



## 论文

## 智能飞行汽车关键技术及发展趋势

张新钰<sup>1,3\*</sup>, 荣松松<sup>1,3</sup>, 李骏<sup>1</sup>, 李德毅<sup>2</sup>, 刘华平<sup>2,3</sup>, 黄元昊<sup>1,3</sup>, 黄康尧<sup>2,3</sup>, 罗建曦<sup>4</sup>

1. 清华大学车辆与运载学院, 北京 100084;
2. 清华大学计算机科学与技术系, 北京 100084;
3. 清华大学猛狮无人驾驶实验室, 北京 100084;
4. 新加坡科技设计大学, 新加坡 487372

\*E-mail: xyzhang@tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2023-03-08; 接受日期: 2023-08-08; 网络出版日期: 2023-xx-xx

国家重点研发计划(编号: 2018YFE0204300)和国家自然科学基金(批准号: 62273198, U1964203)资助项目

**摘要** 城市立体交通是未来智慧出行发展的热点方向, 近年来受到了广泛的关注. 作为城市立体交通的载体, 智能飞行汽车融合了飞机与汽车两种运动模态, 能够灵活地在空中与地面进行切换. 本文介绍了智能飞行汽车的背景、历史与现状、阐述了其与城市空中交通载具的区别, 分析与讨论了飞行汽车的系统设计, 并介绍了智能飞行汽车的关键技术创新, 包括动力技术和机电总体设计、多模态切换、模块复用与飞车脑认知等. 重点讨论了飞行汽车的智能化技术, 包括近地感知、决策与规划、智能控制与智能通信系统的关键技术与瓶颈. 最后, 结合现有技术, 对智能飞行汽车的技术进行了剖析, 并讨论了潜在的解决方案与发展趋势.

**关键词** 智能飞行汽车, 城市立体交通, 飞车脑认知, 多模态切换, 智能化技术

## 1 引言

自飞机诞生以来, 人们便开始了对陆空融合交通的实践探索. 图1展示了研究早期的典型飞行汽车, 初期的飞行汽车只是飞机与汽车的简单组合, 汽车上安装固定的飞机机翼<sup>[1]</sup>. 直到 20 世纪 60 年代, 多旋翼被引入飞行汽车中, 垂直起降技术应用于飞行汽车的序幕才缓缓拉开.

作为早期多旋翼飞行汽车的代表, Piasecki 公司设计的飞行汽车 VZ-8 AirGeep 前后有两个巨大的垂直螺旋桨, 驾驶位置设置在车辆中部, 三个车轮用于

地面行驶. 然而, 技术的不成熟和公众认可度不足导致早期飞行汽车探索都以失败告终.

近些年来, 重载无人机的电动垂直起降技术的成功应用再一次点燃了人们对飞行汽车的研究热情. 2010 年以来, 智能飞行汽车迎来了爆炸性的增长. 空客、波音、贝尔等航空巨头, 奥迪、丰田、吉利等传统汽车公司, 以及美国优步、中国亿航、德国 Volocopter 等科技公司针对智能飞行汽车提出了创新性的设计理念及产品. 比如, 清华大学于 2023 年 4 月在北京展出了一种具备异构感知, 满足城市立体交

**引用格式:** 张新钰, 荣松松, 李骏, 等. 智能飞行汽车关键技术及发展趋势. 中国科学: 技术科学, 在审文章  
Zhang X, Rong S, Li J, et al. State-of-the-art and Technical Trends of Intelligent Flying Cars in China Tech Sci, under review

通需求的“清华猛狮第三代智能飞行汽车”(图3), 同时具备垂直起降与底盘行驶功能的智能载人飞行汽车, 能够有效的保证飞行汽车在城市三维环境中的安全飞行与驾驶活动。

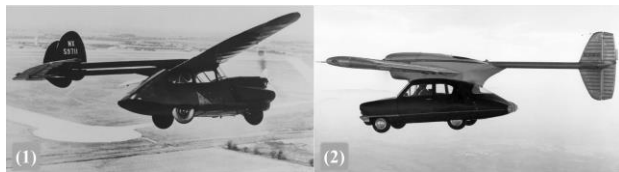


图1 飞机与汽车融合的早期尝试<sup>[21]</sup>.  
Copyright©2021, IEEE Access

Figure 1 Early endeavors in amalgamating aircraft and automobile [21]. Copyright©2021, IEEE Access.



图2 清华猛狮第三代智能飞行汽车

Figure 2 Intelligent Amphibious Ground-Aerial Vehicles by Mengshi Autonomous Driving Laboratory, Tsinghua University.

目前, 各国积极地促进智能飞行汽车的发展. Deloitte 预计“未来飞行汽车”将于 2040 年在美国创建一个 13.8 亿美金的市场<sup>[2]</sup>. 2018 年, 摩根士丹利预测到 2040 年自动飞行汽车的产业规模将达到 1.5 万亿美元. 2021 年, 美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 开展了城市空中交通运输测试, 在以往未曾提供航空服务的地区使用新型飞行器提供人员出行及货物运输的服务 (<https://www.nasa.gov/aam>). 欧洲委员会支持了一项旨在将地区和城市连接起来的欧洲城市空中交通倡议. 中国交通运输部和科学技术部联合发布的《交通运输科技创新中长期发展规划 (2021-2035)》, 则明确指出了能够进行飞行与地面驾驶自由切换的智能飞行汽车的发展潜力.

随着有关城市立体交通和“飞行汽车”概念的讨论升级, 智慧城市立体交通的交通工具设计不断推陈出新, 如新兴的用于城市空中交通 (Urban Air Mobility, UAM) 的载具, 陆空两用飞行器和混合动力飞行汽车等<sup>[3]</sup>. 其中被人们广为认可的是一种被称为

短途低空飞行器的交通工具 (UAM), 它在城市地区提供短程飞行服务. 然而, 按照预先设定的路线飞行的短途低空飞行器在空间中灵活性不足, 无法有效地利用空中资源. 因此, 人们开始关注能够进行飞行与地面驾驶的智能飞行汽车, 相较于只有单一运动模式的载具, 智能飞行汽车的优势更加明显<sup>[4-11]</sup>.

(1) 具备多种模态运动能力, 飞行汽车既具备空中飞行的功能, 又能够在城市道路上高效安全地行驶, 搭配可调悬挂系统、牵引力控制系统等功能使得飞行汽车具备强大的地面驾驶能力, 车辆在复杂三维城市交通中更具灵活性;

(2) 通过合理选择驾驶与飞行运动模式, 避免地面交通拥堵, 能够减少飞行汽车的运行时间, 车辆的运用效率显著提升;

(3) 配置先进的安全功能, 如自主飞行导航控制系统、感知静、动态障碍物的异构多传感器和紧急着陆决策机制等.

基于以上优势, 飞行汽车是一种真正的高效城市立体交通运输载具. 飞行汽车独特的构型能够保证车辆在空中飞行与地面驾驶的灵活性. 相似的技术已经在一些领域有所应用, 如小型陆空机器人<sup>[12-17]</sup>常用于代替人类在危险条件下执行操作. 交通运输领域中, 载人飞行器技术经过数十年的发展也愈加成熟.

然而, 将相应技术应用在智能飞行汽车却存在一定的技术难度. 本研究认为, 智能飞行汽车包含三种关键技术: 动力技术、机电设计和“飞车脑认知”. 从动力系统的角度分析, 动力系统的功率密度和效率决定着车辆的承载能力和续航能力, 同时还需要满足垂直起降的要求. 从机电设计角度分析, 为了保证智能飞行汽车运行的安全性以及陆空兼容性, 飞行车辆的系统设计需要突破飞行器与汽车融合的技术束缚. 然而, 飞行汽车的发展不仅仅需要动力技术和机电设计的进步, 还需要更加智能化的技术来提高其性能和可靠性. 飞车脑认知概念的提出就是为了解决这个问题. “飞车脑认知”指的是智能飞行汽车可以通过模拟驾驶员对驾驶行为的“认知”, 形成针对智能飞行汽车驾驶的技巧、记忆与经验. 建立高效、安全的陆空联运系统需要飞车脑认知具有高智能化水平, 以支持城市立体交通分配和云调度. 完善的保障城市飞行与地面驾驶安全的智能体系是推动智能飞行汽车全面落地的关键. 智能体系的建立需要

车辆能够高效准确地感知周围的环境, 并且能够有效地应对城市之中的不确定性因素. 智能飞行汽车在未知、快速变换的环境中运动时, 需要传感装置提供快速、准确的环境信息. 随着电子技术与自动驾驶技术的快速发展, 用于智能驾驶的传感器近年来得到了充分的研究与应用, 包含的相机、雷达、激光雷达和组合惯导系统的异构感知系统在车辆环境感知任务中发挥了重要的作用. 此外, 在满足智能飞行汽车感知需求的前提下, 决策、规划与控制是连接智能飞行汽车舒适和安全旅行体验的枢纽. 包括车辆定位、状态共享、通信、甚至自动驾驶在内的其他智能化技术也是智能飞行汽车不可或缺的部分. 简言之, 一个包括感知、定位、决策、规划、跟踪、控制和信息共享的“飞车脑认知”是一个复杂的集合体<sup>[18]</sup>.

飞车脑认知与智能网联、自动驾驶技术具有相似性, 后者为智能飞行汽车的安全飞行驾驶提供了发展趋势与思路的指导, 并奠定了坚实的技术基础. 但二者在底层逻辑上也存在差异, 尽管飞车脑认知结合了现有自动驾驶系统的硬件框架, 但本质上是机器对驾驶员的驾驶行为进行认知与自学习的产物. 车辆自动驾驶技术的使用环境处于二维平面内, 而智能飞行汽车的运动轨迹在三维空间中. 对智能飞行汽车而言, 其运动学和动力学建模更加复杂, 气流、气压等因素都会影响飞行汽车的安全性. 再者, 两种技术的应用环境差异显著, 智能飞行汽车需要考虑气象条件、空域协调、空地导航等诸多问题, 而这些问题在地面智能技术中很少体现. 因此, 将地面智能技术直接迁移到智能飞行汽车在理论条件和实际应用中均不可行, 而是需要将地面智能技术扩展到地-空三维环境中. 比如, 汽车状态信息感知技术, 环境识别技术等是自主系统安全飞行能力的有力保障<sup>[19]</sup>. 目前, 一些技术已应用于现有的飞行汽车, 在此, 本文第二节对此进行了详细讨论.

面对智能飞行汽车的自主机动性和安全性, 开展与飞行驾驶相关的智能技术的全面研究具有重要意义. 目前针对该领域形成的综述方向包括: 前景<sup>[20,21]</sup>、关键技术<sup>[3,22]</sup>、人类感知和道德<sup>[23,24]</sup>等, 但却缺乏对智能飞行汽车的系统设计以及感知、决策和智能控制的智能化技术的相关论述.

因此, 本文针对智能飞行汽车的系统设计与关键技术创新展开了详细的论述, 并阐明了将智能化技术引入智能飞行汽车的见解. 为了便于读者理解,

我们从人的五感切入, 并在此基础上研究脑认知, 用机器模拟人脑对安全驾驶的认知与学习能力, 引入飞车用于安全自主驾驶的“飞车脑”. 其中, 智能飞行汽车的近地感知技术、决策与规划技术、智能控制技术与智能通信系统是本文的重点关注内容. 最后, 列出了飞行汽车未来发展过程中遇到的难题及解决思路.

## 2 飞行汽车的系统设计与关键技术创新

飞行汽车作为一种连接地面与空中交通的新型载具, 具有巨大的潜力和未来发展空间. 从固定翼构型和多旋翼构型到执行器共用的构型设计理念, 动力技术与机电总体设计等飞行汽车的创新研究技术, 实现了飞行汽车安全高效的飞行和驾驶体验. 智能飞行汽车已经开始发展成为一个多学科交叉的复杂系统, 车辆的设计整合了来自材料学、动力学、机械学、计算机科学和人机交互设计等多学科知识, 这也就意味着研究人员们需要跨学科进行开发与集成.

### 2.1 系统设计

目前, 对飞行汽车的技术和功能标准尚没有明确规定, 但可以根据以下几种方式进行初步的划分: 根据推力产生的方式, 车辆可以分为固定翼构型和多旋翼构型; 根据动力形式, 车辆可分为电动驱动和燃料驱动; 根据执行器的类别, 划分为固定转子和倾转旋翼. 近年来, 固定翼构型的智能飞行汽车占据了较大的市场份额. 图 3 与 4 中, 飞行汽车的状态从左至右分别为空中飞行、模态切换与地面驾驶. 图 3(a) 中, KleinVision 公司设计并制造的智能飞行汽车采用的固定翼结构, 该车可搭载 2 人, 最高承重 200 kg(<https://www.bbc.co.uk/news/technology-57651843>), 并于 2022 年斯洛伐克的尼特拉 (Nitra) 与捷克斯洛伐克的布拉迪斯拉发 (Bratislava) 的国际机场完成了 35 分钟的飞行. 图 3(b) 中, Aeromobil 是一种类似 Aircar 的多模态飞行汽车, 在 2014 年, 该车辆的 2.5 版本已经完成了大约 40 小时的飞行实验(<https://www.nytimes.com/2014/08/24/automobiles/aeromobil-2-5.html>). 而图 3(c) 则是中国吉利控股集团旗下的 Terrafugia 设计并制作的轻型地面飞车. 三种车都配备有可折叠的固定翼, Aeromobil 与 KleinVision 公司联合设计的智能飞行汽车的机翼可以向后折叠, 而

Transition TF-1 的机翼是分段向两侧折叠, 以便于在公路上行驶.

多旋翼构型的智能飞行汽车 PAL-V Liberty 使用常规燃料进行供能, 可承载 240 kg 以上的重量, 转子

桅杆在驾驶模式时自动折叠 (图 4). 空客公司研制的 Pop. Up 采用了模块化理念, 设计了陆空客运概念车系统, 将车辆划分成三个模块: 智能化平台、乘



图 3 近期典型固定翼构型的智能飞行汽车 (图 (a) 来源: <https://www.klein-vision.com/>; 图 (b) 来源: <https://www.aeromobil.com/>; 图 (c) 来源: <https://terrafugia.com/transition/>)

Figure 3 Recent Exemplary Fixed-Wing Configurations of Intelligent Aerial Vehicles.



图 4 旋翼构型的智能飞行汽车: VZ-8 AirGeep.(来源: <https://www.pal-v.com/>)

Figure 4 Intelligent Aerial Car with Rotor Configuration: VZ-8 AirGeep.

客舱以及虚拟界面模块 (<https://www.airbus.com/en/newsroom/press-releases/2017-03-italdesign-and-airbus-unveil-popup>). 乘客舱与两个不同且独立的电动模块 (地面模块和空中模块) 耦合, 且这两个模块都可以与乘客舱分离, 酷黑科技的“FulMars”也应用了相似的想法. 但是这一设计目前还不成熟, 因而多旋翼构型的智能飞行汽车的商业化较为困难.

除此之外, 因为智能飞行汽车具有多模态运动能力, 而 Cyclorotor 是俄罗斯提出的一种流体推进装置, 能够在不倾转任何结构的情况下改变推力的大小和方向, 该技术旨在融合飞行和地面行驶的功能. 因此, 研发者在地面驱动控制台与航空电子系统的集成基础上, 提出了执行器共用的设计理念, 即车辆的车轮



装置既可以用于驾驶也可以用于飞行. 智能硬件是实现智能飞行汽车的前提, 同时也是自动驾驶、底盘、智能座舱、动力系统等深度融合的产物. 在车端为主的自动驾驶中, 线控底盘整合了智能技术, 实现车辆生命周期的功能升级. 考虑到能耗和航程等问题, 现有的城市空中交通载具的系统方案基本都去除了底盘, 极大削弱了地面行驶功能. 而现在底盘轻量化研究主要从轻质材料角度进行革新, 在保证飞行汽车地面行驶具有良好制动性、平顺性与操控性的前提下, 大幅度降低底盘重量是飞行汽车落地的关键所在. 作为模块化技术的又一创新, 智能座舱是基于人机交互提出的以人为中心的移动空间, 能够满足不同场景下的需求. 北京理工大学研发了全球首个载人两座智能分体式飞行汽车工程样车, 将智能硬件采用分体式构型, 飞行器、智能座舱、底盘分体式组合重构, 使车辆的模态切换更加灵活. 复合空气动力学的外形设计与人机交互系统使乘客的乘车舒适度进一步上升.

## 2.2 飞行汽车的关键技术创新

技术层面上, 飞行汽车应满足陆空兼容性、高载荷航程和适航安全性等基本性能要求. 除了上文提到的动力技术与机电设计这两项关键技术外, 模态切换技术与模块复用技术也是解决智能飞行汽车模态兼容性的创新研究热点. 模态切换技术保障车辆能够在空中飞行与地面驾驶之间灵活的转换, 满足飞行汽车在城市立体交通中的需求. 高性能配置以及轻量化设计方法进一步提升了车辆的陆空兼容性, 保证了驾驶的安全. 基于动力一体化设计与执行器共用的模块复用技术是智能飞行汽车技术融合的关键. 其中, 动力系统的功率密度和效率决定着车辆的承载能力和续航能力, 而执行器共用能够降低车辆结构、航电的复杂度, 简化车辆的操作难度. 驱动飞行汽车结构进行高效、智能的变形(形变智能)是实现模块复用的主流方案, 形变智能的核心在于构型上需要突破飞行器与汽车融合的限制. 此外, 飞车脑认知作为飞行汽车智能化的另一关键技术, 同样具有较大的研究价值与潜力. 飞车脑技术包括感知、决策规划与智能控制、通信等核心部分, 能够保证飞行汽车的驾驶安全, 规范交通管理. 飞车脑技术将车辆从传统地面驾驶模态的限制中解除, 建设地-空一体的立体智慧出行解决方案和运营体系, 为城市立体

智慧交通提供支撑和保障.

### 2.2.1 动力技术与机电总体技术

飞行汽车动力系统指将发动机产生的动力, 经过一系列的动力传递到末端执行器(车轮, 螺旋桨)的系统. 目前的飞行汽车的动力系统可以划分为燃油发动机和电驱动系统, 燃油发动机经过曲轴、飞轮、离合器、变速器、万向节、传动轴、差速器、减速器传递到执行器, 电驱动系统通常对执行器进行独立驱动. 例如 2014 年 Aeromobil 公司研发的 Aeromobil 2.5、2015 年 Klein-vision 公司研发的 AirCar V5 以及 2017 年 Moller 公司研发的 Moller skycar M400 等动力形式采用燃油发动机, 而 Terrafugia 公司的产品 TF-2A、Kitty Hawk 公司的飞行汽车 Heaviside 等动力形式采用电驱动系统. 然而采用电驱动系统的飞行汽车的航时受到了限制, 2016 年 Uber<sup>[25]</sup>提出了电驱动系统在能量密度、循环寿命和成本效益等方面仍存在着不足之处. 美国加州大学针对多旋翼飞行器续航问题提出了一种通过空中对接和飞行中电池切换的方法, 这一方法能够在不改变原有质量和尺寸的前提下提高续航能力<sup>[26]</sup>. 然而, 这一被动式空中对接机构难以在结构、任务更复杂, 安全性能要求更高的飞行汽车之中应用. 目前已有针对电池技术与设计效率进行的研究, 旨在提高电池循环寿命和比功率, 突破飞行汽车的航时限制<sup>[27-28]</sup>. 然而, 若使用未来 1000 Wh/kg(假设值)的锂空气电池, 300 kg 的电池重量也难以作为飞行汽车可行的实用构件<sup>[29]</sup>.

系统的重量也是飞行汽车设计的重要考虑因素, Ehang 216 采用的分布式电力推进系统(Distributed Electric Propulsion, DEP)可以相较于传统飞机使用更小的电动推进器<sup>[30]</sup>, 与传统设计相比, 这些推动器能够发挥航空推进耦合的优势, 满足空气动力学优化设计的需求, 如铰链式螺旋桨和高展弦比吹气机翼等的设计<sup>[31]</sup>. 此外, 由于飞行汽车具备驾驶/飞行两种运动模态, 地面驾驶的制动性、平稳性等因素也需要考虑在内. 现有的飞行汽车项目为了增加航时, 降低能耗, 选择将底盘去除. 虽然在一定程度上延长了飞行汽车的航程, 但大幅度削弱了飞行汽车的地面驾驶功能. 因此, 如何在保证飞行汽车地面驾驶功能不受影响的前提下实现底盘轻量化是一个关键的技术难点.

### 2.2.2 多模态切换

智能飞行汽车的模态切换技术是多样化的<sup>[7,32]</sup>, 最常见的方式是通过跑道进行助跑与缓冲。大多数的智能飞行汽车都是通过固定翼来产生拉力并飞行, 此类车辆有着为陆地驾驶设计的传统底盘以及为飞行模态设计的完整的航空电子系统, 必须要足够的

空速来产生升力以克服重力。因此, 此类智能飞行汽车事实上与传统的固定翼客机构型相似, 着陆条件相较于旋翼构型的飞行汽车更为苛刻<sup>[33]</sup>。截至目前, 固定翼飞行汽车仍然使用机场进行地面/空中



图5 Cyclorotor 技术的具体应用<sup>[39]</sup>. Copyright©2021, Vertical Flight Society

Figure 5 Specific Applications of Cyclorotor Technology [39]. Copyright©2021, Vertical Flight Society.

过渡, 虽然一些研究人员已经研究了新的配置和控制器, 以缩短所需的起降距离, 但仍然难以在城市中使用。

近年来垂直起降技术 (Vertical Take-Off and Landing, VTOL) 渐渐地进入了人们的视野, VTOL 受环境的影响因素较小, 灵活性更高<sup>[34]</sup>, 更适合在复杂和未知环境中工作<sup>[35]</sup>。垂直起降技术灵感来源于旋翼无人机, 目前, 针对垂直起降车辆研究一般都是基于多旋翼和倾转旋翼的理论知识。采用垂直起降模式的车辆也有了一定规模<sup>[36]</sup>, 如酷黑科技公司的“FulMars”, 奥迪与空客公司联合研制出的“Pop. Up”, Pegasus 国际公司研发的“Pegasus”飞行汽车, 以及美国陆军支持研发的“黑骑士”陆空两栖越野车辆。德国公司 Lilium Aviation 研发的 Lilium Jet 采用更成熟的商用固定翼, 搭载更高圆盘负载的小型电动涵道风扇喷气机, 实现了固定翼飞行汽车垂直起降功能。一般来说, 垂直起降需要车辆有更高的功率密度。除了受飞行汽车系统构型影响外, 模态切换任务还可以通过感知、决策与规划、智能控制等智能化技术提高其安全性与效率, 相关技术在本文第三节进行更为详细的介绍。

### 2.2.3 模块复用

近年, 大部分飞行汽车采用的动力系统为双驱动系统, 采用两套独立的动力装置。车辆飞行阶段的驱动力由螺旋桨提供, 地面行驶时电机驱动车轮, 这种方式能够缩短起飞阶段的距离, 提升飞行汽车的

动能效率。比如, 在 The Transition 中, 混合动力电动机和磷酸铁锂电池提供驱动模式动力, 而活塞发动机用于飞行模式<sup>[37]</sup>。但是这种设计提高了其动力复杂性和制造成本, 行驶稳定性较差, 且切换设计需要附加多重约束条件, 如: 驱动力变化、空气阻力、发动机适应性参数、车辆状况等。此外, 飞车的动力总成占用空间大, 一定程度上限制了车辆的载荷及速度等关键性能。据此, 本文认为可以通过对复杂的驱动、执行系统进行一体化设计, 以实现复用功能的动力一体化技术来解决飞行器与汽车的融合困境。考虑动力一体化设计的飞行汽车, 其飞行与地面驾驶可以共用一套动力来源或执行器, 尽可能减少冗余的执行器。该技术能够在满足车辆基础性能的前提下, 有效地减少系统复杂度, 减轻或省略平台驱动力切换模块, 减少操作的复杂性, 这些优势可以进一步提升车辆的驾驶安全与效率。

除了动力一体化的复用方式, 执行器共用也能为飞行汽车带来高效运动、结构轻量化、高可靠性等优势。执行器指的是飞行汽车的车轮、螺旋桨等末端动力系统执行器, 现在主流的设计方案为旋翼/固定翼与车轮在独立运行模式下工作, 动力切换灵活性普遍较差。执行器共用技术通过将执行器的功能进行融合, 以实现依靠尽可能少的执行器与简洁的结构完成复杂运动。Arash Kalantari 等人<sup>[38]</sup>设计的 HyTAQ 使用了相同的执行器, 简化了系统的机械和控制复杂性, 能够高效地实现地面与空中的空间转化。目前, 俄罗斯提出的摆线转子 (Cyclorotor) 技术

已经在陆空无人平台上实现了车轮/飞行驱动器的复用, 并成功做到起飞、地面行驶的灵活模态切换(图 5 中, (a) 地面行驶; (b) 模态切换; (c) 空中飞行). 而 CyclorCar 是一种基于 Cyclorotor 技术的概念车, 它具有在未来发展为能够实现地面行驶的潜力<sup>[39]</sup>.

此外, 依靠对结构进行智能化的变形, 从而完成动力与执行器复用是一种较为主流且可行的方案.

形变智能指飞行汽车通过简单的构型变化, 配合相关系统组件以实现飞行汽车车辆结构的智能化变形. 依靠形变智能技术能够有效地减小车辆体积, 使车辆结构更加流畅, 便于地面行驶阶段的运动并提高出行效率, 并在一定程度上补足模块复用的技术需求. 目前市场上采用基础形变智能技术体现为可折

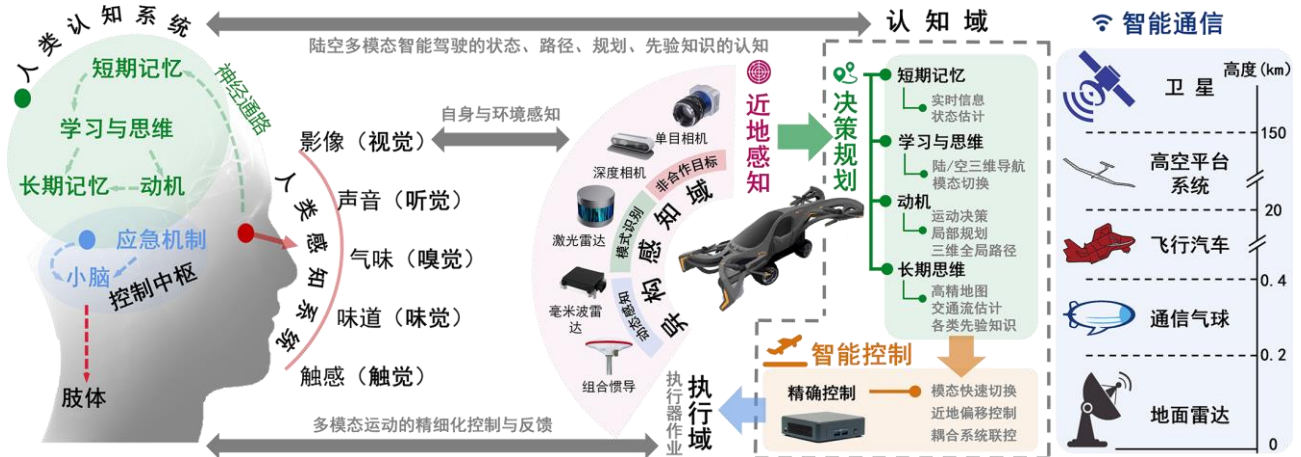


图 6 飞车脑与人脑的对应关系与底层逻辑

Figure 6 Correlation and Underlying Logic Between Automotive Neural Hub and Human Brain.

叠固定翼、旋翼的倾转、执行器共用等, 能够使飞行汽车在对应的驾驶/飞行模态具有体积、运动通过性等优势<sup>[24]</sup>.

#### 2.2.4 飞车脑认知

“飞车脑认知”希望智能飞行汽车可以通过模拟驾驶员对驾驶行为的“认知”, 形成针对智能飞行汽车驾驶的技巧、记忆与经验. 其中, “飞车脑”指结合现有自动驾驶技术形成将脑与机器融合的, 具有智力与运动协调能力差异的框架体系. 传统的自动驾驶技术提升了车辆自主、安全驾驶能力, 已经形成了一套可以应用于市场的技术方案. 智能飞行汽车可以通过迁移自动驾驶技术, 将感知、决策规划、智能控制以及智能通信融入到立体城市交通与飞行汽车智能驾驶中. 飞车脑的核心技术除了环境感知、决策规划以及智能控制器外, 还必须考虑安全性和应急处理等其他问题<sup>[41]</sup>. 在城市立体交通中, 环境信息相较于单一地面场景更为复杂, 应用技术优势更加突出. 近地感知与决策规划技术可以提高飞行汽车的驾驶自主性与安全性; 智能控制技术可以维护和简化繁

琐的驾驶操作并有效提高驾驶安全性、舒适性、可靠性; 智能通信系统可以对智能飞行汽车进行充分的指导与监督, 实现更加有效的监管.

### 3 飞行汽车的智能化技术

在驾驶任务中, 真正实施驾驶的不是汽车, 而是驾驶员本身. 驾驶员对驾驶活动的记忆、经验与技巧, 以及在驾驶过程中面对不确定事件时的感知、认知、执行机制, 是全球复杂城市立体交通网络能够始终高效、安全、自主运作的根本. 飞行汽车的驾驶与汽车类似, 但是驾驶环境相较于地面更为复杂、多变. 本文将人脑对于驾驶任务的认知逻辑映射到智能飞行汽车的智能化处理逻辑中. 图 6 将“飞车脑”中信息化、智能化的部分与人脑在感知域、认知域、执行域三个方面进行了对应. 这种通过机器模拟人脑对安全驾驶的自学习与驾驶经验累积的“飞车脑”, 可以使智能飞行汽车的感知、认知、决策和行为控制更为灵活、合理, 并在环境变化时迅速做出合适的决策<sup>[40]</sup>. 然而, 飞车脑在模拟人脑对驾驶任务进行认知与自

学习能力的同时, 与其机制也有所区分. 这种区分主要体现在人类的感性认知中, 如拒绝了人的情绪影响并专注于安全驾驶, 又如忽略了与安全驾驶无关的信息和认知活动(路边的美食与沿途的风景等).

基于智能飞行汽车技术提出的飞车脑能够更加具象化表示飞行汽车的运行、交互与协作流程. 智能飞行汽车的“感知域”在近地飞行与地面驾驶过程中对环境信息进行持续获取与分析. 随后, 点云、图像、定位等异构环境信息将输入飞行汽车的“认知域”并用作飞车脑的自学习与认知训练, 从而引导飞行汽车完成决策规划与智能控制. 决策规划模块作为智能飞行汽车的“反射与反应系统”, 可以自动选择最佳路线以避免障碍物. 智能控制模块则是飞车脑的“中枢神经系统”, 该系统面向地面驾驶控制以及空中自动驾驶, 包括姿态稳定和运动控制等. 而“执行域”便负责相应执行器的具体运动. 除此以外, 智能通信模块还可以实现车对车、车对地和车对空等多对象交互, 为多智能飞行汽车交互、协作、集群控制提供了可能性.

下文通过结合现有自动驾驶技术与人脑认知方式的基础上, 对智能飞行汽车的关键技术进行了深入讨论, 并揭示了飞车脑技术在智能飞行汽车应用的必要性与优越性, 需要注意的是, 本文引用了大量机器人、无人机(UAV)以及UAM的文献, 其中提出的技术被认为是通用的飞行器技术, 智能飞行汽车亦可以将部分技术迁移使用.

### 3.1 近地感知

以人类感知器官为例, 人眼的折光系统折射成像到视网膜上, 感光系统产生感受器电位, 促进神经递质谷氨酸的释放, 引起双极细胞的兴奋, 兴奋传导到神经节细胞, 最终传递到视觉中枢形成视觉. 同时, 视觉与听觉、嗅觉、味觉、触觉组成了人的五感, 与智能飞行汽车的异构多传感器作为飞车脑的“感知域”相对应. 在地面与近地场景下, 感知域还可以划分为内部和外部两个感知体系, 外部感知获取车辆周围的环境信息, 内部感知关注车辆自身位置、速度、高度、姿态等运动状态.

飞车脑的感知域主要由相机、毫米波雷达、激光雷达、组合惯导系统等模块组成. 异构多传感器组成的感知域对飞行汽车是至关重要的, 因为单一传感器数据难以为智能飞行汽车提供充足的环境信息,

同时还会因为外界因素导致信息不稳定或缺失. 以GNSS模块为例, 城市中高层建筑林立, 行道树茂密, 可用卫星数量不足时会出现信号传输质量差, 导致数据不稳定性与精度浮动等问题. 再者, 惯性导航系统在没有短期校准的情况下, 会导致误差不断累积. 在GNSS失效的环境中, 光流模块可以辅助车辆进行位置估计, 它通过检测像素的变化来动态评估海拔高度, 确定相邻帧之间的对应关系. 因此, 多传感器融合方案可以有效完成感知信息的互补, 并在环境中获取到尽可能多的有效信息用以学习与认知. 气象问题也会影响感知模块的决策, 雷达短波和强穿透力的特点, 对雨雪天气表现出很强的鲁棒性, 并且能在黑暗条件下精准地感知周围环境. 小型化和低成本的气象雷达能够检测近地飞行中的低空湍流和切变风等复杂气象条件, 并减少对驾驶的负面影响<sup>[42]</sup>. 将毫米波雷达、激光雷达和视觉传感器<sup>[43-45]</sup>等传感器融合到多传感器系统中, 获取的数据精度更高, 决策结果也就更为精准, 能承担更加复杂的感知任务<sup>[45-47]</sup>.

#### 3.1.1 感知辅助着陆

由于模态切换时存在执行器切换与外部扰动, 智能飞行汽车的着陆过程存在较高的事故风险. 感知技术在辅助智能飞行汽车着陆任务中有着巨大的潜力. 图像区域分割技术可以精确地区分地面类型, 如住宅区、农村公路、树林和草地. 该技术应用于着陆辅助任务时, 可以帮助飞行汽车选择最佳着陆地点. 分割问题被归纳为像素级分类问题<sup>[48]</sup>, 根据功能分为两类: 语义分割和实例分割<sup>[49]</sup>. 语义分割可以对同一类的像素进行提取, 但不能识别对象属于哪个具体的类别. 实例分割侧重于目标对象的识别, 然而, 它不适合于重叠对象的分类<sup>[50]</sup>. 近年来, Kirillov<sup>[51]</sup>提出了一种全景分割方法来统一语义和实例分割. 在这项工作中, 全景分割方法以像素级注释图为输入, 并不断测试网络以识别近地面车道线. 最常见的航空语义分割在俯视图中识别场景. 然而, 与俯视航拍相比, 智能飞行汽车可能存在倾斜视角的感知场景比例明显失真. 除了增加俯视拍摄的冗余传感器方案外, ITC 引入了双向多尺度注意力网络, 该网络双向融合多尺度的特征, 以便更有效地进行特征提取<sup>[52]</sup>.



此外,使用激光雷达获取环境点云信息并绘制 3D 点云地图,可以用作识别未知地形.基于此,研究人员对森林、山区和海岸地区的近地环境进行了感知<sup>[53~56]</sup>,并建立了相应的数字地形模型.激光雷达产生的光束相较于相机等传感器,在雨、雪、雾等天气具有较强的穿透性,甚至可以获取树荫遮挡下的环境信息,从而提高立体分割任务的准确度<sup>[57]</sup>.国防科技大学提出了一种类大脑感知的形状检索算法,增强了在遮挡和噪声的情况下的检索精度和鲁棒性<sup>[58]</sup>.此外,拉夫堡大学使用卷积神经网络分析了 3D 激光

雷达传感器返回的点云,并能检测到在地面上行走的人类<sup>[59]</sup>.这一技术也在机载激光雷达制导飞机着陆的研究中有所应用.卡内基梅隆大学收集了实时点云图,通过向下扫描的激光雷达估计地形,并通过平面拟合方法评估了地面地形的坡度.利用这些收集的数据,飞行汽车可以完成对地面地形坡度的评估,确定可行的着陆位置<sup>[60]</sup>(图 7).

### 3.1.2 非合作目标检测

人群、鸟群、飞行器等非合作目标的识别与预测

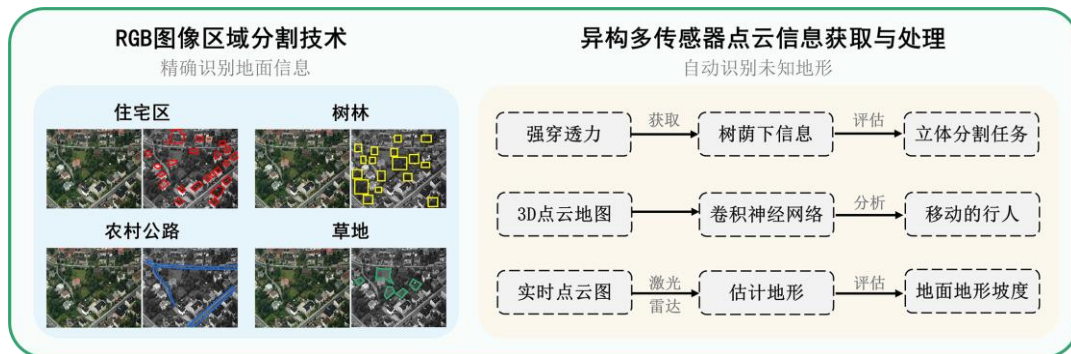


图 7 飞行汽车感知辅助着陆技术

Figure 7 Perception Assisted Landing Technology of Ground-Aerial Vehicles.

同样是智能飞行汽车驾驶安全的巨大挑战.对于出现的非合作目标,飞行汽车需要对其进行快速准确的检测、识别与行为预测.因此,为了躲避这类未知且难以预测的动态障碍物,目标检测与跟踪技术需要保持极高的实时性和准确性.此外,飞行汽车还可以建立一个高效的硬件与算法架构,通过模型蒸馏、剪枝、优化等方法,来减少计算参数量、计算量、功耗与内存消耗<sup>[61~63]</sup>.飞车脑的检测与跟踪算法需要适应天气状况与环境光照条件的变化,比如飞行汽车可能会面对高层建筑遮挡光线的情况.为了提高相关算法在不良环境下的鲁棒性,研究人员基于判别式相关滤波器,提出了一种具有适应光照变化功能的跟踪方法<sup>[64]</sup>,在此基础上,介绍了一种具有适应光照变化功能的跟踪器<sup>[65]</sup>,该算法增强了在空中复杂气象光线条件变化下的抗干扰能力.

驾驶员通过生物视觉的获取与认知,形成了对方向盘、油门刹车的控制.在驾驶途中,驾驶员还对周边环境进行选择性的注意,仅关注短期记忆中刚刚过去的,以及当前时刻的驾驶态势.与人脑对感知信

息的短期记忆相似,这些由传感器获取的原始数据一般存储在机载硬件的缓存区内,新数据会很快地覆盖到旧数据.由惯导系统、雷达与相机组成的三条感知线形成了用于飞车脑进行认知学习的驾驶态势图.当一定数量的驾驶态势和对应的认知完成匹配,便可作为深度学习的训练样本,用作飞车脑的自学习训练并形成驾驶记忆.

### 3.2 决策与规划

当感知信息经由神经通路进入认知域时,人脑通过短期记忆与反馈进行学习思考,进而形成动机与长期记忆.反复的自学习与纠错,可以让驾驶员形成驾驶记忆并逐步提高驾驶任务的熟练度.如图 8 所示,飞行汽车的“短期记忆”是将摄像头、雷达和 GNSS 等传感器获得的实时感知数据进行预处理和存储,“长期记忆”则将获取的感知数据进行分析与存储,并将其前后帧数据进行信息融合,为决策提供依据<sup>[66]</sup>.飞车脑的决策规划模块对实时信息状态进行“认知与理解”,进而“思考”飞行汽车的导航路线,

这便是飞车脑与其认知域中的底层逻辑。

### 3.2.1 地面/空中定位与导航

飞行汽车在城市场景中飞行时,除了依靠传感器实现环境感知之外,还需要获取飞行汽车相对于外界环境的精确位置。GNSS 作为广泛使用的定位技术,能够实现全球性覆盖和高精度的定位服务,获取飞行汽车的经度、纬度、高度等位置信息。然而,飞行汽车在城市中飞行/驾驶时,大型建筑物、隧道等都会对 GNSS 的精度造成干扰。在这里以 GPS 为例,协作导航系统能够缓解 GPS 定位不佳的问题<sup>[67]</sup>,然而部署多台 GPS 全覆盖的协作车辆成本昂贵。惯性导航系统具备良好的抗干扰性,不受气象条件的限制,导航信息更新速率高,能够集成 GPS 用以准确估计导航信息。北京航空航天大学提出的用于姿态估计的自适应增益互补滤波器,能够提高 GPS 中断时的精度<sup>[68]</sup>。计算机视觉技术能够提供飞行汽车在空间中的运动轨迹,并通过图像的匹配实现对当前位置的估计。多种定位技术的集成系统能够为飞行汽车提供高精度的定位,保证飞行汽车在城市中导航的准确性。

陆空交通数据的融合促进了地面/空中路径规划的发展,却仍受制于物理可实现性、任务要求、实时决策这三个约束<sup>[69]</sup>,飞车脑的最优路径规划任务仍然艰巨。对于短途低空飞行器来说,航线几乎是沿着直线规划,从地面/空中出发站直接向目的地出发,且运输时间短、路程短。而飞行汽车三维导航技术的关键在于基于拓扑结构的着陆位置选择<sup>[70]</sup>。智能飞行汽车具有多种运动模式,在进行三维路径规划时需要考虑运动模式切换问题。基于此,研究人员提出了不同的方法以应对这一难题。

目前,自主陆空路径规划研究主要集中在立体全局导航和动态局部实时重规划上。大多数研究方法采用了图搜索和概率算法<sup>[71]</sup>,如 3D 快速扩展随机树、概率路标图以及 3D-A\*Family 算法,这些方法根据已知的全局信息生成可用路径。基于最小能耗的原则,麻省理工学院基于近似动态规划理论提出了一种状态空间图的算法,研究人员将飞行汽车不同模式以及模式切换产生的油耗累加,并将油耗作为成本函数进行优化,这为引导车辆穿过山谷提供了可行的方法<sup>[72]</sup>。其他研究考虑地形、障碍物、飞行能

耗限制和预期飞行时间等因素,在网格图中应用立体 A\*算法<sup>[73]</sup>。但图搜索策略有一定的局限性,首先,全局信息是导航的先决条件。其次,全局平面路径规划侧重于宏观地图,忽略细节信息,比如路径长度与消耗能量成正比这一结论,具有较强的局限性,忽略了飞行汽车的动力学约束特征。为了解决这一问题,斯坦福大学引入了双平面规划法和检查器,迫使过于理论化的路线符合动力学特征<sup>[74]</sup>。传统数学模型对非线性问题的建模困难,受自然启发的智能算法可以为非线性问题提供出色的解决方案,粒子群优化算法<sup>[75]</sup>(PSO)、蚁群算法<sup>[76]</sup>、灰狼优化算法、模拟退火算法、遗传算法<sup>[77]</sup>等仿生优化算法可以代替平面路径规划生成路径。例如,南洋理工大学使用 PSO 进行路径规划,并将路径长度以及运动的环境介质的影响作为适应度函数<sup>[78]</sup>。

### 3.2.2 动态重规划

动态路径重规划是近地飞行的另一个关键组成部分。飞行汽车面临未知情况并需要重新规划路径进行避障或着陆时,轨迹重规划是快速、实时确定可用路线的响应操作<sup>[79]</sup>。在安全区域评估问题上,研究人员提出了基于感知数据来构建概率图的方法<sup>[80]</sup>。北京航空航天大学以碰撞概率为安全评估指标,提出了基于碰撞概率计算的碰撞风险评估方法<sup>[81]</sup>。研究人员提出一种感知与避障系统(sense and avoid, SAA),能够预测动态障碍物的轨迹,并规划飞行路径以便更好地适应动态环境<sup>[82]</sup>。将空域中的其他飞行器视作主要的障碍物,使用 SAA 系统防止飞行器相撞<sup>[83]</sup>。在飞行汽车的近地环境中,面临的障碍物更加复杂。采用 bin-occupancy 过滤器跟踪体素地图中的动态障碍物,通过优化实时控制命令,在接下来的 N 步中以低碰撞概率规划飞行路径<sup>[84]</sup>。上海交通大学应用主动立体视觉技术来跟踪与预测动态障碍物,并通过状态空间采样实时规划飞行机器人的无碰撞路径<sup>[85]</sup>。此外,在快速探索随机算法中加入了重规划过程,在环境中生成高质量路径,以及用于动态路径规划的无模型深度强化学习算法在避障方面表现良好。作为一个端到端控制器, DRL 获取深度图像、激光雷达高程图捕获的点云数据、障碍物拓扑图等数据,在端到端路径规划中应用前景明朗<sup>[86-88]</sup>。然而,尽管这些算法在高保真的仿真环境中表现优异,但从模

拟环境迁移至实际场景应用的过程中, 仍然存在部署、安全性、可靠性、计算效率等挑战。

### 3.2.3 着陆决策

具备 VTOL 功能的飞行汽车能够摆脱跑道或者起降专用区域的空间束缚, 更适用于城市立体交通环境。以城市交通场景为例, 飞行汽车的应用场景可以划分为预固定点之间的点对点服务、短途/中距离旅行、中/长途出行<sup>[89]</sup>。点对点服务针对认证的运输运营商(医院、机场等), 医院、机场等具备相关专业设备的“特种”飞行汽车按计划路线行驶。根据飞行计划编制在规定地区进行着陆和起飞。同样, 中/长途出行可以将起飞/着陆区设置在市区内, 飞行汽车可以在该区域内实现由空中汇流进入城市道路交通中。而在城市内的短途/中距离旅行是相对自由的飞行场景。在这种场景下, 我们需要考虑飞行汽车着陆时的决策问题, 以便更加安全地与地面交通流汇集。在驾驶着陆的阶段, 飞行汽车的飞行速度下降, 飞行高度降低, 车辆整体状态发生改变。需要注意的是, 飞行汽车的模态切换并非一蹴而就的, 而是逐步地由当前模式切换为另一模式。为了保障车辆的驾驶安全与地面交通车流的正常运行, 着陆决策是飞行汽车转换过程中的关键一步。针对这一问题, Edward Carney 基于海拔、人口密度、地面覆盖状况等信息, 提出了双向快速搜索随机树算法, 并结合剪枝算法生成符合运动约束的到达所选降落区域的路径<sup>[90]</sup>。

飞行汽车在应对紧急状况的应急决策机制, 是乘客、车辆和行人安全的重要保障<sup>[91]</sup>。应急决策机制在驾驶员误判或失误操作时, 能快速接管驾驶系统并执行恢复操作或紧急着陆操作<sup>[92]</sup>。该机制遵循预防优先的原则, 在飞行汽车起飞前便应该确认数个预选着陆点。此外, 该系统还需要设计专门的在线重规划模块, 实时为飞行汽车提供当前可着陆的冗余站点, 并生成一份备选紧急着陆地点的列表<sup>[93]</sup>。拉夫堡大学考虑到迫降地点的可达性和与密集人群的距离等基本属性, 使用贝叶斯决策网络从运动车辆多倍冗余的可用候选着陆地点中选择最佳迫降地点<sup>[94]</sup>。实时决策基于感知系统(包括雷达、激光雷达和视觉传感器)生成概率图<sup>[95]</sup>。概率图提供的信息能够显著改善紧急着陆系统性能, 应急算法可以通过在紧急着陆时根据外部感知信息规避致命的碰撞。研究人

员提出了 Safe2Ditch 架构, 该架构可以在紧急情况下避开地面障碍物, 并基于无人机平台规划着陆路线<sup>[96]</sup>。圣保罗大学通过提出的基于全局态势信息的深度强化学习重规划方法, 提高了紧急情况下系统的自主响应能力<sup>[97]</sup>。CIMAT 认为需要尽量减少飞行汽车对地面的破坏并提出了一种基于卡尔曼滤波的安全着陆区域跟踪算法, 来指导紧急着陆并防止地面人员伤亡<sup>[98]</sup>。

智能飞行汽车的决策与规划任务是保证安全驾驶的重要一环。与传统的自动驾驶思路不同, “飞车脑”主张机器向经验丰富的驾驶员学习开车, 这一过程称为正学习; 机器还需要向事故驾驶员吸取开车教训, 这一过程称为负学习。通过这种“自学习”与“认知”的反复迭代并形成针对决策与规划的驾驶记忆, 智能飞行汽车“双驾双控”的基础模式才得以成型。

## 3.3 智能控制技术

### 3.3.1 动态模态切换

模式快速转换是指飞行汽车进行陆/空运动模式过渡的过程。理想情况下, 智能控制系统应综合考虑飞行汽车的动力学模型与非合作目标、空气乱流等环境扰动, 进而通过形式化的方法生成驾驶态势与认知箭头, 以确保陆空模式的平稳切换(图 8)。清华大学建立了陆空载具准确的耦合动力学模型, 用以描述其连续空中/地面运动的动态特性<sup>[99,100]</sup>。研究采用模型预测控制方法和双向控制分配器, 有效地提高了车辆着陆的稳定性。为了解决切换过程中模型参数不确定的问题, 研究人员在线性二次调节器

(linear quadratic regulator algorithm, LQR) 算法中加入模型参考自适应系统。此外, 研究人员还设计了一种模糊 PID 控制器来控制车辆的地面移动, 在遇到障碍物时可以快速完成切换。北京航空航天大学针对飞行汽车的模态切换提出了最佳切换时刻的概念, 采用双模式驱动控制策略的飞行汽车能够充分利用发动机功率, 有效提升起飞阶段的动力性能<sup>[101]</sup>。浙江大学设计了一种基于微分平面度的统一控制器, 具备高速空地混合轨迹跟踪和平滑模式切换的能力<sup>[102]</sup>。Hyungho Chris Choi 等人<sup>[103]</sup>采用 M 悬架和解耦传动装置的硬件装置以及敏捷模式转换(Agile Mode

Transfer, AMT) 的动态模式过渡方式, 旨在最大减少撞击地面的冲量。上述研究成果表明, 动态模式切换是提高飞行汽车性能和安全性的关键技术, 实现飞行汽车安全、快速的切换行为是推动飞行汽车发展的关键。然而, 目前大多数智能飞行汽车的飞行模式都借鉴了多旋翼或固定翼飞行器的控制方法<sup>[104,105]</sup>。因此, 未来飞行汽车近地飞行智能控制仍需进一步解决动态模式快速切换和地面效应补偿等问题。

### 3.3.2 近地飞行偏移控制

飞行汽车在近地端飞行时, 地面效应的诱导阻力减小, 升阻比升高, 这一现象严重影响了飞行汽车的飞行稳定性<sup>[106,107]</sup>。对近地空气流体进行建模是一项复杂的任务, 参数数量多及“维数灾”是关键制约条件<sup>[108~110]</sup>。但智能飞行汽车地面偏移效应的研究仍有重要意义。I.Cheeseman<sup>[111]</sup>通过螺旋桨的地面效应的理论分析, 推导出了以前进速度为自变量的地面效应函数; Davide Del Cont Bernard<sup>[112]</sup>搭建了专用于旋翼机的地面效应测量平台, 通过系统识别对有界扰动控制系统进行了研究。一些研究还建立了地面效应试验平台, 以便准确获得观测结果, 提高近地飞行稳定性<sup>[113]</sup>。Hansan Keshavarzian<sup>[114]</sup>提出了一种反步控制器, 使用 PSO 算法优化控制器的参数, 能够对地面效应实时估计和补偿。在另一项研究中, Hansan Keshavarzian 还引入了非线性状态空间模型来消除地面效应<sup>[115]</sup>, 并利用表面系数测量了地面效应<sup>[116]</sup>。对于非线性系统, 自适应神经网络控制为扰动补偿和抑制提供了一个全新的解决思路<sup>[117,118]</sup>, 研究提出了多旋翼的局部地面效应现象。实验表明, 飞机越过障碍并在距离地面超过螺旋桨长度的两到三倍高度飞行时, 局部地面效应会显著降低。在智能飞行汽车的未来发展趋势上, 还可以考虑从融合先验知识与驾驶经验的认知控制进行深入。

如图 8 所示, 提出一种名为“双驾双控”的智能飞行汽车基础控制模式, 这与传统自动驾驶技术的研究并无冲突, 因为本研究模拟的是大脑, 而自动驾驶技术更多依靠的是车端感知。然而, 传感器无法取代

人的感知, 自动驾驶的感知无法取代驾驶员的认知。飞车脑与智能飞行汽车是相辅相成的关系, “双控”指的是飞行汽车的驾驶由飞车脑与飞行汽车智能系统共同控制, “双驾”指的是智能飞行汽车的驾驶由人类驾驶员与飞车脑驾驶员共同协作。通过对驾驶员与飞车脑进行形式化, 对基于三维可行路径的驾驶态势图和反映驾驶操作的内容进行图对库匹配, 大大减少并简化了实时处理的数据量。整个飞车脑系统均基于自学习总线、工作总线与飞行汽车 CAN 总线间的交互与通信实现。

### 3.4 智能通信系统

智能飞行汽车参与的城市立体交通系统, 是一个典型的多智能体系统。倘若飞行汽车不能与周围环境以及其他交通参与智能体完成交互, 那么整个立体交通系统便可能因为复杂、多变的交通流与实时性缺失, 发生交通流轨迹混乱以及其他危险事故。飞行车辆需要从人与人、人与信息枢纽的交互认知系统中进行学习, 深入掌握人的驾驶意图, 从而应对驾驶活动随时间轴的不确定性。因此车辆需要配备通信感应和发射装置, 使其与智能体、基础设施保持联系, 根据立体交通系统的调度结合感知、规划、决策进行交通流控制。通信形式可以采用分散式、集中式和分布式, 并必须具备鲁棒性、安全性、可达性, 通信数据损失与数据延迟也是研究的重点<sup>[119]</sup>。

本文将通信系统划分为车辆与车辆 (vehicle-to-vehicle, V2V) 通信、车辆与基础设施 (vehicle-to-infrastructure, V2I) 通信。相较于集中式通信模式, V2V 通信以分散的方式运行, 在如今的管理技术下兼容性较差, 易出现混乱。因此, 它只能作为 V2I 通信系统的辅助方法。在 V2I 通信中, 智能飞行汽车将其轨迹路线发送至 (类似于短途低空飞行器的信息走廊) 通信基站。基站与其他部门进行协调, 以确保轨迹路线与其他实时航线或障碍物 (如市区摩天大楼) 不重叠, 并将通行指令发回车辆<sup>[120]</sup>。

道路车辆网络技术近年来发展迅猛, 专用短程通信 (Dedicated Short Range Communication, DSRC)



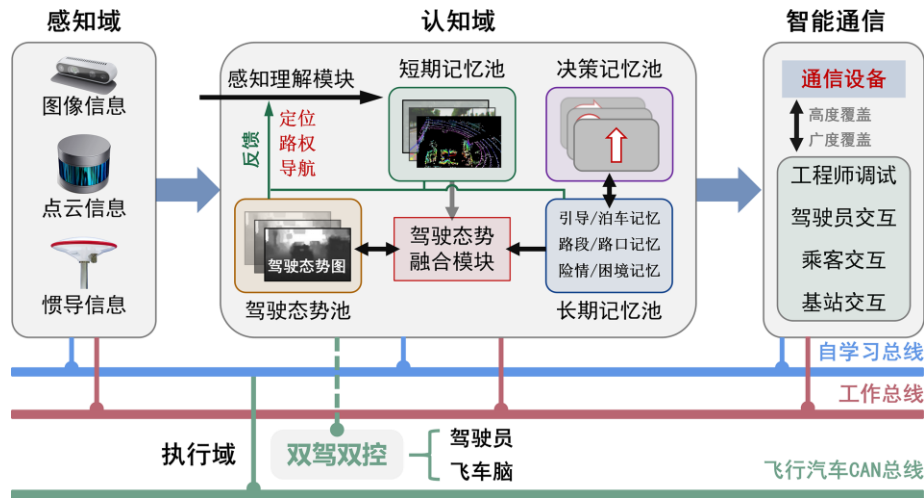


图 8 飞车脑与“双驾双控”模式

Figure 8 Automotive Neural Hub for the Flying Car and the 'Dual-Control' Mode.

技术频段从 75 MHz 到 5.9 GHz 不等<sup>[121]</sup>, 基于蜂窝网络的车联网通信的技术 (The long-term evolution-vehicle, LTE-V) 有通信范围大、延迟低和数据交换速率频繁的特点<sup>[122]</sup>, 动态频谱接入 (Dynamic Spectrum Access, DSA) 满足了日益增长的带宽需求<sup>[123]</sup>. 这些道路通信系统可以完成不同的通信任务. 然而现有的地面通信技术难以满足飞行汽车对效率和效用的需求<sup>[124]</sup>. 目前的道路通信站将信号集中在地面附近, 无法覆盖近 300 m 高度的车辆. 而且, 大多数通信站的技术基于 4G 技术发展, 数据延迟高, 连接率低. 而智能飞行汽车处于持续快速变化的状态, 对实时信号要求精度高, 4G 通信难以满足飞行汽车的需求. 因此, 将近地轨道 (Little Earth Orbit, LEO) 卫星等新通信技术纳入 3D 运输系统具有重要意义.

对于飞行高度产生的数据延迟和低连接速率问题, 一种解决方法是将基站 (Base Station, BS) 从地面延伸至空中, 如图 6 所示. 空中基站可以选择系留气球 (Tethered balloons, TBs)、高空平台 (High-Altitude Platforms, HAPs) 或卫星<sup>[125]</sup>. 系留气球属于低空平台, 运行距离为 200~400 m, 承担通信和宽带服务的任务. 与 GBS 相比, 面积大、传播延迟低和操作高度高<sup>[126]</sup>. HAP 在 22 km 的平流层中漂浮, 海拔远高于 TBs<sup>[127]</sup>, 操作平台越高, 其覆盖的区域越大. 卫星网络具有最大的覆盖区域, 几乎是全球覆

盖, 但与之前的通信设施相比, 传播延迟最大. 三种空中基站形式都有一定的局限性, 但可以将整体作为一个辅助通信系统, 在飞行车辆和中央控制站之间传输速度、高度、位置或已经规划的轨迹等信息.

## 4 未来发展与讨论

现有的智能飞行汽车为未来城市立体交通自主性的提升奠定了基础, 但很多关键技术仍需进一步发展, 而飞行汽车要形成交通运输体系同样还有很长的一段路要走. 前文对智能飞行汽车的系统设计与智能化关键技术进行了细致的分析与讨论, 本节将从飞行汽车发展趋势与面临的障碍进行论述, 并结合经验提出相应的潜在解决方案.

### 4.1 系统可靠性与轻量化技术

智能飞行汽车的机电系统是实现系统运作的基础, 包括动力系统、燃油系统、航电系统在内的模块的可靠性决定了其能否进一步发展并落地. 迄今为止, 智能飞行汽车仍未建立起设计的准则与规范, 且核心技术和研发体系尚不完善, 存在机电一体化程度低、可靠性较差的问题. 进一步地, 考虑到飞行汽车具有地面行驶、空中飞行及运动模式切换等多种状态, 结构设计还需要从车辆的动力学特性、轻量化设计出发. 目前, 智能飞行汽车普遍没有摆脱汽车和飞行器的构型, 基本采用固定翼/旋翼与传统车轮底盘

结合的方式进行设计。

动力一体化技术能够有效地保障车辆功能的实现, 飞行汽车现在的动力驱动来源主要为电动与混合动力, 也有部分采用烃类燃料, 结合现有的动力驱动方式开展动力一体化技术的优化设计与仿真研究, 可以提高车辆机电系统的集成程度。Nir Meiri<sup>[128]</sup>提出可重构的混合四轴飞行器飞之星(FSTAR)配备的螺旋桨可以通过执行器共用技术变成车轮, 实现飞行与驾驶的灵活转换, 但是缺少在飞行汽车上的应用实践。不难看出, 结构设计的轻量化是汽车轻量化并提升续航里程的关键, 轻量化设计需要尽可能在满足原有的动力效率、安全性及舒适性不变的基础上进行减重。执行器共用和形变智能技术通过减轻结构重量, 既提升了车辆的承载能力与续航里程, 又让智能飞行汽车的驾驶安全与体验得到全面的保障。因此, 对智能飞行汽车进行轻量化设计并研究新的系统构型, 在提升车辆可靠性与驾驶体验方面有着巨大潜力。

## 4.2 高速感知

在感知信息时, 摄像机的精度容易受到高速运动的影响, 激光雷达在高速环境中也会存在点云密度与精度降低的问题。地面自动驾驶的时速一般可达 130 km/h 左右, 特斯拉自动驾驶车辆最高速度能达到约 135 km/h。然而, Aeromobil 4.0 等飞行速度达到 360 km/h, PAL-V 最大时速达到 180 km/h, 高速运动导致现有的感知技术难以满足智能飞行汽车的需求。目前, 研究人员针对高速环境下的感知任务进行了一些实验, 2022 年米兰理工大学和阿拉巴马大学的 PoliMOVE 团队的自动驾驶赛车创造了世界上最高的全自动驾驶速度 309.3 km/h(<https://newatlas.com/automotive/autonomous-land-speed-record/>), 这项纪录的前提是在周围环境没有任何障碍和不确定性因素的直线跑道上进行的。同理, 飞行汽车可以通过改进算法来适应高速环境, 以获得感知精度的提升。

激光雷达出现的动态模糊问题主要是受传感器激光束数量的限制。与图像信息相比, 点云包含的信息会更少<sup>[129]</sup>, 故激光雷达的运动去模糊方法很难实现。相比之下, 相机受硬件的限制较少, 并且包含足够信息进行建模与处理<sup>[130,131]</sup>。图像去运动模糊技术的关键在于提高计算速度, 以及优化运动去模糊算

法。前者可以在飞行汽车上部署高性能计算机和轻量级算法以提高运算实时性, 或是通过云计算与分布式计算来提升运算性能, 而后的解决方案难度更高一些。除了高速运动外, 运动颠簸造成相机和目标产生相对位移也是运动模糊现象的主要原因<sup>[132]</sup>。传统自动驾驶任务也存在类似问题, 因此根据两者的相似性, 可以将已有的解决方案进行创新应用<sup>[133]</sup>。Schuler 基于卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)提出了 CNN 核估计网络<sup>[134]</sup>, 该网络由多组按顺序堆叠的块组成, 每个块包括特征提取、核估计和图像估计。特征提取模块从模糊图中提取特征, 并送入近似于均匀模糊核的核估计模块, 通过图像估计得到与预期清晰图像相似的潜像。基于 CNN 的图像去模糊算法与传统图像处理方法相比, 具有鲁棒性与精度上的优势, 但由于核形状固定导致其无法处理不规则或较大的模糊问题。因此, 对于非均匀模糊, 通常使用深度信息<sup>[135,136]</sup>或场景分割<sup>[137]</sup>方法来辅助解决。

随着图像去模糊技术的发展, 一些算法尝试取消核估计模块以提高运算速度。S Nah 等人<sup>[138]</sup>采用多尺度网络算法进行图像去模糊, 并选择记录不同尺度的信息。低分辨率图像经过上卷积处理形成高分辨率图像, 经过三次卷积得到最终的清晰图像。无核方法避免了核估计过程, 随着步长的减小, 计算效率明显提高<sup>[139]</sup>。然而, 没有特定设计的纯无核方法无法产生足够的细节, 很难提高空间分辨率<sup>[140]</sup>。此外运动模糊往往与低分辨率质量问题混淆。为了解决这个问题, 西安交通大学提出了一种门网络(Gate Fusion Network, GFN)的双分支架构, 该架构主要包括运动去模糊模块、超分辨率特征提取模块和门模块<sup>[141]</sup>。前两个模块各占据一个分支来解决目标问题, 门模块使用自适应方法的融合去模糊和超分辨率分支的特征。GFN 的性能稳定, 但是计算效率低。

针对飞行汽车自动驾驶场景的实时性需求, 生成对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)在计算效率上具备较大优势<sup>[141]</sup>。2014 年, Goodfellow<sup>[142]</sup>采用 GAN 输入复杂的数据对象, 如笔迹等, 输出简单的特定类别代码(人脸图像)。近年来, GAN 凭借其强大的细节生成性能迅速应用于图像去模糊领域。Wei<sup>[143]</sup>使用 GAN 网络进行运动去模糊, 并通过将场景扩展到雨天进行去模糊。对于其研究中的不足之处, 其他研究人员选择 Wasserstein 距

离作为鉴别器<sup>[144]</sup>, 选择感知损失<sup>[145]</sup>作为发生器的损失函数. 多项研究表明<sup>[146,147]</sup>, 感知损失函数不仅对运动模糊的去除有效, 还可以处理图像细节并提高分辨率, 甚至进行超分辨率的图像预测.

### 4.3 高效模态切换

#### 4.3.1 动态切换与控制

目前, 地面与空中驾驶系统还没有实现高度集成, 如模态运动之间的过渡还不能平稳地、连续地进行, 相关研究工作仍处于起步阶段. 多数飞行汽车需要空间和速度来起降, Klein Vision 公司的混合动力飞行汽车 AirCar 需要 350 m 跑道加速至 115 km/h 完成起飞. 如图 3 和 5 所示, 所有飞行汽车模式转换时都需要保持静止, 静态切换消耗的时间以及运动不连续现象, 极大地限制了智能飞行车辆的机动性, 阻碍了其融入城市交通的进程.

短距起落 (short take-off and landing, STOL) 可以作为快速模态切换的解决方案之一. 由于通用机场面积有限, 为了缩短小型飞机跑道长度, STOL 成为了飞机设计者的研究重点. 这项技术可以有效缩短跑道长度, 并可能用于目前现有的智能飞行汽车. 麻省理工学院采用几何规划法对固定翼短途飞行器的结构进行优化, 飞机的起降速度急剧下降, 跑道长度可以减少到 30~100 m, 载客人数上限为 4~5 人. 然而, 该研究建立的模型较为简单, 且效率与安全性问题仍是这一技术未来需要克服的难点<sup>[148]</sup>.

此外, 多旋翼智能飞行汽车及其控制技术在动态切换方面显示出极大的潜力. 研究人员建立了动态模型, 并基于模型预测控制 (model predictive Control, MPC) 设计了转子控制器来补偿扰动<sup>[162]</sup>, 利用控制理论模型对着陆轨迹进行平稳规划. 进一步地, 清华大学针对旋翼陆空载具在斜坡降落的问题, 建立了机器人的耦合动力学模型, 通过基于 JLT 与 LQR 的融合控制器, 在考虑地面效应与驾驶舒适性的前提下完成了陆空载具在斜坡的柔顺模态切换<sup>[98]</sup>, 对未来载人飞行汽车具有重要借鉴意义.

推力矢量技术是实现超机动飞行控制的有效方法. 倾转旋翼技术打破了研究人员传统研究领域壁垒, 相关车辆能够利用推进装置改变方向, 以更好地满足复杂和快速变化的平衡条件. 由 Opener 设计的单座飞行汽车 BlackFly, 可以通过改变螺旋桨方向在

狭小的房间内垂直起降(<https://opener.aero/>), 倾转旋翼技术已经在新兴的 eVTOL UAM 车辆上开始应用. 因此, 倾转旋翼在飞行汽车的陆空过渡更加平稳问题上有着较大潜力, 能为模态切换问题提供参考与借鉴.

#### 4.3.2 认知着陆

着陆是飞行中最危险的过程. 与传统飞机相比, 智能飞行汽车着陆轨迹比飞机的固定着陆点更为复杂. 因为城市地区存在大量非合作的地面交通参与对象如: 行人、非机动车辆和机动车辆. 它们的轨迹都是不断变化且难以预测的<sup>[150]</sup>. 自动驾驶的具身交互智能概念中, 具身智能是人类认知的源泉和归宿, 无人驾驶车辆必须体现出良好的位置感、方向感和地理认知能力, 有良好的空间运动学行为, 表现出的具身智能和驾驶员开车类似才能被认可, 智能飞行汽车亦然. 针对认知着陆问题, 飞行车辆必须根据快速变化的环境生成着陆点, 并在着陆后继续保持高速行驶, 因此着陆任务是一个连续且动态的过程. 路径规划能够有效地规避建筑物等静态障碍, 而对于飞行的鸟类、行驶的汽车等阻碍车辆着陆的移动障碍物, 需要局部动态导航进行避障. 避障轨迹的生成除了需要考虑飞行汽车的陆空耦合动力学模型外, 对计算时间和避障距离都有要求.

对带约束的轨迹规划算法研究有助于解决场景认知与着陆融合问题. 为了确保智能飞行汽车以规定的速度降落在特定设计的地点, 图卢兹大学用杜宾斯曲线规划固定翼飞机的轨迹, 并通过元启发式算法进行优化, 可以使飞行汽车通过多次转弯来避开路线上的障碍. 在轨迹生成过程中, 将风力和动力学模块等环境因素作为约束函数. 在仿真方面, 该工作选择空客 A320 作为实验飞机. 虽然在动力学模型上与飞行汽车有所不同, 但空中路径规划方法应用效果相似. 但存在计算时间长、车载计算单元负荷压力大<sup>[151]</sup>. 马里兰大学针对固定翼飞机提出了一种基于几何法的快速规避算法 (Fast Geometric Avoidance, FGA)<sup>[152]</sup>, 可以对障碍物进行分类, 根据空间位置、相对速度、角位移以及碰撞锥确定可能发生的碰撞, 并计算安全距离<sup>[153,154]</sup>. 在飞机调整到安全距离后, 该算法会沿着原始路径搜索下一个可达到的预定点, 同时车辆会迅速恢复到最初的预定路径. 与传统路径规划方法相比, FGA 减少了避障机动距离和计算时

间. 在该算法中的飞机速度在 13 ~19 m/s, 虽然与预期速度有一定的差距, 但仍具有参考意义. 除动态避障, 自适应着陆还需要重构未知环境并识别潜在的着陆点. 斯坦福大学采用深度强化学习方法控制飞机在未知环境下着陆, 感知模块采集着陆点的数据并重建着陆点, 这样即使环境发生变化, 飞机仍然可以安全着陆<sup>[155]</sup>. 如果将近地感知观测方式切换为立体测距<sup>[156]</sup>、光流、图像分割<sup>[157]</sup>等, 能够直接应用于飞行汽车的着陆.

然而, 传感器不能代替人脑, 传统规划、导航与控制算法无法代替人类的驾驶认知. 如此错综复杂的立体交通场景以及众多交通参与对象的系统, 难以依靠现有技术完成高效、安全、长时间的运转. 本文介绍的“飞车脑”技术在智能飞行汽车的运转体系中有极大的潜力. 一方面, 基于可用路权的驾驶态势图和反应驾驶操作的决策记忆池中的认知箭头进行匹配, 将数据用于认知阶段的学习任务, 减少并简化了实时处理的数据量. 另一方面, 双驾双控的模式也有助于提升复杂场景模态切换安全性.

#### 4.4 立体交通流量控制与驾驶安全

成熟的立体运输体系必须对大量飞行汽车进行空域引导<sup>[158]</sup>, 城市区域内每秒可能有数千次架次同时飞行, 随之而来的立体交通流控制问题是智慧城市高效运转的重大难题<sup>[159]</sup>. 除了考虑运转效率, 高标准的安全要求同样是必须重视的问题<sup>[160]</sup>. 因此, 本研究认为飞行车辆需要实时跟踪来进行连续的轨迹管理<sup>[161]</sup>.

飞行汽车不受道路的限制, 可以在立体空间中自由选择“航道”, 其管理模式更接近于民航飞行器, 而不是传统的地面交通流控制. 空中管制体系中, 实时空中交通管理 (Air Traffic Management, ATM) 系统的飞行器调度能力对于立体交通流量控制有着借鉴意义<sup>[162]</sup>. 其中, 空中交通管制 (Air Traffic Controller, ATC) 是保证安全的关键<sup>[163]</sup>. 飞行汽车的高度可移动性和自由性的特征容易对空域和地面的交通管理和安全问题产生影响. 飞行汽车的运行需要占据一定的地空资源. 因此, 为了保障飞行汽车在城市立体交通中有序和安全地运行, 提高城市立体交通的使用效率和资源利用率, 需要采用有效的管控调度手段来监管飞行汽车的运行. 然而, 针对飞行汽车调度问题尚处于探索阶段. 集成航空交通管制

调度与城市交通管理调度的多模态交通调度, 能够兼顾飞行汽车在不同形态下的特点, 实现多模态交通的协调与互联, 提升城市立体交通系统的效率 and 安全性. Michael Husemann 等人<sup>[164]</sup>认为未来城市空中交通将不同于传统基于时间表的调度方式, 而是采用按需移动 (Mobility-on-Demand, MOD) 作为主要的操作模式. MOD 模式将允许飞行汽车根据乘客需求进行灵活的路径规划和航班安排, 而不是依靠固定的时间表进行调度. Christabelle Bosson<sup>[165]</sup>等人通过创建安全空域系统解决高密度操作的问题, 该系统将地面车辆纳入到空中交通管制系统, 解决了起飞前产生的地面延迟问题.

在交通流控制中, 交通信息数据量庞大, 控制系统的任何微小偏差都可能导致一系列的悲剧, 而人为控制难免带有主观因素, 难以全面分析交通情况. 随着立体交通系统规模的扩大, 仅依靠人员协作完成实时通信、监控和航线规划等方面的管理, 显然不适用于智能飞行汽车参与交通模式. 依靠计算机的强大算力与协作能力, 通过智能技术来解决交通流以及驾驶安全的控制问题是未来立体交通流控制发展的主流方向.

针对这类复杂的管理问题, 本文从两个角度提出了解决方案: 全局视角和局部视角. 全局视角注重工作量平衡. 负载均衡方法致力于减少子区域之间的工作负载差异, 寻求全局最有效的负载分配方法<sup>[166]</sup>. 局部视角尝试采用无模型控制方法解决当前车辆无碰撞分布和车辆行驶安全问题. 全局视角下, 整个区域被分解为若干个子区域, 通过缩小子区域之间的负载差距来实现负载平衡. 在交通控制方面, 它降低了局部拥塞的概率. 从通信角度来看, 过大的局部车流量会给通信站增加过多的负担, 导致通信延误从而产生严重的后果. Voronoi 图<sup>[167]</sup>是分解区域的常用的方法<sup>[168]</sup>. 加州大学提出了利用遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 优化 Voronoi 图的方法, 并在特定空域对飞机运行进行分配<sup>[169]</sup>. 该算法首先对区域进行随机分解, 根据算法来评估当前的成本值. 然后通过遗传算法对模式进行优化, 重新计算成本值, 重复分解直到满足终端条件. 经过精确分离后, 工作负载分布均匀, 仿真结果显示能够有效地减少平均飞行时间.

局部视角下, 安全是智能飞行汽车群体控制与防碰撞的重点. 不安全因素主要来自相邻车辆之间



的碰撞, 分布式多智能体路径规划为避免车辆碰撞和保证安全提供了另一种思路. PRIMAL2 是一个具有强化学习和模仿学习的分散式多智能体路径生成框架<sup>[170]</sup>. 该框架允许每个智能体进行局部观察, 协作规划出不发生碰撞的可用路径. 多智能体局部控制系统由三部分组成: 首先, 识别与环境相关的特定情境中的运动; 然后, 向周围的智能体发出并接收已规划的运动, 以确定对未来状态的预测; 最后, 集中式规划器通过模仿学习生成策略. 相比 PRIMAL, PRIMAL2 的智能体代理数量增加到 2048 个. 该技术若迁移至飞行汽车的立体交通流控制任务中, 在车辆之间的碰撞避免方面具有一定参考意义<sup>[171]</sup>. 然而, PRIMAL2 将工作环境简化并描述为二维场景, 即假设智能体处于相同的海拔高度. 二维多智能体路径规划与立体多智能体路径规划之间还有相当大的差距, 仍需要更深入的研究.

## 5 结论

随着车辆技术、信息技术和人工智能技术的蓬勃发展, 由智能飞行汽车引领的智慧城市未来可能成为现实. 但截至目前, 智能飞行汽车的研究仍停留在概念与探索的阶段. 考虑到系统的复杂特点, 在未来的研究中, 除了强调结构与功能, 还必须重视智能化、信息化技术的突破. 与自动驾驶汽车相比, 智能飞行汽车的耦合动力学模型更复杂, 环境更多变, 本文从人的视听觉感知切入并研究脑认知, 用机器模拟人脑对安全驾驶的自学习和驾驶技能积累能力. 提出智能飞行汽车的“飞车脑”, 用作模拟人脑对驾驶环境的感知、认知、决策规划和行为控制. 最后, 在现有技术的基础上, 将未来智能飞行汽车发展遇到的障碍归纳为结构可靠性与轻量化设计、高速感知、运动模式切换、立体交通流量控制和驾驶安全的问题, 并提供了潜在的解决方案.

## 参考文献

- 1 Pan G, Alouini M S. Flying car transportation system: Advances, techniques, and challenges. *IEEE Access*, 2021, 9: 24586–24603
- 2 Garrow L A, German B J, Leonard C E. Urban air mobility: A comprehensive review and comparative analysis with autonomous and electric ground transportation for informing future research. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 132: 103377
- 3 Zhang Y J, Qiang Y P, Zhuge W L, et al. Progress and technologies of flying car. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2020, 11: 1–16 [张扬军, 钱煜平, 诸葛伟林, 张磊, 彭杰, 徐彬, 王泽兴. 飞行汽车的研究发展与关键技术. *汽车安全与节能学报*, 2020, 11: 1–16]
- 4 Fan D D, Thakker R, Bartlett T, et al. Autonomous hybrid ground/aerial mobility in unknown environments. In: *Proceedings of 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2019. 3070–3077
- 5 Qin Y, Li Y, Wei X, et al. Hybrid aerial-ground locomotion with a single passive wheel. In: *Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020. 1371–1376
- 6 Kalantari A, Spenko M. Modeling and performance assessment of the HyTAQ, a hybrid terrestrial/aerial quadrotor. *IEEE Transactions on Robotics*, 2014, 30(5): 1278–1285
- 7 Kalantari A, Spenko M. Design and experimental validation of hytaq, a hybrid terrestrial and aerial quadrotor. In: *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2013. 4445–4450
- 8 Itasse M, Moschetta J M, Ameho Y, et al. Equilibrium transition study for a hybrid mav. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 2011, 3(4): 229–245
- 9 Elsamanty M, Fanni M, Ramadan A. Novel hybrid ground/aerial autonomous robot. In: *Proceedings of 2012 First International Conference on Innovative Engineering Systems*. IEEE, 2012. 103–108
- 10 Sarica S, Song B, Luo J, et al. Technology knowledge graph for design exploration: Application to designing the future of flying cars. *International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*. American Society of Mechanical Engineers, 2019, 59179: V001T02A028
- 11 Sarica S, Song B, Luo J, et al. Idea generation with technology semantic network. *AI EDAM*, 2021, 35(3): 265–283
- 12 Zhang X, Huang Y, Huang K, et al. A Multi-modal Deformable Land-air Robot for Complex Environments. *arXiv preprint arXiv:2210.16875*, 2022
- 13 Lambrecht B G A, Horchler A D, Quinn R D. A small, insect-inspired robot that runs and jumps. In: *Proceedings of 2005 IEEE international conference on robotics and automation*. IEEE, 2005. 1240–1245

- 14 Boria F J, Bachmann R J, Ifju P G, et al. A sensor platform capable of aerial and terrestrial locomotion. In: Proceedings of 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2005. 3959-3964
- 15 Peterson K, Birkmeyer P, Dudley R, et al. A wing-assisted running robot and implications for avian flight evolution. *Bioinspiration & biomimetics*, 2011, 6(4): 046008
- 16 Bachmann R J, Boria F J, Vaidyanathan R, et al. A biologically inspired micro-vehicle capable of aerial and terrestrial locomotion. *Mechanism and Machine Theory*, 2009, 44(3): 513-526
- 17 Bachmann R J, Vaidyanathan R, Quinn R D. Drive train design enabling locomotion transition of a small hybrid air-land vehicle. In: Proceedings of 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, 2009. 5647-5652
- 18 Zhang X, Huang J, Huang Y, et al. Intelligent amphibious ground-aerial vehicles: State of the art technology for future transportation. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022
- 19 Shish K H, Cramer N B, Gorospe G, et al. Survey of capabilities and gaps in external perception sensors for autonomous urban air mobility applications. *AIAA Scitech 2021 Forum*. 2021: 1114
- 20 Jang S J. Flying car related technology trends. *European Journal of Engineering and Technology*, 2022, 10(1).
- 21 Shi Z. The Progress and Application of Aerodynamics of the TOL Modes of Flying Vehicle. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, 2022, 13: 123-128.
- 22 Wang Y F, Su T X. Autobody modelling analysis of the flying cars. *Applied Mechanics and Materials*. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 577: 1310-1313.
- 23 Mofolasayo A. Potential policy issues with flying car technology. *Transportation Research Procedia*, 2020, 48: 8-22.
- 24 Ahmed S S, Hulme K F, Fountas G, et al. The flying car—challenges and strategies toward future adoption. *Frontiers in Built Environment*, 2020, 6: 106.
- 25 Holden J, Goel N. Uber elevate: Fast-forwarding to a future of on-demand urban air transportation. Uber Technologies. Inc., San Francisco, CA, 2016.
- 26 Jain K P, Mueller M W. Flying batteries: In-flight battery switching to increase multirotor flight time. In: Proceedings of .2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020. 3510-3516.
- 27 Ma Y, Zhang H, Wu B, et al. Lithium sulfur primary battery with super high energy density: based on the cauliflower-like structured C/S cathode. *Scientific reports*, 2015, 5(1): 14949.
- 28 Yuan Z, Peng H J, Huang J Q, et al. Hierarchical free - standing carbon - nanotube paper electrodes with ultrahigh sulfur - loading for lithium - sulfur batteries. *Advanced Functional Materials*, 2014, 24(39): 6105-6112.
- 29 Rajashekara, Kaushik, Qingchun Wang, and Kouki Matsuse. "Flying cars: Challenges and propulsion strategies." *IEEE Electrification Magazine* 4.1 (2016): 46-57.
- 30 Liu M, Qian Y, Luo Y, et al. Lifecycle greenhouse gas emissions and energy cost analysis of flying cars with three different propulsion systems. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 331: 129985
- 31 Kasliwal A, Furbush N J, Gawron J H, et al. Role of flying cars in sustainable mobility. *Nature communications*, 2019, 10(1): 1555.
- 32 Salman M, Sameh A, Fanni M, et al. Design, control, and dynamic simulation of securing and transformation mechanisms for a hybrid ground aerial robot. *International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, 2020, 20(2): 100-107
- 33 Pardede W M, Adhitya M. Take off and landing performance analysis for a flying car model using wind tunnel test method. *AIP Conference Proceedings*. AIP Publishing LLC, 2020, 2227(1): 020030
- 34 Postorino M N, Sarné G M L. Reinventing mobility paradigms: Flying car scenarios and challenges for urban mobility. *Sustainability*, 2020, 12(9): 3581
- 35 Metin U, Çoban S. Electrically driven vtol flying car designing and aerodynamic analysis. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 2021 (25): 815-821
- 36 Rajashekara K, Wang Q, Matsuse K. Flying cars: Challenges and propulsion strategies. *IEEE Electrification Magazine*, 2016, 4(1): 46-57.
- 37 Stoll A. Analysis and full scale testing of the Joby S4 propulsion system. *Transformative Vertical Flight Workshop*. 2015.
- 38 Kalantari A, Spenko M. Design and experimental validation of hytaq, a hybrid terrestrial and aerial quadrotor. In: Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2013. 4445-4450.
- 39 Shrestha E, Davis B, Hrishikeshavan V, et al. All-Terrain Cyclocopter Capable of Aerial, Terrestrial, and Aquatic Modes. *Journal of the American Helicopter Society*, 2021, 66(1): 1-10
- 40 Zhang X, Zhou M, Liu H, et al. A cognitively inspired system architecture for the Mengshi cognitive vehicle[J]. *Cognitive Computation*, 2020, 12: 140-149

- 41 .Zhang X, Gao H, Guo M, et al. A study on key technologies of unmanned driving. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2016, 1(1): 4-13
- 42 Yangjun Z, Yuping Q, Weilin Z, et al. Progress and key technologies of flying cars. Journal of Automotive Safety and Energy, 2020, 11(1):1
- 43 Lu Y, Xue Z, Xia G S, et al. A survey on vision-based UAV navigation. Geo-spatial information science, 2018, 21(1): 21-32
- 44 Araar O, Aouf N. A new hybrid approach for the visual servoing of vtol uavs from unknown geometries.In: Proceedings of.22nd Mediterranean Conference on Control and Automation. IEEE, 2014. 1425-1432
- 45 Cesetti A, Frontoni E, Mancini A, et al. A vision-based guidance system for UAV navigation and safe landing using natural landmarks. Journal of intelligent and robotic systems, 2010, 57: 233-257
- 46 García Carrillo L R, Dzul López A E, Lozano R, et al. Combining stereo vision and inertial navigation system for a quad-rotor UAV. Journal of intelligent & robotic systems, 2012, 65(1-4): 373-387
- 47 Ho H W, de Croon G C H E, Van Kampen E, et al. Adaptive gain control strategy for constant optical flow divergence landing. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(2): 508-516
- 48 Li X L, Zhao Z Y. Pixel level semantic understanding: from classification to regression.Sci Sin Inform,2021, 51(04):521-564[李学龙, 赵致远. 像素级语义理解: 从分类到回归. 中国科学: 信息科学, 2021, 51(04):521-564]
- 49 Minaee S, Boykov Y Y, Porikli F, et al. Image segmentation using deep learning: A survey. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2021
- 50 Osco L P, Junior J M, Ramos A P M, et al. A review on deep learning in UAV remote sensing. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 102: 102456
- 51 Kirillov A, He K, Girshick R, et al. Panoptic segmentation.In: Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019. 9404-9413
- 52 Lyu Y, Vosselman G, Xia G S, et al. Bidirectional multi-scale attention networks for semantic segmentation of oblique UAV imagery. arXiv preprint arXiv:2102. 03099, 2021
- 53 Wallace L, Lucieer A, Watson C, et al. Development of a UAV-LiDAR system with application to forest inventory. Remote sensing, 2012, 4(6): 1519-1543
- 54 Khan S, Aragão L, Iriarte J. A UAV – lidar system to map Amazonian rainforest and its ancient landscape transformations. International journal of remote sensing, 2017, 38(8-10): 2313-2330
- 55 Fuad N A, Ismail Z, Majid Z, et al. Accuracy evaluation of digital terrain model based on different flying altitudes and conditional of terrain using UAV LiDAR technologyIOP conference series: earth and environmental science. IOP Publishing, 2018, 169(1): 012100
- 56 Lin Y C, Cheng Y T, Zhou T, et al. Evaluation of UAV LiDAR for mapping coastal environments. Remote Sensing, 2019, 11(24): 2893
- 57 Yan W, Guan H, Cao L, et al. An automated hierarchical approach for three-dimensional segmentation of single trees using UAV LiDAR data. Remote Sensing, 2018, 10(12): 1999
- 58 Duan, T., Li, M., Shen, H., et al. Shape feature representation by the multiscale model of CRF orientation selectivity. Scientia Sinica.2022, 52(05):682-688[段婷, 李明, 沈辉等. 基于多尺度 CRF 朝向敏感性的形状特征表示方法. 中国科学:技术科学, 2022, 52(05):682-688.]
- 59 Hayton J N C, Barros T, Premevida C, et al. CNN-based human detection using a 3D LiDAR onboard a UAV.In: Proceedings of2020 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC). IEEE, 2020. 312-318
- 60 Scherer S, Chamberlain L, Singh S. Autonomous landing at unprepared sites by a full-scale helicopter. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(12): 1545-1562
- 61 Cazzato D, Cimarelli C, Sanchez-Lopez J L, et al. A survey of computer vision methods for 2d object detection from unmanned aerial vehicles. Journal of Imaging, 2020, 6(8): 78
- 62 Jin R, Owais H M, Lin D, et al. Ellipse proposal and convolutional neural network discriminant for autonomous landing marker detection. Journal of Field Robotics, 2019, 36(1): 6-16
- 63 De Smedt F, Hulens D, Goedemé T. On-board real-time tracking of pedestrians on a UAV.In: Proceedings of IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2015. 1-8
- 64 Fu C, Ding F, Li Y, et al. DR 2 track: towards real-time visual tracking for UAV via distractor repressed dynamic regression.In: Proceedings of.2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020. 1597-1604
- 65 Li B, Fu C, Ding F, et al. All-day object tracking for unmanned aerial vehicle. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2022
- 66 MA N, GAO Y, LI J H, et al. Interactive cognition in self-driving. Scientia sinica informationis, 2018,48(8): 1083-1096.[马楠, 高跃, 李佳洪, 李德毅. 自动驾驶中的交互认知. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(08):1083-1096]
- 67 Sivaneri V O, Gross J N. Flight-testing of a cooperative UGV-to-UAV strategy for improved positioning in challenging GNSS

- environments. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 82: 575-582.
- 68 Lei X, Wang R, Fu F. An adaptive method of attitude and position estimation during GPS outages. *Measurement*, 2022, 199: 111474.
- 69 Wang Y F, Su T X, Yang S W. Study on dynamic performance of a flying car body frame based on ansys. *Applied Mechanics and Materials*. Trans Tech Publications Ltd, 2014, 602: 163-166
- 70 Straubinger A, Rothfeld R, Shamiyeh M, et al. An overview of current research and developments in urban air mobility – Setting the scene for UAM introduction. *Journal of Air Transport Management*, 2020, 87: 101852
- 71 Sharif A, Choi S, Roth H. A new algorithm for autonomous outdoor navigation of robots that can fly and drive. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering*. 2019. 141-145
- 72 Suh H J T, Xiong X, Singletary A, et al. Energy-efficient motion planning for multi-modal hybrid locomotion. In: *Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020. 7027-7033
- 73 Sharif A, Lahiru H M, Herath S, et al. Energy Efficient Path Planning of Hybrid Fly-Drive Robot (HyFDR) using A\* Algorithm. *ICINCO* (2). 2018: 211-220
- 74 Choudhury S, Knickerbocker J P, Kochenderfer M J. Dynamic real-time multimodal routing with hierarchical hybrid planning. 2019 *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, 2019: 2397-2404
- 75 Zhang Y, Wu L, Wang S. UCAV path planning by fitness-scaling adaptive chaotic particle swarm optimization. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013
- 76 Liu J, Yang J, Liu H, et al. An improved ant colony algorithm for robot path planning. *Soft computing*, 2017, 21: 5829-5839
- 77 Sahingoz O K. Flyable path planning for a multi-UAV system with Genetic Algorithms and Bezier curves. In: *Proceedings of 2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. IEEE, 2013. 41-48
- 78 Ran M, Duan H, Gao X, et al. Improved particle swarm optimization approach to path planning of amphibious mouse robot. In: *Proceedings of 2011 6th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*. IEEE, 2011. 1146-1149
- 79 Subosits J K, Gerdes J C. From the racetrack to the road: Real-time trajectory replanning for autonomous driving. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2019, 4(2): 309-320
- 80 Loureiro G, Dias A, Martins A. Survey of approaches for emergency landing spot detection with unmanned aerial vehicles. *Proceedings of the Robots in Human Life—CLAWAR*, 2020: 129-136
- 81 Chen J Y, Zhou R, Zhang Y H, et al. Collision risk evaluation method for flight trajectory with uncertainty. *Scientia sinica informationis*, 2021, 51(04):469-479.[陈锦涌, 周锐, 张宇航等. 一种考虑飞行轨迹不确定性的碰撞风险评估方法. *中国科学:技术科学*, 2021, 51(04):469-479.]
- 82 Yu, Xiang, and Youmin Zhang. "Sense and avoid technologies with applications to unmanned aircraft systems: Review and prospects." *Progress in Aerospace Sciences* 74 (2015): 152-166.
- 83 Kang, Changkoo, et al. "Sense and avoid based on visual pose estimation for small UAS." 2017 *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2017.
- 84 Odelga, Marcin, Paolo Stegagno, and Heinrich H. Bülthoff. "Obstacle detection, tracking and avoidance for a teleoperated UAV." 2016 *IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. IEEE, 2016.
- 85 Chen G, Dong W, Sheng X, et al. An active sense and avoid system for flying robots in dynamic environments. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(2): 668-678.
- 86 Josef S, Degani A. Deep reinforcement learning for safe local planning of a ground vehicle in unknown rough terrain. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, 5(4): 6748-6755
- 87 Yan C, Xiang X, Wang C. Towards real-time path planning through deep reinforcement learning for a UAV in dynamic environments. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 98: 297-309
- 88 Theile M, Bayerlein H, Nai R, et al. UAV coverage path planning under varying power constraints using deep reinforcement learning. In: *Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, 2020. 1444-1449
- 89 Postorino M N, Sarné G M L. Reinventing mobility paradigms: Flying car scenarios and challenges for urban mobility. *Sustainability*, 2020, 12(9): 3581.
- 90 Carney E, Castano L, Xu H. Determination of Safe Landing Zones for an Autonomous UAS using Elevation and Population Density Data. *AIAA Scitech 2019 Forum*. 2019: 1060
- 91 Hubmann C, Schulz J, Becker M, et al. Automated driving in uncertain environments: Planning with interaction and uncertain maneuver prediction. *IEEE transactions on intelligent vehicles*, 2018, 3(1): 5-17
- 92 Di Donato P F A, Atkins E M. Evaluating risk to people and property for aircraft emergency landing planning. *Journal of Aerospace*



- Information Systems, 2017, 14(5): 259-278
- 93 Li B, Fu C, Ding F, et al. All-day object tracking for unmanned aerial vehicle. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022
  - 94 Coombes M, Chen W H, Render P. Site selection during unmanned aerial system forced landings using decision-making bayesian networks. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2016, 13(12): 491-495
  - 95 Loureiro G, Dias A, Martins A. Survey of approaches for emergency landing spot detection with unmanned aerial vehicles. *Proceedings of the Robots in Human Life—CLAWAR*, 2020: 129-136
  - 96 Lusk P C. Vision-based emergency landing of small unmanned aircraft systems[M]. Brigham Young University, 2018
  - 97 Arantes J D S, Arantes M D S, Missaglia A B, et al. Evaluating hardware platforms and path re-planning strategies for the UAV emergency landing problem. In: *Proceedings of .2017 IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*. IEEE, 2017. 937-944
  - 98 González-Trejo J, Mercado-Ravell D, Becerra I, et al. On the visual-based safe landing of UAVs in populated areas: a crucial aspect for urban deployment. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(4): 7901-7908
  - 99 Tan Q, Zhang X, Liu H, et al. Multimodal dynamics analysis and control for amphibious fly-drive vehicle. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2021, 26(2): 621-632
  - 100 Zhang X, Huang Y, Huang K, et al. Coupled Modeling and Fusion Control for a Multi-modal Deformable Land-air Robot. *arXiv preprint arXiv:2211.04185*, 2022
  - 101 XU B, TIAN F G. Power matching of flying cars during takeoff stage based on dual-mode driving. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, 44(4): 662-669.[徐斌,田富刚.基于双模式驱动的飞行汽车起飞阶段动力匹配分析.北京航空航天大学学报,2018,44(04):662-669.DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2017.0279.]
  - 102 Pan N, Jiang J, Zhang R, et al. Skywalker: A Compact and Agile Air-Ground Omnidirectional Vehicle. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023, 8(5): 2534-2541.
  - 103 Choi, Hyungho Chris, et al. "BAXTER: Bi-modal aerial-terrestrial hybrid vehicle for long-endurance versatile mobility." *Experimental Robotics: The 17th International Symposium*. Springer International Publishing, 2021.
  - 104 Mintchev S, Floreano D. A multi-modal hovering and terrestrial robot with adaptive morphology. *Proceedings of the 2nd International Symposium on Aerial Robotics*. 2018 (CONF)
  - 105 Meiri N, Zarrouk D. Flying star, a hybrid crawling and flying sprawl tuned robot. In: *Proceedings of .2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2019. 5302-5308
  - 106 Kim K, Hwang K, Kim H. Study of an adaptive fuzzy algorithm to control a rectangular-shaped unmanned surveillance flying car. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2013, 27: 2477-2486
  - 107 Matus-Vargas A, Rodriguez-Gomez G, Martinez-Carranza J. Ground effect on rotorcraft unmanned aerial vehicles: A review. *Intelligent Service Robotics*, 2021, 14(1): 99-118
  - 108 Griffiths D A. A study of dual-rotor interference and ground effect using a free-vortex wake model. *American Helicopter Society 58th Annual Forum*, Montreal, Canada, June 11-13, 2002. 2002
  - 109 Curtiss H C, Sun M, Putman W F, et al. Rotor aerodynamics in ground effect at low advance ratios. *Journal of the American Helicopter Society*, 1984, 29(1): 48-55
  - 110 Krishnan Rajendran P. Numerical investigation of aerodynamic characteristics of flying car[D]. *Instytut Techniki Lotniczej i Mechaniki Stosowanej*, 2016
  - 111 Cheeseman I C, Bennett W E. The effect of the ground on a helicopter rotor in forward flight. 1955
  - 112 Bernard D D C, Riccardi F, Giurato M, et al. A dynamic analysis of ground effect for a quadrotor platform. *IFAC PapersOnLine*, 2017, 50(1): 10311-10316
  - 113 Conyers S A, Rutherford M J, Valavanis K P. An empirical evaluation of ground effect for small-scale rotorcraft. In: *Proceedings of.2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2018. 1244-1250
  - 114 Keshavarzian H, Daneshjou K. PSO-based online estimation of aerodynamic ground effect in the backstepping controller of quadrotor. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2020, 42: 1-10
  - 115 Keshavarzian H, Daneshjou K. Modified under-actuated quadrotor model for forwarding flight in the presence of ground effect. *Aerospace Science and Technology*, 2019, 89: 242-252
  - 116 Sanchez-Cuevas P, Heredia G, Ollero A. Characterization of the aerodynamic ground effect and its influence in multirotor control. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2017, 2017
  - 117 Yang G, Yao J, Ullah N. Neuroadaptive control of saturated nonlinear systems with disturbance compensation. *ISA transactions*, 2022,

- 122: 49-62
- 118 Yang G, Yao J, Dong Z. Neuroadaptive learning algorithm for constrained nonlinear systems with disturbance rejection. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2022, 32(10): 6127-6147
- 119 Ertürk M C, Hosseini N, Jamal H, et al. Requirements and technologies towards uam: Communication, navigation, and surveillance. In: *Proceedings of 2020 Integrated Communications Navigation and Surveillance Conference (ICNS)*. IEEE, 2020. 2C2-1-2C2-15
- 120 Zeng T, Semiari O, Saad W, et al. Performance analysis of aircraft-to-ground communication networks in urban air mobility (uam). In: *Proceedings of 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. IEEE, 2021. 1-6
- 121 Kenney J B. Dedicated short-range communications (DSRC) standards in the United States. *Proceedings of the IEEE*, 2011, 99(7): 1162-1182
- 122 Ahmad I, Md Noor R, Reza Z'aba M. LTE efficiency when used in traffic information systems: A stable interest aware clustering. *International Journal of Communication Systems*, 2019, 32(2): e3853
- 123 Federal Communications Commission. Second memorandum opinion and order. FCC 10-174, 2010
- 124 Azari M M, Rosas F, Pollin S. Cellular connectivity for UAVs: Network modeling, performance analysis, and design guidelines. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(7): 3366-3381
- 125 Saeed N, Al-Naffouri T Y, Alouini M S. Wireless communication for flying cars. *Frontiers in Communications and Networks*, 2021, 2: 689881
- 126 Alsamhi S H, Ansari M S, Zhao L, et al. Tethered balloon technology for green communication in smart cities and healthy environment. In: *Proceedings of 2019 First International Conference of Intelligent Computing and Engineering (ICOICE)*. IEEE, 2019. 1-7
- 127 Tozer T C, Grace D. High-altitude platforms for wireless communications. *Electronics & communication engineering journal*, 2001, 13(3): 127-137
- 128 Meiri N, Zarrouk D. Flying star, a hybrid crawling and flying sprawl tuned robot. In: *Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2019. 5302-5308
- 129 Kabzan J, Valls M I, Reijgwart V J F, et al. AMZ driverless: The full autonomous racing system. *Journal of Field Robotics*, 2020, 37(7): 1267-1294
- 130 Kabzan J, Hewing L, Liniger A, et al. Learning-based model predictive control for autonomous racing. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(4): 3363-3370
- 131 Weiss T, Behl M. DeepRacing: A framework for autonomous racing. In: *Proceedings of 2020 Design, automation & test in Europe conference & exhibition (DATE)*. IEEE, 2020. 1163-1168
- 132 Sada M M, Goyani M M. Image deblurring techniques—a detail review. *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol*, 2018, 4(2): 15
- 133 Coombes M, Chen W H, Render P. Site selection during unmanned aerial system forced landings using decision-making bayesian networks. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2016, 13(12): 491-495
- 134 Schuler C J, Hirsch M, Harmeling S, et al. Learning to deblur. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2015, 38(7): 1439-1451
- 135 Hu Z, Xu L, Yang M H. Joint depth estimation and camera shake removal from single blurry image. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014. 2893-2900
- 136 Paramanand C, Rajagopalan A N. Non-uniform motion deblurring for bilayer scenes. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013. 1115-1122
- 137 Hyun Kim T, Ahn B, Mu Lee K. Dynamic scene deblurring. In: *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2013. 3160-3167
- 138 Nah S, Hyun Kim T, Mu Lee K. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017. 3883-3891
- 139 Noroozi M, Chandramouli P, Favaro P. Motion deblurring in the wild. *Pattern Recognition: 39th German Conference, GCPR 2017, Basel, Switzerland, September 12 – 15, 2017, Proceedings 39*. Springer International Publishing, 2017: 65-77
- 140 Zhang X, Dong H, Hu Z, et al. Gated fusion network for joint image deblurring and super-resolution. *arXiv preprint arXiv:1807.10806*, 2018.
- 141 Yong W Miao, J Z Liu, S H Chen, Z Y Shu. Structure-preserving shape completion of 3D point clouds with generative adversarial network. 2020, 50(05):675-691. [繆永伟, 刘家宗, 陈佳慧, 舒振宇. 基于生成对抗网络的点云形状保结构补全. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(05):675-691]
- 142 Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. *Advances in neural information processing systems*. Curran Associates, Inc, 2014, 27:

2672-2680

- 143 Wei B, Zhang L, Wang K, et al. Dynamic scene deblurring and image de-raining based on generative adversarial networks and transfer learning for internet of vehicle. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2021, 2021(1): 1-19
- 144 Arjovsky M, Chintala S, Bottou L. Wasserstein generative adversarial networks. *International conference on machine learning*. PMLR, 2017: 214-223
- 145 Johnson J, Alahi A, Fei-Fei L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution. *Computer Vision – ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part II 14*. Springer International Publishing, 2016: 694-711
- 146 Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017. 4681-4690
- 147 Kupyn O, Budzan V, Mykhailych M, et al. Deblurgan: Blind motion deblurring using conditional adversarial networks. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2018. 8183-8192
- 148 Courtin C, Burton M J, Yu A, et al. Feasibility study of short takeoff and landing urban air mobility vehicles using geometric programming. *2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference*. 2018: 4151
- 149 Keshavarzian H, Daneshjou K. PSO-based online estimation of aerodynamic ground effect in the backstepping controller of quadrotor. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2020, 42: 1-10
- 150 Alam M S, Oluoch J. A survey of safe landing zone detection techniques for autonomous unmanned aerial vehicles (UAVs). *Expert Systems with Applications*, 2021, 179: 115091
- 151 Haghighi H, Delahaye D, Asadi D. Performance-based emergency landing trajectory planning applying meta-heuristic and Dubins paths. *Applied Soft Computing*, 2022, 117: 108453
- 152 Lin Z, Castano L, Mortimer E, et al. Fast 3D collision avoidance algorithm for fixed wing UAS. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2020, 97: 577-604
- 153 Goss J, Rajvanshi R, Subbarao K. Aircraft conflict detection and resolution using mixed geometric and collision cone approaches. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*. 2004: 4879
- 154 Daniels Z, Wright L, Holt J, et al. Collision avoidance of multiple uas using a collision cone-based cost function. *Computer Science and Software Engineering Department, Auburn University, Tech. Rep. CSSE12-07*, 2012
- 155 Iiyama K, Tomita K, Jagatia B A, et al. Deep reinforcement learning for safe landing site selection with concurrent consideration of divert maneuvers. *arXiv preprint arXiv:2102.12432*, 2021
- 156 Theodore C, Rowley D, Ansar A, et al. Flight trials of a rotorcraft unmanned aerial vehicle landing autonomously at unprepared sites. *Annual forum proceedings-American helicopter society. AMERICAN HELICOPTER SOCIETY, INC*, 2006, 62(2): 1250
- 157 Edwards B, Archibald J, Fife W, et al. A vision system for precision MAV targeted landing. *2007 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. IEEE, 2007: 125-130
- 158 Yang X, Wei P. Scalable multi-agent computational guidance with separation assurance for autonomous urban air mobility. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2020, 43(8): 1473-1486
- 159 Siewert S, Sampigethaya K, Buchholz J, et al. Fail-Safe, Fail-Secure Experiments for Small UAS and UAM Traffic in Urban Airspace. *2019 IEEE/AIAA 38th Digital Avionics Systems Conference (DASC)*. IEEE, 2019: 1-7
- 160 Ellis K, Koelling J, Davies M, et al. In-time system-wide safety assurance (issa) concept of operations and design considerations for urban air mobility (uam). 2020
- 161 Bosson C, Lauderdale T A. Simulation evaluations of an autonomous urban air mobility network management and separation service. *2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference*. 2018: 3365
- 162 Mathur A, Panesar K, Kim J, et al. Paths to autonomous vehicle operations for urban air mobility. *AIAA Aviation 2019 Forum*. 2019: 3255
- 163 Degas A, Islam M R, Hurter C, et al. A survey on artificial intelligence (ai) and explainable ai in air traffic management: Current trends and development with future research trajectory. *Applied Sciences*, 2022, 12(3): 1295
- 164 Husemann M, Lahrs L, Stumpf E. The impact of dispatching logic on the efficiency of Urban Air Mobility operations. *Journal of Air Transport Management*, 2023, 108: 102372.
- 165 Bosson C, Lauderdale T A. Simulation evaluations of an autonomous urban air mobility network management and separation service. *2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference*. 2018: 3365.
- 166 Chen M, Zhu D. A workload balanced algorithm for task assignment and path planning of inhomogeneous autonomous underwater vehicle system. *IEEE transactions on cognitive and developmental systems*, 2018, 11(4): 483-493

- 167 Boots B, Sugihara K, Chiu S N, et al. Spatial tessellations: concepts and applications of Voronoi diagrams. 2009
- 168 Wu C, Tewolde G S, Sheng W, et al. Distributed multi-actuator control for workload balancing in wireless sensor and actuator networks. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(10): 2462-2467
- 169 Xue M. Airspace sector redesign based on Voronoi diagrams. Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication, 2009, 6(12): 624-634
- 170 Damani M, Luo Z, Wenzel E, et al. PRIMAL 2: Pathfinding via reinforcement and imitation multi-agent learning-lifelong. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2666-2673
- 171 Sartoretti G, Kerr J, Shi Y, et al. Primal: Pathfinding via reinforcement and imitation multi-agent learning. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(3): 2378-2385



## State-of-the-art and Technical Trends of Intelligent Flying Cars

ZHANG XinYu<sup>1,3,\*</sup>, RONG SongSong<sup>1,3</sup>, LI Jun<sup>1</sup>, LI DeYi<sup>2</sup>, LIU HuaPing<sup>2,3</sup>, HUANG YuanHao<sup>1,2</sup>, HUANG KangYao<sup>2,3</sup> & LUO Jianxi<sup>4</sup>

<sup>1</sup> School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

<sup>2</sup> Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

<sup>3</sup> Mengshi Autonomous Driving Laboratory, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

<sup>4</sup> Singapore University of Technology and Design, Singapore 487372

\*Corresponding author. E-mail: xyzhang@tsinghua.edu.cn

Urban three-dimensional transportation is a prominent aspect of intelligent transportation in the future, which has been widely discussed and studied in recent years. As the core of three-dimensional urban transportation, intelligent flying cars combine two modes of motion: flying and driving. Thus, they can move flexibly in the air and on the ground. This study introduces the background, history, and current state-of-the-art related to intelligent flying cars and three-dimensional urban traffic. It also focuses on the difference between intelligent flying cars and urban air vehicles. This study analyzes and discusses the system design of flying cars, focusing on introducing the key technological innovations in intelligent flying cars. The critical technologies and bottlenecks of near-ground sensing, decision-making and planning, intelligent control, and intelligent communication systems are discussed from the perspective of intelligent flying cars. The technical obstacles of intelligent flying cars are analyzed, and potential solutions and development trends are discussed, considering the amalgamation of existing capabilities with these new technologies.

**intelligent flying car, urban three-dimensional transportation, flying car brain, multi-modal switching, intelligent technology**