-rotors with advanced autonomous flight capabilities. Multi-rotors are capable of performing complex and hazardous tasks in place of humans, such as search and rescue, inspection, and exploration missions. However, they face numerous challenges when operating in the diverse and dynamic real-world environments. To effectively accomplish these tasks, multi-rotors require a robust, safe, and efficient autonomous flight system. As we know, autonomous flight systems involve multiple complex technical aspects, including mapping, state estimation, and motion planning. We offer an in-depth discussion, comparison, and comprehensive review of the strengths and limitations of these submodules. Furthermore, we highlight the current limitations and unresolved challenges of autonomous flight in various scenarios, providing valuable insights for researchers seeking to bridge the gap between theory and practical applications. Finally, we summarize the future challenges and emerging trends in the development of autonomous flight systems.

Keywords

autonomous flight;
state estimation;
motion planning;
trajectory optimization

0 引言

随着多旋翼无人机的发展，越来越多的研究者和设计人员开始关注其在复杂环境中自主飞行的能力。多旋翼无人机由于体积小、飞行速度快，能够在如森林等狭窄和障碍物密集的环境中灵活飞行，完成诸如搜索与救援、目标检测[1]与跟踪和目标捕获[2]等复杂任务，这些任务需要无人机具备良好的感知质量、快速响应频率及高精度的定位能力，以确保在高速飞行过程中能够准确识别和处理周围环境信息[3]。然而，无人机的小体积往往导致其有效载荷能力较弱，这在很大程度上限制了能够搭载的传感器种类和数量，尤其是重量较大或需要较多计算资源的高精度传感器。虽然许多高精度、重型传感器已经成功应用于地面移动机器人，但由于多旋翼无人机在载荷和计算资源上的限制，无法直接将这些传感器应用于自主飞行系统中。多旋翼无人机面临的这些限制因素，对其自主导航技术的开发与应用构成了较大的挑战，迫使研究者必须在系统设计中寻求平衡，既要满足传感器性能要求，又要兼顾计算效率与存储之间的平衡。

自主导航系统拥有复杂的软件框架，如图 1 所示，这个框架包括融合定位、地图构建、运动规划等。自主飞行需要根据不同的任务和场景具备不同的适应能力，在大规模且非结构化环境中进行自主探索时[4-5]，传感器采集的大量不规则点云数据会带来显著的计算和存储压力，因此在大规模非结构化环境中进行自主探索的同时构建轻量级和高质量

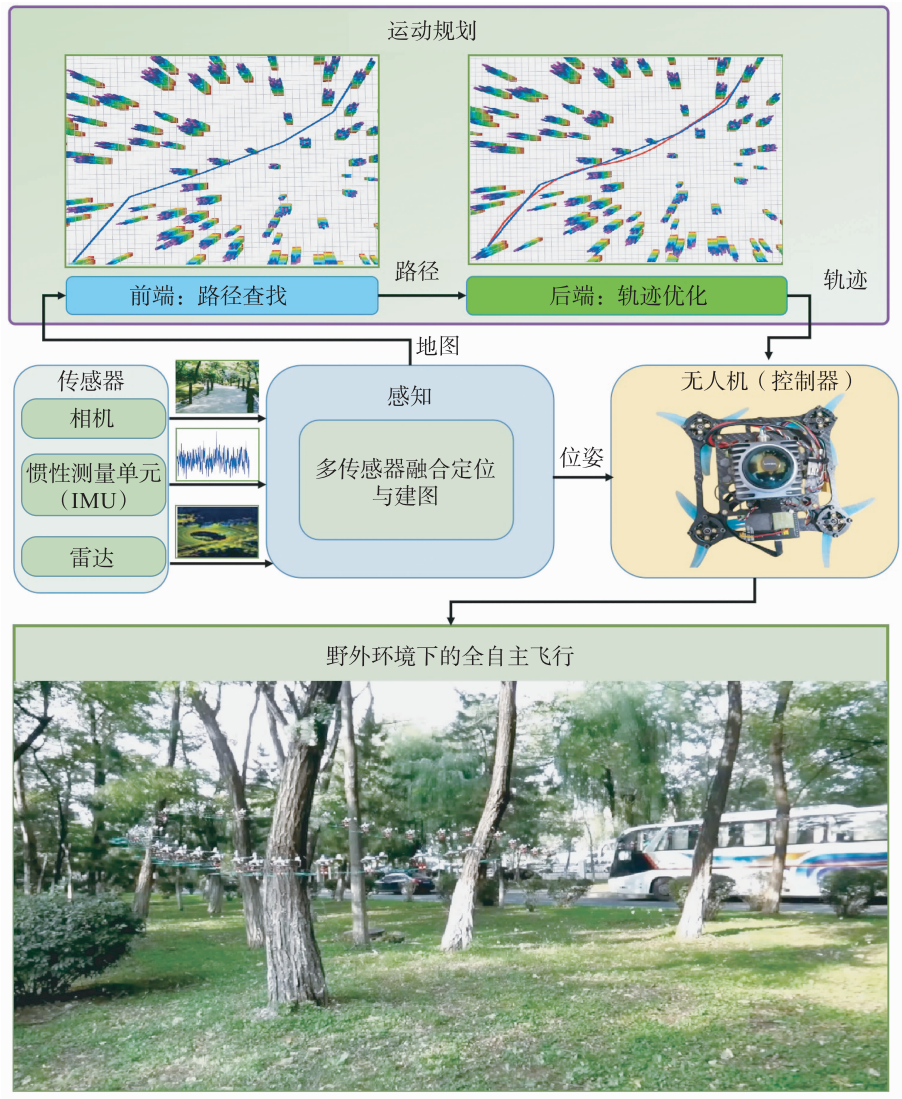


图 1 自主导航的系统框架

Fig.1 The system framework of autonomous navigation

的地图是一个复杂并且充满挑战的问题。多旋翼无人机的融合定位性能对搜索和救援至关重要，尤其是在进行稀疏特征灾害环境中的搜索和救援任务时[6-8]，将面临巨大挑战。在复杂和动态环境（工业厂房）中进行自主飞行[9-10]时，关键在于能够生成一条既平滑又安全的飞行轨迹，以规避静态或动态的障碍物。

研究界已经对自主飞行系统的各个子模块进行了全面的综述。一些文献专注于自主飞行系统里面的特定技术，例如基于视觉的方法[11-12]、基于学习的方法[13]。一些综述则聚焦于自主飞行的某个特定方面，如避障算法[14]、路径规划算法[15]、基于采样的算法[16]、轨迹优化算法[17]、运动规划算法[18]、状态估计算法[19-20]，没有从整个系统的实际应用出发，存在一定的局限性，因此对多旋翼无人机的自主飞行能力进行全面的调查，分析和总结各种自主导航方法，并建立自主导航系统子模块之间的联系，显得尤为重要。本文的核心目标是通过提供自主飞行的最新技术进展、未解决问题和未来趋势的概述，促进自主飞行的发展。

本文的主要贡献总结如下：

1）分析并总结不同地图构建、融合定位和运动规划方法的优势和劣势。并对这些自主导航子模块进行比较、联系和讨论。

2）分析并总结自主导航在不同环境和任务中的限制，并总结当前亟待解决的问题，讨论自主导航领域未来的挑战和趋势。

3）本文旨在减少重复创新，明确指出理论探索与实际应用之间的主要差异，给出多旋翼无人机自主导航技术发展面临的挑战和未来趋势，以此推动自主导航技术进步。

1　融合定位

定位是自主导航中最基本、最关键的模块。融合定位的核心优势是提升定位精度和系统鲁棒性。在复杂环境中，传统的单一定位方式（如仅依赖 GPS 或 IMU）可能会出现较大误差或失效。通过融合多种传感器信息，系统能够在某些传感器失效时保持稳定，并通过算法补偿其他传感器的不足。鉴于多旋翼无人机的载荷能力有限，轻量级的传感器在自主导航中更为适用，如单目、双目相机和轻型激光雷达（LIDAR）。尽管仅依赖激光雷达或相机可以为定位提供里程计信息，但其输出速率通常不足以支持快速实时的运动规划。为了弥补这一缺陷，研究者们通常会融合多旋翼平台上的惯性测量单元（IMU）数据以获得高频高精度的里程计结果。因此，在本节中，将专注于视觉惯性里程计（VIO）和激光惯性里程计（LIO）方法。

在里程计与惯性测量单元数据融合的方法中，主要存在两种策略：松耦合和紧耦合。在松耦合中，来自传感器的数据分别运行，然后融合在一起；紧耦合则利用两个传感器的原始数据共同估计一组变量，这一过程中传感器的噪声会相互影响。尽管紧耦合算法比较复杂，但其充分利用了传感器数据，可以取得更好的效果。为了提供更好的状态估计性能，许多研究者将重点放在紧耦合框架上。在该框架之内，当前的研究趋势主要分为基于滤波的算法和基于优化的算法两大类。

多状态约束卡尔曼滤波器（multi-state constraint Kalman filter）：一种经典的基于滤波器的视觉惯性里程计方法，称作 MSCKF[21-22]。该方法将惯性测量单元的信息与视觉信息融合在一个紧密耦合的框架中。MSCKF 的计算资源需求低，通常被用于为自主导航系统提供精确的定位服务。但是该滤波器忽略了全局信息，如果不进行回环检测，可能会导致误差随时间累积的现象。

基于开放关键帧的视觉惯性 SLAM（Open Keyframe-based Visual-Inertial SLAM，OKVIS）：采用基于优化的算法，这种优化方法能够有效地纠正漂移效应，从而提高系统的精度。在文[23]中，视觉信息和 IMU 数据被视为非线性优化问题的代价函数。为了实现实时性能，通常会对数据进行线性化和边缘化。MSCKF 和 OKVIS 在多旋翼自主飞行实际系统中取得了良好的应用效果，然而这些方法在没有闭环检测的情况下，尤其是在大规模环境中运行时，必然会导致误差累积。

单目视觉—惯性系统（Monocular Visual-Inertial System，VINS-Mono）：VINS-Mono[24]被广泛用于为多旋翼无人机的自主飞行系统提供定位信息。VINS-Mono 采用基于优化的方法，通过融合预先集成的 IMU 数据和视觉特征，提供高度精确的视觉惯性里程计，并且具备回环检测功能，以实现高精度的定位。在文[25]中，VINS-Mono 已被扩展应用于适配带 IMU 的双目相机系统。BASALT（Bundle Ad-

justment with Stereo and Inertial for Localization and Tracking)[26]是一个基于图优化的立体惯性里程计系统，主要依赖优化方法来估计相机的轨迹和地图。它利用视觉惯性里程计的非线性因子进行束调整(Bundle Adjustment)，并通过匹配 ORB 特征闭合回路，从而实现高精度定位。鲁棒视觉惯性里程计(Robust Visual Inertial Odometry，ROVIO)：鲁棒视觉惯性里程计算法[27-28]是一种基于滤波器的方法。该方法基于滤波器的框架，将 IMU 数据用于状态传播，将相机数据用于滤波器更新。ROVIO 执行多层次图像块的特征提取，并计算帧与多层次图像块之间的强度误差。ROVIO 的核心是利用扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filter，EKF)更新步骤中的误差来融合惯性和视觉数据，该算法在轻量级计算资源下实现了良好的准确性和鲁棒性，适合于机载自主导航[27]。动力学视觉惯性里程计(Dynamics Visual Inertial Odometry，DVIO)：这是一种基于优化的视觉惯性里程计，它考虑了无人机的动力学模型。文[29]将无人机动力学模型视为一个质点动力学模型，由于忽略了空气动力学力和外部干扰模型，加速度项的估计可能不准确甚至错误，这将导致错误信息被引入到惯性残差中，从而降低了运动估计的准确性。为了提高视觉惯性里程计性能，文[30]提出了一种基于学习的方法，该方法考虑了未进行建模的部分，如空气动力学阻力和干扰项，基于混合动力学模型对惯性残差进行优化，从而提高估计的准确性。

近年来，预积分和轻量级激光雷达的理论基础推进了与激光雷达惯性里程计相关的研究。研究人员开发了一种名为 LIPS(Lidar-inertial 3D Plane SLAM)[31]新的激光惯性里程计，旨在更有效地整合激光雷达和 IMU 数据。LIPS 采用了基于图的优化框架，并引入了邻近点的平面表示方法。它将点云参数化为平面特征，利用两帧之间平面参数的差异作为残差函数，从而实现更精确的状态估计。这种方法受到视觉—惯性系统的启发，在 LIO 领域获得了广泛关注，为未来紧密耦合的 LIO 系统奠定了坚实的基础。LIOM(LIO-mapping)[32]：一个紧耦合的 LIO 系统框架，通常采用图优化或非线性优化的方式来处理激光雷达和惯性测量单元的数据融合。它通过最小化激光雷达和 IMU 测量的成本来实现更可靠的估计，并采用了滑动窗口模型来保持一定规模的优化数据。与 LOAM 相比，LIOM 在精度上更具优势，然而其批量处理所有传感器测量数据的方式使得其实时性能较差。惯性辅助 3D 激光雷达 SLAM(Inertial Aided 3D LiDAR SLAM，IA-LIO)：文[33]中提出了惯性辅助 3D 激光雷达 SLAM 算法，采用图优化或非线性优化来处理数据，用于提取原始点云的特征，包括地面、边缘和平面特征，并引入了基于深度学习的 LPD-Net，该网络能够为点云生成全局描述符，从而显著提升回环检测的准确性。RF-LIO(Removal-first Tightly-coupled Lidar Inertial Odometry)：文[34]中提出了一个基于 LIO-SAM 的动态 SLAM 框架，RF-LIO 采用优化方法融合激光雷达和惯性测量单元的数据，结合了由点云组成的多分辨率范围图像，并利用紧密耦合的激光雷达惯性里程计消除动态物体的影响。然后将激光雷达扫描数据与子图进行匹配，即使在高度动态的环境中也能通过图优化技术实现精确的姿态估计。FAST-LIO(Fast LiDAR-Inertial Odometry)：文[35-36]在紧密耦合的框架基础上，将点云特征和 IMU 数据进行融合，通过滤波方法进行实时状态估计和优化，并提出一种新的公式来计算卡尔曼增益，降低优化维度，达到了减轻计算负担、提高融合效率的目的，它在多旋翼无人机自主飞行系统应用中展现了良好的定位精度和实时性。POINT-LIO(Robust High-Bandwidth Light Detection and Ranging Inertial Odometry)[37]：虽然同样采用扩展卡尔曼滤波来融合激光雷达与 IMU 的数据，但与 FAST-LIO 不同，POINT-LIO 使用点对点的更新方案，在每个点的准确采样时间更新系统状态，从而实现更精确的定位信息(里程计)。这种方法的优势在于它避免了将所有特征点累积到一个单一的坐标系中，从而提高了系统的响应速度和处理效率。

在无人机自主飞行系统框架中，研究者们广泛采用了紧耦合方法来进行融合定位。表 1 对各种紧耦合方法进行了分析、比较和总结。然而，系统在特征稀疏的环境中仍将面临一定困难，融合定位可能会产生严重的漂移甚至可能执行失败。此外，紧密耦合系统需要大量的计算资源，因此融合定位的核心问题是要在效率和精度之间找到平衡。同时，高频高精度的定位信息可以让无人机进行快速的轨迹规划进行高效稳定的自主飞行。无人机本体定位的误差会直接影响后续建图的位置与路径规划。

表 1　不同融合定位方法比较

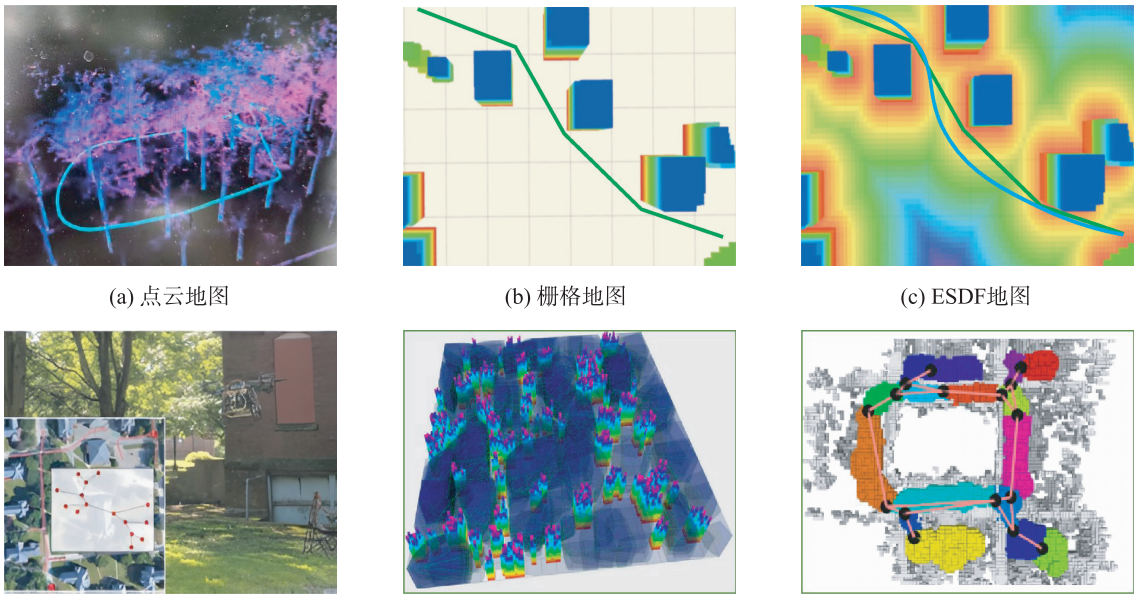
Tab.1　Comparison of different fusion positioning methods

方法	类型	特征	回环检测	参考文献	提出年份
MSCKF	基于滤波	低计算成本忽略全局信息	否	文[21－22]	2007
OKVIS	基于优化	基于关键帧融合实时性较差	否	文[23]	2015
ROVIO	基于滤波	提取多层图像特征易丢失数据 精度使用较少内存资源	否	文[27－28]	2015
VINS-MONO	基于优化	利用 DBoW2 进行环路检测 初始化鲁棒性强	是	文[24－25]	2018
BASALT	基于优化	基于明显特征的轻量级 长路径规划	是	文[26]	2019
DVIO	基于优化	考虑动态模型 考虑空气动力阻力	否	文[29－30]	2023
LIPS	基于优化	图像优化高计算成本	否	文[31]	2018
LIOM	基于优化	采用滑动窗口 高计算成本实时性较差	否	文[32]	2019
IA-LIO	基于优化	完善特征分类引入 LPD-Net 闭环环境简化	是	文[33]	2021
RF-LIO	基于优化	激光扫描匹配子图 低速率移除动态对象	否	文[34]	2022
FAST-LIO	基于滤波	迭代卡尔曼滤波 降低卡尔曼增益计算量	否	文[35－36]	2022
POINT-LIO	基于滤波	图像优化高计算成本	否	文[37]	2023

2　地图构建

理想的自主导航地图需要高质量的环境模型和良好的运动规划性能。迄今为止已经有许多经典而有效的自主导航地图，如图 2 所示。

如文[38－39]所述，在进行运动规划时使用了点云地图，然而确定环境中的安全空间需要使用大量的点云数据，这会给机载计算和存储资源造成较



(a) 点云地图　(b) 栅格地图　(c) ESDF地图

(d) 语义地图　(e) 几何地图（飞行走廊）　(f) 拓扑地图

图 2　自主导航经典地图

Fig.2　Classic maps for autonomous navigation

大的压力。如文[40 -41]所述，栅格地图是运动规划中一种常见且经典的地图类型。栅格地图的构建过程非常简单明了：首先，假设事先将空间离散化为网格单元，然后估计每个网格单元的栅格状态(空闲或占用)。网格单元存在许多不同的存储形式，例如基于八叉树[40]、基于哈希表[42]及基于统一网格[43]的方法，由于存储消耗与地图大小成线性关系，这些方法在大规模环境中表现不佳。为了获取栅格状态，一般都采用基于融合的经典方法，如文[44 -46]所述。这些方法简单高效，但基于融合的方法需要存储预测数据以供未来状态估计使用，因此在资源有限的情况下会加大计算和存储方面的负担。为了解决此问题，文[47 -48]采用了一种基于全新的树状结构来进行高效存储和状态更新，但是在大范围环境下也需用兼顾建图精度与实时性。一些基于学习的方法通过使用一些新的语义信息[49]、神经网络辐射场[50]等信息来预测栅格的占据状态，但是这类方法通常需要较多时间来进行模型训练。在以往的研究[51]中，随机映射(Random Mapping Method，RMM)方法能够高效地使用线性参数模型估计栅格状态，并且这种方法非常节省内存，RMM 方法的弱点在于，它只能在离线状态调整权重参数以适应不同的环境。ESDF(Euclidean Signed Distance Field)地图：ESDF 基于全局的栅格地图获取中心格点的占据状态和欧氏距离，通过欧氏距离和插值得到梯度信息，如文[52 -55]所述。文[54 -55]中提出“Voxblox”方法和 FIESTA 来逐步构建 ESDF 地图。文[56]使用 GPU 加速技术来快速构造 ESDF 地图来进行运动规划。

近期，文[57]使用了神经辐射场(Neural Radiance Fields)来构建 ESDF 地图。如文[43]、文[58]、文[59]和文[60]所述，这些基于梯度的规划方法可以使用 ESDF 地图进行避障。然而这些方法的效果都依赖于分辨率，因此需要不断调整分辨率以适应不同的场景，这又将限制无人机在复杂野外环境中自主飞行的性能。拓扑地图将环境空间分解成拓扑节点，该拓扑图由节点和边线组成，通过拓扑线来表达地图中各元素的关系。这大大减轻了运动规划的计算负担，不过这种计算上的简化会导致无人机忽略一些真实环境的细节信息。文[61 -63]介绍了拓扑地图如何逐步地应用在自主飞行系统。几何地图(飞行走廊)采用点、线等基本几何元素来表示三维环境。如文[64 -68]中所述，这些自由空间具有多面体特征，为轨迹优化提供了一些环境约束，因此有助于生成安全可靠的轨迹。几何地图的膨胀方向通常是与前端路径搜素方向一致，例如文[69]中的半定规划(Semidefinite Programming)下的迭代区域膨胀(Iterative Regional Inflation)、文[65]中通过直线搜索实现的区域膨胀(Regional Inflation)、文[67]中的并行凸集群聚类膨胀(Parallel Convex Cluster Inflation)以及文[70]中的球翻转法(Sphere Flipping Method)。语义地图是一种用来自主导航的新型环境模型地图，它包含了周围环境的几何信息以及描述不同对象、障碍物、道路和其他相关特征的语义标签。文[71 -72]就使用了语义信息来进行城市环境中远距离多旋翼飞行器的自主飞行。

受制于有限的机载计算资源以及复杂多变的实际环境，构建适合多旋翼无人机自主飞行的地图面临着较大的挑战。基于上述综述以及表 2 中的地图特性可以总结出，不同的地图在不同的场景和任务

表 2 导航地图

Tab.2 Navigation maps

地图	数据类型	特征	开源网址	参考文献
栅格地图	网格单元	稀疏、结构化直接查询依赖于分辨率	https://github.com/ANYbotics/grid_map	文[40, 42, 44, 51]
点云地图	Kd 树	无序性无索引查询	http://pointclouds.org/	文[38 -39]
几何地图	点集	一系列凸多面体部分精度丢失轻量级存储	https://github.com/HKUST-Aerial-Robotics/Teach-Repeat-Replan	文[65 -68]
拓扑地图	带有节点和连接线的图	部分精度丢失轻量级存储	https://github.com/ethz-asl/mav_voxblox_planning	文[61 -63]
语义地图	具有语义信息的拓扑地图	轻量级用于长距离路径规划依赖特征	https://github.com/shichaoy/semantic_3d_mapping	文[71 -72]
ESDF 地图	具有梯度距离的网格单元格	局部地图容易陷入局部最小值	https://github.com/ethz-asl/voxblox	文[43, 56, 58, 60]

中各有优势和局限性。点云和栅格地图可以被有效地用于自主飞行系统中，这些地图的主要缺点是它们无法在有限资源上构建高质量地图并进行高效存储。几何地图、拓扑地图和语义地图都是典型的轻量级的地图模型。轨迹优化算法可以直接利用凸多面体的自由空间来构建自主飞行过程的安全约束，这可以避免为了轨迹优化而频繁访问大型三维离散数据点的问题。然而由于地图简化和环境中一些结构化信息的丢失，多旋翼无人机很难在混乱无序的环境中进行自主飞行。因此，构建高质量的地图必须同时考虑它们的计算效率、存储形式、精度和环境特征。

3　运动规划

高质量的地图构建给运动规划提供了可行的优化空间，同时正如第 2 节所述经典常用的栅格地图，它可以区分被占用的、空闲的及未知的环境区域，这对运动规划具有重大意义。运动规划的目标是在栅格地图提供的可行域空间中找到一个可行并且安全的轨迹，同时满足从起始位置到目标位置的全局和局部约束条件。在介绍问题之前，本文需要对配置空间的一些关键概念进行定义。其中配置空间是一组可能应用于机器人（如多旋翼无人机）的变换集合，在文[73]中有详细的说明。如图 3 所示，完整的构形空间可以从地图中获得。本文将所有的构形空间都定义为 C，多旋翼无人机会与障碍物发生碰撞的构形空间定义为 C_{occ}，其余定义为 C_{free}。轨迹上的动态约束和微分约束通常也可以使用配置空间表示出来。路径上的动态约束表示为 $D(x, x', x'', \cdots)$

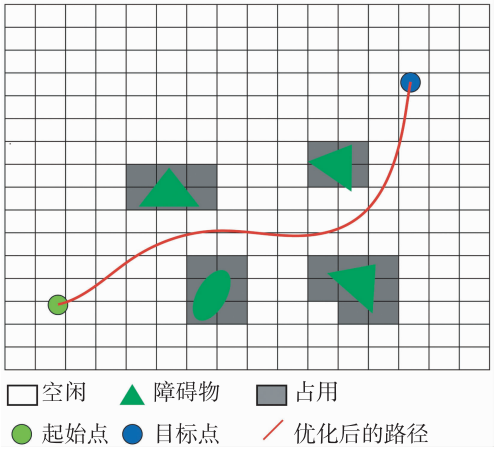


图 3　轨迹优化

Fig.3　Trajectory optimization

这些约束条件可以被强制执行来进行轨迹优化。例如，轨迹曲率连续性可以作为代价函数进行优化：

$$J(t)=\frac{\|x'(t)\times x(t)''\|}{\|x'(t)\|^3} \tag{1}$$

问题 I（最优运动规划）：

给定一个输入函数（C_{free}，P_{init}，P_{goal}，D，J），找到一个优化的目标函数 $\tau^*(t)=\underset{\tau\in C_{\text{free}}}{\operatorname{argmin}} J(t)$，满足：

$$\begin{aligned}&\tau(t_{\text{start}})=P_{\text{init}},\ \tau(t_{\text{goal}})\in P_{\text{init}}\\&\tau(t_{\text{goal}})\in C_{\text{free}},\ \forall t\in[0,T]\\&D(\tau(t),\dot{\tau}(t),\ddot{\tau}(t),\cdots),\ \forall t\in[0,T]\end{aligned} \tag{2}$$

如问题 I 中所述，在非线性和高维约束下利用代价函数进行最优运动轨迹优化非常困难，属于 NP-hard[73] 问题，即非确定性多项式难题。因此，研究人员转而研究探索一些近似方法，例如在路径搜索时忽略非线性动态约束，或者将非凸代价函数近似成一个凸优化问题。为了使问题更可控，运动规划可以分解为两个部分：前端离散路径规划和后端连续轨迹优化。

3.1　路径规划

路径规划可以分为 3 种经典方法：基于图搜索的规划、基于采样的规划和基于生物启发式的规划方法。

基于图搜索的规划方法：将空间离散化，并将问题转换为图搜索。Dijkstra 算法[74] 被广泛用于在图上找到最短路径。A* 算法[75] 是 Dijkstra 算法的扩展，是最常用的启发式搜索算法。A* 算法通过使用启发函数进行快速节点搜索，搜索的效率取决于设计的启发函数优劣性。通过选择合适的启发函数可以使算法收敛得更快，减少拓展的节点个数。A* 算法适合于搜索全局先验图上的搜索空间，例如栅格地图。许多算法都是基于 A* 算法进行改进的，如 Anytime A*[76]、跳跃点搜索（JPS）[77] 和混合 A*[78]。Anytime A* 算法尝试快速找到一条次优路径，并持续改进次优路径的最优性使其最优。JPS 识别出“跳跃点”，允许它跳过均匀成本网格图中的自由空间节点，再对寻找最优路径没有贡献的节点进行“剪枝”，该方法与传统 A* 方法相比，可以显著减少搜索空间。混合 A* 在寻找可行动态路径时考虑了多旋翼飞机的质点模型，该算法利用状态格[79] 构建了一个由路径元素组成的搜索空间，该

搜索空间可以表示多旋翼无人机在离散空间中可能的状态和过渡变换。混合 A* 方法由于考虑了无人机的质点动力学，使其优化出的路径的平滑程度对比传统的 A* 变得更光滑连续，更符合无人机的真实执行路径，但同时由于算法复杂度的增加，其收敛速度会稍微比传统的 A* 慢一些。

基于采样的规划方法：该方法对构形空间或状态空间进行随机采样，并通过最近邻近点来计算无碰撞的最短路径。RRT[80] 便是一种基于采样的规划算法，用于解决局部和动态环境中的高维路径规划问题。其基本思想是在构形空间中采样随机点并朝这些点扩展，逐步构建树状结构。这种探索方式使得 RRT 可以快速覆盖构形空间中的未知区域并找到可行路径。RRT*[81] 是对基本 RRT 算法的改进，RRT 算法专注于构建随机搜索树，RRT* 则在构建树节点的过程中引入了更加系统的优化过程。具体来说，RRT* 会维持树状结构，并定期重新连接树结构边缘以优化节点之间的路径。重新连接的过程会评估不同节点之间可替代路径的代价值，并重新布置树状结构以创建更优的路径连接。为了提高基于采样的规划方法的收敛速率，文[82]通过求解一个线性二次调节器(LQR)问题来计算最优采样函数。

文[83]使用 RRT*-Smart 算法引入了一种智能采样策略，将随机采样点引导到构形空间中未被探索过的区域，通过该方式，算法可以更快地发现最优路径，有助于提高收敛速度。文[84]的 Informed-RRT* 算法通过探索椭球形信息空间内的构形空间，将重点放在更有可能导致最优解的区域，减少了在探索无用区域上浪费的时间以加速收敛。类似地，文[85]通过采用更有效的采样策略，在较小的最优空间采样，相比于在整个构形空间中采样效率更高。尽管 RRT、RRT* 还有一些最新的 Informed-RRT* 可以通过一些策略来降低采用次数并且加快搜索效率，但是采用类方法随机性比较大，不一定找到最优解，真实的无人机自主飞行应该更注重方法与后端轨迹优化的结合。

基于生物启发式的路径规划方法：该方法是一类受生物学原理启发的路径规划方法，借鉴了自然界生物的行为、群体智慧、进化过程等机制，用于解决复杂的路径规划问题。遗传算法(Genetic Algorithm，GA)[86] 是一种基于自然选择和遗传学原理的优化算法。通过模拟生物种群进化过程中的选择、交叉、变异等操作来搜索最优解。GA 被广泛应用于路径规划问题，尤其是在多目标和约束复杂的情况下。蚁群优化算法(Ant Colony Optimization，ACO)[87] 模拟了蚂蚁在寻找食物过程中通过信息素相互传递和优化路径的行为。蚂蚁通过在路径上释放信息素来影响其他蚂蚁的选择，逐步找到最优路径。粒子群优化(Particle Swarm Optimization，PSO)[88] 模拟鸟群、鱼群等群体行为，通过局部和全局的信息分享来进行搜索。每个粒子代表一个解，粒子通过不断调整自己的位置向最优解靠近。蜣螂算法(Dung Beetle Algorithm，DBA)[89] 是一种相对较新的基于生物启发式的优化算法，灵感来源于蜣螂在自然界中的觅食行为。蜣螂算法模拟蜣螂在寻找目标(如粪球)时如何在复杂环境中进行导航和寻找路径。算法通过在解空间中进行“滚动”来寻找最优解，并且具有较好的全局搜算能力。

基于图搜索的算法和基于采样的算法在探索空间、解决方案质量、计算效率和适应性方面有不同的表现：

1）空间探索：基于图搜索的方法需要将构形空间离散化以构建一个图，并将路径规划问题转换为图搜索问题，这个图是一个全局先验图，例如栅格地图，但是该算法容易被地图的分辨率干扰。基于采样的算法可以直接在整个配置空间进行采样。基于生物启发式的算法通过模拟生物行为进行搜索，具有较强的全局探索能力，尤其适合大规模复杂解空间。

2）求解质量：基于图搜索的算法通常可以找到全局最优解。基于采样的算法在存在解决方案且规划时间足够长的情况下也可以找到全局最优解，但它通常只能得到一个可行的次优解。基于生物启发式的算法通常可以获得较优解甚至全局最优解(如遗传算法、蚁群算法)，但可能需要较长的时间。求解质量与算法参数高度相关，参数调整不当可能影响质量。

3）计算效率：基于图搜索的算法的效率受到地图大小和维度的影响，当搜索环境过大时效率会降低。基于采样的算法不需要遍历整个地图，而是在配置空间上进行随机采样，效率相对较高。基于生物启发式的算法计算效率较低，特别是在初始阶段，可能需要较长时间才能收敛到高质量解。对于动态环境或实时场景，效率可能不够高。

4）适应性：基于图搜索的算法需要完整的地图信息作为先验知识，难以适应动态变化的环境。而基于采样的算法只需要实时获取局部环境信息，

可以适应动态变化的环境。基于生物启发式的算法对动态环境的适应性一般，虽然可以调整算法重新进行优化，但响应速度较慢，在复杂、不规则、多目标优化环境中表现优异，适用于需要全局最优解的应用场景。

路径搜索方法依赖于构形空间和启发函数，一个良好的启发式函数可以显著减少需要更新的节点数量，从而更快、更有效地得到最优解。为了快速方便地解决问题，大多数路径搜索方法都是基于质点模型的。因此，路径需要在后端进行优化以满足一些动态和其他环境约束。

3.2　动力学约束

考虑文[90]中提出的多旋翼无人机系统的状态方程如下所示：

$$\dot{\boldsymbol{X}} = f(x) + g(x)\boldsymbol{U} \tag{3}$$

$$\boldsymbol{Z} = [x,\ y,\ z,\ \psi] \tag{4}$$

$$\boldsymbol{X} = \psi_x(z,\ \dot{z},\ \cdots\cdots,\ z^{(s-1)}) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{U} = \psi_u(z,\ \dot{z},\ \cdots\cdots,\ z^{(s-1)}) \tag{6}$$

输入状态变量：

$$\boldsymbol{X} = [x,\ y,\ z,\ \varphi,\ \theta,\ \psi,\ \dot{x},\ \dot{y},\ \dot{z},\ \omega_x,\ \omega_y,\ \omega_z]$$

输出控制变量：

$$\boldsymbol{U} = [u_1,\ u_2,\ u_3,\ u_4]$$

由于多旋翼无人机具有欠驱动和非线性特性，且实时优化的维度 X 很高，难以求解，因此轨迹优化时难以考虑它的动态约束条件。文[91]提出了多旋翼无人机的微分平坦性，以提高轨迹优化（后端）的求解效率。通过引入 ψ_x 变换和 ψ_u 变换，微分平坦性使得可以从系统的输出 Z 及其有限阶导数来完全确定系统的状态 X 和输入 U。如图 4 所示，微分平坦性在轨迹优化方面的优势如下：

1）微分平坦输出可以还原系统的状态和控制变量。

2）降低轨迹优化的优化维度。

3）加速求解效率。

4）隐式地消除微分约束。

基于微分平坦性的特性，许多参数化轨迹，如多项式、贝塞尔（Bézier）和 B 样条轨迹，都可用于轨迹优化（后端）。

3.3　轨迹优化（后端）

在路径规划中，大多数前端的路径搜索求解得到一系列离散路径，往往忽略了多旋翼无人机的动力学特性和时间特性。离散路径不等同于动力学可行的轨迹，并且不能被多旋翼无人机追踪，因此需要进行轨迹优化。研究者们对轨迹优化问题进行了积极的研究，如图 5 所示，基于轨迹形式，轨迹分为以下 3 类：时间参数化轨迹，航点插值轨迹，数据驱动类型的轨迹。

在轨迹规划的方法方面，基于不同的地图形式，传感器数据形式以及不同轨迹表征等特点，将轨迹规划主要分为基于梯度的轨迹优化，基于几何约束的轨迹优化，基于模型预测控制的方法，基于学习的轨迹生成方法和基于感知意识的轨迹规划。

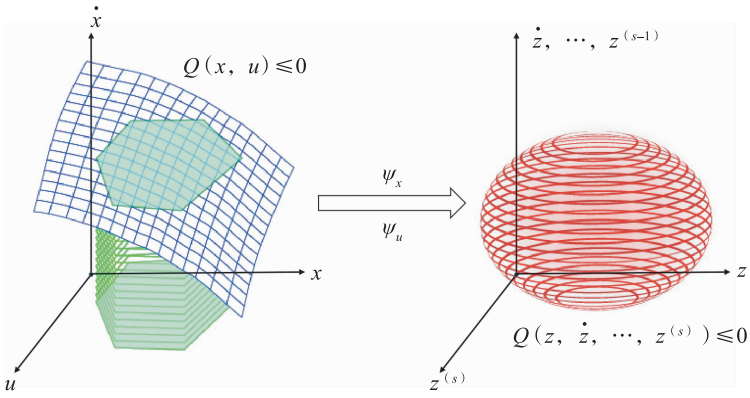
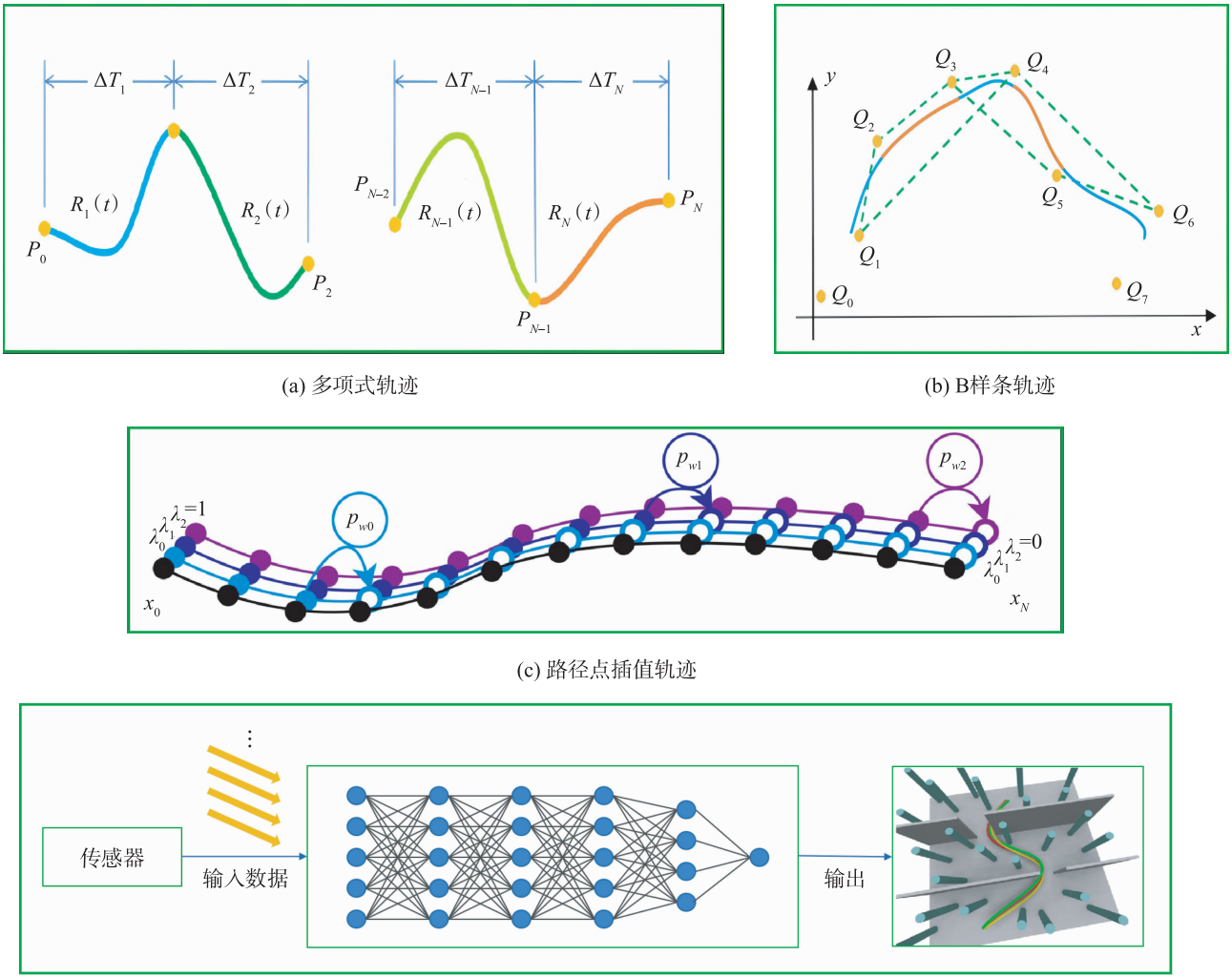


图 4　原动态约束（绿色区域）转换为新的约束（红色区域）

Fig.4　The original dynamic constraint (green area) is transformed into a new constraint (red area)

基于梯度[57-59, 91-96]的轨迹优化以及基于几何约束[64-69]的轨迹优化是经典且被广泛用来生成安全约束的方法。不同的地图形式会提供不同的优化信息和约束形式在轨迹的后端进行优化。如栅格地图提供占据信息和 ESDF 地图提供距离和梯度信息进行优化。基于飞行走廊提供的几何凸多面体进行安全性约束。在基于梯度的轨迹优化方法中，梯度信息通常通过插值来获得，生成安全约束之后将轨



(a) 多项式轨迹

(b) B样条轨迹

(c) 路径点插值轨迹

(d) 数据驱动轨迹

图 5 不同方法生成的轨迹

Fig.5 Trajectories generatied by different methods

迹优化到安全距离，这是后端的主要轨迹优化方法之一，如文[57－59]所述。文[97]中使用梯度下降法，通过最小化路径的平滑性和安全约束来生成离散时间轨迹。文[98]中有类似的公式，通过迭代采样相邻的候选点来求解问题。在文[43]和文[99]中，B 样条的连续性和凸包特性可以被有效地用于轨迹优化，然而这种方法比较依赖于优良的初始轨迹。由于障碍物在杂乱环境结构中的碰撞成本是非凸的，因此基于梯度的优化方法可能会陷入局部最小值。文[65]在半定规划出来的迭代膨胀区域的基础上，使用多面体来提供自由空间，它利用自由空间将轨迹的生成表述为一个二次规划(Quadratic Program，QP)问题。在文[67]中，使用安全约束作为 Bézier 曲线控制点上的不等式约束。文[39]中使用 B 样条来表示轨迹，并将安全约束和轨迹优化表述为一个二阶锥规划(Second-Order Cone Programming，SOCP)问题。这些方法解决了具有几何约束的优化问题，并且计算时间具有显著优势。

模型预测控制：MPC 是多旋翼无人机自主飞行被广泛使用的方法，如文[100－103]所述，MPC 以一定的步长处理动态约束和输入约束，从而生成控制命令。文[101－102]指出，MPC 需要解决大量的线性矩阵不等式，计算成本较高。为了解决该问题，文[104]采用了线性 MPC(LMPC)来仅仅进行位置控制，文[105]中也仅将 MPC 应用于小角度假设的简化控制模型，因此这些方法无法充分发挥多旋翼无人机的潜力。此外，模型预测控制是一种滚动优化，相比基于梯度等传统方法，需要不断调整它的预测步长，不适合在大规模复杂场景下进行

优化。

3.4　其它先进的轨迹生成方法

强化学习现已成功应用于自主飞行领域，即使没有明确的编程规则，算法中的智能体经过学习后也可以实现在复杂环境中飞行。基于强化学习的方法可以处理不确定性，适应多变的环境，并根据智能体与环境的交互优化导航策略。文[106]使用深度强化学习进行端到训练端到端，并应用于无人机竞速，但是此方法的网络结构复杂，不适合在线学习，适用于线下固定场景的竞速。文[107－109]中开发了仅使用机载传感和计算就能在现实环境中实现敏捷飞行的神经网络策略，但是这些方法并没有考虑到真实环境一些场景的突变如一些动态障碍物。为此，文[110]考虑从动态感知策略的角度来学习复杂场景下的动态避障。目前基于学习的方法需要大量的训练数据，与传统的基于梯度优化的方法，基于几何约束的方法相比，算法的表现性能受场景的限制和训练数据质量的影响。

感知意识轨迹生成方法(Perception-Aware Trajectory Generation Method)：在动态和不确定的环境中，障碍物可能会出现或不可预测地移动，感知意识轨迹规划可以令多旋翼无人机对环境的变化做出实时反应，观察到并避开突然出现的未知障碍物，从而实现更安全、更有效的导航。针对这一问题，研究者们提出了很多典型并新颖的轨迹优化方法，为在未知环境中实现快速自主导航，文[111]中提出了一种具有强烈感知意识的基于学习的方法，然而由于缺乏足够的训练数据，它在复杂新环境中的表现不佳。文[112]提出了一个端到端的感知意识的规划框架，其主要缺点是难以在线运行。文[113]中提出了一种感知意识规划方法，可以主动观察和避开未知障碍物，这种感知驱动的轨迹优化算法可以保证尽早检测到突然出现的未知障碍物并及时避开。但是此方法需要不断的调整航向来观察未知的区域，对场景的适应性有一定的局限性。文[114]提出了一种实时感知意识轨迹规划器，适用于动态环境中的多旋翼无人机，但由于未考虑障碍物的随机分布性以及多样性，此方法并没有在野外的复杂环境表现出其优越的鲁棒性与适应。同时感知意识的规划可以使无人机尽可能去朝向特征丰富的地方进行定位与回环，加强在野外环境下的定位精度。

如表 3 所示，不同的轨迹优化方法有各自的特点和局限性。一些数值优化方法，如基于梯度优化、

表 3　后端：轨迹优化方法

Tab.3　Back-end: Trajectory optimization method

地图	特征	场景	障碍物	参考文献
基于梯度的方法	易于优化	室外	静态	文[94]
	平衡成本函数和计算效率	室外	静态	文[43]
	易于陷入局部最小值	室内	动态	文[95]
	依赖初值	室内	静态	文[58]
基于模型预测控制的方法	计算要求高	仿真	动态	文[96]
	滚动优化	室内	静态	文[101]
	模型预测控制	室内	静态	文[102]
	易于陷入局部最小值	室内	动态	文[105]
基于几何约束的方法	轻量级地图	室外	静态	文[64]
	基于多面体质量的安全约束	仿真	动态	文[65]
	利用凸性质来保证安全	室内	动态	文[66]
	在非结构化环境中性能不佳	室内	静态	文[67]
		室外	静态	文[68]
强化学习方法	涉及估值函数	室内	静态	文[106]
	不是最优解	室内	静态	文[107]
	需要大量训练数据	室外	静态	文[108]
		室外	静态	文[109]
		室外	动态	文[110]
感知意识方法	易于陷入局部最小值	室内	静态	文[111]
	在动态环境下难以高速飞行	室外	静态	文[112]
	对传感器噪声敏感	室外	静态	文[94]
		室外	动态	文[113]

基于模型预测控制、基于感知意识的轨迹生成方法，应该在轨迹优化的质量与计算时间之间进行权衡之后再做选择。基于梯度和基于模型预测控制的方法通常受到局部最小值的影响，基于梯度的方法在非结构化环境中性能较差，感知意识规划对于传感器的噪声、更新频率和感知范围比较敏感。基于学习的方法的主要限制是需要收集大量数据来训练神经网络，在面对不同的新环境时，其性能可能较差。通过表 3 的总结和分析可知，轨迹优化的算法和框架在静态环境中相对成熟，但在动态和不确定的野外环境中仍有改进空间。

4 未来挑战与趋势

为促进自主飞行技术的发展，本节讨论了自主飞行发展面临的挑战与前景。

4.1 自主飞行面临的挑战

挑战 1：动态环境下的自主飞行。自主飞行方面的研究工作大多集中在静态环境上，很少关注动态环境。尽管一些算法在模拟环境中得到了验证，但由于目前障碍物避让算法在稳定性和可靠性方面存在不足，它们在复杂的现场环境中仍面临巨大挑战。首先，由于传感器和环境噪声以及精度问题，实现移动障碍物感知的效率和准确性有待提高。其次，在自主飞行过程中，由于传感器的感知范围有限，无法观测到某些在角落的不确定障碍物，很容易导致碰撞。运动规划需要更高的性能要求来实时生成避免障碍物的安全轨迹。此外，自主导航是一个包括感知、状态估计和运动规划模块的复杂系统，各模块需要在有限的机载传感和计算资源下高效运行。这些因素使得在复杂动态环境中进行自主导航尚存在困难。

挑战 2：在大规模和稀疏特征环境中的自主飞行。在大规模和稀疏特征环境中的自主飞行和应用仍然面临挑战。对于大规模环境，载荷有限的多旋翼无人机难以执行一些长期任务，例如在自主探索过程中，传感器收集的大量不规则点云数据将给在有限资源上构建高质量地图和高效存储带来挑战。对于稀疏特征环境，状态估计（定位）将遭受严重的漂移和退化。这些因素已成为大规模和稀疏特征环境中自主导航的主要障碍。

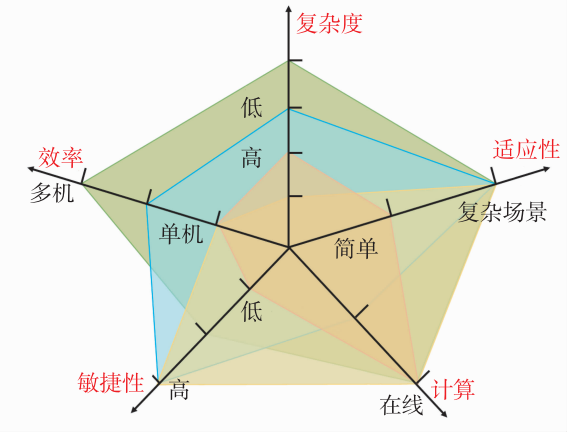
4.2 未来发展趋势

趋势 1：基于新型传感器的自主飞行和应用。自主飞行按传感器类型和特性可以分为两类：基于深度相机的和基于激光雷达的自主飞行。考虑到多旋翼无人机的低成本和有限的有效载荷，基于视觉（基于摄像头）的自主飞行适合许多具有丰富特征的场景。然而在大规模和稀疏特征的动态环境中，它面临巨大挑战。随着传感器硬件工程技术的发展，许多高精度、轻量级的传感器已经出现，如事件相机、单目和轻量级激光雷达 MID360。与传统摄像头（RGB-D、立体和单目相机）相比，事件相机具有以下优点：1）与传统摄像头不同，事件相机中的每个像素独立且异步运行，并在亮度变化时输出这些变化，因此它具有动态响应性能，并且有很大的潜力满足轨迹优化中避让快速移动障碍物的高要求。2）事件相机可以从镜头中捕获场景亮度变化，并从传统摄像头获取空间信息。将事件相机信息与传统摄像头数据相结合，可以提供事件相机的高时间分辨率和传统摄像头的空间信息。这种融合特性使它们在黑白亮度图上都有更好的性能。传统的激光雷达负载大且价格高，不适合有效载荷能力有限的多旋翼无人机。随着技术和硬件材料的发展和更新，许多低成本、轻量级且同时确保精度的激光雷达已经出现，如 MID360，它已经成功应用于野外环境中的自主导航。新的自主导航算法需要充分利用这些新传感器的优势和特性，以解决未来不同环境中自主导航的难题。

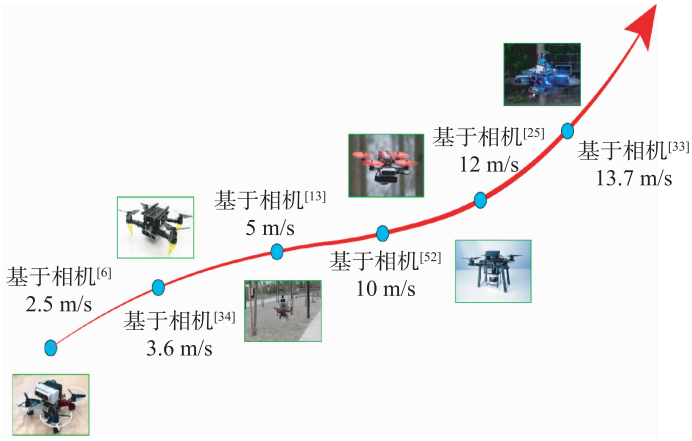
趋势 2：目前，多旋翼无人机的自主飞行应用仅限于相对简单的场景，这项技术的理论基础与实用应用之间存在显著差距，特别是在复杂的现场环境中。在几个关键的模块中推进自主导航系统发展以缩小这一差距是很重要的。如图 6 所示，无人机环境感知与路径规划组成的自主飞行系统在未来的应用日益广泛，不仅在工业界如洞穴探索、物资搬运，而且在未来的警用以及军用平台都有着广泛的应用价值和发展潜力，如军用的反制无人机，警用的监制平台。潜在的改进发展方向包括轻量级方法的最优性、在线计算效率、敏捷性能、在复杂环境中的适应性及从单一无人机到多无人机合作的转变[119－120]。

5 结论

本文回顾了自主飞行的整体框架，并详细介绍了每个子模块。在融合定位方面，传统的传感器，如激光雷达和深度相机虽然可以在许多固定的场景取得不错的定位精度，但还是难于在大规模复杂的



(a) 自主飞行系统的发展方向



(b) 自主飞行的速度发展过程

(c) 无人机在洞穴等地形中进行自主探索[115]

(d) 无人机搬运，有效提高运输效率[116]

(e) 无人机监制平台助力警方提升社会综合治理效能[117]

(f) 无人机深度融入作战体系，提升作战效能[118]

图 6　自主飞行的发展与应用

Fig.6　Autonomous flight development and application

动态场景下进行应用，同时，结合新型的传感器（如事件相机）的优势成为了未来研究热点方向；在地图构建方面，经典常用的地图如栅格地图已经可以很好的服务于路径规划，但针对无人机的有限计算资源和复杂的大规模野外场景，在构建高精度的导航地图的同时保证实时性，存在着巨大困难；在运动规划与轨迹规划方面，传统的规划方法与最新的基于学习的方法在无人机的自主飞行都表现了良好的效果，但是针对复杂特定的任务，以及多机之间的协同规划会加大算法的复杂度与难度，所以多机协同规划是未来研究的重点与难点。

高质量的地图构建给运动规划提供了可行的优化空间，如栅格地图，它可以区分被占用的、空闲的以及未知的环境区域，给运动规划提供可行的环

境空间与优化信息如距离障碍物的距离等。高精度的定位可以给无人机带来稳定的定位，在一些大范围复杂的场景尤为重要，比如特征稀疏的场景会导致融合定位不准并发散，导致无人机的运动规划失败。所以未来运动规划不仅要从环境信息、任务信息来考虑如何规划无人机的轨迹，还需要同时考虑融合定位发散情况导致的规划问题，比如采用最新的感知意识的规划与强化学习等方法，使无人机在规划过程中获取更多的环境信息与特征信息来加强融合定位。

本文回顾了不同子模块方法的特点和局限性。此外，本文还分析了不同环境和任务下自主飞行的关键问题。未来的挑战和趋势是促进自主飞行技术发展的一个重大可能发展方向。

参考文献

[1] 陈蕊，郑华飞，蒋鸿宇，等. 结合仿真迁移学习和自适应融合的无人机小目标检测[J]. 小型微型计算机系统，2023，44(8)：1743－1749.
CHEN R，ZHENG H F，JIANG H Y，et al. Combination of simulation-based transfer learning and adaptive fusion for UAV small object detection[J]. Journal of Chinese Computer Systems，2023，44(8)：1743－1749.

[2] 张红强，蒋萍，吴亮红，等. 3 维未知复杂环境下无人机群协同围捕[J]. 信息与控制，2024，53(6)：723－738.
ZHANG H Q，JIANG P，WU L H，et al. Cooperative hunting by UAV swarm in 3D unknown complex environment[J]. Information and Control，2024，53(6)：723－738.

[3] 孙铭然，黄子蔚，白露，等. 基于感知图像信息的无人机信道路径损耗预测[J]. 模式识别与人工智能，2023，36(11)：987－996.
SUN M R，HUANG Z W，BAI L，et al. Sensing image data based unmanned aerial vehicle channel path loss prediction[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence，2023，36(11)：987－996.

[4] BENAVIDES F，CARVALHO CHANEL C P，MONZÓN P，et al. An auto-adaptive multi-objective strategy for multi-robot exploration of constrained-communication environments[J/OL]. Applied Sciences，2019[2024－12－10]. https：//www.mdpi.com/2076－3417/9/3/573，DOI：10.3390/app9030573.

[5] ZHOU B，ZHANG Y，CHEN X，et al. Fuel：Fast UAV exploration using incremental frontier structure and hierarchical planning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2021，6(2)：779－786.

[6] QUERALTA J P，TAIPALA M，PULLINEN B C，et al. Collaborative multi-robot search and rescue：Planning，coordination，perception，and active vision[J]. IEEE Access，2020，8：191617－191643.

[7] MURPHY R R. Human-robot interaction in rescue robotics[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics，Part C (Applications and Reviews)，2004，34(2)：138－153.

[8] LIU Y，NEJAT G. Multirobot cooperative learning for semiautonomous control in urban search and rescue applications[J]. Journal of Field Robotics，2016，33(4)：512－536.

[9] AMELI Z，AREMANDA Y，FRIESS W A，et al. Impact of UAV hardware options on bridge inspection mission capabilities[J/OL]. Drones，2022[2024－12－10]. https：//www.mdpi.com/2504－446X/6/3/64. DOI：10.3390/drones6030064.

[10] METNI N，HAMEL T. A UAV for bridge inspection：Visual servoing control law with orientation limits[J]. Automation in Construction，2007，17(1)：3－10.

[11] ARAFAT M Y，ALAM M M，MOH S. Vision-based navigation techniques for unmanned aerial vehicles：Review and challenges[J/OL]. Drones，2023[2024－12－10]. https：//www.mdpi.com/2504－446X/7/2/89. DOI：10.3390/drones7020089.

[12] SANCHEZ-RODRIGUEZ J P，ACEVES-LOPEZ A. A survey on stereo vision-based autonomous navigation for multi-rotor muavs[J]. Robotica，2018，36(8)：1225－1243.

[13] ALMAHAMID F，GROLINGER K. Autonomous unmanned aerial vehicle navigation using reinforcement learning：A systematic review[J/OL]. Engineering Applications of Artificial Intelligence，2022[2024－12－10]. https：//www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095219762200358X. DOI：10.1016/j.engappai.2022.105321.

[14] LU L，FASANO G，CARRIO A，et al. A comprehensive survey on non-cooperative collision avoidance for micro aerial vehicles：Sensing and obstacle detection[J]. Journal of Field Robotics，2023，40(6)：1697－1720.

[15] AGGARWAL S，KUMAR N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles：A review，solutions，and challenges[J]. Computer Communications，2020，149：270－299.

[16] ELBANHAWI M，SIMIC M. Sampling-based robot motion planning：A review[J]. IEEE Access，2014，2：56－77.

[17] ZENG Y，ZHANG R. Energy-efficient UAV communication with trajectory optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless

Communications，2017，16(6)：3747－3760.

[18] GOERZEN C，KONG Z，METTLER B. A survey of motion planning algorithms from the perspective of autonomous UAV guidance[J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems，2010，57：65－100.

[19] BARROS A M，MICHEL M，MOLINE Y，et al. A comprehensive survey of visual slam algorithms[J/OL]. Robotics，2022[2024－12－10]. https：//www. mdpi. com/2218－6581/11/1/24. DOI：10. 3390/robotics11010024.

[20] CHEN W，SHANG G，JI A，et al. An overview on visual SLAM：From tradition to semantic[J/OL]. Remote Sensing，2022[2024－12－10]. https：//www. mdpi. com/2072－4292/14/13/3010. DOI：10. 3390/rs14133010.

[21] MOURIKIS A I，ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint kalman filter for vision-aided inertial navigation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway，USA：IEEE，2007：3565－3572.

[22] 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.

[23] 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.

[24] QIN T，LI P，SHEN S，et al. A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics，2018，34(4)：1004－1020.

[25] QIN T，PAN J，CAO S，et al. A general optimization-based framework for local odometry estimation with multiple sensors[EB/OL]. (2019－01－11)[2024－12－10]. https：//arxiv. org/abs/1901. 03642.

[26] USENKO V，DEMMEL N，SCHUBERT D，et al. Visual-inertial mapping with non-linear factor recovery[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2019，5(2)：422－429.

[27] DELMERICO J，SCARAMUZZA D. A benchmark comparison of monocular visual-inertial odometry algorithms for flying robots[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway，USA：IEEE，2018：2502－2509.

[28] BLOESCH M，OMARİ M，HUTTER M，et al. Robust visual inertial odometry using a direct ekf-based approach[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway，USA：IEEE，2015：298－304.

[29] NISAR B，FOEHN P，FALANGA D，et al. Vimo：Simultaneous visual inertial model-based odometry and force estimation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2019，4(3)：2785－2792.

[30] CIOFFINI G，BAUERSFELD L，SCARAMUZZA D. HDVIO：Improving localization and disturbance estimation with hybrid dynamics vio[EB/OL]. (2023－06－28)[2024－12－10]. https：//arxiv. org/abs/2306. 11429.

[31] GENEVA P，ECKENHOFF K，YANG Y，et al. LIPS：Lidar-inertial 3D plane slam[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway，USA：IEEE，2018：123－130.

[32] YE H，CHEN Y，LIU M. Tightly coupled 3D lidar inertial odometry and mapping[C]//International Conference on Robotics and Automation. Piscataway，USA：IEEE，2019：3144－3150.

[33] CHEN W，ZHAO H，SHEN Q，et al. Inertial aided 3D lidar slam with hybrid geometric primitives in large-scale environments[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway，USA：IEEE，2021：11566－11572.

[34] QIAN C，XIANG Z，WU Z，et al. RF-LIO：Removal-first tightly-coupled lidar inertial odometry in high dynamic environments[EB/OL]. (2022－06－19)[2024－12－10]. https：//arxiv. org/abs/2206. 09463.

[35] XU W，CAI Y，HE D，et al. Fast-LIO2：Fast direct lidar-inertial odometry[J]. IEEE Transactions on Robotics，2022，38(4)：2053－2073.

[36] XU W，ZHANG F. Fast-LIO：A fast，robust lidar-inertial odometry package by tightly-coupled iterated kalman filter[J]. IEEE Robotics and Automation Letters，2021，6(2)：3317－3324.

[37] HE D，XU W，CHEN N，et al. Point-LIO：Robust high-bandwidth light detection and ranging inertial odometry[J/OL]. Advanced Intelligent Systems，2023[2024－12－10]. https：//advanced. onlinelibrary. wiley. com/doi/full/10. 1002/aisy. 202200459. DOI：10. 1002/aisy. 202200459.

[38] GAO F，SHEN S. Online quadrotor trajectory generation and autonomous navigation on point clouds[C]//IEEE International Symposium on Safety，Security，and Rescue Robotics. Piscataway，USA：IEEE，2016：139－146.

[39] GAO F，WU W，GAO W，et al. Flying on point clouds：Online trajectory generation and autonomous navigation for quadrotors in cluttered environments[J]. Journal of Field Robotics，2019，36(4)：710－733.

[40] HORUNG A，WURM K M，BENNEWITZ C，et al. OctoMap：An efficient probabilistic 3d mapping framework based on octrees[J]. Autonomous Robots，2013，34：189－206.

[41] CHEN J, LIU T, SHEN S. Online generation of collision-free trajectories for quadrotor flight in unknown cluttered environments [C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1476 – 1483.

[42] NIESβNER M, ZOLLHÖFER M, IZADI S, et al. Real-time 3D reconstruction at scale using voxel hashing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): 1 – 11.

[43] ZHOU B, GAO F, WANG L, et al. Robust and efficient quadrotor trajectory generation for fast autonomous flight[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4), 3529 – 3536.

[44] DOHERTY K, SHAN T, WANG J, et al. Learning-aided 3-D occupancy mapping with Bayesian generalized kernel inference [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2019, 35(4): 953 – 966.

[45] SRIVASTAVA S, MICHAEL N. Efficient, multifidelity perceptual representations via hierarchical Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 35(1): 248 – 260.

[46] O′CALLAGHAN S T, FELDMAN H, RAMOS F T. Gaussian process occupancy maps[J]. The International Journal of Robotics Research, 2012, 31(1): 42 – 62.

[47] CAI Y, KONG F, REN Y, et al. Occupancy grid mapping without ray-casting for high-resolution LiDAR sensors[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 40: 172 – 192.

[48] REN Y, CAI Y, ZHU F, et al. Rog-map: An efficient robocentric occupancy grid map for large-scene and high-resolution lidar-based motion planning[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2024: 8119 – 8125.

[49] ASGHARIVASKASI A, ATANASOV N. Semantic OcTree mapping and Shannon mutual information computation for robot exploration[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2023, 39(3): 1910 – 1928.

[50] ZHU Z, PENG S, LARSSON V, et al. Nice-SLAM: Neural implicit scalable encoding for SLAM[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 12786 – 12796.

[51] LIU X, LI D, HE Y. A unified framework for large-scale occupancy mapping and terrain modeling using rmm[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(2): 5143 – 5150.

[52] FELENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Distance transforms of sampled functions[J]. Theory of Computing, 2012, 8 (1): 415 – 428.

[53] LAU B, SPRUNK C, BURGARD W. Improved updating of euclidean distance maps and voronoi diagrams[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 281 – 286.

[54] OLEYNIKOVA H, TAYLOR Z, FEHR M, et al. Voxblox: Incremental 3D euclidean signed distance fields for on-board mav planning[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 1366 – 1373.

[55] HAN L, GAO F, ZHOU B, et al. FIESTA: Fast incremental euclidean distance fields for online motion planning of aerial robots [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 4423 – 4430.

[56] CHEN Y, LAI S, CUI J, et al. GPU-accelerated incremental euclidean distance transform for online motion planning of mobile robots[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6894 – 6901.

[57] PANTIC M, CADENA C, SIEGWART R, et al. Sampling-free obstacle gradients and reactive planning in neural radiance fields (NeRF)[EB/OL]. (2022 – 05 – 03)[2024 – 12 – 10]. https: //arxiv. org/abs/2205. 01389.

[58] OLEYNIKOVA H, BURRI M, TAYLOR Z, et al. ESDLF maps: Continuous-time trajectory optimization for online uav replanning[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 5332 – 5339.

[59] SUKHIJA B, KÖHLER N, ZAMORA M, et al. Gradient-based trajectory optimization with learned dynamics[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2023: 1011 – 1018.

[60] TORDESILLAS J, LOPEZ B T, HOW J P. Faster: Fast and safe trajectory planner for flights in unknown environments[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 1934 – 1940.

[61] WANG C, MA H, CHEN W, et al. Efficient autonomous exploration with incrementally built topological map in 3-d environments[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(12): 9853 – 9865.

[62] BLOCHLIGER F, FEHR M, DYMCZYK M, et al. Topomap: Topological mapping and navigation based on visual SLAM maps [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 3818 – 3825.

[63] OLEYNIKOVA H, TAYLOR Z, SIEGWART R, et al. Sparse 3D topological graphs for micro-aerial vehicle planning[C]//

IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 1 - 9.

[64] MA Z, WANG Z, MA A, et al. A low-altitude obstacle avoidance method for UAVs based on polyhedral flight corridor[J/OL]. Drones, 2023[2024 - 12 - 10]. https://www.mdpi.com/2504 - 446X/7/9/588. DOI: 10.3390/drones7090588.

[65] PARK J, KIM H J. Online Trajectory planning for multiple quadrotors in dynamic environments using relative safe flight corridor [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 6(2): 659 - 666.

[66] TORDESILLAS J, LOPEZ B T, EVERETT M, et al. Faster: Fast and safe trajectory planner for navigation in unknown environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 38(2): 922 - 938.

[67] GAO F, WANG L, ZHOU B, et al. Teach-repeat-replan: A complete and robust system for aggressive flight in complex environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(5): 1526 - 1545.

[68] WANG Z, ZHOU X, XU C, et al. Geometrically constrained trajectory optimization for multicopters[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(5): 3259 - 3278.

[69] DEITS R, TEDRAKE R. Computing large convex regions of obstacle-free space through semidefinite programming[C]//International Workshop on the Algorithmic Foundations of Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2015: 109 - 124.

[70] GAO Y, WANG Y, ZHONG X, et al. Meeting-merging-mission: A multi-robot coordinate framework for large-scale communication-limited exploration[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 13700 - 13707.

[71] RYLL M, WARE J, CARTER J, et al. Semantic trajectory planning for long-distant unmanned aerial vehicle navigation in urban environments[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 1551 - 1558.

[72] OK K, LIU K, FREY K, et al. Robust object-based slam for high-speed autonomous navigation[C]//International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 669 - 675.

[73] REIF J H. Complexity of the mover's problem and generalizations[C]//20th Annual Symposium on Foundations of Computer Science. Piscataway, USA: IEEE, 1979: 421 - 427.

[74] DIJKSTRA E W. A note on two problems in connexion with graphs[M]//New York, USA: Edsger Wybe Dijkstra: His Life, Work, and Legacy. 2022: 287 - 290.

[75] ZHOU Q, LIU G. UAV path planning based on the combination of A* algorithm and RRT* algorithm[C]//IEEE International Conference on Unmanned Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2022: 146 - 151.

[76] HANSEN E A, ZHOU R. Anytime heuristic search[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2007, 28: 267 - 297.

[77] HARABOR D, GRASTIEN A. Online graph pruning for pathfinding on grid maps[C]//AAAI Conference on Artificial intelligence. Keystone, USA: AIAA, 2011: 1114 - 1119.

[78] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments[J]. The International Journal of Robotics Research, 2010, 29(5): 485 - 501.

[79] LIU S, ATANASOV N, MOHTA K, et al. Search-based motion planning for quadrotors using linear quadratic minimum time control[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 2872 - 2879.

[80] LAVALLE S M, KUFFNER JR J J. Randomized kinodynamic planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2001, 20(5): 378 - 400.

[81] JIANG C, HU Z, MOURELATOS Z P, et al. R2-RRT*: Reliability-based robust mission planning of off-road autonomous ground vehicle under uncertain terrain environment[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 19 (2): 1030 - 1046.

[82] PEREZ A, PLATT R, KONIDARIS G, et al. LQR-RRT*: Optimal sampling-based motion planning with automatically derived extension heuristics[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 2537 - 2542.

[83] NASIR J, ISLAM F, MALIK U, et al. RRT*-smart: A rapid convergence implementation of RRT[C]//IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 5 - 8.

[84] GAMMELL J D, SRINIVASA S S, BARFOOT T D. Informed RRT: Optimal sampling-based path planning focused via direct sampling of an admissible ellipsoidal heuristic[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 2997 - 3004.

[85] NIE H, CHEN J, ZHANG G. Efficient and hierarchical quadrotor planner for fast autonomous flight[C]//International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Berlin, Germany: Springer, 2023: 166 – 175.

[86] YUAN J, LIU Z, LIAN Y, et al. Global optimization of UAV area coverage path planning based on good point set and genetic algorithm[J/OL]. Aerospace, 2022[2024 – 12 – 10]. https://www.mdpi.com/2226 – 4310/9/2/86. DOI: 10.3390/aerospace9020086.

[87] QI D, ZHANG Z, ZHANG Q. Path planning of multirotor UAV based on the improved ant colony algorithm[J/OL]. Journal of Robotics, 2022[2024 – 12 – 10]. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2022/2168964. DOI: 10.1155/2022/2168964.

[88] DENG L, CHEN H, ZHANG X, et al. Three-dimensional path planning of UAV based on improved particle swarm optimization [J/OL]. Journal of Physics Conference Series, 2023[2024 – 12 – 10]. https://www.mdpi.com/2227 – 7390/11/9/1987. DOI: 10.3390/math11091987.

[89] LYU L, JIANG H, YANG F. Improved dung beetle optimizer algorithm with multi-strategy for global optimization and UAV 3D path planning[J]. IEEE Access, 2024, 12: 69240 – 69257.

[90] MELLINGER D, KUMAR V. Minimum snap trajectory generation and control for quadrotors[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 2520 – 2525.

[91] VAN NIEUWSTADT M J, MURRAY R M. Real-time trajectory generation for differentially flat systems[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control: IFAC-Affiliated Journal, 1998, 8(11): 995 – 1020.

[92] MARTIN P, MURRAY R M, ROUCHON P. Flat systems, equivalence and trajectory generation[EB/OL]. (2009 – 06 – 06)[2024 – 12 – 10]. https://cel.hal.science/cel – 00392180/.

[93] RYU J C, AGRAWAL S K. Differential flatness-based robust control of mobile robots in the presence of slip[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(4): 463 – 475.

[94] ZHOU B, GAO F, PAN J, et al. Robust real-time UAV replanning using guided gradient-based optimization and topological paths[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2020: 1208 – 1214.

[95] WANG Y, JI J, WANG Q, et al. Autonomous flights in dynamic environments with onboard vision[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1966 – 1973.

[96] HUO D, DAI L, Chai R, et al. Collision-free model predictive trajectory tracking control for UAVs in obstacle environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 59(3): 2920 – 2932.

[97] ZUCKER M, RATLIFF N, DRAGAN A D, et al. Chomp: Covariant hamiltonian optimization for motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2013, 32(9/10): 1164 – 1193.

[98] CHEN J, LIU T, SHEN S. Online generation of collision-free trajectories for quadrotor flight in unknown cluttered environments [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1476 – 1483.

[99] SCHMID K, LUTZ P, TOMIĆ T, et al. Autonomous vision-based micro air vehicle for indoor and outdoor navigation[J]. Journal of Field Robotics, 2014, 31(4): 537 – 570.

[100] SCHWARTING W, ALONSO-MORA J, PAULL L, et al. Safe nonlinear trajectory generation for parallel autonomy with a dynamic vehicle model[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(9): 2994 – 3008.

[101] JI J, ZHOU X, XU C, et al. Cmpcc: Corridor-based model predictive contouring control for aggressive drone flight[C]//17th International Symposium on Experimental Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2021: 37 – 46.

[102] ROMERO A, SUN S, FOEHN P, et al. Model predictive contouring control for time-optimal quadrotor flight[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2022, 38(6): 3340 – 3356.

[103] NGUYEN H, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Model predictive control for micro aerial vehicles: A survey[C]//European Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1556 – 1563.

[104] CEUSTERS G, RODRIGUEZ R C, GARCíA A B, et al. Model predictive control and reinforcement learning in multi-energy system case studies[J/OL]. Applied Energy, 2021[2024 – 12 – 10]. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921010011. DOI: 10.1016/j.apenergy.2021.117634.

[105] ALEXIS K, NIKOLAKOPOULOS G, TZES A. On trajectory tracking model predictive control of an unmanned quadrotor helicopter subject to aerodynamic disturbances[J]. Asian Journal of Control, 2014, 16(1): 209 – 224.

[106] SONG Y, STEINWEG M, KAUFMANN E, et al. Autonomous drone racing with deep reinforcement learning[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1205 – 1212.

[107] PENICKA R, SONG Y, KAUFMANN E, et al. Learning minimum-time flight in cluttered environments[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 7209 – 7216.

[108] LOQUERCIO A, KAUFMANN E, RANFTL R, et al. Learning high-speed flight in the wild[J/OL]. Science Robotics, 2021 [2024 – 12 – 10]. https://www.science.org/doi/10.1126/scirobotics.abg5810. DOI: 10.1126/scirobotics.abg5810.

[109] KAUFMANN E, LOQUERCIO A, RANFTL R, et al. Deep drone acrobatics[EB/OL]. (2020 – 6 – 11)[2024 – 12 – 10]. https://arxiv.org/abs/2006.05768.

[110] KAUFMANN E, LOQUERCIO A, RANFTL R, et al. Deep drone racing: Learning agile flight in dynamic environments[C]// Conference on Robot Learning. New York, USA: PMLR, 2018: 133 – 145.

[111] RICHTER C, ROY N. Learning to plan for visibility in navigation of unknown environments[C]//International Symposium on Experimental Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2017: 387 – 398.

[112] ZHANG Z, SCARAMUZZA D. Perception-aware receding horizon navigation for mavs[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 2534 – 2541.

[113] TORDESILLAS J, HOW J P. Panther: Perception-aware trajectory planner in dynamic environments[J]. IEEE Access, 2022, 10: 22662 – 22677.

[114] ZHOU B, PAN J, GAO F, et al. Raptor: Robust and perception-aware trajectory replanning for quadrotor fast flight[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(6): 1992 – 2009.

[115] TABIB W, GOEL K, YAO J, et al. Autonomous cave surveying with an aerial robot[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 38(2): 1016 – 1032.

[116] 梁潇，刘冰冰，叶慧樱，等. 旋翼无人机吊运系统研究综述[J/OL]. 控制与决策，2025[2025 – 01 – 14]. https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1074. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1074.
LIANG X, LIU B, YE H, et al. A review of research on cable-suspended payload transportation systems by rotorcraft unmanned aerial vehicles[J/OL]. Control and Decision, 2025[2025 – 01 – 14]. https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.1074. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.1074.

[117] ZHAO F. The research on police UAV investigation technology based on intelligent optimization algorithm[C]//International Conference on Networking, Communications and Information Technology. Piscataway, USA: IEEE, 2021: 371 – 376.

[118] GARGALAKOS M. The role of unmanned aerial vehicles in military communications: Application scenarios, current trends, and beyond[J]. The Journal of Defense Modeling and Simulation, 2024, 21(3): 313 – 321.

[119] 牛源，崔志华，白慧. 异构多无人机中的任务分配优化问题[J]. 小型微型计算机系统，2023，44(8)：1720 – 1727.
NIU Y, CUI Z H, BAI H. Task allocation optimization in heterogenous multi-UAVs[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2023, 44(8): 1720 – 1727.

[120] 王君，李昂. 多无人机编队递归非奇异终端滑模容错控制[J]. 信息与控制，2024，53(1)：71 – 85.
WANG J, LI A. Recursive non-singular terminal sliding mode fault-tolerant control of Multi-UAV formation[J] Information and Control, 2024, 53(1): 71 – 85.

作者简介

聂虹宇(1990 –)，男，博士生。研究领域为多机协同规划，轻量化建模。

张广玉(1989 –)，男，博士，副研究员。研究领域为作业型飞行机器人，机器人建模与控制。

李德才(1983 –)，男，博士，副研究员。研究领域为无人车，无人船。