

## 模型预测控制及其在飞行器系统中的应用综述

李苑<sup>1</sup>, 刘双喜<sup>1</sup>, 杜兆波<sup>2</sup>, 黄伟<sup>1\*</sup>

(1. 国防科技大学先进推进技术实验室, 湖南长沙 410073; 2. 国防科技大学前沿交叉学科学院, 湖南长沙 410073)

**摘要:**本文系统梳理了模型预测控制方法及其在飞行器系统中的应用。从飞行器系统的任务场景与技术难点出发,深入分析了飞行器控制系统的设计需求。针对不同类型飞行器控制算法的设计要求,调研并构建了模型预测控制的框架体系,系统回顾了模型预测控制方法的起源、发展以及基础理论,调研了鲁棒模型预测控制、Lyapunov模型预测控制、切换模型预测控制以及显式模型预测控制等主流方案,厘清了近年来该领域的主要研究成果。基于模型预测控制的方法框架,系统调研了模型预测控制在四旋翼无人机、直升机、固定翼飞行器 and 高速飞行器系统中的应用。最后,展望了模型预测控制方法在飞行器领域的未来研究方向,并给出总结性评述。

**关键词:**模型预测控制;四旋翼无人机;直升机;固定翼飞行器;高速飞行器

**中图分类号:**TP273.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2026)02-144-19

## Review of model predictive control and its applications in aircraft systems

LI Yuan<sup>1</sup>, LIU Shuangxi<sup>1</sup>, DU Zhaobo<sup>2</sup>, HUANG Wei<sup>1\*</sup>

(1. Advanced Propulsion Technology Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. College of Advanced Interdisciplinary Studies, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** It was presented that a review of model predictive control and its applications in aircraft systems. Starting from representative mission scenarios and key technical challenges, it clarifies the design requirements of aircraft control systems. In response to the design needs of different classes of vehicles, the review surveys and synthesizes a coherent framework for model predictive control. It traces the origins and development of model predictive control and summarizes its theoretical foundations, with particular attention to robust model predictive control, Lyapunov model predictive control, switched model predictive control, and explicit model predictive control, thereby delineating the principal advances reported in recent years. Building on this framework, the paper examines applications of model predictive control to quadrotors, helicopters, fixed-wing aircraft, and high-speed aircraft. Finally, it outlines future research directions for model predictive control in aerospace control and offers concluding remarks.

**Keywords:** model predictive control; quadrotors; helicopters; fixed-wing aircraft; high-speed aircraft

先进高效飞行器,通常指在最新的技术和设计理念辅助下,飞行性能得到显著提升,具有高工作效率和环境友好性的一类飞行器<sup>[1]</sup>。此类飞行器结合了先进气动设计、新型材料及智能控制技术等领域的创新成果,旨在提升飞行器的整体效率、安全性和可持续性<sup>[2]</sup>。在众多的技术环节中,控制系统扮演着中枢指挥的角色,它能够实时

调控飞行器的姿态和轨迹,确保飞行器能够在复杂环境下稳定且精确地跟踪期望轨迹,是先进高效飞行器不可或缺的技术单元。先进的控制系统能够优化飞行器的控制流程,在能源消耗、飞行效率、安全性等方面均能得到全方位的提升<sup>[3]</sup>。

通过调研当前先进飞行器的产业数据和研究现状,按照不同的任务和应用场景以及不同的总

收稿日期:2025-10-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(12472338)

第一作者:李苑(1995—),男,山东济宁人,博士,E-mail:li\_yuan\_2025@163.com

\*通信作者:黄伟(1982—),男,湖北天门人,研究员,博士,博士生导师,E-mail:gladrain2001@163.com

引用格式:李苑,刘双喜,杜兆波,等.模型预测控制及其在飞行器系统中的应用综述[J].国防科技大学学报,2026,48(2):144-162.

Citation:LI Y, LIU S X, DU Z B, et al. Review of model predictive control and its applications in aircraft systems[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2026, 48(2): 144-162.

体构型,先进飞行器的主要种类可划分为四旋翼无人机、直升机、固定翼飞行器和高速飞行器等,见图1与表1。四旋翼无人机因成本低、灵活性强、技术发展迅速,已成为先进飞行器的重要组成部分,广泛应用于物流、农业、资源探测等领域,市场需求仍在快速增长<sup>[4]</sup>。四旋翼无人机适用于低空近地、短航程的任务。直升机则因垂直起降和悬停能力,在医疗救援和军事行动中扮演着关键角色<sup>[5]</sup>。直升机造价高,适用于多种复杂环境。相比之下,尽管固定翼飞行器和高速飞行器在整体产业分类中的占比低于四旋翼无人机和直升机,但其在卫星发射、全球物流网络以及时效敏感型货物市场中具有不可替代的地位,其发展直接关系到国家科技水平和战略竞争力<sup>[6]</sup>。相比于直升机和高速飞行器,固定翼飞行器造价居中,特别适用于长航程的运

输任务;而高速飞行器的造价非常高,适用于高速、高空、远程的运输任务。四类飞行器的应用场景广泛,涵盖了从低速低空到高速高空长航程的多样化任务需求;同时,研制成本亦呈现显著差异,范围从低成本到极高造价。



图1 先进飞行器的主要种类

Fig.1 Main types of advanced aircraft

表1 四种飞行器的特征归纳

Tab.1 Summary of characteristics of four types of aircraft

类型	造价	适用范围	飞行环境	模型特征	控制难点
四旋翼无人机	低	低空短距	城市低空、复杂环境	非线性	外部扰动复杂
直升机	高	垂直起降	多种复杂环境	混合动力学	多模态飞行、复杂操控
固定翼飞行器	中	长航时、远程	高空、大气变化	强耦合	高空飞行中的不确定性
高速飞行器	非常高	高速、高空、远程	高空、高超声速	极端非线性	强耦合、强非线性、多工况

针对不同类型的飞行器,控制系统所面临的应用场景、系统特性以及控制方法也存在差异。因此,深入分析不同控制平台的特性,设计面向实际应用场景的控制算法,对于推动高效飞行器控制技术的发展具有重要意义。具体而言,四旋翼无人机对姿态控制的精确性要求更高,尤其在特定应用场景下,对跟踪精度和暂态性能提出了严格要求。直升机的欠驱动特性使其姿态控制面临更为复杂的动力学和稳定性挑战。此外,固定翼飞行器以及高速飞行器需要执行起飞或助推、加速、巡航、降落或再入等多阶段飞行任务,其飞行过程中将遭遇多种复杂扰动。尤其是高速飞行器,其在高速工况条件下的动力学呈现强耦合、强时变的非线性特性,并且存在多物理场强耦合的外界扰动,对飞行姿态控制造成严重影响。

针对不同类型的飞行器所面临的技术难题,国内外已提出了多种控制方法,包括鲁棒控制、自适应控制、滑模控制和增益调度等。与其他的研究方法相比,模型预测控制(model predictive control, MPC)能够将飞行器的状态和控制等多种

约束直接融入优化过程中,在严格满足约束条件的同时实现最优控制分配<sup>[7]</sup>。MPC是一种结合了模型预测与优化技术的控制方法。MPC的优势在于能够解决多变量控制问题以及显式地处理系统的约束<sup>[8]</sup>。以工业过程系统为例,传统的控制方法难以处理多变量耦合、时滞以及系统约束问题。MPC凭借自身的滚动优化机制,在工业过程系统的控制问题上具有显著优势。近年来,MPC逐步应用于化工产业、能源电力、飞行器、智能驾驶以及机器人等诸多领域,创造了巨大的经济价值。MPC在时域优化求解以及多约束处理能力等方面具有显著优势,有望更有效地应对高速飞行器的强非线性、强耦合和强时变挑战。

约束优化问题在诸多工程系统中具有广泛的应用,例如控制系统、资源调度以及航空航天等领域。除MPC外,现有多种方法可用于求解带约束的优化问题,见表2。线性规划适用于目标函数与约束条件均为线性的静态优化问题<sup>[9]</sup>。二次规划则针对目标函数为二次型、约束条件为线性的情形<sup>[10]</sup>。动态规划通过分阶段策略求解多阶段决策问题,尤其适用于最优控

制<sup>[11]</sup>,但其在处理高维或连续状态空间时存在计算复杂度高、维数灾难等局限性。线性二次型调节器<sup>[12]</sup>作为一种经典控制方法,通常用于线性系统,以最小化二次型目标函数。启发式算法<sup>[13]</sup>(如遗传算法、粒子群算法和模拟退火

算法)依托经验规则或自然现象模拟,适用于大规模、非凸、多峰等复杂约束优化问题,然而这类方法通常无法保证全局最优解,且在需要高精度、高实时性或高可靠性的控制任务中可能面临稳定性与计算效率的挑战。

表 2 含约束优化问题的求解方法归纳

Tab.2 Summary of solution methods for constrained optimization problems

研究方法	问题形式	适用范围
线性规划	静态问题	适用于目标函数和约束条件都是线性的优化问题
二次规划	静态问题	适用于目标函数是二次函数、约束条件是线性的优化问题
动态规划	静态、动态问题	适用于多阶段决策过程
线性二次型调节器	动态问题	最小化二次型目标函数
启发式算法	静态、动态问题	适用于大规模、非凸、多峰等复杂约束优化问题

相较于传统方法,MPC 表现出以下显著优势:首先,MPC 能够基于系统实时状态与环境变化动态调整决策,从而显著增强控制系统的灵活性与环境适应性;其次,它能够在统一框架下同时处理多目标与复杂约束,包括软约束与硬约束,尤其适用于高维复杂系统;最后,MPC 具有良好的可扩展性,能够有效应对强非线性、时变动态与外部扰动,通过直接集成系统动力学模型与实时反馈机制实现滚动优化,表现出较强的鲁棒性。

本文以飞行器(包含四旋翼无人机、直升机、固定翼飞行器和高速飞行器)为研究对象,系统梳理 MPC 的核心技术及其在飞行器系统领域的应用,旨在提出一套以 MPC 算法为核心的飞行器控制研究范式,见图 2。从 MPC 算法思想入手构建其体系架构,并归纳飞行器系统中涉及的 MPC 关键模块。鲁棒模型预测控制(robust model predictive control, RMPC)、切换模型预测控制(switched model predictive control, SMPC)及显式

模型预测控制(explicit model predictive control, EMPC)等代表性方法共同构成飞行器控制的研究框架。本文的研究思路是,首先,针对特定飞行场景的控制需求,在 MPC 框架下进行问题建模,将其转化为标准优化问题;随后,结合不同飞行器的控制难点与应用需求,依托理论支撑设计具体的 MPC 算法;最终,将所提算法应用于飞行平台,以实现真实飞行环境中的任务执行。飞行平台、理论框架与控制算法三者之间形成紧密的互动关系。

## 1 模型预测控制的框架

### 1.1 模型预测控制的起源与发展

1960 至 1980 年,移动视域与迭代优化的控制思想相继被提出,并诞生了动态矩阵控制<sup>[14]</sup>(dynamic matrix control, DMC)、广义预测控制<sup>[15]</sup>等经典的控制算法。迭代优化的核心思想是在每个采样时刻,通过求解有限预测时域内的优化问题,获得最优控制序列,并将该序列的首个控制输入作用于系统,如图 3 所示;随后顺移至下一个采样时刻,MPC 在下一个采样时刻重新求解此优化

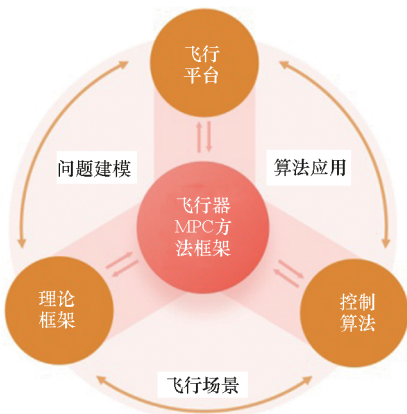


图 2 研究思路

Fig.2 Research thread

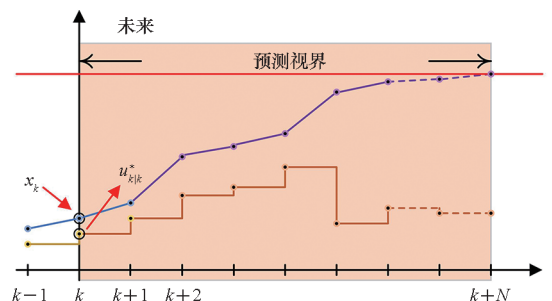


图 3 模型预测控制的思想

Fig.3 Concept of model predictive control

问题,从而实现控制策略的滚动更新<sup>[16]</sup>。

MPC 是有限时域范围内的优化问题,其稳定性还需要额外的理论保证。第一种思路是将 MPC 的预测时域加长,利用近似无限时域的思想保证闭环系统稳定性。第二种思路是在优化问题中增加终端等式约束,即强限制定终端状态回到平衡点,从而保证闭环系统稳定性。第三种思路是在优化问题中增加终端成本以及终端不等式约束,并由此派生出一些保证稳定性的方法<sup>[17]</sup>。

随着计算机性能不断提升、优化技术的快速发展,MPC 的性能优势得以展现,并逐渐发展为热门的控制方法。在产业应用上,工业过程系统是最早成功应用 MPC 的领域。早在 20 世纪 80 年代初期,知名石化企业在炼油反应-分离系统上部署了 200 余套 DMC 控制器,将能源消耗降低了 15%。炼油反应-分离系统是典型的多变量、强约束、大时滞复杂系统,DMC 能够预测设备在未来几分钟的温度,同时能够显式处理燃料阀开度、塔压、排放等硬约束,最终大幅度地优化了能源消耗。在电力系统中,MPC 协同优化电力网络,统一调度电厂、微电网以及储能网络之间的能源分配,将弃风弃光率降低 30%。在城市交通问题上,MPC 优化城市信号,将车辆的出行时间缩短 10% 到 20%。大量的工业成果表明,MPC 能够在耦合和饱和非线性系统中实现高质量的控制性能<sup>[18]</sup>,具有广阔的发展前景和实际应用价值。

## 1.2 模型预测控制的基础理论

MPC 是一种基于动态系统模型,预测未来时域内系统行为,并通过滚动优化确定控制策略的先进控制方法<sup>[19]</sup>。具体而言,离散时间系统如下:

$$\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) \quad (1)$$

其中, $f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))$  表示系统的非线性动力学, $\mathbf{x}(k) \in \mathbb{R}^n$  表示系统状态向量, $\mathbf{u}(k) \in \mathbb{R}^m$  表示控制输入向量,且两者分别满足约束集  $\mathbf{x}(k) \in \chi$  和  $\mathbf{u}(k) \in U$ 。针对该系统,使用系统的状态方程(1)作为预测模型,即  $\mathbf{x}_{k+i+1|k} = f(\mathbf{x}_{k+i|k}, \mathbf{u}_{k+i|k})$ ,设计标准形式的 MPC,其形式为

$$J^* = \min_{U_{k-k+N|k}} \sum_{i=0}^{N-1} q(\mathbf{x}_{k+i|k}, \mathbf{u}_{k+i|k}) + p(\mathbf{x}_{k+N|k})$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \mathbf{x}_{k+i+1|k} = f(\mathbf{x}_{k+i|k}, \mathbf{u}_{k+i|k}) \\ \mathbf{x}_{k+i|k} \in \chi \\ \mathbf{u}_{k+i|k} \in U \\ \mathbf{x}_{k+N|k} \in \chi_f, i=0, \dots, N-1 \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{x}_{k+i|k}$  表示从当前状态  $\mathbf{x}_{k|k} = \mathbf{x}(k)$  出发,在  $k$  时刻预测的  $k+i$  时刻的状态向量; $J^*$  表示第  $k$

时刻最优的代价函数; $U_{k-k+N|k}$  对应优化得到的最优的控制序列, $N$  为预测步长; $q(\mathbf{x}_{k+i|k}, \mathbf{u}_{k+i|k})$  表示第  $i$  步的阶段成本, $p(\mathbf{x}_{k+N|k})$  表示第  $N$  步的终端成本,二者均定义为加权的欧几里得范数的形式; $\chi$  和  $\chi_f$  分别表示状态集合以及状态的终端集, $U$  表示控制集合。

观察式(2)的优化过程可知,MPC 基于系统的数学模型预测未来时刻的系统输出。在每个采样时刻,MPC 通过求解有限时域内的优化问题生成一组控制序列,但仅将当前时刻的第一个控制输入应用于系统,随后顺移至下一个采样时刻,重复这一优化过程,从而实现滚动控制<sup>[20]</sup>。MPC 的显著特点是能够显式处理系统的输入、输出和状态的各种约束条件,例如输入输出饱和等约束。通过在优化问题中引入这些约束,MPC 可确保系统在限制范围内运行,避免出现不合理的行为。MPC 算法的完整流程总结为算法 1。

### 算法 1 MPC 算法流程

#### Alg. 1 MPC algorithm flow

输入:状态初值、状态期望值、控制与预测步长、代价函数权值、状态集与控制集

输出:控制量

1. 计算终端不变集
2. 求解优化问题(2)
3. 获取第一个元素  $U_{k-k+N|k}(0)$
4. 顺移至下一个时刻
5. 测量当前的系统状态值

本文针对四旋翼无人机、直升机、固定翼飞行器与高速飞行器四类飞行平台展开了系统调研。各类飞行器面临不同的飞行环境与控制需求,需采用相应的 MPC 方法,见图 4。具体而言,四旋翼无人机的主要控制挑战在于系统强非线性与外部扰动,可采用 RMPC 以增强抗干扰能力,并借助 Lyapunov 模型预测控制(Lyapunov model predictive control, LMPC)保证飞行稳定性。固定翼飞行器在长航程任务中需应对环境动态变化,适合采用 RMPC 处理扰动,并利用 EMPC 实现航程优化。直升机系统存在多飞行模式切换的挑战,SMPC 可有效实现模式间的平滑过渡。高速飞行器则面临最为复杂的飞行环境,其控制问题同时涉及航程规划、外部扰动、多模态切换及稳定性等多重因素,需结合多种 MPC 方法进行联合设计。

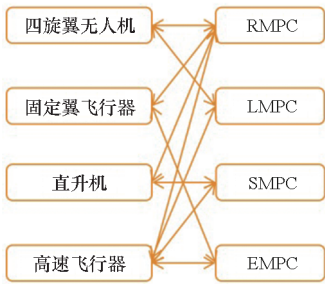


图 4 飞行平台与算法的适应关系  
Fig. 4 Aircraft platform and algorithm adaptation relationship

## 2 模型预测控制的方法概述

针对上节中四类飞行器的控制需求,本节将系统归纳并对比 RMPC、LMPC、SMPC 及 EMPC 四类方法的算法特点与适用场景,见表 3。RMPC 主要面向系统不确定性与外部扰动问题,

其通过将模型不确定性纳入优化框架,设计具有鲁棒性的控制策略,有效应对系统不确定因素,从而保证系统的闭环稳定性<sup>[21]</sup>。LMPC 以系统稳定性为核心目标,尤其适用于对全局稳定性有严格要求的场景;该方法基于 Lyapunov 函数进行控制器设计,可确保系统在控制过程中始终保持稳定<sup>[22]</sup>。SMPC 适用于具有多模态特性的系统,能够在不同飞行模式之间实现平滑切换,并通过约束满足与稳定性条件保证切换过程中的系统可靠性<sup>[23]</sup>。EMPC 则着眼于计算效率的提升,通过离线求解优化问题并将最优控制律表达为显式函数形式,显著降低在线计算负担,适用于实时性要求较高的应用场景<sup>[24]</sup>。总体而言,四类方法分别从鲁棒性、稳定性、多模态适应性与实时性等角度为飞行器控制提供了有针对性的解决方案。

表 3 不同 MPC 算法的特征归纳  
Tab. 3 Summary of characteristics of different MPC algorithms

类型	适用问题	目标函数	约束形式	不变集	设计流程
RMPC	系统不确定性与外部扰动问题	状态误差与控制输入的加权和	不确定性约束	是	①建模不确定性;②设计目标函数;③添加鲁棒约束;④在线优化
LMPC	系统稳定性问题	状态误差与控制输入的加权和	稳定性约束	否	①选择 Lyapunov 函数;②设计目标函数;③加入稳定性约束;④在线优化
SMPC	多模式飞行控制	每个模式的最优控制	模式切换约束	是	①建模不同飞行模式;②设计目标函数;③定义模式切换规则;④在线优化
EMPC	计算效率问题	状态误差与控制输入的加权和	状态与输入约束	是	①离线计算控制律;②生成显式控制律;③在线应用

### 2.1 鲁棒模型预测控制

MPC 设计过程中的一个关键问题是构建精确的数学模型。模型的精度会直接影响对系统状态的预测精度。对于存在建模偏差的系统,例如包含未建模动力学、参数不确定性或外部干扰的系统<sup>[25]</sup>,其控制性能会显著下降,且优化过程将变得更加复杂和困难<sup>[26]</sup>。RMPC 旨在解决缺乏精确数学模型的预测控制问题,代表性方法包括扰动观测 MPC<sup>[27]</sup>、随机 MPC<sup>[28]</sup> 和管道 MPC<sup>[29]</sup>,见表 4。

Soman 等<sup>[30]</sup>提出了一种随机 MPC,用于解决存在移动障碍物的自动驾驶系统的安全控制问题。Yang 等<sup>[31]</sup>提出了一种双层随机 MPC,将其应用于电动汽车与微电网的集成控制问题。该方法有效地减少了预测误差,提升了能源管理系统

表 4 鲁棒模型预测控制方法归纳  
Tab. 4 Summary of robust model predictive control methods

研究方法	主要代表性工作
随机 MPC	鲁棒约束 MPC、双层随机 MPC、Koopman MPC
管道 MPC	事件触发管道、Lyapunov 管道、分布式管道
扰动观测 MPC	无模型 MPC、状态反馈 MPC、扩张状态 MPC

的运行效率。Kim 等<sup>[32]</sup>提出了一种基于 Koopman 算子的随机 MPC,用于自动驾驶汽车的横向控制。尽管随机 MPC 具有良好的控制性能,但其在线计算的复杂性较高,计算量较大<sup>[17]</sup>。

管道 MPC 在一定程度上平衡了在线计算与控制性能,其通过计算扰动不变集的思路抑制外部扰动的影响。不变集以及扰动不变集是设计管道以及终端不等式约束的关键概念,其内容可见定义 1 以及定义 2。

**定义 1:**对于系统  $\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k)$ ,  $\mathbf{x}_k$  表示系统第  $k$  时刻的状态,  $\mathbf{x}_{k+1}$  表示系统第  $k+1$  时刻的状态,如果存在一个集合  $\Omega$ ,使得

$$\mathbf{x}_0 \in \Omega \Rightarrow \mathbf{x}_k \in \Omega, \forall k \in \mathbb{N} \quad (3)$$

那么称集合  $\Omega$  为系统的正不变集<sup>[17]</sup>。

**定义 2:**对于受扰系统  $\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k)$ , 其中,  $\mathbf{w}_k \in W$  表示系统第  $k$  时刻的扰动,  $W$  是一个紧集合。如果存在一个集合  $\Omega$ ,使得当  $\mathbf{x}_0 \in \Omega$  时,系统的后续状态满足

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \in \Omega, \forall k \in \mathbb{N}, \forall \mathbf{w}_k \in W \quad (4)$$

那么称集合  $\Omega$  为系统的扰动不变集<sup>[17]</sup>。

针对离散线性定常系统,Gu 等<sup>[33]</sup>提出了一种基于事件触发的管道 MPC,通过管道增强的方法,将随机约束重新表述为确定性约束。通过暖通空调系统的仿真实验,证实了所提出的控制方法的有效性。Soleymani 等<sup>[34]</sup>设计了基于稳定反馈和 Lyapunov 函数的管道,通过终端集保证了迭代可行性。该算法被应用于存在加性扰动的风力发电机的控制问题。Chen 等<sup>[35]</sup>提出了一种基于管道的分布式协同鲁棒控制器,能够将发生故障时的系统状态限制在安全稳定的范围之内。该算法被应用于具有执行器故障的分布式驱动电动汽车的路径跟踪控制问题。Dai 等<sup>[36]</sup>提出了一种管道 RMPC。该方法利用管道细化系统的标称状态,实现了有界扰动下时变轨迹的跟踪控制。然而,管道 RMPC 的迭代计算过程会影响算法的实时性能,其复杂的结构限制了实时计算效率。并且,管道的设计过程较为复杂,局部反馈控制参数的选择也面临较大挑战<sup>[17]</sup>。

其余常用的增强 MPC 鲁棒性的方法包括引入观测器<sup>[37]</sup>、扰动建模<sup>[38]</sup>和扰动滤波<sup>[39]</sup>等。通过构建扰动的统计模型,以及应用滤波技术,可补偿部分的扰动,但如何保证补偿精度仍然是一个难点。相比之下,引入观测器是增强 MPC 鲁棒性的常用策略,具体类型包括滑模观测器<sup>[40]</sup>、鲁棒观测器<sup>[41]</sup>和扩张状态观测器<sup>[42]</sup>等。Dai 等<sup>[43]</sup>通过整合二次鲁棒性约束提高了系统的稳定性,但非线性约束加大了实时求解的计算负担。Yuan 等<sup>[44]</sup>提出了一种连续控制集无模型预测控制算法,设计了超螺旋滑模观测器估计集总扰动,增强了控制器的参数鲁棒性。Zhu 等<sup>[45]</sup>提出了一种

状态反馈 MPC,采用闭环状态观测器近似重建系统模型,并将其作为 MPC 预测的基准。Sun 等<sup>[46]</sup>提出了一种改进的连续控制集模型预测控制方法,设计了扩张状态观测器来补偿系统中的多种扰动。基于扰动观测器的 MPC 在具体控制情境下可实现良好的控制效果,但受限于观测器的带宽。较窄的带宽可能降低估计精度,而较宽的带宽则容易引入高频噪声。尽管基于管道或观测器的 RMPC 方法能够有效减轻外部扰动并增强系统鲁棒性,但与基于扰动学习的机制不同,观测器通常难以实现对扰动的实时自适应调整<sup>[17]</sup>。

## 2.2 Lyapunov 模型预测控制

LMPC 的核心思想是在优化问题中引入刻画 Lyapunov 函数衰减速率的附加约束,以确保闭环稳定性,算法结构如图 5 所示。具体而言,要求 Lyapunov 函数沿闭环轨迹的导数不大于由预先设计的辅助控制律所给出的上界,从而保证系统状态的收敛性。LMPC 的算法结构为

$$J^* = \min_{U_{k \rightarrow k+N} | k} \sum_{i=0}^{N-1} q(\mathbf{x}_{k+i} | k, \mathbf{u}_{k+i} | k) + p(\mathbf{x}_{k+N} | k) \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \mathbf{x}_{k+i+1} | k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k+i} | k + \mathbf{B}\mathbf{u}_{k+i} | k \\ \mathbf{x}_{k+i} | k \in \mathcal{X} \\ \mathbf{u}_{k+i} | k \in U \\ \mathbf{x}_{k+N} | k \in \mathcal{X}_f, i=0, \dots, N-1 \\ \dot{V} |_{U(0)} \leq \dot{V} |_{h(x(0))} \end{cases}$$

其中,  $\mathbf{A}$  为系统矩阵,  $\mathbf{B}$  为输入矩阵。第 5 个约束是所设计的 MPC 的稳定性约束,  $V$  是 Lyapunov 函数,  $h$  为辅助控制器,  $\dot{V} |_{U(0)}$  对应辅助控制器的 Lyapunov 函数的变化率,  $\dot{V} |_{h(x(0))}$  对应 LMPC 的 Lyapunov 函数的变化率。具体而言,在收缩约束的构造方面,反步法是一类被广泛采用的辅助控制器设计方法。借助比较原理,可将与反步法对应的 Lyapunov 函数导数条件转化为 MPC 优化中的不等式约束,进而保证首次控制动作满足 Lyapunov 稳定性要求。通过合理地整定参数,使得当反步法对应的控制律满足 Lyapunov 稳定性条件时,式(6)成立。

$$\dot{v} |_{\hat{v}(0)} \leq \dot{v} |_{h(\hat{z}(0))} < 0 \quad (6)$$

其中,  $\hat{v}(0)$  表示 LMPC 当前时刻的输出,  $h(\hat{z}(0))$  表示辅助控制器当前时刻的输出。那么,当第 5 个不等式约束被满足时,LMPC 即可继承来自辅助控制器的稳定性保证。

Shen 等<sup>[47-49]</sup>已将该方法成功应用于水下飞行器、水面飞行器等的轨迹跟踪与会合任务。针

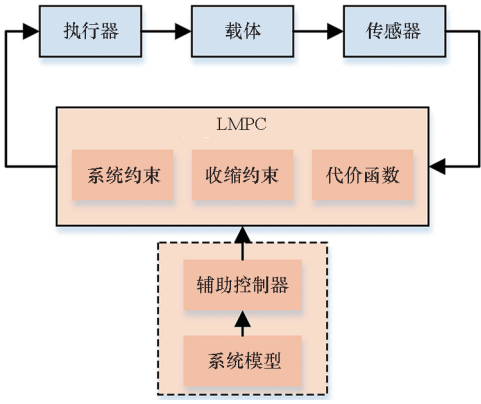


图 5 LMPC 示意图  
Fig. 5 Diagram of LMPC

对受强扰动影响的动态系统, Xu 等<sup>[50-51]</sup>将干扰预测算法或扩张状态观测器集成至 LMPC 算法, 在标称模型之上施加收缩约束以保证闭环稳定性, 显著提升了对时变扰动的抑制能力。对于含加性扰动与时变通信时延的多智能体系统, Su 等<sup>[52]</sup>提出了基于 Lyapunov 终端集的分布式 MPC 控制器。面向具有非线性与不确定性的系统, Farbood 等<sup>[53]</sup>从模糊控制视角出发, 采用模糊 Lyapunov 函数并结合椭圆终端集与收缩约束, 证明了递归可行性与渐近稳定性。在系统安全性方面, Wu 等<sup>[54-56]</sup>将屏障函数与 LMPC 融合, 统一了收敛性与安全集, 进而在输入受限条件下同时实现安全稳定性与递归可行性。考虑经济型目标, Pan 等<sup>[57]</sup>提出了适用于含时滞与外扰场景的多目标 LMPC, 并证明其在有限时间内可收敛至鲁棒不变集。在计算可实现性与工程应用方面, LMPC 已用于感应电机<sup>[58]</sup>、交直流变换器<sup>[59]</sup>、多电平并网变换器<sup>[60-62]</sup>及整流器<sup>[63]</sup>等电力电子系统, 以及船用吊臂起重机<sup>[64]</sup>、水下视觉伺服<sup>[65]</sup>和智能汽车转向系统等受约束强非线性对象<sup>[66-67]</sup>。

### 2.3 切换模型预测控制

高速飞行器在执行任务时不可避免地会经历离散模式切换, 例如发动机工作模式转换、飞行阶段变更以及包线保护触发等。不同的逻辑条件对应不同的工作模式。此类具有混合逻辑特征的动力系统推动了 SMPC 的发展: 将切换信号视为高层控制决策, 将各子系统视作不同的切换模式, 见图 6。在理论层面, Wang 等<sup>[68-69]</sup>和 Zhao 等<sup>[70]</sup>围绕切换信号的时序约束构建了从驻留时间、平均驻留时间到持续驻留时间 (persistent dwell time, PDT) 的多层研究框架; 给出了数据驱动 SMPC 的指数稳定性与迭代可行性结果; 推导了自触发以及事件触发 SMPC 的渐近稳定性条件。Zhuang

等<sup>[71]</sup>通过构造满足 PDT 的收缩终端集并引入历史约束, 在切换序列与控制输入联合优化框架下保证了稳定性与迭代可行性。在复杂网络与不确定环境中, Tan 等<sup>[72]</sup>结合管道收紧、离线最小模式驻留时间与不变集, 使得即使存在异步切换乃至控制器间歇失效问题时, 仍可确保一致渐近稳定性。针对 T-S 模糊系统, You 等<sup>[73]</sup>证明齐次多项式与线性矩阵不等式 (linear matrix inequality, LMI) 的耦合可有效降低保守性并扩大吸引域。面向大规模网络化系统的切换时刻优化问题, Peng 等<sup>[74]</sup>采用两级层次协调与实时补偿, 以获得可在线实现的近最优切换时间序列。在批处理过程场景中, Ma 等<sup>[75]</sup>将事件驱动的切换迭代学习 MPC 与预测补偿、二维神经网络结合, 保证了对随机试验长度的概率收敛性; 进一步地, Dong 等<sup>[76]</sup>提出触发学习 MPC, 由性能指标触发按需学习机制, 在资源受限条件下实现学习、优化的闭环控制。

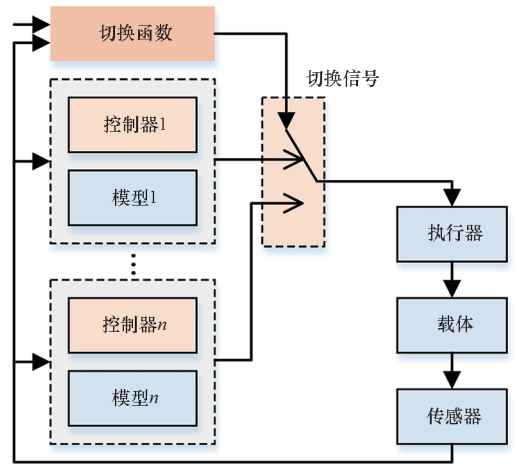


图 6 SMPC 示意图  
Fig. 6 Diagram of SMPC

在工程应用方面, SMPC 已在电力电子与驱动系统中得到广泛验证: 固定开关频率的 SMPC 成功应用于并网逆变器的 LCL 滤波环节<sup>[77]</sup>、开关磁阻电机<sup>[78-79]</sup>、永磁同步电机<sup>[80]</sup>、三相电压源变换器<sup>[81]</sup>、三电平<sup>[82]</sup>、五电平<sup>[83]</sup>以及交错式 DC/DC 变换器<sup>[84]</sup>等。此外, 在铁路交通生态驾驶领域中, SMPC 实现了舒适性、能效、排放与线路损耗之间的有效权衡<sup>[85-86]</sup>; 在风电系统中, SMPC 结合差距度量与概率稳定性, 实现了更优的能量捕获与功率平滑<sup>[87]</sup>。

### 2.4 显式模型预测控制

EMPC 能够直接给出最优控制问题的显式解, 通常在离线阶段计算完成, 从而显著降低在线

实施的计算负担、提升实时性。EMPC 的研究脉络大体沿着从线性到非线性、从区域分割到区域近似、从静态显式到学习增强展开。对于带约束的线性系统,经典做法是通过将状态空间划分为多面体区域并计算分段仿射反馈以获得显式解。多面体区域划分的示例如图 7 所示,图中  $\theta_1$ 、 $\theta_2$ 、 $\theta_3$  表示系统抽象的无量纲状态变量。

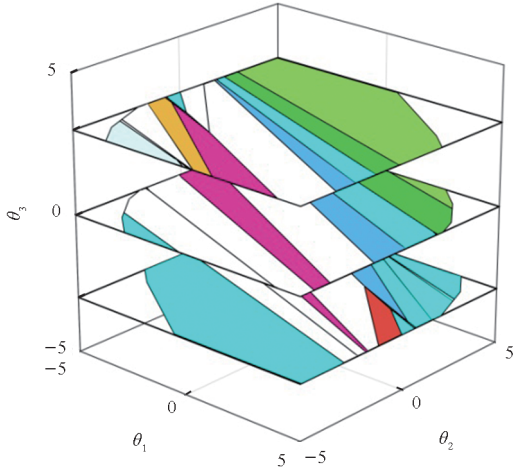


图7 EMPC 区域划分示意图

Fig.7 Diagram of EMPC's regional division

不同于经典范式, Johansen 等<sup>[88]</sup> 基于正交搜索树构造近似反馈,将线性增长的查询复杂度降为对数增长,并证明了优化结果的次优性与系统的渐近稳定性。在有界加性扰动下, Gao 等<sup>[89]</sup> 给出了分段仿射的 min-max EMPC 控制律,并通过多面体锥划分实现快速在线评估。面向非仿射强耦合系统, Seo 等<sup>[90]</sup> 在多时间尺度框架下融合了 EMPC、动态逆算法及高增益观测器,实现了在结构不确定与风场扰动条件下的鲁棒控制。Theunissen 等<sup>[91-92]</sup> 进一步利用对偶活性集方法,将区域近似的 EMPC 推广至分布参数系统。为缓解区域爆炸与存储瓶颈, Bayat 等<sup>[93]</sup> 提出了基于  $\delta$  算子的多分辨率 EMPC; Zeilinger 等<sup>[94]</sup> 通过构建显式在线混合框架,以分段仿射近似对活性集求解器进行预热,实现性能、存储与计算开销之间的可调折中。在显式近似计算领域, Chen 等<sup>[95]</sup> 采用反向传播网络与轻量级神经网络以极少参数量拟合万级规则,达成 MHz 级开关控制; Xiang 等<sup>[96]</sup> 结合注意力树搜索与双正向线性单元结构,降低在线计算量与内存占用量。Liu 等<sup>[97]</sup> 提出的递归 MPC 则将对显式求解器的学习转化为递归策略网络,可自适应选择预测步长以逼近最优解。在应用层面, EMPC 已在多类工程对象上得到验证:电动汽车节能跟踪控制<sup>[98]</sup>、锂电池充电<sup>[99]</sup>、

两级涡轮增压发动机<sup>[100]</sup>、磁驱柔性内窥镜<sup>[101]</sup>、永磁同步电机<sup>[102-104]</sup>、四旋翼飞行器<sup>[105]</sup>、并网储能变换系统<sup>[106]</sup>以及线控转向系统<sup>[107]</sup>等。

### 3 模型预测控制在飞行器系统中的应用

本节将系统归纳 MPC 算法框架在飞行器系统中的应用,梳理面向飞行器系统的 MPC 的算法框架。如图 8 所示, MPC 的算法框架涉及 RMPC、LMPC、SMPC 以及 EMPC,应用平台具体包括四旋翼无人机、直升机、固定翼飞行器以及高速飞行器。

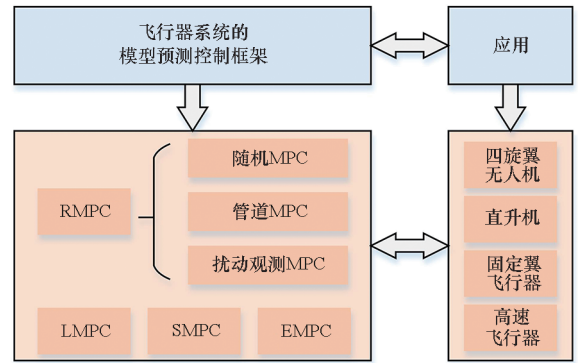


图8 MPC 在飞行器系统中的应用

Fig.8 Application of MPC in aircraft systems

#### 3.1 四旋翼无人机

四旋翼无人机姿态控制的挑战主要源于飞行器的非线性动力学、外部扰动,以及实时计算的要求。为了应对这些问题, MPC 作为一种先进的控制方法,凭借其能够进行未来状态预测和优化控制输入的优势,已广泛应用于四旋翼姿态控制中。近年来,研究者们通过不断创新和改进 MPC,不仅提升了姿态控制的精度和鲁棒性,还在复杂任务环境下,如高速飞行、避障、多机协同飞行等,取得了显著进展,见表 5。

在早期研究中, Yuan 等<sup>[108]</sup> 和 Izadi 等<sup>[109]</sup> 开发了基于反馈线性化和多模型切换的控制策略,将非线性耦合项转化为线性化映射,从而把耦合姿态动力学解耦为可求解的线性 MPC 子问题,在保证稳定性的同时显著提升了实时运算频率,奠定了 MPC 在实际系统中应用的基础。

为增强控制系统在参数摄动与随机干扰下的稳定性,鲁棒性理论被系统性地集成至 MPC 框架。这包括采用  $H_\infty$  性能指标设计串级鲁棒 MPC 以抑制气流扰动<sup>[110]</sup>,以及结合滑模控制理论与蒙特卡罗采样方法,以概率形式保证在模型失配下的性能边界<sup>[111]</sup>。与此同时,基于数据驱动的方法为模型不确定性提供了新的补偿途径<sup>[112]</sup>:利

表 5 MPC 在四旋翼无人机中的应用归纳

Tab. 5 Summary of MPC applications in quadrotors

研究方向	研究方法	优点	缺点
姿态控制	基于多个线性姿态模型的多模型 MPC	计算复杂度较低	无法完全替代非线性 MPC
扰动抑制	结合蒙特卡罗采样与滑模控制,抑制模型失配与扰动	强鲁棒性,对模型失配有较强抑制	蒙特卡罗方法计算开销大
轨迹跟踪	神经网络 MPC,使用神经网络替代气动项	提高高速段控制精度	对训练数据依赖性强,泛化能力有限
扰动建模	使用高斯过程建模气动扰动,集成至 MPC 预测模型	保证强扰动下的姿态可控性	高斯过程计算复杂,对建模依赖较强
敏捷飞行	嵌入神经网络提高实时性	提升实时计算能力	依赖硬件性能,训练过程长
编队飞行	计算姿态轨迹的安全集	提升多机协同与安全避障能力	计算复杂,约束多

用神经网络学习未建模气动力学<sup>[113]</sup>或采用高斯过程回归在线拟合扰动<sup>[114]</sup>,能够在维持预测模型简洁性的前提下显著提升高速飞行等复杂工况下的控制精度。这些方法在理论上统一了模型优化与在线学习,并通过嵌入式平台上的实时化实现<sup>[115-117]</sup>,证明了其工程可行性。

在飞行控制的安全性及执行复杂任务方面,MPC 的理论框架通过引入控制障碍函数(control barrier function, CBF)等工具得到了进一步拓展。通过将 CBF 与 MPC 优化问题结合,以约束形式严格保证了姿态控制中的状态与输入限制,实现了多机协同下的去中心化避障与安全飞行<sup>[118-121]</sup>。此外,针对着陆、跟踪等具有复杂几何与接触约束的任务,MPC 作为路径跟随控制器,其显式处理多类约束的能力得以充分发挥<sup>[122-124]</sup>。当前的理论前沿致力于通过并行计算与优化算法加速(如 GPU 加速内点法<sup>[125]</sup>、预条件共轭梯度法<sup>[126-127]</sup>),从根本上降低非线性 MPC 的求解复杂度,推动其在资源受限平台上的全面部署,从而在理论上实现最优性、鲁棒性、安全性与实时性的统一。

四旋翼姿态控制的研究已从传统的 MPC 方法逐步发展到包含鲁棒控制、数据驱动方法、机器学习以及安全控制等多种先进技术的综合应用。针对不同任务环境,如高速飞行、避障、多机协同飞行等,研究者们提出了许多创新的控制方案,以提高控制精度、增强鲁棒性并确保安全性。尤其是 RMPC 和数据驱动 MPC,凭借其强大的适应性和鲁棒性,在复杂环境中展现了优异的性能。此外,实时计算的优化方案使得 MPC 能够在资源受限的嵌入式平台上高效运

行,满足了四旋翼在动态和复杂环境下的实时控制需求。

### 3.2 直升机

直升机的姿态跟踪控制是一个具有欠驱动、强耦合及强外部干扰的典型非线性控制问题,其理论研究的核心在于如何设计具备高精度、强鲁棒性及实时计算能力的控制算法。MPC 因其处理多变量约束与进行优化前馈的天然优势,成为该领域的主流理论框架之一,代表性成果见表 6。早期研究聚焦于解决稳态跟踪中的偏差问题:Chen 等<sup>[128]</sup>通过将输入、输出与状态合并为决策变量,在可达稳态流形上进行优化,从理论上避免了因配平未知导致的稳态偏移;Ebirim 等<sup>[129]</sup>则进一步将积分作用与偏置模型纳入 MPC 框架,通过构造零稳态误差约束,从优化问题层面保证了设定点跟踪的渐近稳定性<sup>[130]</sup>。这些工作为 MPC 在直升机系统上的应用奠定了基本的稳定性与可行性理论基础。

为应对未知气流扰动与模型不确定性,鲁棒性与稳定性理论被系统地融入 MPC 设计。Li 等<sup>[131]</sup>采用事件触发机制与动态调整惩罚矩阵的策略,为飞行阶段自适应跟踪提供了稳定性论证;Di 等<sup>[132]</sup>提出了基于积分滑模的管道 MPC,其理论贡献在于通过辅助控制器构造一个鲁棒不变集,将系统轨迹严格约束于参考轨迹邻域内,从而兼顾最优性与抗扰性;Bui 等<sup>[133]</sup>则引入由滑模控制导出的 Lyapunov 函数作为 MPC 的收缩约束,从理论上保证了非线性 MPC 的迭代可行性与闭环稳定性。这些方法共同构成了针对强干扰环境的、具有严格稳定性保证的鲁棒预测控制理论体系。

表 6 MPC 在直升机中的应用归纳

Tab. 6 Summary of MPC applications in helicopters

研究方向	研究方法	优点	缺点
姿态控制	流形优化 MPC, 解决配平未知与稳态偏置问题	有效缓解传统 MPC 的不可行性和漂移问题	对模型的依赖较强, 精度要求较高
航迹生成	基于 MPC 生成航迹	精确航迹控制, 有效应对恶劣飞行环境	可能需要大量实时计算, 影响算法效率
稳定飞行	采用 Lyapunov 函数约束确保 MPC 的稳定性与可行性	非线性系统的适应性强, 能够应对复杂的动态环境	Lyapunov 函数构造增加了设计难度
着舰控制	设计可变预测域及终端约束框架	可变预测域能够根据飞行任务和环境变化灵活调整	计算复杂度较高, 可能增加实时计算的负担
模型切换	解决扰动补偿下的模型切换问题	自适应性强, 能够应对复杂的环境变化	模型切换的过程可能引入不稳定因素, 影响控制精度
在线实时性	通过 B 样条参数化方法减少计算复杂度, 提升实时性	降低了计算复杂度, 能够在实时控制中高效运行	参数化过程可能导致精度损失

面向着舰、平稳降落等具有复杂时变约束的高动态任务, MPC 的理论框架在任务适应性及计算可行性方面持续深化。Ngo 等<sup>[134]</sup>通过设计可变预测域与终端约束框架, 在分层控制结构中从理论上保证了任务全程的可行性与安全裕度。在计算实时性方面, 理论进展体现为对优化问题本身的高效参数化与近似: Rohal'-Ilkiv 等<sup>[135]</sup>采用 B 样条基函数对连续时间 MPC 进行有限维参数化, 显著降低了在线求解复杂度; Dutta 等<sup>[136]</sup>则通过设计自适应 EMPC, 在存在扰动补偿与模型切换的情况下, 严格证明了算法的迭代可行性与闭环稳定性。这些理论研究共同推动了 MPC 从一种优化控制方法, 向能够应用于直升机高动态、强约束复杂飞行任务的实时可靠控制系统的演进。

基于 MPC 的控制方案, 通过对飞行系统的精确建模和对未来行为的优化预测, 能够有效应对直升机在复杂环境中的姿态跟踪问题。在面对外部扰动和系统不确定性时, RMPC 和 Lyapunov 约束方法能够确保系统的稳定性和跟踪精度。此外, 针对复杂飞行任务, 如平稳降落、着舰、避障等, 研究者们提出了不同的改进方案, 使得直升机能够在动态变化的环境中执行高精度任务。

### 3.3 固定翼飞行器

固定翼飞行器的姿态控制面临着大角度机动、输入饱和及强非线性约束等挑战, 传统线性控制在应对这些复杂工况时存在理论局限性。MPC 通过其显式处理约束与多步优化的理论框架, 为

此提供了系统的解决方案, 其核心理论发展集中于非线性系统的稳定性、鲁棒性保障以及实时计算实现, 代表性成果见表 7。早期研究致力于解决非线性 MPC 在大角度偏离配平点时的数值可行性与稳定性问题, 如 Reinhardt 等<sup>[137]</sup>通过将姿态目标设定于输出子空间以构造具有唯一极小值的二次型代价, 从优化问题本身提升了算法的数值鲁棒性。针对模型不确定性及持续外部扰动(如结冰导致的空气动力变化), 理论上的进展体现在干扰观测器与约束收紧、终端集的结合, 在保证迭代可行性的前提下, 严格提升了系统的鲁棒性<sup>[138]</sup>。

在复杂任务环境(如避障、强风扰)下, MPC 的理论框架通过与现代鲁棒控制及安全控制工具深度集成而得到扩展。为同时保证路径跟踪的稳定性与避障的安全性, Guevara 等<sup>[139]</sup>将控制 Lyapunov 函数(control Lyapunov function, CLF)与 CBF 以约束形式集成至 MPC 优化问题, 从理论上统一了渐进稳定性与安全性的保证。此外, 面对复杂气流环境, Gryte 等<sup>[140-141]</sup>通过将包含相对速度、攻角等关键变量的高保真风场模型嵌入非线性 MPC 预测模型, 在理论上实现了对空气动力约束的显式管理与抗扰能力的本质提升。

为确保理论算法在资源有限平台上的部署可行性, 计算复杂度成为 MPC 理论研究的关键维度。研究者们从优化问题的结构与求解算法层面进行创新: Reinhardt 等<sup>[142]</sup>通过在执行器层面直接设计 MPC 并利用系统动力学进行结构化分解,

表 7 MPC 在固定翼飞行器中的应用归纳

Tab. 7 Summary of MPC applications in fixed-wing aircraft

研究方向	研究方法	优点	缺点
机翼结冰	干扰观测器 MPC, 基于干扰观测器, 补偿机翼结冰	适应干扰, 增强鲁棒性	增加计算复杂度, 扰动估计可能不够精确
路径跟踪与避障	障碍函数 MPC, 优化路径跟踪与避障	实现复杂环境中的稳定路径跟随与障碍物避让	增加了约束计算负担, 实时计算可能受限
复杂气流下的姿态跟踪	针对风场建模, 优化姿态控制	提高在复杂气流环境中的控制性能	模型精度要求高, 气流预测误差可能影响结果
在线实时性	执行器层面 MPC, 结构化分解优化求解负担	提高计算效率, 适应实时路径跟踪需求	高频更新时仍有计算瓶颈, 复杂约束下计算可能受限
机动控制	离散轨迹管道与并行计算, 保证高频机动与鲁棒性	提升鲁棒性与控制频率, 适应复杂扰动环境	离散化与并行计算可能导致控制精度损失

显著降低了在线优化的决策变量维度与计算负担; Wang 等<sup>[143]</sup>则提出了一种基于离散轨迹管道的快速 RMPC 框架, 通过并行化求解技术兼顾了有界扰动下的鲁棒性保证与高控制频率的实时性要求。这些工作共同推动了非线性 MPC 从一种理论上的最优控制方法, 向能够应用于固定翼飞行器大动态、强约束、强干扰飞行场景的实时可靠控制系统的演进。

综上, 非线性 MPC 通过引入风场模型、干扰观测器、Lyapunov 稳定性约束等技术, 增强了飞行器在非线性和外部干扰环境下的鲁棒性和适应性。同时, 为了提高计算效率, 研究者们通过优化计算方法、引入结构化分解和并行计算等策略, 进一步提升了 MPC 在实时控制中的应用性。

### 3.4 高速飞行器

高速飞行器的姿态与轨迹控制面临强非线性、多物理场耦合及严苛状态约束的复杂控制问题, 其理论挑战核心在于如何在有限计算时间内协调鲁棒性、最优性与实时性。MPC 凭借其显式处理约束与滚动优化的框架, 成为应对该问题的重要理论途径, 代表性成果见表 8。在姿态控制层面, 理论研究聚焦于约束管理、鲁棒增强与实时求解: 殷舒楠等<sup>[144]</sup>通过将过程约束与增量惩罚嵌入优化问题, 并结合轨迹误差热启动, 从算法层面保证了指令平滑与约束满足; 针对执行器故障等结构化不确定性, 米涵芄等<sup>[145]</sup>采用管道 MPC 方法, 并利用 LMI 构造比例缩放不变集, 在理论上实现了容错控制中性能与保守性的权衡; 为进一步协调控制结构, 谭天乐等<sup>[146]</sup>将反步法与 MPC 结合, 前者提供可实现的姿态指令, 后者在线补偿模型误差, 形成了分层控制的稳定性理论框架。

性、多物理场耦合及严苛状态约束的复杂控制问题, 其理论挑战核心在于如何在有限计算时间内协调鲁棒性、最优性与实时性。MPC 凭借其显式处理约束与滚动优化的框架, 成为应对该问题的重要理论途径, 代表性成果见表 8。在姿态控制层面, 理论研究聚焦于约束管理、鲁棒增强与实时求解: 殷舒楠等<sup>[144]</sup>通过将过程约束与增量惩罚嵌入优化问题, 并结合轨迹误差热启动, 从算法层面保证了指令平滑与约束满足; 针对执行器故障等结构化不确定性, 米涵芄等<sup>[145]</sup>采用管道 MPC 方法, 并利用 LMI 构造比例缩放不变集, 在理论上实现了容错控制中性能与保守性的权衡; 为进一步协调控制结构, 谭天乐等<sup>[146]</sup>将反步法与 MPC 结合, 前者提供可实现的姿态指令, 后者在线补偿模型误差, 形成了分层控制的稳定性理论框架。

表 8 MPC 在高速飞行器中的应用归纳

Tab. 8 Summary of MPC applications in high-speed aircraft

研究方向	研究方法	优点	缺点
姿态控制优化	嵌入约束与惩罚项, 优化控制输入	有效解决饱和问题, 并保持平滑控制	高动态任务中可能面临计算资源不足问题
容错与鲁棒控制	结合管道 MPC 与鲁棒反馈控制律, 增强容错能力	提升姿态系统的鲁棒性和故障容忍能力	LMI 约束带来计算复杂度增加
内外环协调姿态跟踪	结合反步法与 MPC, 优化姿态内外环协调	提升高精度姿态跟踪性能	增加系统复杂性, 可能对高频任务产生影响
实时性优化	序列二次规划与并行计算加速 MPC 求解	提高实时性和在线求解速度	离散化和松弛约束可能导致控制精度损失
轨迹规划与优化	采用信赖域和终端约束松弛提升收敛性	提升轨迹优化的鲁棒性	在高维复杂任务中可能面临优化精度问题
多机协同与多约束优化	多机协同轨迹的优化与分段最优设计	提升多机协同任务的执行效率	多机协同下计算负担较大, 约束条件优化困难

为适应高速飞行中的时变动力学与实时性要求, MPC 的理论发展进一步与自适应学习及高效计算融合。葛健豪等<sup>[147]</sup>利用近端策略优化实现 MPC 参数在线自适应调整,在保证精度的同时降低计算开销;孙启超等<sup>[148]</sup>通过序列二次规划与块压缩并行化,结合长时域分解与联合热启动策略,显著提升了非线性 MPC 的求解速度,满足了再入段等高动态过程的实时性需求。在模型不确定性处理方面,何涛等<sup>[149]</sup>借助 Koopman 算子与自编码器获取线性标称模型,以数据驱动方式增强跟踪鲁棒性;李硕等<sup>[150]</sup>则将固定时间收敛理论与 MPC 结合,从理论上保证气动摄动下姿态系统的收敛时间上界。

在轨迹规划领域, MPC 的理论进展体现为对非凸、高维优化问题的可解性与鲁棒性保证。针对无动力滑翔与再入段轨迹规划,方正等<sup>[151-152]</sup>通过离散化、凸化及信赖域方法,并引入终端约束松弛,从优化理论层面保证了问题的在线可解性与鲁棒收敛性。王吉瑞等<sup>[153]</sup>采用序列凸优化获得满足终端约束的节能弹道,并通过线性控制器跟踪,实现了规划与跟踪的解耦设计。为克服初值敏感性与局部最优难题,张笑妍等<sup>[154-155]</sup>提出了全局启发与局部伪谱的混合框架,上层利用利希滕贝格图进行自适应分段搜索以生成高质量初值,下层采用自适应伪谱法进行邻域精化,在理论上兼顾了全局探索与局部优化效率。面向多机协同与多约束任务,张远龙等<sup>[156]</sup>通过构造多阶段模型与终端构形约束,实现了协同轨迹的分段最优设计;黄迅等<sup>[157]</sup>进一步引入自适应伪谱策略处理油量、动压与控制饱和等工程约束,保证了爬升过程的稳定性与可控性;严苏豫等<sup>[158]</sup>则对时间与燃料的权衡进行了理论优化。此外,为强化跟踪环的扰动抑制能力,唐伟强等<sup>[159]</sup>将改进扩张状态观测器与预测函数控制结合,通过扰动估计校正模型并以小波基参数化控制量,完成了约束下的高精度高度跟踪。这些理论研究共同推动了 MPC 从离线优化工具向能够适应高速飞行器严苛动态与实时要求的一体化控制与规划系统的演进。

## 4 总结与展望

MPC 及其在飞行器系统中的应用一直是一个研究的热点问题。随着新型飞行器的不断研发,围绕飞行器系统的 MPC 研究热度将持续不减,必将催生更多的研究课题。当前,面向低速飞行器的 MPC 已经相对成熟,然而,适用于高速飞

行器的 MPC 仍有待进一步研究和发展。高速飞行器是一类典型的耦合混杂系统,其飞行工况横跨亚声速至超声速。高速飞行器必须在高马赫数范围内跨多个飞行阶段并实现平稳过渡,如助推、加速、巡航、再入等。面向不同的飞行任务以及多个阶段,发动机存在多个推力模式,整个飞行任务过程中不可避免地会发生离散的工作模式切换;高速飞行器跨越马赫数飞行时气动环境剧烈变化,气动特性与发动机推力之间相互交织影响,气动、推进耦合效应同样不可忽视。

在高速飞行过程中,飞行器的控制任务需要更加精细的轨迹跟踪与姿态控制,这要求 MPC 算法在保证精度的同时,具备快速收敛和实时优化的能力,现有方法通常在以下方面仍显不足。

1) 多物理场耦合与高效建模。为了克服气动、推进耦合和多物理场耦合带来的挑战,未来的 MPC 方法需要在气动模型、推进系统与飞行器动力学模型之间实现更加精确的耦合。数据驱动方法可以为 MPC 提供更高效率的近似模型,帮助在复杂的飞行环境中快速计算控制策略。

2) SMPC 与多阶段任务规划。针对多飞行模式切换的问题,未来的 MPC 方法应当采用 SMPC 结构,能够有效地处理飞行器在各个飞行阶段之间的模式切换。这种算法需要实现平滑过渡,同时保证在切换过程中飞行器状态不违反约束。

3) RMPC 与不确定性处理。由于高速飞行器面临多种外部扰动和系统不确定性,未来的 MPC 算法需要强化对不确定性和扰动的鲁棒性。不变集理论和 Lyapunov 稳定性理论的结合将进一步加强飞行器的稳定性保证,使其即使在复杂外部扰动和不确定性下,也能保持稳定运行。

4) 计算效率与实时优化。在计算效率和实时性方面,未来的 MPC 方法应当探索 GPU 加速和并行计算的应用,进一步提高在线优化的速度。同时,借助 EMPC 和快速优化算法,可以将传统的 MPC 优化问题简化为更易计算的形式,从而减少每次优化求解的时间。在多阶段飞行任务中,采用分段优化或多阶段离线计算方案,可以显著减少实时计算负担,提高控制系统的响应速度。

5) 数据驱动与自适应 MPC。随着飞行器技术和控制系统的不断发展,越来越多的数据驱动方法进入 MPC 研究领域。通过神经网络、深度学习、强化学习等技术, MPC 能够更好地应对高维复杂问题,实现动态优化和自适应调参。例如,利用飞行数据训练的神经网络替代传统的物理模型,能够在复杂环境中实现高精度预测,并提高模

型的泛化能力。这种基于数据驱动的 MPC 方法,能够进一步降低建模复杂度和计算资源消耗,并且增强对动态扰动和系统不确定性的适应能力。

面向高速飞行器的控制问题,当前 MPC 理论与实际控制问题之间仍存在显著差距,因此,统一的模型预测控制框架亟待突破,RMPC、LMPC、SMPC 以及 EMPC 等多种算法需要进一步深度融合,并要提出创新性解决方案来填补理想性能目标与实际可实现范围之间的鸿沟。针对高速飞行器跨、超声速飞行过程中的控制问题展开研究,如何构建在跨、超声速工况下的多物理场耦合模型;如何设计性能保证型控制策略,以可计算形式确保飞行器始终处于可操作安全域,保持稳定运行;如何实现高速飞行器在不同飞行模式下的安全切换,给出切换稳定的充分条件,保证切换过程的递归可行与稳定收敛,是后续有待进一步研究的关键科学问题。

## 参考文献 (References)

- [1] 吴希明, 吕乐丰, 张广林. 民用高速旋翼飞行器发展战略分析及关键技术展望[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(5): 827-835.  
WU X M, LYU L F, ZHANG G L. Development strategy analysis and key technology prospect of civil high-speed rotorcraft[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2022, 54(5): 827-835. (in Chinese)
- [2] 邓景辉. 高速直升机关键技术与发展[J]. 航空学报, 2024, 45(9): 529085.  
DENG J H. Key technologies and development for high-speed helicopters[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(9): 529085. (in Chinese)
- [3] 刘晓波, 武凤莺, 李文佳, 等. 国外高速飞行器及两大关键技术发展动向研究[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2025, 38(4): 92-100.  
LIU X B, WU F Y, LI W J, et al. Development trend of overseas high speed flight vehicles and two key techniques[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2025, 38(4): 92-100. (in Chinese)
- [4] DISSANAYAKA D, WANASINGHE T R, DE SILVA O, et al. Review of navigation methods for UAV-based parcel delivery[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2024, 21(1): 1068-1082.
- [5] SERAFINI J, CREMASCHINI M, BERNARDINI G, et al. Conceptual all-electric retrofit of helicopters: review, technological outlook, and a sample design[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2019, 5(3): 782-794.
- [6] ZHANG F, DUAN G R. Coupled dynamics and integrated control for position and attitude motions of spacecraft: a survey[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(12): 2187-2208.
- [7] ZHAO J, CHEN M. Dynamic event-triggered robust feedback model predictive tracking control of air-breathing hypersonic vehicle based on disturbance preview[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 3291-3305.
- [8] BERBERICH J, KÖHLER J, MÜLLER M A, et al. Data-driven model predictive control with stability and robustness guarantees[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2021, 66(4): 1702-1717.
- [9] FALCONI L, MARTINELLI A, LYGEROS J. Data-driven optimal control via linear programming: boundedness guarantees[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2025, 70(3): 1683-1697.
- [10] ADEOYE A D, BEMPORAD A. An inexact sequential quadratic programming method for learning and control of recurrent neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(2): 2762-2776.
- [11] GONG Z Y, YANG F S, LIU C, et al. Distributed dynamic event-triggered control for multiagent systems under FDI attack via ESN-based adaptive dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2025, 55(8): 3663-3674.
- [12] LAI J, XIONG J L, KANG Y. Value iteration for stochastic LQR with convergence guarantees[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2025, 36(6): 11640-11649.
- [13] YI S J, LUO J L. Heuristic scheduling for robotic job shops using Petri nets and artificial potential fields[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2025, 22: 7556-7568.
- [14] DONG R N, LIU S, LIANG G, et al. Output control method of microgrid VSI control network based on dynamic matrix control algorithm[J]. IEEE Access, 2019, 7: 158459-158480.
- [15] CORDERO R, ESTRABIS T, BATISTA E A, et al. Ramp-tracking generalized predictive control system-based on second-order difference[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2021, 68(4): 1283-1287.
- [16] 何德峰, 韩平, 王青松. 有界扰动下约束非线性系统鲁棒经济模型预测控制[J]. 自动化学报, 2022, 48(2): 572-581.  
HE D F, HAN P, WANG Q S. Robust economic MPC of constrained nonlinear systems with bounded disturbances[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(2): 572-581. (in Chinese)
- [17] 李苑. 保性能模型预测控制理论及其在姿态控制系统中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2025.  
LI Y. Performance-guaranteed model predictive control theory and its application in attitude control systems[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2025. (in Chinese)
- [18] JI D X, REN J, LIU C X, et al. Stabilizing terminal constraint-free nonlinear MPC via sliding mode-based terminal cost[J]. Automatica, 2021, 134: 109898.
- [19] 马乐乐, 刘向杰, 高福荣. 迭代学习模型预测控制研究现状与挑战[J]. 自动化学报, 2022, 48(6): 1385-1401.  
MA L L, LIU X J, GAO F R. Status and challenges of iterative learning model predictive control[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(6): 1385-1401. (in Chinese)
- [20] 陈虹, 刘志远, 解小华. 非线性模型预测控制的现状与问题[J]. 控制与决策, 2001, 16(4): 385-391.  
CHEN H, LIU Z Y, XIE X H. Nonlinear model predictive

- control; the state and open problems [J]. *Control and Decision*, 2001, 16(4): 385–391. (in Chinese)
- [21] ZHANG J Y, TANG W T, WU Y H, et al. Robust output feedback MPC for constrained linear systems based on zonotopic Kalman filter [J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2025, 9: 1490–1495.
- [22] GUO N Y, LIU J, LI J Q, et al. Handling-stability control for distributed drive electric vehicles via Lyapunov-based nonlinear MPC algorithm [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(2): 6615–6628.
- [23] CHEN J C, ZHANG H. Self-triggered stochastic MPC with adaptive prediction horizon for cloud-based connected vehicles subject to chance constraints [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(8): 11682–11697.
- [24] XU J, LOU Y J, DE SCHUTTER B, et al. Error-free approximation of explicit linear MPC through lattice piecewise affine expression [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, 70(3): 1745–1760.
- [25] LIU Z T, LIN W Y, YU X H, et al. Approximation-free robust synchronization control for dual-linear-motors-driven systems with uncertainties and disturbances [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(10): 10500–10509.
- [26] PRADO Á J, TORRES-TORRITI M, YUZ J, et al. Tube-based nonlinear model predictive control for autonomous skid-steer mobile robots with tire-terrain interactions [J]. *Control Engineering Practice*, 2020, 101: 104451.
- [27] LIU C X, LI H P, GAO J, et al. Robust self-triggered min-max model predictive control for discrete-time nonlinear systems [J]. *Automatica*, 2018, 89: 333–339.
- [28] MESBAH A. Stochastic model predictive control with active uncertainty learning; a survey on dual control [J]. *Annual Reviews in Control*, 2018, 45: 107–117.
- [29] GHASEMI M S, AFZALIAN A A. Robust tube-based MPC of constrained piecewise affine systems with bounded additive disturbances [J]. *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, 2017, 26: 86–100.
- [30] SOMAN S, ZANON M, BEMPORAD A. Learning-based stochastic model predictive control for autonomous driving at uncontrolled intersections [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025, 26(2): 1538–1546.
- [31] YANG W L, FANG H J, XU D Z, et al. A stochastic model predictive control-based energy management approach for microgrids with electric vehicles [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(1): 3137–3145.
- [32] KIM J S, QUAN Y S, CHUNG C C, et al. K-SMPC: Koopman operator-based stochastic model predictive control for enhanced lateral control of autonomous vehicles [J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 13944–13958.
- [33] GU C X, WANG X L, LI K, et al. Enhanced tube-based event-triggered stochastic model predictive control with additive uncertainties [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2025, 12(3): 596–605.
- [34] SOLEYMANI M, RAHMANI M, BIGDELI N. Robust tube-based reference tracking nonlinear model predictive control for wind turbines [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, 22: 2854–2866.
- [35] CHEN X, JIANG R, ZHAO W Z, et al. Tube-based cooperative robust control for distributed drive electric vehicles suffering actuator faults [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(1): 3502–3513.
- [36] DAI L, YU Y T, ZHAI D H, et al. Robust model predictive tracking control for robot manipulators with disturbances [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(5): 4288–4297.
- [37] NIU S X, LUO Y X, FU W N, et al. Robust model predictive control for a three-phase PMSM motor with improved control precision [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(1): 838–849.
- [38] SINNER M, PETROVIĆ V, LANGIDIS A, et al. Experimental testing of a preview-enabled model predictive controller for blade pitch control of wind turbines [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2022, 30(2): 583–597.
- [39] WEI X W, WANG H L, LUO A, et al. Robust multilayer model predictive control for a cascaded full-bridge NPC class-D amplifier with low complexity [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(4): 3390–3401.
- [40] LIU W, CHEN M, SHI P. Fixed-time disturbance observer-based control for quadcopter suspension transportation system [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2022, 69(11): 4632–4642.
- [41] WANG B H, CHEN W S, ZHANG B, et al. A nonlinear observer-based approach to robust cooperative tracking for heterogeneous spacecraft attitude control and formation applications [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(1): 400–407.
- [42] LANG X Y, YANG T, BAI G, et al. Active disturbance rejection control of DC-bus voltages within a high-speed aircraft electric starter/generator system [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022, 8(4): 4229–4241.
- [43] DAI L, LU Y C, XIE H H, et al. Robust tracking model predictive control with quadratic robustness constraint for mobile robots with incremental input constraints [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(10): 9789–9799.
- [44] YUAN L, MEI J W, XU A F, et al. Model-free predictive control with super-twisting observer of single-phase neutral-clamped H-bridge cascade inverters with fixed switching frequency [J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2025, 13(2): 2410–2421.
- [45] ZHU Z G, ZHANG G T, LI Y Y, et al. Observer-based state feedback model predictive control framework for legged robots [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2025, 30(2): 1096–1106.
- [46] SUN X D, LIN X W, HAN S Y, et al. An improved continuous-control-set model predictive control for dual three-phase PMSMs based on extended state observer [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2025, 72(4): 3449–3459.
- [47] SHEN C, SHI Y, BUCKHAM B. Trajectory tracking control of an autonomous underwater vehicle using Lyapunov-based model predictive control [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5796–5805.
- [48] JIA Z H, ZHANG K W, SHI Y, et al. Safety-preserving Lyapunov-based model predictive rendezvous control for heterogeneous marine vehicles subject to external disturbances [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024,

- 54(9): 5244–5256.
- [49] CHEN L Y, QIU Q Q, LI M X, et al. A stability-guaranteed model predictive control for autonomous surface vessel trajectory tracking based on Lyapunov theory [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(3): 7885–7896.
- [50] XU P L, QIN H D, XUE Y F, et al. Robust Lyapunov model predictive path tracking control for autonomous electric sailboats based on disturbance predictor [J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2025, 11(4): 9838–9850.
- [51] WEI H L, SHEN C, SHI Y. Distributed Lyapunov-based model predictive formation tracking control for autonomous underwater vehicles subject to disturbances [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(8): 5198–5208.
- [52] SU Y X, SHI Y, SUN C Y. Distributed model predictive control for tracking consensus of linear multiagent systems with additive disturbances and time-varying communication delays[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(7): 3813–3823.
- [53] FARBOOD M, SHASADEGHI M, NIKNAM T, et al. Fuzzy Lyapunov-based model predictive sliding-mode control of nonlinear systems: an ellipsoid recursive feasibility approach[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, 30(6): 1929–1938.
- [54] WU Z, ALBALAWI F, ZHANG Z H, et al. Control Lyapunov-barrier function-based model predictive control of nonlinear systems [C]//*Proceedings of 2018 Annual American Control Conference (ACC)*, 2018: 5920–5926.
- [55] DURAND H, AMES A D. A control barrier function perspective on Lyapunov-based economic model predictive control [C]//*Proceedings of 2022 American Control Conference (ACC)*, 2022: 2823–2828.
- [56] FAIZAN BANGI M S, SANG-IL KWON J. Control Lyapunov-barrier function-based predictive control using a deep hybrid model with guarantees on domain of applicability [C]//*Proceedings of 2023 American Control Conference (ACC)*, 2023: 1819–1824.
- [57] PAN Y J, CHEN Y, LIU Y Z, et al. Pareto multiobjective Lyapunov-based economic model-predictive control for nonlinear time-delayed system [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2023, 53(1): 142–151.
- [58] GULBUDAK O, GOKDAG M, KOMURCUGIL H. Model predictive control strategy for induction motor drive using Lyapunov stability objective [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(12): 12119–12128.
- [59] KASHYAP N, NARIMANI M, BAUMAN J. Modified Lyapunov-based model predictive direct power control of an AC-DC converter with power ripple reduction [C]//*Proceedings of 2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2019: 926–931.
- [60] TRABELSI M, MAKHAMREH H, ALQUENNAH A N, et al. Lyapunov-based model predictive control for stable operation of a 9-level crossover switches cell inverter in grid connection mode [C]//*Proceedings of 49th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2023: 1–6.
- [61] MAKHAMREH H, SLEIMAN M, KÜKRER O, et al. Lyapunov-based model predictive control of a PUC7 grid-connected multilevel inverter [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(9): 7012–7021.
- [62] LIU X, QIU L, WU W J, et al. Lyapunov-based fast finite-state model predictive control for sensorless three-phase four-arm MMC[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2023, 11(3): 2930–2941.
- [63] MAKHAMREH H, TRABELSI M, KÜKRER O, et al. A Lyapunov-based model predictive control design with reduced sensors for a PUC7 rectifier [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(2): 1139–1147.
- [64] CAO Y C, LI T S, HAO L Y. Lyapunov-based model predictive control for shipboard boom cranes under input saturation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2023, 20(3): 2011–2021.
- [65] LIU J, GAO J, YAN W S. Lyapunov-based model predictive visual servo control of an underwater vehicle-manipulator system[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2025, 10(4): 2414–2426.
- [66] HE L, HUANG C R, XU Z A, et al. A model-tuned predictive backstepping control approach for angle following of steer-by-wire [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(7): 8053–8062.
- [67] ZHANG Y K, CHEN J C, WEI H L, et al. Data-driven Lyapunov-based model predictive control for improved trajectory tracking in multi-wheel-independent-drive electric vehicle [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(12): 18803–18818.
- [68] WANG Z M, LIU K Z, CHENG X L, et al. Online data-driven model predictive control for switched linear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, 70(9): 6222–6229.
- [69] WANG Z M, LIU K Z, WEN S X, et al. Data-driven switched model predictive control without terminal ingredients[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(3): 4247–4260.
- [70] ZHAO G L, YANG S D. Self-triggered model predictive control for linear systems with switched cost functions[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 67726–67733.
- [71] ZHUANG S L, GAO H J, SHI Y. Model predictive control of switched linear systems with persistent dwell-time constraints: recursive feasibility and stability[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2023, 68(12): 7887–7894.
- [72] TAN T Y, ZHUANG S L, SHI Y. Robust model predictive control for asynchronously switched linear systems with intermittent controller failures [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, 70(1): 97–110.
- [73] YOU W W, XIE X P, WANG H, et al. Relaxed model predictive control of T-S fuzzy systems via a new switching-type homogeneous polynomial technique [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2024, 32(8): 4583–4594.
- [74] PENG D X, YANG H, JIANG B. Robust switching time optimization for networked switched systems via model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(8): 10961–10972.
- [75] MA L L, LIU X J, GAO F R, et al. Event-based switching iterative learning model predictive control for batch processes with randomly varying trial lengths[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, 53(12): 7881–7894.
- [76] DONG T X, QI Y W, GUO S T. Efficient self-learning tracking control for switched systems: a triggered-learning

- model predictive control method[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2025, 72(5): 748–752.
- [77] KARAMANAKOS P, NAHALPARVARI M, GEYER T. Fixed switching frequency direct model predictive control with continuous and discontinuous modulation for grid-tied converters with LCL filters[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2021, 29(4): 1503–1518.
- [78] HAN G Q, ZHANG L, WANG Y G, et al. Variable switching point model-free predictive current control strategy for SRM[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2025, 72(5): 4470–4480.
- [79] FANG G L, YE J, XIAO D X, et al. Computational-efficient model predictive torque control for switched reluctance machines with linear-model-based equivalent transformations[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(6): 5465–5477.
- [80] WANG Q, YU H T, LI C, et al. A low-complexity optimal switching time-modulated model-predictive control for PMSM with three-level NPC converter[J]. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2020, 6(3): 1188–1198.
- [81] GUO X, LI W P, PAN Y. A switching predictive control method of three phase VSCs based on switching affine model[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 30273–30281.
- [82] YANG Q F, KARAMANAKOS P, LIEGMANN E, et al. A fixed switching frequency direct model predictive control for neutral-point-clamped three-level inverters with induction machines[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(11): 13703–13716.
- [83] YANG Y, PAN J Y, WEN H Q, et al. Computationally efficient model predictive control with fixed switching frequency of five-level ANPC converters[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(12): 11903–11914.
- [84] AGUIRRE M, VAZQUEZ S, ALCAIDE A M, et al. Period control approach finite control set model predictive control switching phase control for interleaved DC/DC converters[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, 71(8): 8304–8312.
- [85] INCREMONA G P, POLTERAUER P. Design of a switching nonlinear MPC for emission aware ecodriving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 469–480.
- [86] INCREMONA G P, LA BELLA A, COLANERI P. Switching nonlinear model predictive control of collaborative railway vehicles in catenary grids[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2023, 31(5): 2107–2118.
- [87] GAVGANI B M, FARNAM A, DE KOONING J D M, et al. Efficiency enhancements of wind energy conversion systems using soft switching multiple model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2022, 37(2): 1187–1199.
- [88] JOHANSEN T A, GRANCHAROVA A. Approximate explicit constrained linear model predictive control via orthogonal search tree[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48(5): 810–815.
- [89] GAO Y, CHONG K T. The explicit constrained min-max model predictive control of a discrete-time linear system with uncertain disturbances[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2012, 57(9): 2373–2378.
- [90] SEO J, LEE S, LEE J, et al. Nonaffine helicopter control design and implementation based on a robust explicit nonlinear model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2022, 30(2): 811–818.
- [91] THEUNISSEN J, SORNIOTTI A, GRUBER P, et al. Regionless explicit model predictive control of active suspension systems with preview[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(6): 4877–4888.
- [92] KURULA M, HUMALOJA J P, DUBLJEVIC S. Region-free explicit model-predictive control for linear systems on Hilbert spaces[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2025, 70(1): 518–525.
- [93] BAYAT F, JOHANSEN T A. Multi-resolution explicit model predictive control: delta-model formulation and approximation[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2013, 58(11): 2979–2984.
- [94] ZEILINGER M N, JONES C N, MORARI M. Real-time suboptimal model predictive control using a combination of explicit MPC and online optimization[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2011, 56(7): 1524–1534.
- [95] CHEN J, CHEN Y, TONG L P, et al. A backpropagation neural network-based explicit model predictive control for DC-DC converters with high switching frequency[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2020, 8(3): 2124–2142.
- [96] XIANG Y X, CHUNG H S H, LIN H J. Light implementation scheme of ANN-based explicit model-predictive control for DC-DC power converters[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(3): 4065–4078.
- [97] LIU Z Y, DUAN J L, WANG W X, et al. Recurrent model predictive control: learning an explicit recurrent controller for nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 69(10): 10437–10446.
- [98] ZHANG S W, LUO Y G, LI K Q, et al. Real-time energy-efficient control for fully electric vehicles based on an explicit model predictive control method[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(6): 4693–4701.
- [99] TIAN N, FANG H Z, WANG Y B. Real-time optimal lithium-ion battery charging based on explicit model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(2): 1318–1330.
- [100] EMEKLI M E, AKSUN GÜVENÇ B. Explicit MIMO model predictive boost pressure control of a two-stage turbocharged diesel engine[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(2): 521–534.
- [101] SCAGLIONI B, PREVITERA L, MARTIN J, et al. Explicit model predictive control of a magnetic flexible endoscope[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2019, 4(2): 716–723.
- [102] WANG H, SU J Y, YANG G J. Line-constrained-based explicit model predictive current control for IPMSMs drives[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2023, 38(8): 10093–10103.
- [103] ZHAO M Y, CAO Y F, LI C, et al. Expanded limit boundary explicit model predictive direct speed control for PMSMs[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2024, 39(5): 6089–6101.
- [104] SHI T N, LIN S Y, CAO Y F, et al. A two-degree-of-freedom explicit model predictive noncascaded direct speed

- control for SPMSM drives [ J ]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(1): 510–520.
- [105] ZHAO M Y, LIN S Y, CAO Y F, et al. Explicit model predictive cascade-free direct force and torque control of quadrotors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(4): 3441–3451.
- [106] ZHANG M M, LIU C, LI M. Active explicit model predictive current control of power conversion system in grid-connected BESS [ J ]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2025, 40(3): 1856–1869.
- [107] LIU Y C, WANG X Y, ZHANG G W, et al. Road sense construction for steer-by-wire system: data-driven feedback torque design and friction compensated explicit model predictive control[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(4): 9918–9930.
- [108] YUAN X Y, XU J F, LI S W. Design and simulation verification of model predictive attitude control based on feedback linearization for quadrotor UAV [ J ]. Applied Sciences, 2025, 15(9): 5218.
- [109] IZADI M, SHAYAN Z, FAIEGHI R. Multi-model predictive attitude control of quadrotors[C]//Proceedings of 2024 IEEE 20th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), 2024: 3830–3835.
- [110] HUI N M, GUO Y Q, HAN X W, et al. Robust H-infinity dual cascade MPC-based attitude control study of a quadcopter UAV[J]. Actuators, 2024, 13(10): 392.
- [111] MASUDA K, UCHIYAMA K. Attitude control system for quadrotor using robust Monte Carlo model predictive control[J]. Actuators, 2024, 13(11): 443.
- [112] SENOUSI M A, PUIG V, BOUMEHRAZ M. Quadrotor control using a multilayer MPC-MHE scheme based on LPV and feedback linearization approaches [ C ]//Proceedings of 2024 10th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), 2024: 2066–2071.
- [113] JIANG B L, LI B Y, ZHOU W F, et al. Neural network based model predictive control for a quadrotor UAV [ J ]. Aerospace, 2022, 9(8): 460.
- [114] TORRENTE G, KAUFMANN E, FÖHN P, et al. Data-driven MPC for quadrotors [ J ]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 3769–3776.
- [115] SALZMANN T, KAUFMANN E, ARRIZABALAGA J, et al. Real-time neural MPC: deep learning model predictive control for quadrotors and agile robotic platforms[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(4): 2397–2404.
- [116] CHOO W, KAYACAN E. Computationally efficient data-driven MPC for agile quadrotor flight [ C ]//Proceedings of 2023 American Control Conference (ACC), 2023: 2627–2632.
- [117] KAPNOPOULOS A, ALEXANDRIDIS A. A cooperative particle swarm optimization approach for tuning an MPC-based quadrotor trajectory tracking scheme[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 127: 107725.
- [118] SHAYAN Z, IZADI M, SCOGNAMIGLIO V, et al. Exponential control barrier function and model predictive control for jerk-level reactive motion planning of quadrotors[J]. Control Engineering Practice, 2025, 164: 106489.
- [119] GOARIN M, LI G R, SAVIOLO A, et al. Decentralized nonlinear model predictive control for safe collision avoidance in quadrotor teams with limited detection range [ C ]//Proceedings of 2025 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2025: 5387–5393.
- [120] HARMS M, JACQUET M, ALEXIS K. Safe quadrotor navigation using composite control barrier functions [ EB/OL]. (2025–02–06) [2025–10–01]. <https://arxiv.org/abs/2502.04101>.
- [121] MISYATS N, HARMS M, NISSOV M, et al. Embedded safe reactive navigation for multirotors systems using control barrier functions [ C ]//Proceedings of 2025 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2025: 697–704.
- [122] PROCHÁZKA O, NOVÁK F, BÁČA T, et al. Model predictive control-based trajectory generation for agile landing of unmanned aerial vehicle on a moving boat [ J ]. Ocean Engineering, 2024, 313: 119164.
- [123] ZHU B T, ZHANG B J, GE Q B. A nonlinear model predictive control based control method to quadrotor landing on moving platform [ J ]. Cognitive Computation and Systems, 2023, 5(2): 118–131.
- [124] LEE D M, JUNG J H, SIM Y S, et al. Tracking control of quadrotor micro aerial vehicles using efficient nonlinear model predictive control with C/GMRES optimization on resource-constrained microcontrollers [ J ]. Electronics, 2025, 14(14): 2775.
- [125] LEE S, LEE H, KIM Y, et al. GPU-accelerated PD-IPM for real-time model predictive control in integrated missile guidance and control systems[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4512.
- [126] ADABAG E, ATAL M, GERARD W, et al. MPCGPU: real-time nonlinear model predictive control through preconditioned conjugate gradient on the GPU [ C ]//Proceedings of 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2024: 9787–9794.
- [127] ENRICO R, MANCINI M, CAPELLO E. Comparison of NMPC and GPU-parallelized MPPI for real-time UAV control on embedded hardware [ J ]. Applied Sciences, 2025, 15(16): 9114.
- [128] CHEN Z, LIN X Y, JIANG W Y. Coaxial helicopter attitude control system design by advanced model predictive control under disturbance[J]. Aerospace, 2024, 11(6): 486.
- [129] EBIRIM K U, LECCHINI-VISINTINI A, RUBAGOTTI M, et al. Constrained model predictive control with integral action for twin rotor MIMO systems[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2023, 145(8): 081006.
- [130] EBIRIM K, LECCHINI-VISINTINI A, RUBAGOTTI M, et al. Offset-free model predictive control of a twin rotor MIMO system (extended abstract) [ C ]//Proceedings of 2022 UKACC 13th International Conference on Control (CONTROL), 2022: 114–115.
- [131] LI P F, WANG T, KANG Y, et al. Event-based model predictive control for nonlinear systems with dynamic disturbance[J]. Automatica, 2022, 145: 110533.
- [132] DI X, SU B L, SU S C. Tube-based integral sliding mode predictive control scheme for constrained uncertain nonlinear time-delay system [ J ]. Systems Science & Control Engineering, 2024, 12(1): 2427031.
- [133] BUI D N, VAN NGUYEN T T, PHUNG M D. Lyapunov-based nonlinear model predictive control for attitude

- trajectory tracking of unmanned aerial vehicles [J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2023, 24(2): 502–513.
- [134] NGO T D, SULTAN C. Variable horizon model predictive control for helicopter landing on moving decks[J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2022, 45(4): 774–780.
- [135] ROHAL'-ILKIV B, GULAN M, MINARČÍK P. Computationally efficient continuous-time model predictive control of a 2-DOF helicopter via B-spline parameterization[J]. *Sensors*, 2023, 23(9): 4463.
- [136] DUTTA L, DAS D K. Nonlinear disturbance observer based adaptive explicit nonlinear model predictive control design for a class of nonlinear MIMO system[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2): 1965–1979.
- [137] REINHARDT D, JOHANSEN T A. Control of fixed-wing UAV attitude and speed based on embedded nonlinear model predictive control[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2021, 54(6): 91–98.
- [138] ADELINA GHINDAOANU N, GRYTE K, REINHARDT D, et al. Control of fixed-wing UAVs in icing conditions using nonlinear model predictive control[C]//*Proceedings of 2024 European Control Conference (ECC)*, 2024: 1461–1466.
- [139] GUEVARA B S, VARELA-ALDÁS J, MOYA V, et al. Model predictive contouring control with barrier and Lyapunov functions for stable path-following in UAV systems[J]. *IEEE Access*, 2025, 13: 109742–109751.
- [140] GRYTE K, HANN R, ALAM M, et al. Aerodynamic modeling of the skywalker X8 fixed-wing unmanned aerial vehicle[C]//*Proceedings of 2018 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 2018: 826–835.
- [141] REINHARDT D, JOHANSEN T A. Nonlinear model predictive attitude control for fixed-wing unmanned aerial vehicle based on a wind frame formulation[C]//*Proceedings of 2019 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, 2019: 503–512.
- [142] REINHARDT D, GROS S, JOHANSEN T A. Fixed-wing UAV path-following control via NMPC on the lowest level[C]//*Proceedings of 2023 IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*, 2023: 451–458.
- [143] WANG L X, ZHENG S Z, WANG W J, et al. Fast tube-based robust compensation control for fixed-wing UAVs[J]. *Drones*, 2023, 7(7): 481.
- [144] 殷舒楠, 刘鲁华. 基于 MPC 的带动力高超声速飞行器轨迹跟踪[J]. *飞行力学*, 2022, 40(6): 32–38, 71.  
YIN S N, LIU L H. Trajectory tracking of powered hypersonic vehicles based on MPC[J]. *Flight Dynamics*, 2022, 40(6): 32–38, 71. (in Chinese)
- [145] 米涵芃, 胡超芳, 杨晓荷, 等. 弹性高超声速飞行器可调 Tube-MPC 容错控制[J]. *航空科学技术*, 2022, 33(8): 88–94.  
MI H P, HU C F, YANG X H, et al. Fault-tolerant Tube-MPC control of flexible hypersonic vehicle under state-dependent saturation[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2022, 33(8): 88–94. (in Chinese)
- [146] 谭天乐, 张万超, 倪昊, 等. 高超声速飞行器的模型预测与反演姿态控制[J]. *战术导弹技术*, 2023(6): 70–76.  
TAN T L, ZHANG W C, NI H, et al. Model prediction and inversion attitude control for hypersonic vehicles [J]. *Tactical Missile Technology*, 2023(6): 70–76. (in Chinese)
- [147] 葛健豪, 郭杰, 王浩凝, 等. 高超声速变外形飞行器自适应模型预测控制[J/OL]. *北京航空航天大学学报*, 2024: 1–19 (2024–05–19) [2025–10–01]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0081>.  
GE J H, GUO J, WANG H N, et al. Adaptive model predictive control for hypersonic morphing gliding vehicle[J/OL]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2024: 1–19 (2024–05–19) [2025–10–01]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0081>. (in Chinese)
- [148] 孙启超, 徐娟娟, 张焕水. 高超声速飞行器再入轨迹跟踪的块压缩模型预测控制方法[J/OL]. *控制理论与应用*, 2025: 1–8 (2025–02–27) [2025–10–01]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20250226.1647.002>.  
SUN Q C, XU J J, ZHANG H S. Block compression model predictive control method for reentry trajectory tracking of hypersonic vehicle[J/OL]. *Control Theory & Applications*, 2025: 1–8 (2025–02–27) [2025–10–01]. <https://link.cnki.net/urlid/44.1240.TP.20250226.1647.002>. (in Chinese)
- [149] 何涛, 陈中, 岑丽辉, 等. 基于复合观测器的高超声速变体飞行器数据驱动预测控制[J]. *控制理论与应用*, 2025, 42(12): 2535–2544.  
HE T, CHEN Z, CEN L H, et al. Data-driven predictive control for hypersonic morphing vehicle using composite observer [J]. *Control Theory & Applications*, 2025, 42(12): 2535–2544. (in Chinese)
- [150] 李硕, 周丽. 高超声速飞行器的固定时间抗干扰姿态控制[J/OL]. *电光与控制*, 2025: 1–8 (2025–07–16) [2025–10–01]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1227.TN.20250716.1531.004>.  
LI S, ZHOU L. Fixed-time anti-interference attitude control of hypersonic vehicle[J/OL]. *Electronics Optics & Control*, 2025: 1–8 (2025–07–16) [2025–10–01]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1227.TN.20250716.1531.004>. (in Chinese)
- [151] 方正, 代无劫, 李政, 等. 高超声速变形飞行器滑翔段在线轨迹规划[J]. *北京理工大学学报*, 2025, 45(7): 672–690.  
FANG Z, DAI W J, LI Z, et al. Online trajectory planning for glide phase of hypersonic morphing vehicles [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2025, 45(7): 672–690. (in Chinese)
- [152] 孔民, 李智军, 戴良军, 等. 基于序列凸优化的带地理约束的再入轨迹规划研究[J]. *战术导弹技术*, 2025(6): 80–88, 115.  
KONG M, LI Z J, DAI L J, et al. Research on reentry trajectory planning with geographical constraints based on sequential convex optimization [J]. *Tactical Missile Technology*, 2025(6): 80–88, 115. (in Chinese)
- [153] 王吉瑞, 夏丰领. 高超声速飞行器轨迹凸优化与跟踪制导方法[J]. *航空兵器*, 2024, 31(4): 57–63.  
WANG J R, XIA F L. Trajectory convex optimization and tracking guidance for hypersonic vehicle [J]. *Aero Weaponry*, 2024, 31(4): 57–63. (in Chinese)

- [154] 张笑妍, 程昊宇, 韩博, 等. 采用利希滕贝格图的高超声速飞行器轨迹优化[J]. 宇航学报, 2024, 45(2): 181-191.  
ZHANG X Y, CHENG H Y, HAN B, et al. Hypersonic flight vehicle trajectory optimization using lichtenberg figure[J]. Journal of Astronautics, 2024, 45(2): 181-191. (in Chinese)
- [155] 缪雨衡, 李如飞, 鄂斌, 等. 基于自适应 CPM 的高超声速飞行器滑翔弹道优化[J]. 空天防御, 2025, 8(3): 123-131.  
MIAO Y H, LI R F, E B, et al. Glide trajectory optimization for hypersonic vehicles based on adaptive Chebyshev pseudo-spectral method [J]. Air & Space Defence, 2025, 8(3): 123-131. (in Chinese)
- [156] 张远龙, 廖宇新, 付钰雯, 等. 高超声速飞行器编队协同飞行轨迹规划方法[J]. 飞控与探测, 2024, 7(4): 26-32.  
ZHANG Y L, LIAO Y X, FU Y W, et al. Formation cooperative trajectory planning for multi-hypersonic vehicles[J]. Flight Control & Detection, 2024, 7(4): 26-32. (in Chinese)
- [157] 黄迅, 陈柏屹, 彭寿勇, 等. 控制约束下的高超声速飞行器轨迹优化策略[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(5): 1646-1654.  
HUANG X, CHEN B Y, PENG S Y, et al. Trajectory optimization strategy for hypersonic vehicle under control constraints[J]. Systems Engineering and Electronics, 2025, 47(5): 1646-1654. (in Chinese)
- [158] 严苏豫, 明超, 王晓鸣, 等. 高超声速导弹爬升段多目标多自由度轨迹优化[J]. 现代防御技术, 2024, 52(6): 52-60.  
YAN S Y, MING C, WANG X M, et al. Trajectory optimization for climbing phase of hypersonic missile with multi-objective and multi-degree-of-freedom [J]. Modern Defence Technology, 2024, 52(6): 52-60. (in Chinese)
- [159] 唐伟强, 田鹏, 石文科, 等. 高超声速飞行器速度与高度跟踪预测控制[J]. 电光与控制, 2025, 32(12): 10-16.  
TANG W Q, TIAN P, SHI W K, et al. Velocity and altitude tracking predictive control for hypersonic vehicles [J]. Electronics Optics & Control, 2025, 32(12): 10-16. (in Chinese)