

多旋翼无人机仿真平台综述

方仪豪, 邹丹平

(上海交通大学电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 随着人工智能与机器人技术的深度融合, 多旋翼无人机在多个领域中得到了广泛应用, 展现了其灵活性和高效性。然而, 在开发和验证多旋翼无人机的飞行控制算法或解决方案时, 研究人员面临着高成本和高风险的挑战。为了降低这些风险并提高算法测试和优化的效率, 多旋翼无人机仿真平台提供了一个安全、可控的环境。首先, 介绍了多旋翼无人机的常规机型, 选取了常用的四旋翼无人机作为多旋翼无人机的代表机型, 根据不同仿真程度阐述了其动力学模型。接着, 对多旋翼无人机仿真平台的常规系统结构框架进行概述, 并探讨了其评价方式和分类方法。从功能和性能两个方面出发, 进一步细化了仿真平台的评价方式。多旋翼无人机仿真平台的分类一方面根据其是否支持交互学习环境进行划分, 另一方面依据不同侧重点, 从动力学、传感器和多机集群 3 个方面进行分类。然后, 回顾了现有无人机飞行任务的主要解决方案, 在传统解决方案和基于学习方式的解决方案背景下, 分析了现有的典型多旋翼无人机仿真平台。最后, 对多旋翼无人机仿真平台未来发展进行了展望。

关键词: 多旋翼无人机; 仿真平台; 传感器; 解决方案; 强化学习

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0070059

Review of Multi-rotor Unmanned Aerial Vehicle Simulation Platform

FANG Yihao, ZOU Danping

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

【Abstract】 The continuous integration of artificial intelligence and robotics technology has facilitated the widespread adoption of multi-rotor Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) across various fields, demonstrating their flexibility and efficiency. However, when developing and validating flight control algorithms or solutions for multi-rotor UAVs, researchers face high costs and significant risks. To mitigate these risks and enhance the efficiency of algorithm testing and optimization, simulation platforms for multi-rotor UAVs provide a safe and controlled environment. In this regard, this paper first introduces conventional models of multi-rotor UAVs, selecting the commonly used quadrotor as the representative model. It then elaborates on dynamic models according to different levels of simulation. Subsequently, it provides an overview of the conventional system framework of multi-rotor UAV simulation platforms and discusses their evaluation methods and classification approaches. The evaluation of simulation platforms is detailed from the perspectives of function and performance. multi-rotor UAVs are classified based on whether they support an interactive learning environment and their focus areas: dynamics, sensors, and multi-UAV coordination. This paper also reviews the main solutions for existing UAV flight missions, analyzing typical multi-rotor UAV simulation platforms within the context of traditional and learning-based methods. Finally, the paper outlines future directions for multi-rotor UAV simulation platforms.

【Key words】 multi-rotor Unmanned Aerial Vehicle (UAV); simulation platform; sensor; solution; reinforcement learning

0 引言

随着科技的飞速进步, 人工智能与机器人技术的结合影响着众多领域, 特别是在复杂任务的应对中, 智能机器人凭借其灵活性和高效率, 正在翻开新的篇章^[1-8]。多旋翼无人机是人工智能技术在机器

人领域的关键应用载体, 凭借其成本低、机动性高、维护便利和稳定性好等特质, 已在各行各业得到广泛应用^[9-13]。在货物运输方面, 相关研究深入探讨了多旋翼无人机吊载货物的路径规划和控制问题, 使得无人机能够在运输过程中适应货物的运动状态^[14], 另有研究提出了一种利用多旋翼无人机进行

基金项目: 上海市协同创新项目(HCXBCY-2023-029)。

作者简介: 方仪豪, 男, 硕士研究生, 主研方向为旋翼无人机仿真; 邹丹平, 教授。

收稿日期: 2024-07-01

修回日期: 2024-08-24

E-mail: dpzou@sjtu.edu.cn

协同运输的系统^[15],增强了物流的灵活性和效率;在农业应用方面,通过监测农作物的生长情况、估算产量和识别疾病^[16]等,多旋翼无人机极大提升了农业生产的管理效率和精准性,而且利用多旋翼无人机进行灌溉^[17]可大幅节省人力资源及提高效率;在搜索救援场合,多旋翼无人机凭借其卓越的机动性和便携性,可快速部署并抵达紧急救援现场,多无人机协同搜索^[18]、目标检测^[19]显著加快了搜救速度并提高了救援的成功率。

从精确的农业监测到复杂的搜索救援任务,再到高效的货物运输任务等,多旋翼无人机在各个行业中发挥了不可替代的作用。在多旋翼无人机的发展和应用过程中,其执行任务时展现出的精准度和稳定性是至关重要的。然而,达到满意效果的过程是充满挑战的,尤其是在开发、调试以及验证复杂飞行控制算法的过程中。直接在实际环境中进行这些操作不仅会使成本显著上升,还会带来极大的风险。因此,多旋翼无人机仿真平台已经成为开发过程中的重要工具,不仅节省了时间和成本,而且降低了实际执行中的风险,同时还提供了一个可以重复和再现的环境来测试和验证各类飞行控制算法。

仿真平台提供了一个安全、可控的环境,降低了研究者和开发者面对物理世界的不确定性和风险^[20-22],可以便捷地测试和优化无人机的飞行控制算法。通过模拟现实世界的飞行条件,如特定场景、光照变化、障碍物避让等,开发者能在仿真平台中进行高效的调试和验证,确保算法的准确性和可靠性。此外,仿真平台还能模拟各种极端条件,使算法的鲁棒性得到充分检验,而这在现实世界中往往难以实现或成本过高。

本文首先探讨了多旋翼无人机仿真平台的评价方式:从性能和功能两方面分析评价仿真平台;然后总结了现有多旋翼无人机飞行任务的传统解决方案和基于学习方式的解决方案,并以此为据进一步对多旋翼无人机仿真平台进行分类;最后列举并说明了现有多旋翼无人机仿真平台的特点,对其未来发展方向进行了展望。

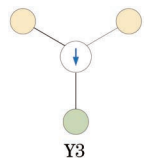
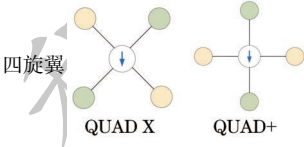
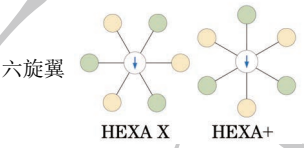
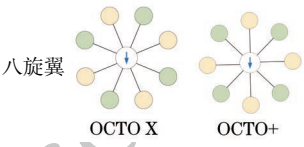
1 多旋翼无人机仿真平台的基本概念

1.1 多旋翼无人机动力学模型

多旋翼无人机是一种由 3 个或 3 个以上电机驱动螺旋桨提供动力的飞行器系统,具有起降垂直、机动性高、空中悬停等特点。表 1 根据多旋翼无人机旋翼数量进行了分类。

表 1 多旋翼无人机分类

Table 1 Classification of multi-rotor UAVs

旋翼数	布局示意图	结构及特点
三旋翼		由 3 个电机及螺旋桨组成, 3 个电机分布呈三角形, 结构简单、机动性高、体积相对较小
四旋翼		由 4 个电机组成, 4 个电机对称分布在机身周围, 相邻电机旋转方向相反, 控制简单、机动性高、成本较低
六旋翼		由 6 个电机组成, 6 个电机对称分布在机身周围, 相邻电机旋转方向相反, 结构平衡、抗风和载重能力较好
八旋翼		由 8 个电机组成, 8 个电机对称分布在机身周围, 相邻电机旋转方向相反, 结构平衡、稳定性好、抗风载重能力好、成本较高

本文将选取使用广泛的 QUAD X 布局四旋翼无人机进行动力学模型的分析。在通常情况下, 一个基础的四旋翼无人机动力学模型被看作是一个六自由度、质量为 m 的质点, 对这个质点进行动力学分析, 建立牛顿欧拉方程, 可得如下动力学公式:

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{p}} &= \boldsymbol{v} \\ m\dot{\boldsymbol{v}} &= m\boldsymbol{g} - m(\boldsymbol{q} \odot \boldsymbol{f}) \\ \dot{\boldsymbol{q}} &= \frac{1}{2} \boldsymbol{q} \odot \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega} \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{J}\dot{\boldsymbol{\omega}} &= (\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{J}\boldsymbol{\omega})\end{aligned}\quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{p}$ 和 $\boldsymbol{v}$ 代表世界系下无人机质点的位置和速度; $\boldsymbol{q} \in \text{SO}(3)$ 是一个四元数, 用于表示机体系相对于世界系的旋转; $\boldsymbol{J}$ 表示无人机的转动惯量对角矩阵; $\boldsymbol{g}$ 为重力加速度; m 为无人机的质量。

式(1)中的 $\boldsymbol{f}$ 表示四旋翼无人机获得的总推力, $\boldsymbol{\tau}$ 表示四旋翼无人机受到电机带来的三轴力矩。针对四旋翼无人机, 其计算公式如下:

$$\boldsymbol{f} = \sum_i \boldsymbol{T}_i \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\tau} = \sum_i \boldsymbol{\tau}_i + \boldsymbol{r}_{P,i} \times \boldsymbol{T}_i \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{T}_i$ 表示四旋翼无人机的单个电机带来的推力; $\boldsymbol{r}_{P,i}$ 表示四旋翼无人机的各个电机 i 在机体系下的位置, 如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版, 下同)。

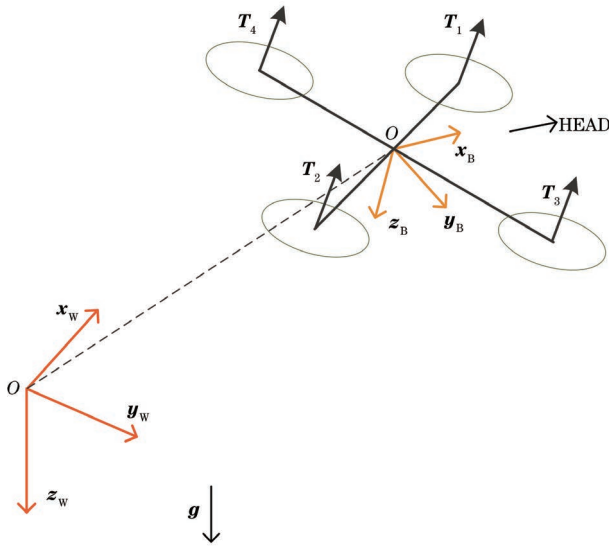


图 1 四旋翼无人机动力学模型

Fig. 1 Quadcopter UAV dynamics model

式(1)~式(3)构成了基础的四旋翼无人机动力学模型,而根据控制层面的不同,一些仿真平台还会进一步对电机进行简单建模,引入了电机转速 Ω 这一变量,将电机构建成一阶系统,并对电机推力及力矩与转速的关系进行建模,最常用的假设方法是将推力和力矩与电机转速的平方成正比关系,即:

$$\dot{\Omega} = \frac{1}{k_{\text{mot}}} (\Omega_{\text{cmd}} - \Omega) \quad (4)$$

$$T_i(\Omega) = [0 \quad 0 \quad c_T \cdot \Omega^2]^T$$

$$\tau_i(\Omega) = [0 \quad 0 \quad c_\tau \cdot \Omega^2]^T \quad (5)$$

上述模型能够很好地应对低速情况或者接近悬空的飞行状态,但其忽略了四旋翼无人机在运动过程中受到的阻力,在高速飞行状态下,其受到的阻力不能被忽略。为了使模型更加精细,一些仿真平台将无人机受到的阻力考虑进了模型中,对式(1)中部分公式进行了改进,加上了阻力对其的影响。

$$m\dot{\mathbf{v}} = m\mathbf{g} - m(\mathbf{q} \odot \mathbf{f}) - m(\mathbf{R}\mathbf{D}\mathbf{R}^T \mathbf{v}) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{R}$ 是机体到世界系的旋转矩阵; $\mathbf{D}$ 是一个对角矩阵;元素 d_x 、 d_y 、 d_z 为三轴的转子阻力系数,与四旋翼无人机飞行时的速度平方成正比。

除此之外,在无人机飞行过程中还存在转子阻力、转子与转子、转子与机体之间的相互影响,考虑到这些影响,为了得到高精度的模型,一些建模研究采用了对无人机运动状态下机身流体动力学进行精确模拟计算的方式^[23],但这样的处理方式带来了较大的计算消耗;另一些研究通过数据驱动的方式进行精细建模^[24],这样的建模方式在尽可能地接近无人机真实模型的同时有效地节省了计算消耗;还有一些研究通过将基础模型与数据驱动方式相结合来得到较准确的模型^[25-26],这种方式中数据驱动通常用来弥补基础模型所未能考虑的精细部分。

1.2 无人机仿真平台系统构成

多旋翼无人机的仿真平台通常由 5 个主要部分组成,分别为环境场景、传感器、无人机模型、飞控、接口,如图 2 所示。

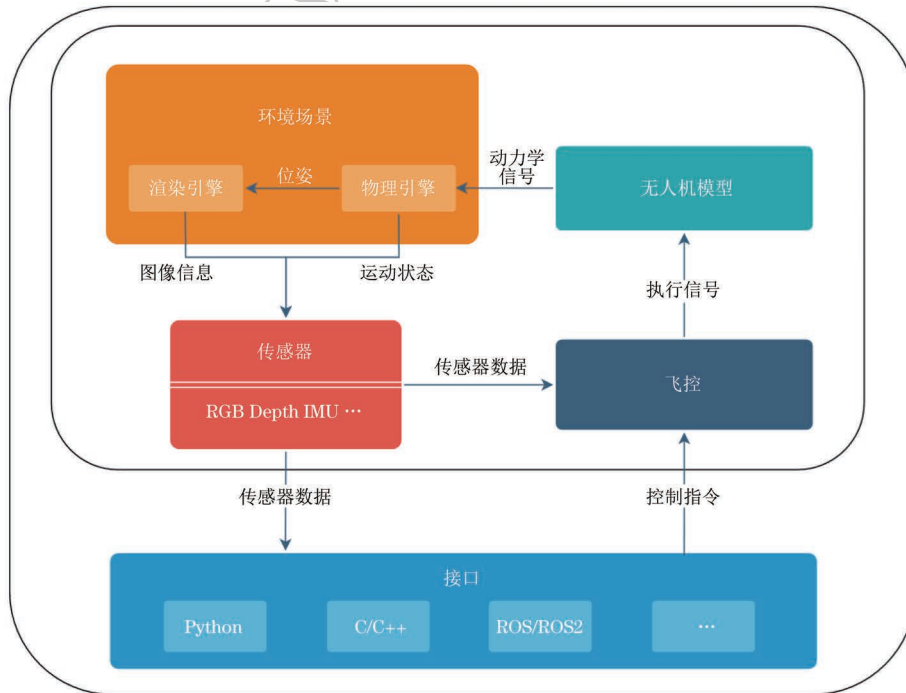


图 2 多旋翼无人机仿真平台结构

Fig. 2 Multi-rotor UAV simulation platform structure

环境场景为整个仿真提供了运行基础,它是无人人机模拟运行的虚拟场地,一般有渲染引擎和物理引擎两个主要部分。渲染引擎主要负责对整个环境场景进行视觉效果的处理,包括场景的环境元素以及在场景中运动的无人机。目前,仿真平台使用的渲染引擎或工具主要包括 Unity^[27]、Unreal Engine^[28]、OpenGL^[29]等;无人机的运动状态、碰撞由物理引擎进行运算处理,得到的无人机运动状态将被送入渲染引擎进行处理,现有仿真平台使用的物理引擎主要有 PhysX^[30]、Bullet Physics^[31]、MuJoCo^[32]等。

在传感器方面,不同的仿真平台针对不同传感器的处理方式各异,一部分会直接采用环境场景中提供的传感器,如 AirSim^[33] 的相机便是直接采用了 Unreal Engine 4 中现成提供的摄像机,而另一部分会先得到环境场景中的相关信息再进一步处理,以求更加逼真的传感器数据。对于惯性测量单元(IMU)数据的处理,很多仿真平台对环境场景中得到的真值数据进行加噪处理,让其接近真实 IMU 数据。从传感器部分得到的相关数据信息将被传入飞控或者被接口调用,传入飞控的数据将辅助飞控进行控制指令的解算。

在飞控部分,主要功能是对传入的不同层面的控制信号进行解算,解算出的底层信号,如脉宽调制(PWM)信号,配合无人机模型送入环境场景中。

最后,用户通过访问一系列预定义的接口,以实现仿真平台的控制和操作,这些接口通常被封装成 Python、C++ 的应用程序编程接口(API)建立与机器人操作系统(ROS)^[34] 的通信,又或是直接接入各种型号的遥控器等,用户可以多样地操作控制无人机,使得仿真平台能够适应不同的操作和开发需求。

1.3 多旋翼无人机仿真平台的评价方式

根据 Flightmare 作者的总结,一款优秀的仿真器应具备 3 个关键要素:高速运行能力,精确的物理仿真以及高质量的图像渲染^[35]。这 3 个要素一直是各类无人机仿真平台追求的核心目标。然而,为了对仿真平台进行更全面的评估,本文将着眼于其性能与功能两大方面,展开进一步探讨。在性能方面,可从物理准确性、传感器逼真程度以及仿真运行速度 3 个方面进行评价。功能方面可以分为各种传感器的支持与扩展定制能力、多机协同仿真能力、接口兼容支持能力、安装部署能力。

物理准确性是衡量仿真平台质量的关键因素,也是仿真研究得以成立的重要基础,良好的物理准确性能够让开发者从仿真中预先看到无人机在现实

中可能运行的状态,从而规避一些危险或者不可靠的飞行状态。

随着深度学习的不断发展,越来越多的任务用上了深度学习方法,深度学习方法中数据集的质量将直接影响训练所得模型的效果。这时仿真平台传感器数据越逼真,仿真环境中训练得到的深度学习算法向现实场景迁移的可能性越大。如图 3 所示为部分高逼真视场无人机仿真平台。随着传感器数据的真实性越来越高,部分研究开始采用从仿真环境中收集数据的方法^[36-38]。一方面是由于仿真平台所呈现出的逼真程度得到了研究者的认可,另一方面是得益于仿真平台所带来的数据采集便利,节省了人力和物力的成本。更重要的是,仿真平台能够拥有现实中难以实现的条件,例如气候天气情况的改变,通过仿真可以轻易地获取不同气候条件下的数据集^[39]。

在确保物理准确性和图像逼真程度的基础之上,对运行速度的优化显得尤为关键。运行速度的优化将提升仿真过程的流畅性和连贯性,在图像质量和物理模拟的准确性保持不变的前提下,将显著提高开发效率。此外,仿真的快速运行为机器学习方案提供了更加丰富的数据集,这对于提高算法的训练效率和质量具有很大价值。快速而精准的仿真数据能够缩短机器学习模型的迭代周期,从而在更短的时间内实现更高水平的学习效果。

仿真平台中的传感器是很重要的一部分,多旋翼无人机能够自主飞行,离不开传感器检测到的数据,只有对这些数据进行处理,才能进一步给出自主飞行的控制指令,故在仿真平台的功能要求上应该包含对传感器的支持能力。对传感器的支持能力不仅包括支持传感器的类别,还包括传感器参数调节的支持能力,现有常用的传感器有相机、IMU、全球定位系统(GPS)、激光雷达(LiDAR)、光流等。IMU 是无人机不可或缺的核心传感器,因此几乎所有无人机仿真平台都包含对其的仿真。同样,相机在目标识别与导航定位等多种任务中扮演着关键角色,这使得多数平台也支持对 RGB 相机、深度相机等^[35,40] 视觉传感器的模拟。综上所述,对各类传感器仿真的支持程度是衡量一个仿真平台功能完备性的重要指标。

无人机的仿真飞行是对实机飞行的先前验证,旨在评估其飞行性能并避免不必要的损失。因此,为不同的无人机模型提供相应的仿真结构和动力学模型,对于提升仿真性能和算法迁移能力具有重要意义。Isaac Gym^[41] 和 Gazebo^[42] 允许用户导入自



(a) 基于虚幻引擎的AirSim城市仿真场景



(b) 基于虚幻引擎的AirSim户外仿真场景



(c) 基于Unity的FlightGoggles室内仿真场景

图 3 部分高逼真视场仿真平台

Fig.3 High-fidelity visual field simulation platforms

定义的统一机器人描述格式(URDF)文件或者模拟描述格式(SDF)文件,从而实现定制化的无人机结构形状、动力学属性。

多机仿真的支持同样是衡量一个仿真平台功能水平的关键因素之一,现实中很多任务都离不开多机,多架无人机协同执行任务可以显著提升任务效率,在多旋翼无人机应用领域,多架无人机的协同集群已成为一项重要的研究方向,例如集群无人机在密集森林等复杂环境中进行协同避障飞行^[43]。然而,在多机集群任务中,一架无人机的损坏可能会对整个集群任务造成影响。在仿真平台中对多机集群进行仿真实验,可提前暴露出多机集群可能遇到的问题,将在很大程度上提升研发效率。仿真平台对多机协同的支持是其底层并行计算能力与复杂交互场景构建能力的直接体现。

无人机仿真平台为仿真开发提供了平台,其与算法之间的交互能够让无人机模拟自主飞行,仿真平台支持的接口种类越多,对算法的兼容性越佳,仿真结果与实际飞行结果也越佳。一方面,在自主飞行无人机的调试过程中,一些仿真平台支持软/硬件在环(S/HITL)调试,提供了与硬件进行通信的接口,调试过程中引入了实际飞行中使用的飞控系统,仿真的结果将更加贴近现实。另一方面,现有越来越多的机器人策略围绕强化学习的算法来进行。在强化学习中,OpenAI 提出的 Gym 接口已成为环境

交互的标准规范。若仿真平台能原生支持此类接口,将显著提升开发者在特定无人机飞行任务上的研发效率。

多旋翼无人机仿真平台的安装与部署能力是评估其功能的一个关键指标。仿真平台简洁高效的安装部署将降低开发者和研究者的学习门槛,有助于他们快速投入项目或实验的研发中。仿真平台的安装部署效率直接关系到其在实际应用场景中的适用性。一个能够轻松集成入现有工作流程的仿真平台可以有效地促进开发过程、测试和算法验证的连贯性。此外,对于本地服务器或者云服务器等服务端的安装部署,通过通信协议将无人机的状态传输到客户端,以服务端线上运行仿真平台、客户端线下控制仿真平台并得到结果(视频、运行数据等)的方式进行,这样不仅减轻了客户端硬件的负担,也优化了客户端的综合管理。

2 多旋翼无人机飞行任务的解决方案

现有的无人机解决方案主要有传统的解决方案和基于学习的解决方案,传统的解决方案中大多将飞行导航任务分为感知、规划、控制 3 个部分,3 个部分相互配合共同完成了多旋翼无人机特定的飞行导航任务^[44]。

感知部分用来估计自身的位姿状态等信息,同时承担识别、检测、探索等任务。目前,视觉惯性里

程计(VIO)是多旋翼无人机用于感知环境、获取自身位姿的主流方案,其使用相机和 IMU 获取到的环境数据进行处理从而得到无人机自身的位姿,这种方式在位姿估计中具有较好的效果的同时计算消耗相对来说较低,对于无人机这类计算资源有限的平台是一个较为合适的选择。例如,VINS-Mono^[45]采用单个摄像头和低成本的 IMU 完成了较高精度的定位,ORB-SLAM3^[46]能够在算法的全生命周期内复用所有先前的感知信息,提高了定位的准确性。

在获取位姿信息后,系统即对飞行轨迹进行规划,如基于多项式的轨迹规划,对运动状态进行 3 阶求导或者 4 阶求导^[47],从而可以得到一段平滑的运动轨迹。此外,还有对时间进行最优化的轨迹规划,这类轨迹的规划中会考虑到如何调整路径参数来得到一条飞行速度最快的轨迹,从而实现时间最短,故其常用于竞速任务中。FOEHN 等^[48]设计基于航迹点的轨迹优化以实现最短时间通过预设的航迹点。QIN 等^[49]在航迹点的基础上考虑了门障碍的形状,生成了一种更加可靠的时间优化轨迹。轨迹规划处于解决方案的中间环节承接上一步中的感知结果作为自身输入,在动力学、安全性、能源效率方面的约束下,生成满足任务需求的结果,并将结果传至接下来的控制部分作为输入参考值,在复杂的飞行任务中,高效合理的轨迹规划十分重要。

控制部分是指对于规划给出的轨迹,其处理后转换成控制无人机飞行的信号,使无人机能够较好地跟踪轨迹,主要分为线性控制器和非线性控制器。线性控制器中典型的为 PID 控制算法,其将控制信号做了比例、积分、微分处理后再输入,以得到期望的控制状态,PID 算法在大多数情况下都具有较优的效果,但是对于参数的确定往往较模糊。非线性控制器中典型的有基于 SE(3)的几何跟踪控制^[50]、模型预测控制(MPC)^[51]等,这些控制算法都基于无人机的动力学模型,通过模型的特征来实现更加精准的控制。

随着机器学习的不断发展,采用基于学习的方法来完成无人机飞行任务正日益流行,其部分性能甚至已超越传统解决方案。基于学习的解决方案旨在以神经网络替代传统方案中的一个或多个模块(如感知、规划与控制),凭借其强大的非线性表达能力,以应对更为复杂的任务场景^[52-53]。PENICKA 等^[54]基于强化学习实现了对无人机在杂乱环境中飞行的轨迹规划,并对比了该方法与

传统方法在情况不同的 4 个环境中的轨迹解算速度以及为了衡量轨迹的效果而记录的轨迹飞行时间,结果显示了该方法兼顾了解算速度和轨迹效果(飞行时间短)。WIEDEMANN 等^[55]利用分析策略梯度提出了一种基于学习方式的控制器,这种控制器在学习的过程中充分利用了其中参数的梯度,使得加速训练过程的同时训练效果也优于一般基于学习的控制器,与传统方式相比,大幅缩短了运算时间,在算力受限的平台或者高机动平台上有巨大的发展潜力。SONG 等^[56]采用基于深度强化学习的方案实现了无人机在杂乱环境中的视觉时间最优控制,该方案使用神经网络直接进行轨迹规划与控制,最终在保证高计算效率的同时成功穿越了复杂环境。

越来越多研究表明:相较于传统解决方案,基于学习的解决方案在处理结果和处理效率等方面均具有不同程度的优势,为了适应这一发展趋势,无人机仿真平台作为开发过程中重要的一个环节,也在不断演进,通过改善自身架构、性能和功能来不断满足基于学习的解决方案的训练开发需求,以推动无人机技术的创新和应用领域的扩展。

3 多旋翼无人机仿真平台的分类

针对多旋翼无人机仿真平台的分类,可以从当下多旋翼无人机飞行任务的解决方案入手分析,主要分为传统的解决方案和基于学习方式的解决方案,由此分为两类仿真平台:传统多旋翼无人机仿真平台为解决方案提供了验证、部署平台;支持学习型仿真平台为基于学习方式的解决方案提供了训练学习的平台。

在传统的解决方案中,无人机的飞行导航任务通常被分解为感知、规划、控制 3 个部分,算法多数针对这 3 个部分进行效果性能的提升,仿真平台也根据此需求进行了对应部分的改进。一方面感知部分的一大需求在于能否将仿真平台中的感知算法可靠地迁移到实际环境,部分仿真平台使传感器数据的仿真效果尽可能接近实际情况^[57-58],另一方面控制部分的主要需求源于是否能编写精准的动力学模型来追求接近现实的飞行效果,一些特定的仿真平台正是以此为目标来进行开发的^[59-60]。

在基于学习方式的解决方案中,无人机在仿真平台中不断地交互、学习,从而训练出一套可以适用于特定飞行任务的模型,不同于传统的解决方案将仿真平台视作对算法的验证平台,基于学习的方案中仿真平台本身的特性也将影响着学习出来的模型

效果,因此这类仿真平台除了具有验证的功能以外,还需要适应训练学习的需求。

总的来说,多旋翼无人机仿真平台根据其飞行任务的技术需求与解决策略分为两大类。两类仿真平台还会根据任务的不同有不同的侧重点,如图4

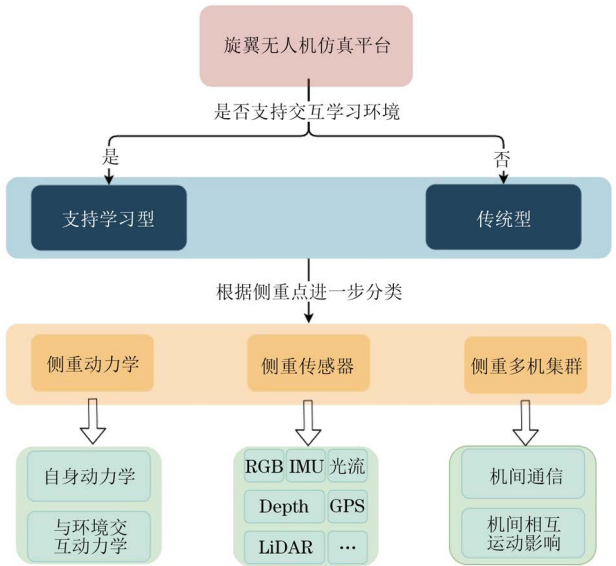


Fig.4 Classification of multi-rotor UAV simulation platforms

所示。传统仿真平台侧重于算法验证和环境模拟,为无人机的感知、规划和控制提供了前期开发测试平台。支持学习型仿真平台通过高效的数据处理能力和交互式学习环境,为无人机飞行任务的模型训练提供了有效途径。这两类仿真平台各有侧重,共同促进无人机技术的发展与应用。

4 多旋翼无人机仿真平台的案例及特点

多旋翼无人机领域的仿真平台技术快速发展,随着技术的进步,仿真平台不断地进行迭代升级以适应新的技术要求。从最开始能够仿真,到精准动力学的追求,到图像的高逼真,再到适应学习的解决方案,适应传统方案的仿真平台趋于完善的同时适应学习解决方案的仿真平台正快速发展。

根据多旋翼无人机仿真平台的发展,Gazebo、RotorS、AirSim、FlightGoggles、Flightmare、Isaac Gym、gym-pybullet-drones、RotorTM 等典型仿真平台以及由我国飞思实验室联合北航中南团队开发的 RFLySim 仿真平台^[61]、清华大学开发的 OmniDrones 仿真平台^[62]、浙江大学 Fast 实验室开发的 FastSim 仿真平台^[63]的相关信息如表 2 所示。

表 2 典型无人机仿真平台

Table 2 Typical UAV simulation platforms

平台/软件	发布时间	是否支持交互学习环境	特点
Gazebo	2002	否	通用型机器人仿真平台,支持自定义机器人的结构和部分动力学,支持物理引擎的选择,仿真环境编辑门槛高
RotorS	2016	否	聚焦多旋翼无人机的精准动力学,基于 Gazebo,与 ROS 配合使用
AirSim	2017	是	高逼真渲染画面,采用游戏引擎,与 UE4 结合具有较高的仿真环境可编辑程度
FlightGoggles	2019	否	高逼真视觉画面,接口支持丰富,画面渲染性能佳,使用 Unity 游戏引擎,支持仿真环境的硬件在环仿真
Flightmare	2020	是	画面渲染能力佳,引入强化学习相关接口,为学习的解决方案提供训练环境
RFLySim	2021	否	支持现场可编程门阵列(FPGA)硬件在环仿真,具有精细的无人机动力学,采用虚幻引擎提供高逼真 3D 视角,支持多机协同仿真
Isaac Gym	2021	是	由 NVIDIA 开发且适用于强化学习和机器人研究,利用 GPU 加速的并行强化学习训练环境,其中 Aerial Gym ^[60] 适用于多旋翼无人机
gym-pybullet-drones	2021	是	为多机任务学习的解决方案提供环境,聚焦多智能体强化学习(MARL)
RotorTM	2022	否	侧重多旋翼无人机动力学,针对运输挂载任务的动力学进行了开发,支持多机协同仿真
OmniDrones	2023	是	基于 Isaac Sim 开发的适用于无人机控制的强化学习平台,支持利用 GPU 并行化仿真,支持 MARL

Gazebo 是一款通用机器人仿真平台,被广泛用于各类机器人的仿真,包括轮式机器人、无人机、软体机器人,其支持对需要模拟的机器人通过 URDF 文件或者 SDF 文件来进行修改。Gazebo 与 ROS

的深度集成有效降低了从仿真到实机的代码迁移难度,这一优势使其成为许多 ROS 机器人项目首选的仿真平台。

Gazebo 在物理仿真方面支持对多种高性能物

理引擎的切换选择,这样可以让机器人在仿真中根据需求展现出更加贴近现实的表现。Gazebo 提供了多种传感器仿真的插件包,涵盖了 LiDAR、RGB 相机、深度相机、IMU 等多种机器人常用传感器。Gazebo 的出现推动了机器人的仿真发展,为机器人的仿真提出了一个基础性框架,将各种传感器和功能以插件包的形式设计,使得开发人员可以根据需求来进行选择或者是基于 Gazebo 来定制化地开发自身所需要的功能并作为新插件包导入。因此,在 Gazebo 之后,有很多特定领域的机器人仿真都是基于 Gazebo 进行更加细化的开发,RotorS 便是其中一个针对多旋翼无人机仿真的案例。RotorS 为苏黎世联邦理工大学的 Autonomous Systems Lab 所开发,其基于 Gazebo 的框架,实现了多旋翼无人机的仿真,该仿真平台在动力学上针对转子进行了构建,对无人机的动力学仿真较为精准逼真。CrazyS^[64]在 RotorS 的基础上加入了 Bitcraze Crazyfile2.0 微型无人机的模型参数,使得 Crazyfile 拥有了能够便捷使用的仿真平台。这些仿真平台早期主要致力于实现多旋翼无人机的基础仿真功能,并在此之上,逐步追求更高的物理与视觉保真度,然而它们仍有一些局限:Gazebo 在画面渲染上的真实感相对有限,未能实现类似虚幻引擎或者 Unity 的高逼真渲染,这使得一些基于视觉的飞行任务在仿真中进行任务模拟时具有一定困难,也不便于其算法从仿真到现实层面的迁移;RotorS 和 CrazyS 仿真平台并没有实现对多机仿真的支持,使得多机任务几乎无法在此进行仿真。

由于 Gazebo 及基于其进行开发的模拟器在画面渲染上的薄弱,以及视觉方面的应用任务越来越多,出现了一些将侧重点放在视觉画面渲染上的多旋翼无人机仿真平台,其中 AirSim 为典型代表。AirSim 是微软公司开发的一款包含了多旋翼无人机和自动驾驶的仿真平台,其具有高质量的画面渲染,可以实现照片级别的逼真程度,能够很好地适应视觉相关的飞行任务。另外,AirSim 也提供了支持实机飞控的硬件在环仿真和主流的飞控程序的软件在环仿真,为仿真算法到实机部署提供了便利。除此之外,AirSim 得益于虚幻引擎的社区生态,拥有大量可选择的高质量渲染场景、3D 图形资产等,在视觉任务的定制化方面降低了研究人员的门槛。同时,也因其与虚幻引擎的结合,具有良好的可编辑性,AirSim 在自主飞行无人机比赛中被广泛使用,如 2019 NeurIPS 会议举办的无人机竞赛^[65]。AirSim 的出现让多旋翼无人机仿真平台在视觉效

果上拥有了良好的表现,推动了视觉相关的飞行任务的研发,但其高质量的渲染效果也意味着硬件资源的高消耗,故一些高逼真效果的仿真场景需要更高性能的硬件去运行,以使其仿真运行在合理的帧率内。此外,AirSim 在视觉渲染和物理仿真中采取了紧耦合的方式,这种方式虽然可以很好地匹配了视觉位置与物理仿真位置,但也限制了 AirSim 的仿真运行速度,在多旋翼无人机追求越来越快的飞行速度背景下,仿真运行速度也越来越受到重视。因此,FlightGoggles 不光注重视觉画面的渲染质量,也关注到了仿真的运行速度。FlightGoggles 是由麻省理工学院开发的一款基于 Unity 游戏引擎的无人机仿真平台,在视觉渲染上的逼真程度同样达到了照片级别的水平,尽管仍然需要一定的硬件资源,但其将渲染管道与无人机的物理仿真分开处理,相较于 AirSim,使得仿真平台的运行速度可以达到较高的水平。此外,FlightGoggles 利用动作捕捉系统将无人机在现实世界的位置映射到虚拟环境中,而现实无人机的视觉信息来自虚拟环境,在仿真模式上更深层次地引入了硬件的真实信息,在多旋翼无人机研发中更大程度地将真实状态引入到仿真中,基于此模式研发的算法将更为鲁棒,仿真到现实的迁移转化更加便捷。

与此同时,强化学习技术得到发展,表现出对无人机飞行控制的巨大潜力,苏黎世大学开发出的一款适用于强化学习的无人机仿真平台 Flightmare 与 FlightGoggles 一样基于 Unity 游戏引擎,并将画面渲染与旋翼无人机的动力学模型解耦,为实现较高的仿真运行速度,还提供了一套匹配 OpenAI Gym 的标准接口,为进行强化学习的开发提供便利,众多基于强化学习的无人机飞行任务使用 Flightmare 进行研究开发^[54,66-69]。Flightmare 的出现推动了多旋翼无人机利用强化学习实现飞行任务的发展,然而其适用于多旋翼无人机单机强化学习训练及针对多机之间相互配合完成飞行任务的强化学习训练。gym-pybullet-drones 推出了支持多无人机的强化学习训练环境,也具有匹配 OpenAI Gym 标准的接口,一些 MARL 的研究基于此仿真平台^[70-72]。Isaac Gym 是支持强化学习训练的通用型仿真平台,利用 GPU 来加速强化学习的训练过程,可用于四足机器人、人形机器人、多旋翼无人机等多种机器人的强化学习训练,其中 Aerial Gym 适用于多旋翼无人机的强化学习训练。OmniDrones 基于 Isaac Sim 进行构建开发,同样发挥了 GPU 的并行仿真能力,能够高效率运行,为强化学习训练过

程中的数据收集提供了便利,目前该仿真平台主要支持的是一些飞行控制算法的仿真开发验证,对于一些视觉任务的需求表现较薄弱,开发团队表示会在未来引入更加复杂的任务和场景。

5 结束语

随着仿真技术的不断发展,传统多旋翼无人机仿真平台逐渐成熟,其在无人机技术研发与测试中扮演着日益重要的角色,作为无人机研发和测试的关键工具,为无人机的飞行任务提供了一个安全、经济且高度可控的实验平台,使研发团队能够在模拟的环境中,对无人机进行广泛的算法测试和性能优化,降低了实际飞行中可能带来的风险与成本。与此同时,随着机器学习技术的日益成熟,学习型无人机仿真平台正被广泛应用于强化学习领域,在强化学习中,无人机通过与环境进行交互从而学习策略,而学习型无人机仿真平台能够提供这样一个可交互的虚拟环境,使得无人机能够在不接触真实世界的情况下进行大量的试错学习。这不仅大大提高了学习效率,还降低了实验成本,尤其是在涉及高风险或高成本的实验场景中。这两类仿真平台根据其需要完成的飞行任务的不同,在动力学、画面渲染等方面进行了不同程度的优化。

目前,多旋翼无人机的仿真平台仍面临一些未解决的问题和挑战。其发展方向展望如下:

1)传统多旋翼无人机仿真平台的标准化发展。目前,虽然传统多旋翼无人机仿真平台趋于成熟,但各个仿真平台有各自的标准和侧重点,不同仿真平台可能在无人机的建模上有所不同,会导致使用不同的仿真平台仿真的结果有所差异,故需要对无人机的模型建立标准以便根据任务侧重点来选择合适的模型。

2)支持学习型仿真平台的体系化发展。现有支持学习的多旋翼无人机仿真平台已经能完成很多飞行任务,研究人员也利用这些通过学习训练得到的结果实现了从仿真到现实的迁移,然而其中并没有一个完整的体系来将学习解决方案从必要数据的准备到仿真平台中的开始学习再到实际无人机的应用部署完整地连接起来。这一方面会在学习方案的广泛使用过程中逐步得到完善。

3)传统多旋翼无人机仿真平台与支持学习型仿真平台的统一融合发展。两者在构建上具有共同点,都需要对仿真环境进行搭建、对多旋翼无人机进行建模、控制接口编写等。不同的是支持学习型仿真平台不仅需要能够实现算法的验证,还需要支

持与无人机的交互,故支持学习的仿真平台在性能上提出了更高的要求,需要更快的运行速度来实现交互数据的收集。然而,现有的仿真平台仍未能完全解决这一问题,例如逼真画面的渲染速度未达到学习方案所需,从而影响了方案的学习迭代。

多旋翼无人机仿真平台正处于发展的交叉口,其将受到深度强化学习等前沿技术发展的影响。这些技术的融入标志着多旋翼无人机仿真平台从传统的算法验证向提供学习的交互环境转变。这种转变不仅拓宽了仿真平台的应用范围,从基础的飞行动力学模拟到复杂环境下的自主决策学习,也极大地提高了无人机系统的智能化水平和适应能力。因此,多旋翼无人机仿真平台的发展将不仅对无人机技术的进步具有重要意义,也为未来无人机的智能化和自主化探索了新的路径。

参考文献

- [1] MUKHERJEE D, GUPTA K, CHANG L H, et al. A survey of robot learning strategies for human-robot collaboration in industrial settings [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 73: 102231.
- [2] HOELLER D, RUDIN N, SAKO D, et al. ANYmal parkour: learning agile navigation for quadrupedal robots[J]. *Science Robotics*, 2024, 9(88): 7566.
- [3] NING G C, ZHANG X R, LIAO H E. Autonomic robotic ultrasound imaging system based on reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 2021, 68(9): 2787-2797.
- [4] KAUFMANN E, BAUERSFELD L, LOQUERCIO A, et al. Champion-level drone racing using deep reinforcement learning[J]. *Nature*, 2023, 620(7976): 982-987.
- [5] LEE J, BJELONIC M, RESKE A, et al. Learning robust autonomous navigation and locomotion for wheeled-legged robots[J]. *Science Robotics*, 2024, 9(89): 9641.
- [6] ROVEDA L, MASKANI J, FRANCESCHI P, et al. Model-based reinforcement learning variable impedance control for human-robot collaboration [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 100(2): 417-433.
- [7] 马旭森, 徐德. 机器人增量学习研究综述[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1409-1423.
MA X M, XU D. Incremental learning for robots: a survey [J]. *Control and Decision*, 2024, 39(5): 1409-1423. (in Chinese)
- [8] 潘海南, 陈柏良, 黄开宏, 等. 基于深度强化学习的履带机器人摆臂控制方法[J]. *系统仿真学报*, 2024, 36(2): 405-414.
PAN H N, CHEN B L, HUANG K H, et al. Flipper control method for tracked robot based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of System Simulation*, 2024, 36(2): 405-414. (in Chinese)
- [9] NGUYEN H P D, NGUYEN D D. Drone application in smart cities: the general overview of security vulnerabilities and countermeasures for data communication [M]. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2021.
- [10] DUTTA G, GOSWAMI P. Application of drone in agriculture: a review [J]. *International Journal of Chemical Studies*, 2020, 8(5): 181-187.
- [11] YANG Z Y, YU X Y, DEDMAN S, et al. UAV remote

- sensing applications in marine monitoring: knowledge visualization and review [J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 838: 155939.
- [12] 张世勇, 张雪波, 苑晶, 等. 旋翼无人机环境覆盖与探索规划方法综述[J]. *控制与决策*, 2022, 37(3): 513-529.
- ZHANG S Y, ZHANG X B, YUAN J, et al. A survey on coverage and exploration path planning with multi-rotor micro aerial vehicles[J]. *Control and Decision*, 2022, 37(3): 513-529. (in Chinese)
- [13] VILLA D K D, BRANDÃO A S, SARCINELLI-FILHO M. A survey on load transportation using multirotor UAVs[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 98(2): 267-296.
- [14] LI H J, WANG H K, FENG C, et al. AutoTrans: a complete planning and control framework for autonomous UAV payload transportation [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(10): 6859-6866.
- [15] CHANG C C, CHENG T H. Motor-efficiency estimation and control of multirotors comprising a cooperative transportation system[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 36566-36578.
- [16] HAFEEZ A, HUSAIN M A, SINGH S P, et al. Implementation of drone technology for farm monitoring & pesticide spraying: a review [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2023, 10(2): 192-203.
- [17] JALAJAMONY H M, NAIR M, MEAD P F, et al. Drone aided thermal mapping for selective irrigation of localized dry spots[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 7320-7335.
- [18] YANMAZ E. Joint or decoupled optimization: multi-UAV path planning for search and rescue[J]. *Ad Hoc Networks*, 2023, 138: 103018.
- [19] 赵继达, 甄国涌, 储成群. 基于 YOLOv8 的无人机图像目标检测算法[J]. *计算机工程*, 2024, 50(4): 113-120.
- ZHAO J D, ZHEN G Y, CHU C Q. Unmanned aerial vehicle image target detection algorithm based on YOLOv8 [J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(4): 113-120. (in Chinese)
- [20] 邓顺. 基于 Unity3D 的四旋翼仿真测试平台关键技术研究 [D]. 绵阳: 西南科技大学, 2021.
- DENG S. Research on key technologies of quadrotor simulation test platform based on Unity3D [D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
- [21] 王若萱, 吴建平, 徐辉. 自动驾驶汽车感知系统仿真的研究及应用综述[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(12): 2507-2521.
- WANG R X, WU J P, XU H. Overview of research and application on autonomous vehicle oriented perception system simulation[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(12): 2507-2521. (in Chinese)
- [22] MAIRAJ A, BABA A I, JAVAID A Y. Application specific drone simulators: recent advances and challenges[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2019, 94: 100-117.
- [23] DIAZ P V, YOON S. High-fidelity computational aerodynamics of multi-rotor unmanned aerial vehicles[C]// *Proceedings of the 2018 AIAA Aerospace Sciences Meeting*. Kissimmee, USA: AIAA Press, 2018: 1266.
- [24] LOUW J M, JORDAAN H W. Data-driven system identification and model predictive control of a multirotor with an unknown suspended payload [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, 54(21): 210-215.
- [25] BAUERSFELD L, KAUFMANN E, FOEHN P, et al. NeuroBEM: hybrid aerodynamic quadrotor model[EB/OL]. [2024-06-07]. <https://arxiv.org/abs/2106.08015>.
- [26] TORRENTE G, KAUFMANN E, FÖHN P, et al. Data-driven MPC for quadrotors [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 3769-3776.
- [27] Unity Technologies. Unity [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://unity.com/>.
- [28] Epic Games. Unreal Engine [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://www.unrealengine.com>.
- [29] WOO M, NEIDER J, DAVIS T, et al. OpenGL programming guide: the official guide to learning OpenGL, version 1.2 [M]. New York, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1999.
- [30] NVIDIA. Nvidia PhysX [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://developer.nvidia.com/physx-sdk>.
- [31] COUMANS E, BAI Y. PyBullet, a Python module for physics simulation for games, robotics and machine learning [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://pypi.org/project/pybullet/>.
- [32] TODOROV E, EREZ T, TASSA Y. MuJoCo: a physics engine for model-based control[C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 5026-5033.
- [33] SHAH S, DEY D, LOVETT C, et al. AirSim: high-fidelity visual and physical simulation for autonomous vehicles[M]. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2017: 621-635.
- [34] QUIGLEY M. ROS: an open-source robot operating system[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 1-10.
- [35] SONG Y, NAJI S, KAUFMANN E, et al. Flightmare: a flexible quadrotor simulator [C]// *Proceedings of the 2020 Conference on Robot Learning*. [S. l.]: PMLR, 2021: 1147-1157.
- [36] HERZOG F, CHEN J P, TEEPE T, et al. SyntheCity: multi-vehicle multi-camera tracking in virtual cities [C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision Workshops (WACVW)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2023: 1-11.
- [37] ANTONINI A, GUERRA W, MURALI V, et al. The blackbird dataset: a large-scale dataset for UAV perception in aggressive flight[C]// *Proceedings of the 2018 International Symposium on Experimental Robotics*. Berlin, Germany: Springer International Publishing, 2020: 130-139.
- [38] WANG W S, ZHU D L, WANG X W, et al. TartanAir: a dataset to push the limits of visual SLAM[C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2020: 4909-4916.
- [39] LIU D F, CUI Y M, CAO Z W, et al. A large-scale simulation dataset: boost the detection accuracy for special weather conditions[C]// *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2020: 1-8.
- [40] PANERATI J, ZHENG H H, ZHOU S Q, et al. Learning to fly—a gym environment with PyBullet Physics for reinforcement learning of multi-agent quadcopter control[C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2021: 7512-7519.
- [41] MAKOVYCHUK V, WAWRZYNIAK L, GUO Y R, et al. Isaac Gym: high performance GPU based physics simulation for robot learning [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://arxiv.org/abs/2108.10470>.
- [42] KOENIG N, HOWARD A. Design and use paradigms for Gazebo, an open-source multi-robot simulator [C]// *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2004: 2149-2154.
- [43] ZHOU X, WEN X Y, WANG Z P, et al. Swarm of micro flying robots in the wild[J]. *Science Robotics*, 2022, 7(66): 5954.

- [44] 郭晶晶, 刘允刚, 满永超, 等. 自主多旋翼无人机系统: 感知、规划与控制[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(10): 1707-1725.
- GUO J J, LIU Y G, MAN Y C, et al. Autonomous multirotor UAV systems: perception[J]. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(10): 1707-1725. (in Chinese)
- [45] QIN T, LI P L, SHEN S J. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.
- [46] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: an accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874-1890.
- [47] MELLINGER D, KUMAR V. Minimum snap trajectory generation and control for quadrotors[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2011: 2520-2525.
- [48] FOEHN P, ROMERO A, SCARAMUZZA D. Time-optimal planning for quadrotor waypoint flight[J]. *Science Robotics*, 2021, 6(56): 1221.
- [49] QIN C, MICHET M S J, CHEN J X, et al. Time-optimal gate-traversing planner for autonomous drone racing[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2024: 8693-8699.
- [50] LEE T, LEOK M, MCCLAMROCH N H. Geometric tracking control of a quadrotor UAV on SE(3)[C]//*Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2010: 5420-5425.
- [51] NGUYEN H, KAMEL M, ALEXIS K, et al. Model predictive control for micro aerial vehicles: a survey[C]//*Proceedings of the European Control Conference (ECC)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2021: 1556-1563.
- [52] 林绍福, 陈盈盈, 李硕朋. 基于深度强化学习的多无人机能量传输与边缘计算联合优化方法[J]. 计算机工程, 2025, 51(3): 144-154.
- LIN S F, CHEN Y Y, LI S P. Method of joint optimization for multi-UAV energy transfer and edge computing based on deep reinforcement learning [J]. *Computer Engineering*, 2025, 51(3): 144-154. (in Chinese)
- [53] 吴嘉鑫, 孙一飞, 吴亚兰, 等. 面向安全传输的低能耗无人机轨迹优化算法[J]. 计算机工程, 2024, 50(2): 59-67.
- WU J X, SUN Y F, WU Y L, et al. Low energy consumption UAV trajectory optimization algorithm for secure transmission [J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(2): 59-67. (in Chinese)
- [54] PENICKA R, SONG Y L, KAUFMANN E, et al. Learning minimum-time flight in cluttered environments[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(3): 7209-7216.
- [55] WIEDEMANN N, WÜEST V, LOQUERCIO A, et al. Training efficient controllers via analytic policy gradient[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2023: 1349-1356.
- [56] SONG Y L, SHI K X, PENICKA R, et al. Learning perception-aware agile flight in cluttered environments[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2023: 1989-1995.
- [57] GUERRA W, TAL E, MURALI V, et al. FlightGoggles: photorealistic sensor simulation for perception-driven robotics using photogrammetry and virtual reality[C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2019: 6941-6948.
- [58] KONG F Z, LIU X Y, TANG B X, et al. MARSIM: a light-weight point-realistic simulator for LiDAR-based UAVs [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(5): 2954-2961.
- [59] LI G R, LIU X Y, LOIANNO G. RotorTM: a flexible simulator for aerial transportation and manipulation [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2023, 40: 831-850.
- [60] KULKARNI M, FORGAARD T J L, ALEXIS K. Aerial Gym—Isaac Gym simulator for aerial robots [EB/OL]. [2024-06-07]. <https://arxiv.org/abs/2305.16510>.
- [61] DAI X H, KE C X, QUAN Q, et al. RFlySim: automatic test platform for UAV autopilot systems with FPGA-based hardware-in-the-loop simulations[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 114: 106727.
- [62] XU B T, GAO F, YU C, et al. OmniDrones: an efficient and flexible platform for reinforcement learning in drone control[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(3): 2838-2844.
- [63] CUI C, ZHOU X B, WANG M, et al. FastSim: a modular and plug-and-play simulator for aerial robots [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(6): 5823-5830.
- [64] SILANO G, AUCONE E, IANNELLI L. CrazyS: a software-in-the-loop platform for the Crazyflie 2.0 nano-quadcopter [C]//*Proceedings of the 26th Mediterranean Conference on Control and Automation*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [65] MADAAN R, GYDE N, VEMPRALA S, et al. AirSim drone racing lab[EB/OL]. [2024-06-07]. <https://arxiv.org/abs/2003.05654>.
- [66] SONG Y L, STEINWEG M, KAUFMANN E, et al. Autonomous drone racing with deep reinforcement learning[C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2021: 1205-1212.
- [67] LOQUERCIO A, KAUFMANN E, RANFTL R, et al. Learning high-speed flight in the wild[J]. *Science Robotics*, 2021, 6(59): 5810.
- [68] FU J W, SONG Y L, WU Y, et al. Learning deep sensorimotor policies for vision-based autonomous drone racing [C]//*Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2023: 5243-5250.
- [69] SONG Y L, ROMERO A, MÜLLER M, et al. Reaching the limit in autonomous racing: optimal control versus reinforcement learning[J]. *Science Robotics*, 2023, 8(82): 1462.
- [70] YANG X, HUANG S, SUN Y, et al. Learning graph-enhanced commander-executor for multi-agent navigation[C]//*Proceedings of the 2023 International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*. Richland, USA: International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2023: 1652-1660.
- [71] PENG K X, MA T H, YU X, et al. GCMA: an adaptive multiagent reinforcement learning framework with group communication for complex and similar tasks coordination [J]. *IEEE Transactions on Games*, 2024, 16(3): 670-682.
- [72] XIANG Y M, LI S Z, LI R P, et al. Decentralized adaptive formation via consensus-oriented multi-agent communication[C]//*Proceedings of the International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Washington D.C., USA: IEEE Press, 2023: 449-454.