

DOI:10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202605012

无动力滑翔空投无人机飞行动力学建模与 图神经网络鲁棒姿态控制

王振威, 郭洁*

(武警工程大学, 西安 710086)

摘要:针对无动力滑翔空投无人机在复杂工况下姿态控制鲁棒性不足、多通道耦合抑制能力弱等问题,从飞行动力学建模出发,提出一种基于图神经网络的鲁棒姿态控制方法。首先,建立六自由度刚体飞行动力学模型,定义姿态跟踪误差及动态响应、稳态精度、鲁棒性3类性能评价指标;其次,依据姿态运动学、转动动力学与气动耦合关系,将姿态角、角速度及控制力矩构建为有向图,并设计能够表征固有物理关联与时变耦合特性的节点与边特征;最后,搭建端到端图注意力控制网络,在训练损失中嵌入李雅普诺夫函数递减约束,并对控制量幅值与变化率实施双重限制。基于JSBSim高保真飞行动力学平台开展多工况仿真,结果表明:标称工况下,控制器对 10° 俯仰阶跃响应的上升时间为0.72 s,超调量为7.2%,三轴稳态误差不大于 0.14° , $\pm 20\%$ 气动参数偏差下三轴通道稳定率为97%~99%;12 m/s阵风条件下偏航角最大偏差为 10.3° ,恢复时间为3.0 s,方向舵最大偏转 16.8° ,未超出物理限制;中度湍流300 s飞行过程中三轴姿态保持误差的均方根值不超过0.85°,未出现累积漂移;与PID、滑模、自抗扰及模型预测控制相比,所提方法在响应速度、超调抑制与复杂工况鲁棒性方面的综合性能更优,可满足无动力滑翔空投无人机的姿态控制需求。

关键词:飞行动力学;鲁棒姿态控制;图神经网络;无动力滑翔空投无人机;飞行动力学建模;

气动参数偏差;扰动抑制

中图分类号:V249.1;V212.1

文献标志码:A

开放科学标识码(OSID):

文章编号:2097-2741(2026)05-0127-13



听语音
与作者互动
聊科研

针对滑翔类飞行器的姿态控制^[1-3]问题,国内外学者主要围绕基于模型^[4]与数据驱动^[5]两类方法开展了大量研究。基于模型的方法中,PID控制^[6]因结构简单、物理含义清晰、工程实现成本低,在飞行控制领域内得到广泛应用,但由于其基于线性误差反馈的机制,难以有效处理飞行动力学系统中的非线性耦合问题,导致其在强扰动工况下的控制性能显著退化;滑模控制^[7]通过不连续切换项实现对匹配不确定性的鲁棒抑制,但切换控制引起的抖振会对气动舵面执行机构造成额外负担,致使其工程应用场景受限^[8];自抗扰控制^[9]通过扩展状态观测器

来估计系统总扰动并进行前馈补偿,其控制性能高度依赖于观测器带宽的合理整定,但在强耦合工况下参数整定难度会大幅提升^[10]。上述基于模型的方法均高度依赖于准确的飞行动力学模型,当模型失配、扰动超出预设范围时,控制性能将会出现不可控的退化。

随着深度学习技术的发展,数据驱动方法为飞行器非线性姿态控制提供了新的技术路径^[11]。长短期记忆网络^[12]、多层感知机等模型被广泛应用于飞行器姿态控制领域,其能够从飞行数据中自主学习传感器测量值与控制量之间的非线性映射,无需

收稿日期:2026-04-02

修回日期:2026-05-22

录用日期:2026-06-29

第一作者:王振威(1994—),男,硕士研究生,主要从事无动力滑翔空投无人机姿态控制研究。

*通信作者:郭洁(1976—),女,教授,主要从事无伞空投技术研究。

引用格式:王振威,郭洁. 无动力滑翔空投无人机飞行动力学建模与图神经网络鲁棒姿态控制[J]. 火箭军工程大学学报,2026,40(5):127-139. Wang Zhenwei, Guo Jie. Flight dynamics modeling and graph neural network-based robust attitude control for unpowered gliding airdrop unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40(5): 127-139.

依赖精准的解析动力学模型,在难以精确建模的情况下具备显著的优势^[7,13]。但已有方法普遍将姿态角、角速度、历史控制量等多源状态按向量形式简单拼接后输入网络,未显式表征这些变量之间由姿态运动学、惯性耦合与气动耦合所共同决定的结构关系,多源信息融合^[14]效率不高。当飞行状态、气动参数或外界环境变化时,这种缺少物理结构先验^[15]的输入方式易引起模型预测精度下降、复杂工况下模型泛化能力受限。同时,此类研究的训练目标通常仅关注控制误差最小化,未在控制器设计中嵌入闭环稳定性理论约束,网络在训练分布之外的状态区域可能会输出难以预期的控制量,存在纯数据驱动控制所固有的稳定性风险,难以满足航空飞行装备对安全性的需求。

图神经网络^[16-23]作为一类可处理非欧几里得结构数据的深度学习模型,能够通过图拓扑与消息传递机制显式建模系统变量间的物理关联,已被初步应用于飞行器状态估计与轨迹规划领域中,为多变量耦合、非线性飞行动力学系统的建模与控制提供了新思路^[24]。然而,现有工作多将图结构应用于飞行器感知或轨迹规划中,直接将其用在姿态控制回路的研究尚不多见,特别是在无动力滑翔空投无人机上的相关应用更为匮乏。此外,已有的图结构设计往往与飞行动力学方程脱节,未能把运动学关联、动力学驱动与三轴交叉耦合完整映射为图的节点与边,因而难以同时兼顾控制性能与闭环稳定性。

针对现有基于数据驱动的飞行器姿态控制方法未能显式利用飞行动力学耦合关系、复杂工况下泛化能力受限、训练过程缺少稳定性保障等问题,本文提出一种面向无动力滑翔空投无人机的稳定性约束图神经网络鲁棒姿态控制方法。针对多源状态信息简单拼接导致物理关联利用不足的问题,依据六自由度飞行动力学中的运动学关联、动力学驱动关系与三轴交叉耦合构建有向图,把姿态角、角速度和控制力矩的交互纳入统一的信息传递框架;针对纯数据驱动控制器缺少稳定性引导的问题,在控制误差损失的基础上嵌入李雅普诺夫函数^[25]递减约束,并施加控制量幅值与变化率双重限幅以保证输出可实现;针对复杂环境与参数不确定性下控制器性能易退化的问题,基于 JSBSim^[26]高保真仿真平台开展阶跃、正弦、解耦、蒙特卡洛不确定性、风场、阵风、湍流条件下控制器性能测试、多方法对比与消融验证实验,以评估本文方法的基础控制能力及其在复杂环境中的模型鲁棒性。

1 六自由度飞行动力学建模与控制问题描述

1.1 六自由度飞行动力学模型

无动力滑翔空投无人机的刚体空间运动可分解为质心平动与绕质心转动,采用北东地坐标系(North-East-Down coordinate system, NED)建立六自由度飞行动力学方程。空投任务的总飞行时间小于 300 s,地球自转影响可忽略不计,因此质心平动动力学方程直接采用牛顿第二定律的简单形式,数学表达式为

$$m \frac{d\mathbf{V}_e}{dt} = \mathbf{F}_{\text{aero}} + \mathbf{F}_{\text{gravity}} + \mathbf{F}_{\text{wind}} \quad (1)$$

式中: m 为无人机质量; $\mathbf{V}_e$ 为地面坐标系下的无人机速度矢量; $\mathbf{F}_{\text{aero}}$ 为气动力(由升力和阻力组成,通过气动系数 C_L 、 C_D 与动压计算得到); $\mathbf{F}_{\text{gravity}}$ 为重力,在 NED 坐标系下可表示为 $\mathbf{F}_{\text{gravity}} = [0 \ 0 \ mg]^T$; $\mathbf{F}_{\text{wind}}$ 为风扰动力。其中, g 为重力加速度。

绕质心转动的姿态动力学方程为

$$\dot{\boldsymbol{\omega}} = \mathbf{J}^{-1} [\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{\omega} \times (\mathbf{J}\boldsymbol{\omega}) + \mathbf{M}_d] \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\omega} = [p \ q \ r]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为机体坐标系下的角速度矢量,其中 p 、 q 、 r 分别为机体 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的角速度分量,通常称为滚转角速度、俯仰角速度和偏航角速度; $\mathbf{J} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为无人机转动惯量矩阵; $\boldsymbol{\tau} = [\tau_\varphi \ \tau_\theta \ \tau_\psi]^T \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为气动舵面产生的控制力矩矢量,其中 τ_φ 、 τ_θ 、 τ_ψ 分别为滚转、俯仰和偏航方向的控制力矩分量; $\mathbf{M}_d \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 为大气扰动所引起的外部扰动力矩矢量。无人机姿态运动学方程描述机体坐标系下角速度分量 p 、 q 、 r 与欧拉姿态角变化率 $\dot{\varphi}$ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\dot{\psi}$ 之间的映射关系,表达式为

$$\begin{cases} \dot{\varphi} = p + q \tan \theta \sin \varphi + r \tan \theta \cos \varphi \\ \dot{\theta} = q \cos \varphi - r \sin \varphi \\ \dot{\psi} = \frac{q \sin \varphi + r \cos \varphi}{\cos \theta} \end{cases} \quad (3)$$

式中: φ 、 θ 、 ψ 分别为滚转角、俯仰角、偏航角;欧拉姿态角向量 $\boldsymbol{\Theta} = [\varphi \ \theta \ \psi]^T$ 。

实际飞行过程中,无人机转动惯量受载荷分布变化影响显著,且气动参数也会随飞行状态、大气环境变化产生偏差,因此转动惯量矩阵可分解为标称部分与不确定部分,表达式为

$$\mathbf{J} = \mathbf{J}_0 + \Delta \mathbf{J} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{J}_0$ 为标称转动惯量矩阵; $\Delta \mathbf{J}$ 为转动惯量不确定项,满足范数有界条件。

1.2 鲁棒姿态控制问题描述

本文研究的无人机鲁棒姿态控制问题,核心是设计鲁棒控制律^[27],使其输出的控制力矩向量能够在模型不确定性、气动参数偏差与外部扰动力矩存在的情况下,实现三轴姿态角对参考指令 $\boldsymbol{\theta}_d = [\varphi_d \ \theta_d \ \psi_d]^\top$ 的高精度跟踪,同时保证闭环系统的渐近稳定性。

定义姿态跟踪误差 $\boldsymbol{\theta}_e = \boldsymbol{\theta}_d - \boldsymbol{\theta}$,角速度跟踪误差 $\boldsymbol{\omega}_e = \boldsymbol{\omega}_d - \boldsymbol{\omega}$ 。其中, $\boldsymbol{\omega}_d$ 为期望角速度。从以下 3 个维度建立控制系统性能的评价体系。一是动态响应性能:通过阶跃响应的上升时间、调节时间、超调量等参数进行评价,反映系统跟踪指令的快速性与平稳性;二是稳态精度性能:通过稳态跟踪误差进行评价,反映系统维持期望姿态的能力;三是鲁棒性能:通过模型不确定性与外部扰动条件下的系统稳定率、性能退化幅度等参数进行评价,反映系统在复杂工况下的性能保持能力。

2 姿态控制系统图结构建模

为充分挖掘飞行动力学系统多状态变量之间的物理耦合关联,提升多源信息融合效率,本文结合所建立的姿态动力学与运动学方程,将姿态控制系统建模为有向图。

2.1 图拓扑结构构建

图拓扑结构严格遵循飞行动力学的物理规律构建,共定义 9 个节点,分为 3 类,完全对应动力学模型状态量。1)姿态角节点: n_1, n_2, n_3 分别对应滚转角 φ 、俯仰角 θ 、偏航角 ψ ; 2)角速度节点: n_4, n_5, n_6 分别对应滚转角速度 p 、俯仰角速度 q 、偏航角速度 r ; 3)控制力矩节点: n_7, n_8, n_9 分别对应滚转、俯仰、偏航控制力矩。

边的构建遵循 3 类规则,完整覆盖姿态控制系统的物理耦合关系,无冗余连接。1)运动学关联边:姿态角节点与对应角速度节点之间建立有向边,反映式(3)所描述的姿态角与角速度之间的微分关系; 2)动力学关联边:角速度节点与对应控制力矩节点之间建立有向边,反映式(2)所描述的控制力矩对角速度的驱动关系; 3)耦合关联边:存在气动耦合、惯性耦合的相关节点之间建立有向边,反映三轴通道之间的交叉耦合特性。

飞行动力学系统的物理耦合主要表现在以下 3 个方面。一是惯性耦合:由于转动惯量矩阵中非对角元素的存在,三轴角速度之间存在交叉耦合,例

如滚转角速度 p 会通过惯性项影响偏航通道;二是气动耦合:副翼偏转不仅会产生滚转力矩,还会通过逆偏航效应产生偏航力矩,升降舵偏转也会影响滚转通道;三是运动学耦合:姿态角微分方程中的三角函数项使得角速度到姿态角微分的映射呈现非线性交叉依赖关系。

上述耦合关系通过图结构中的有向边显式建模,具体为:惯性耦合对应角速度节点 n_4 与 n_6 之间的交叉边;气动耦合对应控制力矩节点与非对应角速度节点之间的有向边,如 $n_7 \rightarrow n_6$ 表征副翼偏转产生的逆偏航力矩对偏航角速度的影响;运动学耦合体现在角速度节点与姿态角节点之间的运动学关联边中(式(3)的三角函数非线性已由图注意力机制隐式建模,无需额外连边)。

2.2 节点与边特征设计

2.2.1 节点特征设计

每个节点均被赋予特征向量以表征其当前状态信息,不同类型节点的特征设计严格贴合其物理含义,无冗余特征。1)姿态角节点:特征向量包含当前姿态角测量值、参考姿态角指令、姿态角跟踪误差,全面反映姿态跟踪的控制目标与当前状态; 2)角速度节点:特征向量包含当前角速度测量值、期望角速度、角速度跟踪误差,反映系统的动态变化特性; 3)控制力矩节点:特征向量包含上一周期控制量输出、控制量限幅边界,反映执行机构的控制约束与历史输出。

全部节点特征可定义为特征矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times F}$, 其中, $N=9$ 为节点数量;姿态角节点特征维度 $F_1=3$;角速度节点特征维度 $F_2=3$;控制力矩节点特征维度 $F_3=2$ 。节点特征在每个控制周期内会根据传感器测量值与指令输入实时更新。

2.2.2 边特征设计

边特征用于描述节点之间关联的强度与性质,分为静态特征与动态特征两部分,完全贴合飞行动力学特性。1)静态边特征:与标称转动惯量矩阵元素、气动导数标称值对应,反映节点之间固有的物理关联强度,在图结构构建后保持不变。例如,连接 n_7 和 n_6 的边的静态特征对应副翼偏转产生的偏航力矩导数。2)动态边特征:通过当前飞行状态下的节点特征实时计算,反映系统时变的耦合特性,在每个控制周期内同步更新。

对于连接节点 i 与节点 j 的边,其特征向量为

$$\mathbf{e}_{ij} = [o_{ij} \ \rho_{ij} \ d_{ij}]^\top \quad (5)$$

式中: o_{ij} 为边的静态独热编码特征; ρ_{ij} 为节点特征

之间的皮尔逊相关系数; d_{ij} 为节点特征向量间的欧氏距离。

3 图神经网络控制器设计

传统数据驱动控制方法将多源状态数据简单拼接后作为网络输入,未能有效利用飞行动力学系统的物理结构信息。针对该问题,本文采用图神经网络架构,通过图结构显式建模系统变量间的物理关联,旨在解决两个核心问题:一是如何有效挖掘和利用姿态控制系统多变量之间的物理耦合关系,提升信息融合效率;二是如何在保证控制性能的同时,确保闭环系统的稳定性,避免纯数据驱动方法固有的稳定性风险。

本文所搭建的端到端图神经网络控制器整体架构由 3 部分组成,分别为状态特征编码层、图注意力卷积控制层、控制量预测层,同时在训练过程中嵌入李雅普诺夫稳定性约束,并设计执行机构约束处理机制,整体架构兼顾控制性能与闭环稳定性。

3.1 网络层设计

3.1.1 状态特征编码层

状态特征编码层的核心作用是将原始节点特征映射到统一维度的隐空间,以消除不同维度特征的量纲差异,提升特征表达能力。编码层采用两层带 ReLU 激活函数的全连接网络实现,映射关系为

$$\mathbf{h}_i^{(0)} = \sigma(\mathbf{W}_2 \sigma(\mathbf{W}_1 \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_i$ 为节点 i 的原始特征向量; $\mathbf{W}_1$ 、 $\mathbf{W}_2$ 为全连接层权重矩阵; $\mathbf{b}_1$ 、 $\mathbf{b}_2$ 为偏置项; $\sigma(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数; $\mathbf{h}_i^{(0)}$ 为编码后的节点嵌入向量,统一映射为 128 维隐向量。

3.1.2 图注意力卷积控制层

图注意力卷积控制层通过消息传递机制聚合相邻节点信息,从而实现多状态变量之间的自适应信息融合。本文采用多头图注意力机制计算邻居节点的聚合权重,注意力系数计算公式为

$$\alpha_{ij} = \text{softmax}_j(\text{LeakyReLU}(\mathbf{a}^\top [\mathbf{W}\mathbf{z}_i \parallel \mathbf{W}\mathbf{z}_j])) \quad (7)$$

式中: $\mathbf{W}$ 为当前层的特征变换权重矩阵; $\mathbf{a}$ 为注意力向量; $\parallel$ 为向量拼接操作; α_{ij} 为节点 j 对节点 i 的注意力权重; $\text{softmax}_j(\cdot)$ 用于对邻居节点的注意力得分进行归一化; $\text{LeakyReLU}(\cdot)$ 为带泄漏的修正线性激活函数,用于引入非线性并缓解负值区域的梯度消失问题; $\mathbf{z}_i$ 和 $\mathbf{z}_j$ 分别为相邻节点 i 与节点 j 的输入特征向量。

节点特征更新过程引入残差连接避免梯度消失,更新公式为

$$\mathbf{z}_i^{(l+1)} = \sigma\left(\sum_{j \in N(i)} \alpha_{ij} \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{z}_j^{(l)}\right) + \mathbf{z}_i^{(l)} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{W}^{(l)}$ 为第 l 层共享的特征变换权重矩阵; $N(i)$ 为节点 i 的邻居节点集合; $\mathbf{z}_i^{(l)}$ 与 $\mathbf{z}_j^{(l)}$ 分别为第 l 层节点 i 与节点 j 的输入特征向量。网络共包含 4 层图注意力卷积层,采用 4 头注意力机制,各头输出通过拼接方式融合后再经线性变换得到最终节点特征,通过多跳消息传递充分捕捉飞行动力学系统多变量之间的长程耦合关联。

3.1.3 控制量预测层

控制量预测层将图注意力卷积控制层输出的控制力矩节点特征解码为实际控制指令,采用单层线性映射实现控制量输出,避免非线性激活导致的控制量平滑性下降。单层线性映射表达式为

$$\boldsymbol{\tau} = \mathbf{W}_o \mathbf{h}_\tau^{(L)} + \mathbf{b}_o \quad (9)$$

式中: $\mathbf{W}_o$ 、 $\mathbf{b}_o$ 为输出层权重与偏置项; $\mathbf{h}_\tau^{(L)}$ 为最终层控制力矩节点的特征向量; $\boldsymbol{\tau}$ 为输出的三轴控制力矩。

图神经网络控制器的输入为上文所构建的图结构数据,包含 9 个节点的特征矩阵和边特征集合,节点特征在每个控制周期根据传感器测量值实时更新。网络输出为三轴控制力矩指令 $\boldsymbol{\tau} = [\tau_\varphi \quad \tau_\theta \quad \tau_\psi]^\top$,经限幅处理后转换为舵面偏转角,驱动气动舵面执行机构。

3.2 稳定性约束与执行机构约束处理

3.2.1 李雅普诺夫稳定性约束

为保证闭环系统的稳定性,本文在损失函数中嵌入李雅普诺夫递减条件作为正则化约束,以避免纯数据驱动方法所带来的稳定性风险。选取姿态跟踪误差的二次型函数作为李雅普诺夫候选函数,表达式为

$$V = \mathbf{e}^\top \mathbf{P} \mathbf{e} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{e}$ 为姿态跟踪误差向量; $\mathbf{P}$ 为正定对称权重矩阵; V 为李雅普诺夫候选函数,用于衡量姿态跟踪误差的加权二次程度。

稳定性约束项定义为

$$L_{\text{stab}} = \mathbb{E}[\max(0, \dot{V} + \gamma V)] \quad (11)$$

式中: $\dot{V}$ 为李雅普诺夫函数的导数; $\gamma > 0$ 为收敛速率系数; $\mathbb{E}$ 为期望算子。当且仅当 $\dot{V} + \gamma V < 0$ 时,稳定性约束项为 0,满足李雅普诺夫渐近稳定条件。

在实际模型训练过程中, $\dot{V}$ 采用离散差分近似为 $\dot{V} \approx (V_{k+1} - V_k) / T_s$ 。其中, V_k 为由 k 时刻实际姿态与期望姿态之间的姿态跟踪误差计算得到的

李雅普诺夫候选函数值; V_{k+1} 为通过在仿真环境中施加网络输出的控制力矩后,利用动力学模型预测得到 $k+1$ 时刻的李雅普诺夫候选函数值; T_s 为控制周期。此处采用 JSBSim 高保真仿真模型而非标称动力学模型,以减小模型不确定性对稳定性约束有效性的影响。基于仿真得到的状态变化,稳定性条件被构造为损失函数中的正则项,从而引导网络优化,以满足李雅普诺夫函数递减条件。最终,训练损失函数由控制误差项与稳定性约束项加权构成,表达式为

$$L = L_{\text{mse}} + \lambda L_{\text{stab}} \quad (12)$$

式中: L 为网络训练的总损失,表示控制误差项与稳定性约束项的加权和; L_{mse} 为网络预测控制量与专家控制量之间的均方误差; λ 为稳定性约束项的权重系数; L_{stab} 为稳定性约束损失,用于惩罚李雅普诺夫函数未满足递减条件的情况。通过上述设计,网络被正则化以趋向满足渐近稳定条件,闭环系统的稳定性最终通过高保真仿真实验进行充分验证。

3.2.2 执行机构约束处理

针对气动舵面的物理约束,本文设计了偏转角度与偏转速率双重限幅机制,从而避免舵面饱和所导致的控制失效。偏转角度约束通过输出层后接 $\tanh$ 激活函数并乘以限幅系数来实现,表达式为

$$\tau_i^{\text{sat}} = \tau_{\text{max}} \cdot \tanh(\tau_i / \tau_{\text{max}}) \quad (13)$$

式中: τ_{max} 为舵面偏转对应的最大控制力矩。偏转速率约束通过限制相邻控制周期的输出差值实现,确保控制量的变化速率不超过执行机构的最大响应速率,约束公式为

$$|\tau_i(k) - \tau_i(k-1)| \leq \Delta\tau_{\text{max}} \cdot T_s \quad (14)$$

式中: $\tau_i(k)$ 和 $\tau_i(k-1)$ 分别为第 k 个和第 $k-1$ 个控制周期内第 i 个控制通道的输出力矩; $\Delta\tau_{\text{max}}$ 为执行机构最大力矩变化速率; T_s 为控制周期。

综上,本文完成了嵌入李雅普诺夫稳定性约束的图神经网络控制器设计。为全面验证该控制器的控制性能、鲁棒性与优越性,基于 JSBSim 飞行动力学引擎构建高保真仿真平台,并开展多维度的对比实验。

4 仿真实验与结果分析

4.1 仿真平台与实验设置

本文基于 JSBSim 开源飞行动力学仿真平台构建无动力滑翔空投无人机高保真仿真模型,该平台是经 NASA 认证的六自由度飞行动力学引擎,能够

精确模拟复杂气动环境下的飞行器动态特性,其仿真精度已在多项航空航天工程项目中得到验证。仿真模型参照典型滑翔式空投飞行器,参数设定如表 1 所示。

表 1 滑翔空投无人机仿真核心参数

Table 1 Core simulation parameters of gliding airdrop UAV

参数类别	参数名称	参数值	单位
几何参数	翼展	2.8	m
	翼面积	0.84	m ²
质量特性	全机质量	12.5	kg
	转动惯量 I_{xx}	0.89	kg · m ²
	转动惯量 I_{yy}	1.23	kg · m ²
	转动惯量 I_{zz}	2.01	kg · m ²
气动参数	设计升阻比	14	—
	升降舵偏转范围	±25	(°)
操纵面限制	副翼偏转范围	±20	(°)
	方向舵偏转范围	±18	(°)
性能指标	最大滑翔速度	45	m/s
	失速速度	15	m/s

仿真场景为跨越中空与低空两个高度层的空投任务,无人机初始释放高度为 3 000 m,滑翔过程中高度由 3 000 m 下降至 500 m,空投区域海拔为 500 m。大气环境采用国际标准大气模型,海平面标准大气密度为 1.225 kg/m³,声速为 340 m/s,仿真中实时计算不同高度下的空气密度和声速,确保气动力的准确计算。控制周期 $T_s=0.01$ s,符合机载嵌入式平台的实时性要求。

为准确模拟实际空投任务中的复杂环境,本文建立了包含稳态风场、风切变、阵风和大气湍流的综合环境扰动模型。其中,阵风采用航空领域通用的“1-余弦”型标准波形,大气湍流采用 MIL-F-8785C 规范定义的 Dryden 湍流谱模型^[28]。蒙特卡洛仿真中,轻度不确定性对应气动参数偏差为 ±5%,中度对应 ±10%,强烈对应 ±20%,气动参数包括升力系数、阻力系数、俯仰力矩系数等主要气动导数。控制器网络核心配置与训练超参数设置如表 2 所示,训练采用 Adam 优化器,初始学习率为 0.001,采用余弦退火调度策略,批量大小为 256,训练轮数为 200 轮,采用早停策略防止过拟合。

表 2 图神经网络控制器核心配置参数
Table 2 Core configuration parameters of graph neural network controller

参数类别	参数名称	参数值
网络架构	输入编码层维度	128
	图卷积层数	4
	图卷积隐藏维度	64
	注意力头数	4
	总参数量	约 150 000
训练参数	初始学习率	0.001
	批量大小	256
损失函数	控制误差权重	1
	稳定性约束权重	0.1

4.2 标称工况下控制器性能测试

标称工况下控制器对无人机的姿态控制性能测试在无外部扰动、气动模型精确匹配的理想环境中进行,通过阶跃响应、正弦跟踪、通道解耦性能 3 类测试来评估控制器的基础控制能力。

表 3 标称工况下三轴姿态阶跃响应性能指标

Table 3 Performance indices of three-axis attitude step response under nominal conditions

姿态通道	指令幅值/(°)	上升时间/s	调节时间/s	超调量/%	稳态误差/(°)
俯仰角	5	0.78±0.05	1.48±0.12	7.2±1.3	0.08±0.02
	10	0.82±0.06	1.56±0.15	8.5±1.6	0.12±0.03
滚转角	5	0.45±0.03	0.92±0.08	5.8±1.0	0.05±0.01
	10	0.48±0.04	0.98±0.10	6.4±1.2	0.07±0.02
偏航角	5	1.05±0.08	2.15±0.18	4.3±0.8	0.10±0.02
	10	1.12±0.10	2.28±0.22	5.1±1.0	0.14±0.03

由表 3 可知,三通道的响应时间与超调量均随阶跃指令幅值的增大而单调递增,表明幅值增大会使控制器响应速度变慢、超调量增加。其中,偏航通道上升时间与调节时间最长、稳态误差最大,与其动力学特性及与滚转通道的耦合有关。此外,各工况稳态误差的中心值均在 0.14° 以内,表明系统具备良好的稳态精度。

4.2.2 正弦跟踪测试

对俯仰通道施加幅值为 8°、频率分别为 0.2 Hz、0.5 Hz、1.0 Hz 的正弦姿态指令,系统跟踪

4.2.1 阶跃响应测试

对俯仰角、滚转角、偏航角通道分别施加 5° 和 10° 的阶跃指令,三轴姿态阶跃响应的核心性能指标如表 3 所示。其中,俯仰角 10° 阶跃响应曲线如图 1 所示。从图 1 中可以看出,控制器在 0.82 s 内将俯仰角调整至指令值的 90%;调节时间约为 1.56 s,超调量控制在 8.5% 以内;升降舵输出平滑,无高频振荡。由此可知,闭环系统表现出接近二阶临界阻尼系统的动态特性,兼顾了响应速度与平稳性。

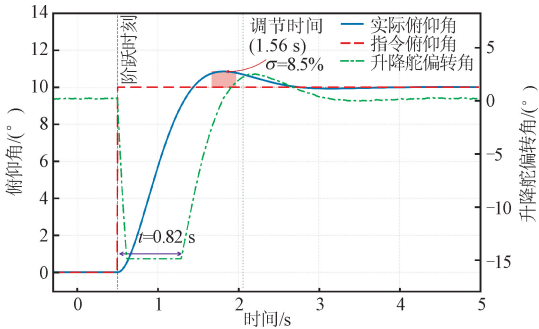


图 1 10° 阶跃指令下俯仰角响应曲线

Fig. 1 Pitch angle response curve under 10° step command

上升时间、调节时间、超调量和稳态误差分别用于评价响应速度、收敛速度和瞬态峰值与稳态精度。

响应曲线如图 2 所示。测试结果表明:在 0.2 Hz 的低频指令下,系统跟踪误差均方根(root mean squared error, RMSE)仅为 0.18°,相位滞后可忽略;频率为 0.5 Hz 时, RMSE 为 0.42°,相位滞后约 15°;1.0 Hz 时 RMSE 增至 0.85°,相位滞后约 35°。可见,随着指令频率的升高,系统跟踪误差与相位滞后均明显增大。以 RMSE 不超过 1° 为判据,控制器可有效跟踪频率在 1.0 Hz 以内的正弦姿态指令,能够满足空投任务中低频姿态调整需求。

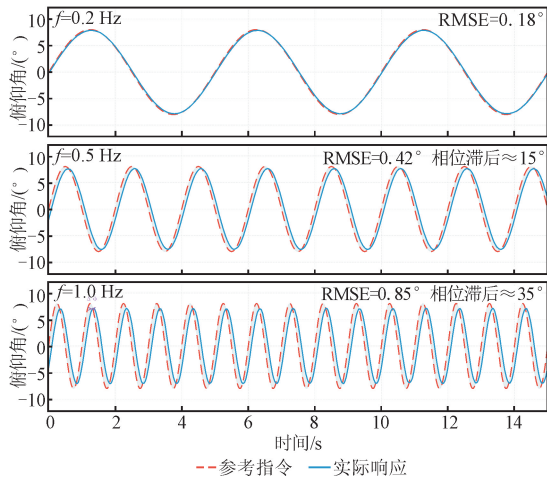


图2 俯仰角正弦跟踪响应曲线

Fig. 2 Sinusoidal tracking response curves of pitch angle

4.2.3 通道解耦性能测试

在滚转通道施加 10° 阶跃指令,观察偏航通道的耦合响应,测试结果如图3所示。

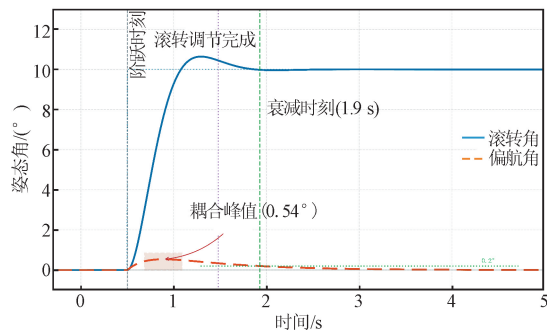


图3 滚转指令下的偏航耦合响应曲线

Fig. 3 Yaw coupling response curve under roll command

由于飞行器惯性耦合与副翼操纵的逆偏航效应,滚转指令会引起偏航通道瞬态响应。本文设计的控制器通过协调方向舵输入,将偏航耦合响应峰值抑制在 0.54° 以内,峰值仅为滚转指令幅值的 5.4% ,且耦合响应在 1.9 s 内衰减至 0.2° 以下,展现出良好的多通道解耦控制能力,俯仰通道几乎不

受影响。滚转指令引起的偏航耦合在幅值和持续时间上均得到有效抑制,表明控制器通过协调方向舵输入实现了良好的多通道解耦。

4.3 模型不确定性鲁棒性验证

通过蒙特卡洛仿真方法^[29],在轻度、中度、强烈3个等级的模型不确定性下各独立运行100次仿真,以评估控制器的鲁棒性能。本文姿态跟踪误差定义为实际姿态角与指令姿态角之差,表4中的均值误差、标准差和最大误差均由这100次仿真的误差序列统计得到。稳定率定义为满足稳定判据的仿真次数与总仿真次数之比。本文稳定判据为:单次仿真全时段内各通道姿态误差绝对值均不超过 1.5° ,且误差不随时间单调发散。该阈值取为俯仰 10° 阶跃指令幅值的 15% ,与图4中强烈不确定性下误差90%置信区间同量级。不同不确定性等级下的俯仰角跟踪误差分布如图4所示。

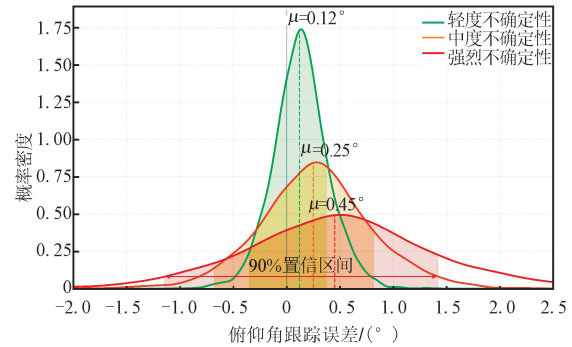


图4 不同不确定性等级下的俯仰角跟踪误差分布

Fig. 4 Pitch angle tracking error distribution under different uncertainty levels

蒙特卡洛仿真统计结果如表4所示。其中,轻度和中度不确定性条件下,控制器保持 100% 稳定率;强烈不确定性条件下,三轴通道稳定率仍然保持在 97% 以上,超差样本为贴边超差而非发散,控制器对模型不确定性具有良好的鲁棒性。

表4 模型不确定性下姿态跟踪误差统计结果

Table 4 Statistical results of attitude tracking error under model uncertainty

不确定性等级	姿态通道	均值误差/(°)	标准差/(°)	最大误差/(°)	稳定率/%
轻度	俯仰角	0.12	0.18	0.58	100
	滚转角	0.08	0.12	0.42	100
	偏航角	0.15	0.22	0.65	100
中度	俯仰角	0.25	0.35	1.12	100
	滚转角	0.18	0.28	0.88	100
	偏航角	0.32	0.42	1.35	100
强烈	俯仰角	0.45	0.58	2.05	98
	滚转角	0.35	0.48	1.72	99
	偏航角	0.55	0.68	2.38	97

由表 4 可见,随着不确定性等级由轻度增强至强烈,三通道误差单调递增。三通道中偏航角的均值误差与标准差最大,对参数摄动最为敏感,这与其转动惯量最大且与滚转存在气动耦合有关;俯仰角误差次之,滚转角误差最小。即使在强烈摄动下,三通道误差均值仍不超过 0.55° 、稳定率不低于 97% 且未发散,表明控制器对模型不确定性具有良好的鲁棒性。需要说明的是,强烈不确定性下偏航通道最大误差为 2.38° ,高于 1.5° 的稳定判据,与 97% 的稳定率相互印证,表明约 3% 的样本虽不满足稳定判据但也并未发散。图 4 中,俯仰角跟踪误差的概率密度分布随着不确定性增强由陡峭单峰

变为低矮宽峰,与表 4 中标准差、最大误差的增大趋势相一致。

4.4 环境扰动下的抗干扰能力验证

4.4.1 稳态风场抗扰性能

在风速为 10 m/s 的稳态风场条件下,测试不同风向下的无人机偏航角保持性能,其结果如图 5 所示。左侧来风条件下,实际偏航角与指令偏航角的均方根误差仅为 0.35° ;右侧来风条件下均方根误差为 0.38° ;正后方来风对偏航通道影响相对最小,均方根误差为 0.22° 。测试结果表明,控制器可在线估计风场影响并生成补偿控制量,实现良好的稳态抗风性能^[9]。

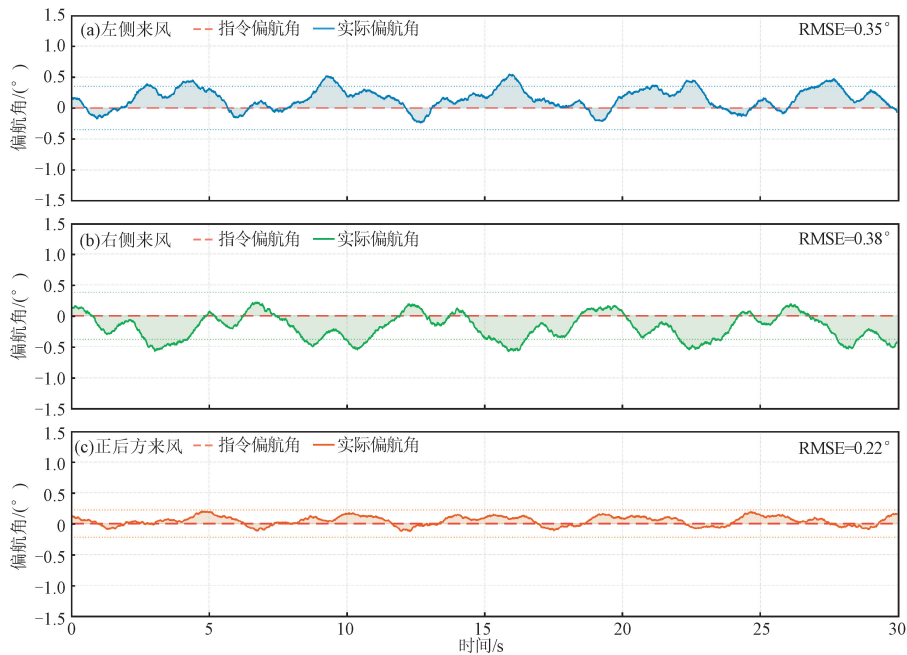


图 5 稳态风场中不同风向下的偏航角保持性能

Fig. 5 Yaw angle holding performance under steady wind field with different wind directions

4.4.2 阵风扰动抑制性能

在风速为 12 m/s 的强烈侧向阵风条件下,系统姿态响应与控制量时变曲线如图 6 所示。阵风作用期间,偏航角峰值仅为 10.3° ,方向舵最大偏离 -16.8° ,均未超出舵面偏转限制,阵风撤除后姿态角逐渐恢复并趋于稳定。整个响应过程平稳,未出现振荡或失稳,展现出良好的突发性扰动抑制能力。

4.4.3 大气湍流抑制性能

在中度湍流条件下,300 s 仿真测试的姿态角时间历程如图 7 所示。三轴姿态角围绕参考指令呈现随机波动,俯仰、滚转和偏航姿态角的保持误差均方根值分别为 0.48° 、 0.61° 和 0.85° ,姿态误差曲线均未出现累积漂移或发散趋势,表明闭环系统在持续随机扰动下保持了渐近稳定性,有效抑制了大气湍流对姿态控制的影响。

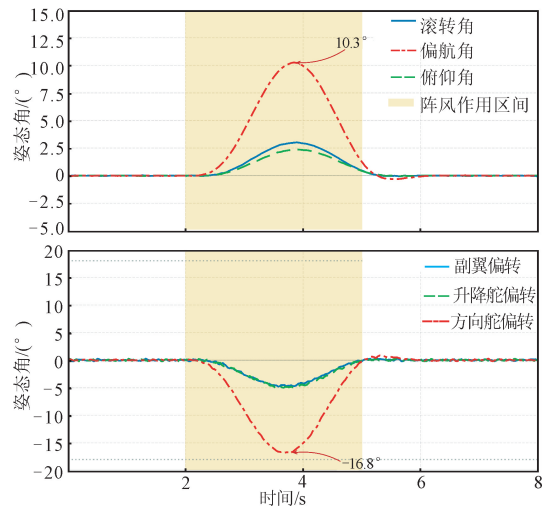


图 6 强烈侧向阵风下的姿态响应与控制量时间历程

Fig. 6 Attitude response and control time history under strong lateral gust

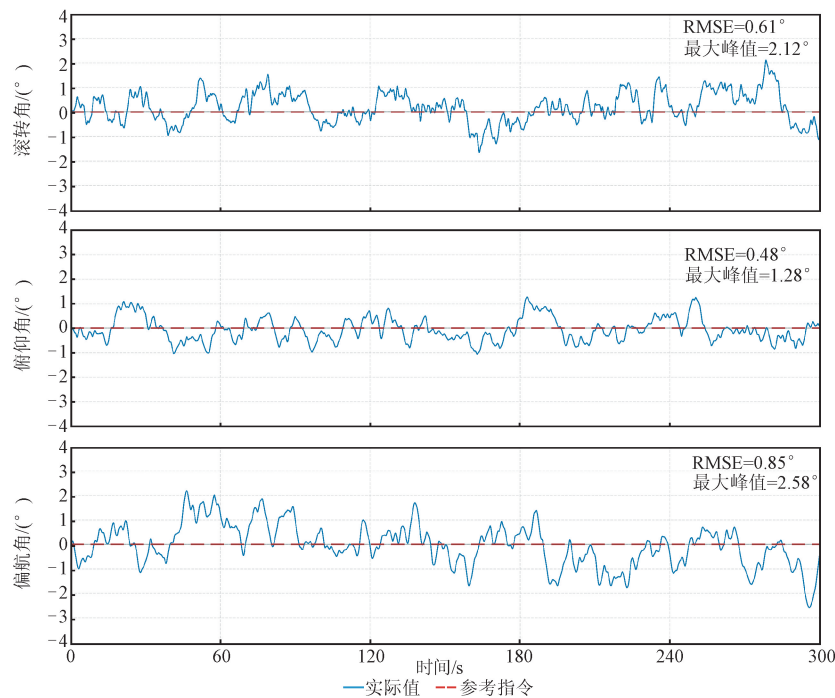


图 7 中度湍流条件下的姿态角时间历程

Fig. 7 Attitude angle time history under moderate turbulence

4.5 与传统控制方法的对比实验

为验证本文方法的性能优势,将其与 PID 控制^[30]、滑模控制、自抗扰控制、模型预测控制 4 种传统方法进行对比实验,所有方法均基于相同的无人机模型与测试场景进行参数优化,以确保对比的公平性。

5 种控制方法的俯仰角 10° 阶跃响应对比结果

如图 8 所示,核心性能指标如表 5 所示。由表 5 和图 8 可得,PID 控制超调量最小,但上升时间最长,响应偏慢;滑模控制上升时间最短,但超调量最大。本文图神经网络控制上升时间为 0.72 s、0.40 s、0.98 s,超调量为 7.2%、5.8%、4.3%。其上升时间接近最快的滑模控制,超调量却显著低于滑模控制,在响应速度与超调抑制之间取得了较好平衡。

表 5 标称工况下 5 种控制方法阶跃响应性能对比

Table 5 Step response performance comparison of five control methods under nominal conditions

控制方法	俯仰上升时间 /s	俯仰超调量 /%	滚转上升时间 /s	滚转超调量 /%	偏航上升时间 /s	偏航超调量 /%
PID 控制	1.18	5.8	0.72	4.5	1.55	3.8
滑模控制	0.62	14.5	0.35	12.2	0.85	10.5
自抗扰控制	0.75	9.8	0.42	7.5	1.02	6.2
模型预测控制	0.82	8.2	0.48	6.8	1.12	5.5
图神经网络控制	0.72	7.2	0.40	5.8	0.98	4.3

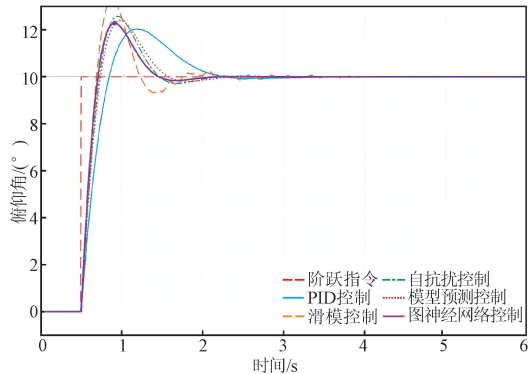


图 8 5 种控制方法的俯仰角阶跃响应对比

Fig. 8 Pitch angle step response comparison of five control methods

强烈模型不确定性条件下,不同方法的俯仰角跟踪误差箱图如图 9 所示。其中,菱形黑点表示均值,横线表示中位数,箱体表示四分位范围,离群圆点表示超出正常范围的样本。从图 9 可以看出,本文方法在强烈模型不确定性条件下俯仰角跟踪误差的中位数约为 0.57°、稳定率为 99%,箱体更窄、离群点更少,误差一致性最好。而 PID 控制中位误差约为 1.31°且存在大量超过 2°的离群点,稳定率较低、约 10%样本出现振荡失稳。对比结果表明,本文方法在强烈模型不确定性条件下的鲁棒性优于其他 4 种传统方法。

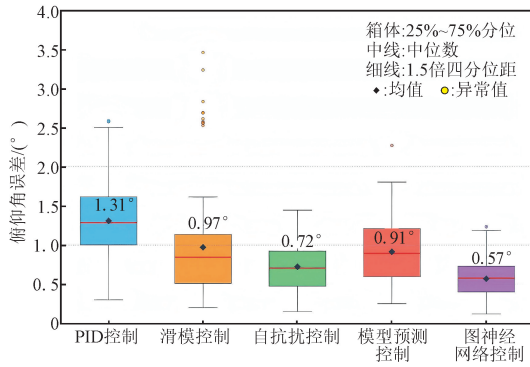


图 9 强烈模型不确定性下俯仰角跟踪误差箱图

Fig. 9 Box plot of pitch angle tracking error under strong model uncertainty

在风速为 12 m/s 的强烈阵风条件下,5 种控制方法的偏航角响应曲线如图 10 所示。从图 10 中可以看到,本文方法的偏航角偏离峰值最小,仅为 8.5° ,恢复时间仅为 3.0 s。此外,本文方法的偏航角响应曲线在达到峰值后平滑衰减、无明显高频振荡,表明控制量的高频分量得到有效抑制,有利于降低执行机构的高频磨损。

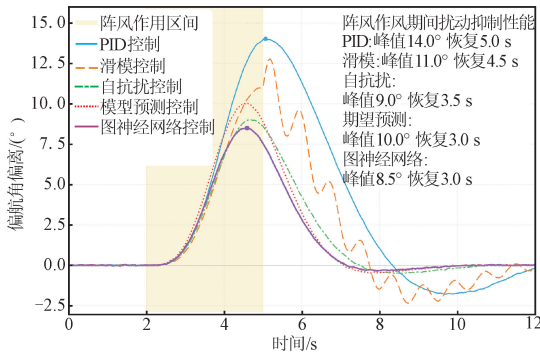


图 10 5 种控制方法的强烈阵风响应对比

Fig. 10 Strong gust response comparison of five control methods

4.6 消融实验与机理分析

为深入理解控制器各核心模块的作用机理,本

文设计系列消融实验,通过移除或替换特定模块,分析其对控制性能的贡献。

4.6.1 图结构控制器与 MLP 控制器对比

对比本文图神经网络控制器与等参数量多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP) 控制器的性能差异,结果如图 11 所示。标称工况下,MLP 控制器的姿态跟踪误差约为本文图神经网络方法的 1.5 倍;参数不确定性条件下,两者差距约扩大至 2.0 倍;湍流扰动条件下,差距进一步扩大至 2.3 倍。结果表明,结合飞行动力学特性构建的图结构,可有效捕捉系统多变量耦合关系,显著提升控制器的控制精度与泛化能力,在复杂工况下优势更为突出。

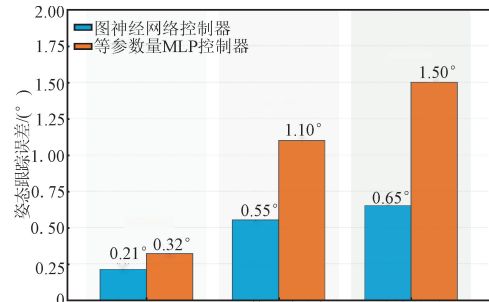


图 11 图结构消融对控制性能的影响

Fig. 11 Influence of graph structure ablation on control performance

4.6.2 稳定性约束消融实验

对比损失函数中包含与不包含李雅普诺夫约束项的闭环系统特性,相空间轨迹对比结果如图 12 所示。从图 12 中可以看到,包含稳定性约束的控制器,从各初始点出发的轨迹均能稳定收敛至平衡点,实现全局稳定收敛;移除稳定性约束的控制器,虽平衡点附近响应更快,但稳定域明显缩小,初始姿态偏差超过 15° 时,闭环轨迹出现发散趋势。实验结果验证了稳定性约束对保证闭环系统全局稳定性的必要性。

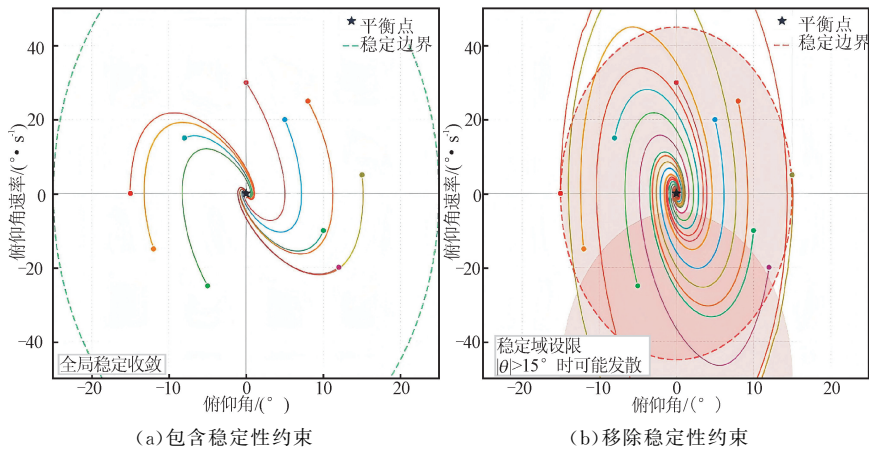


图 12 稳定性约束对闭环系统稳定裕度的影响

Fig. 12 Influence of stability constraint on closed-loop stability margin

5 结论

本文针对无动力滑翔空投无人机在复杂环境与模型不确定性下的鲁棒姿态控制问题,从飞行动力学建模出发,提出了一种基于图神经网络的鲁棒姿态控制方法,通过高保真仿真实验得到以下结论。

1)基于飞行动力学耦合关系构建的有向图结构,能够把姿态角、角速度与控制力矩之间的运动学关联、动力学驱动关系及三轴交叉耦合纳入统一的消息传递过程。与等参数量下 MLP 控制器相比,所提方法在标称工况下的姿态跟踪误差均方根值降低约 33.3%,参数不确定性工况下降低 50%,湍流扰动工况下降低约 56.5%,表明引入物理结构先验可提升多源状态信息的融合效率,且环境越复杂,相对优势越明显。

2)在训练损失中嵌入李雅普诺夫函数递减约束,可为网络输出提供稳定性引导。相空间轨迹对比显示,含约束控制器自不同初始点出发的轨迹均能收敛至平衡点;移除该约束后,当初始姿态偏差超过 15° 时,部分轨迹出现发散趋势。该约束在不显著牺牲控制性能的前提下,扩大了仿真所覆盖工况范围内的稳定收敛区域,降低了纯数据驱动控制的稳定性风险。

3)标称工况下,控制器实现了快速平稳的姿态跟踪。 10° 俯仰阶跃响应的上升时间为 0.72 s、超调量为 7.2%,三轴通道稳态误差均不大于 0.17° ;俯仰通道正弦跟踪在 0.2 Hz 处误差均方根值为 0.18° ,1.0 Hz 处为 0.85° ,可满足空投任务中低频姿态调整的需求;滚转 10° 指令引起的偏航耦合峰值被抑制在 0.54° 以内,并在 1.9 s 内衰减至 0.2° 以下,多通道解耦能力良好。

4)在模型不确定性条件下,经蒙特卡洛仿真(每级独立运行 100 次),轻度与中度气动参数偏差下三轴通道稳定率均为 100%, $\pm 20\%$ 偏差下为 97%~99%,俯仰角跟踪误差均值不超过 0.45° ,未出现非线性动态失稳;误差箱图显示,所提方法俯仰角跟踪误差中位值约为 0.57° ,明显低于 PID 控制的 1.31° ,表明其对气动参数失配具有较强鲁棒性。

5)在环境扰动条件下,10 m/s 稳态风场中不同来风方向的偏航角保持误差均方根值为 $0.22^\circ \sim 0.38^\circ$;12 m/s 阵风下方向舵最大偏转 -16.8° ,未超出 $\pm 18^\circ$ 的物理限制,偏航角最大偏差为 10.3° 、恢复时间为 3.0 s;中度湍流下 300 s 飞行中滚转、俯

仰、偏航角的保持误差均方根值分别为 0.61° 、 0.48° 、 0.85° ,姿态误差未出现累积漂移或发散趋势。与 PID、滑模、自抗扰及模型预测控制相比,所提方法在响应速度、超调抑制与复杂工况鲁棒性方面的综合性能更优,可满足无动力滑翔空投无人机复杂任务场景的姿态控制需求。

本文结论均基于数值仿真获得,尚未计入传感器噪声、通信时延与执行机构非线性等实际因素。后续工作将开展半物理仿真与实物飞行试验,以验证方法在真实物理系统中的工程可行性。同时,针对机载嵌入式平台开展网络轻量化与实时性优化研究,以满足在线运算的硬件约束。

参考文献

- [1] 殷鹏举. 高速乘翼变体滑翔飞行器姿态控制方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2025:22-35.
Yin Pengju. Attitude controller design of high speed wing variant glide vehicle [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025:22-35.
- [2] 董帅,欧柳利,王永骥,等. 滑翔式飞行器姿态控制系统跟踪性能评估[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013,41(10):110-114.
Dong Shuai, Ou Liuli, Wang Yongji, et al. Clearance of tracking performance of flight control systems for gliding vehicles[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2013,41(10):110-114.
- [3] 张卫东. 滑翔式高超声速飞行器再入轨迹规划与姿态控制[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017:13-17.
Zhang Weidong. Reentry trajectory planning and attitude control for hypersonic glide vehicles [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017:13-17.
- [4] 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.
Li Yuan, Liu Shuangxi, Du Zhaobo, et al. Review of model predictive control and its application in aircraft systems[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2026,48(2):144-162.
- [5] 侯崇飞,王立杰. 高超声速飞行器数据驱动姿态控制[J/OL]. 电光与控制, (2026-01-21)[2026-03-28]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1227.TN.20260121.1346.002>.
Hou Chongfei, Wang Lijie. Data-driven control of hypersonic vehicle attitude[J/OL]. Electronics Optics & Control, (2026-01-21)[2026-03-28]. <https://link.cnki.net/urlid/41.1227.TN.20260121.1346.002>.

- [6] 张晨,李小民. 无人机飞行控制PID参数的模糊自整定技术研究[J]. 四川兵工学报, 2009, 30(7): 85-88.
- [7] 刘立新, 君萌萌, 樊慧津, 等. 预设时间的变体滑翔飞行器自适应滑模姿态跟踪控制 [J/OL]. 控制工程, (2026-02-03) [2026-02-28]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20260075>.
Liu Lixin, Jun Mengmeng, Fan Huijin, et al. Adaptive sliding mode attitude control for morphing glide aircraft[J/OL]. Control Engineering of China, (2026-02-03) [2026-02-28]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20260075>.
- [8] Shao Xiangyu, Sun Guanghui, Yao Weiran, et al. Adaptive sliding mode control for quadrotor UAVs with input saturation [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(3): 1498-1509.
- [9] 李健, 谭文, 张彬文. 观测器带宽参数化的自抗扰控制 [J]. 控制工程, 2022, 29(7): 1181-1186.
Li Jian, Tan Wen, Zhang Binwen. Observer-bandwidth-based active disturbance rejection control [J]. Control Engineering of China, 2022, 29(7): 1181-1186.
- [10] Chebbi J, Briere Y. Robust active disturbance rejection control for systems with internal uncertainties: multirotor UAV application [J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(4): 426-456.
- [11] 丁登辉, 强立京, 包长春. 基于深度强化学习的四旋翼无人机的姿态控制 [J]. 科学技术创新, 2025(18): 186-189.
Ding Denghui, Qiang Lijing, Bao Changchun. Attitude control of quadrotor drone based on deep reinforcement learning [J]. Scientific and Technological Innovation, 2025(18): 186-189.
- [12] 陆喆俊, 孙宪坤, 陶鹏. LSTM神经网络在无人机姿态估计中的应用 [J]. 导航定位学报, 2021, 9(5): 107-113.
Lu Zhejun, Sun Xiankun, Tao Peng. Application of LSTM neural network in UAV attitude estimation [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2021, 9(5): 107-113.
- [13] 商益铭, 杜昌平, 杨睿, 等. 动态环境无人机导航的安全分层强化学习框架 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2026, 60(6): 1240-1250.
Shang Yiming, Du Changping, Yang Rui, et al. Safe hierarchical reinforcement learning framework for dynamic UAV navigation [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2026, 60(6): 1240-1250.
- [14] 张晗. 用于多元时间序列预测的图神经网络模型 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(12): 2500-2509.
Zhang Han. Graph neural network model for multivariate time series forecasting [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(12): 2500-2509.
- [15] 赵浩森. 基于物理先验的 CNN-Transformer 三输出结构光相位估计方法研究 [D]. 天津: 天津工业大学, 2026: 35-36.
Zhao Haomiao. CNN-Transformer triple-output structured light phase estimation method with physical prior [D]. Tianjin: Tiangong University, 2026: 35-36.
- [16] 马帅, 刘建伟, 左信. 图神经网络综述 [J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(1): 47-80.
Ma Shuai, Liu Jianwei, Zuo Xin. Survey on graph neural networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2022, 59(1): 47-80.
- [17] 吕金虎, 蒋弘毅, 刘德元, 等. 基于图神经网络的复杂系统建模与仿真 [J]. 系统仿真学报, 2025, 37(7): 1624-1638.
Lyu Jinhu, Jiang Hongyi, Liu Deyuan, et al. Modeling and simulation of complex systems based on graph neural networks [J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(7): 1624-1638.
- [18] 姚鑫骅, 于涛, 封森文, 等. 基于图神经网络的零件机加工特征识别方法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(2): 349-359.
Yao Xinhua, Yu Tao, Feng Senwen, et al. Recognition method of parts machining features based on graph neural network [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(2): 349-359.
- [19] 马泽超, 刘小明, 夏汗青, 等. 基于图神经网络的路面病害态势预测方法 [J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(12): 2596-2608.
Ma Zechao, Liu Xiaoming, Xia Hanqing, et al. Pavement distress situation prediction method based on graph neural network [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2024, 58(12): 2596-2608.
- [20] 王军, 刘敏, 张啸川, 等. 基于神经网络的无人车动力学建模方法 [J]. 系统仿真学报, 2026, 38(4): 932-947.
Wang Jun, Liu Min, Zhang Xiaochuan, et al. Modeling method of unmanned vehicle dynamics based on neural network [J]. Journal of System Simulation, 2026, 38(4): 932-947.
- [21] Yan Yu, Fan Yufeng, Ning Lulu, et al. PINN-parafoil: a physics-informed neural network method for complex parafoil dynamics simulating [J]. Journal of Computational Science, 2025, 90: 102639.
- [22] Corso G, Stark H, Jegelka S, et al. Graph neural networks [J]. Nature Reviews Methods Primers, 2024, 4: 17.
- [23] Choi Y, Kumar K. Graph neural network-based surrogate model for granular flows [J]. Computers and Geotechnics, 2024, 166: 106015.

- [24] 夏东林. 面向领域变换的图神经网络分布外泛化研究 [D]. 北京:北京邮电大学, 2025:9-18.
Xia Donglin. Research on out-of-distribution generalization of graph neural networks for domain shift [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2025:9-18.
- [25] 练桂铭, 乔瑜姣, 李明, 等. 基于高阶障碍李雅普诺夫函数的约束非线性系统的预定跟踪精度控制 [J]. 现代信息科技, 2026, 10(6):131-135.
Lian Guiming, Qiao Yujiao, Li Ming, et al. Prescribed tracking accuracy control for constrained nonlinear systems based on high-order barrier Lyapunov function [J]. Modern Information Technology, 2026, 10(6):131-135.
- [26] Berndt J. JSBSim: an open source flight dynamics model in C++ [C]// AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit, Reston, Virginia: AIAA, 2004: 4923.
- [27] 赵兴锋. 飞行控制律鲁棒性分析研究与实现 [D]. 长沙:国防科技大学, 2017:7-15.
Zhao Xingfeng. Research and realization on robustness analysis of flight control laws [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2017:7-15.
- [28] Breneman K, Lower M. Flying qualities of a remotely piloted vehicle [C]// 6th AIAA Biennial Flight Test Conference, Reston, Virginia: AIAA, 1992: 4083.
- [29] 汤琦, 孟贤. 基于部分均匀采样的蒙特卡洛仿真模型 [J]. 光通信技术, 2024, 48(5):86-90.
Tang Qi, Meng Xian. Monte Carlo simulation model based on partial uniform sampling [J]. Optical Communication Technology, 2024, 48(5):86-90.
- [30] Wang Zhen, Yuan Qi, Zhu Yi, et al. Fast and intelligent proportional-integral-derivative (PID) attitude control of quadrotor and dual-rotor coaxial unmanned aerial vehicles (UAVs) based on all-true composite motion [J]. Drones, 2024, 8(12): 747.

Flight Dynamics Modeling and Graph Neural Network-Based Robust Attitude Control for Unpowered Gliding Airdrop Unmanned Aerial Vehicles

WANG Zhenwei, GUO Jie*

(Engineering University of PAP, Xi'an 710086, China)

ABSTRACT: To address the problems of insufficient robustness and inadequate suppression of multi-channel coupling in the attitude control of unpowered gliding airdrop unmanned aerial vehicles (UAVs) operating under complex conditions, a robust attitude control method based on a graph neural network was proposed, beginning with the formulation of a flight dynamics model. First, a six-degree-of-freedom rigid-body flight dynamics model was developed, within which the attitude tracking error was defined, and three categories of performance indices were established: dynamic response, steady-state accuracy, and robustness. Second, based on the relationships among attitude kinematics, rotational dynamics, and aerodynamic coupling, the attitude angles, angular velocities, and control torques were represented as a directed graph. Node and edge features were then designed to characterize the intrinsic physical correlation and time-varying coupling interactions among these variables. Finally, an end-to-end graph-attention control network was developed, embedding a Lyapunov-function decrease constraint into the training loss and enforcing dual constraints on control amplitude and rate of change. Simulations under multiple operating conditions were performed using the JSBSim high-fidelity flight dynamics platform. The results show that the 10° pitch step response achieves a rise time of 0.72 s and an overshoot of 7.2%, while the three-axis steady-state errors remain within 0.14° . Under aerodynamic parameter deviations of $\pm 20\%$, the stability rates of the three-axis channels range from 97% to 99%. Under a 12 m/s gust disturbance, the maximum yaw-angle deviation reaches 10.3° , with a recovery time of 3.0 s, and the maximum rudder deflection is 16.8° , remaining within the prescribed physical limit. During 300 s of moderate turbulence, the root mean square values of three-axis attitude-holding errors remain below 0.85° , with no cumulative drift observed. Compared with PID, sliding-mode, active-disturbance-rejection, and model-predictive control, the proposed method delivers superior overall performance in terms of response speed, overshoot suppression, and robustness under complex conditions, satisfying the attitude control requirements of unpowered gliding airdrop UAVs.

KEYWORDS: flight mechanics; robust attitude control; graph neural network; unpowered gliding airdrop unmanned aerial vehicle; flight dynamics modeling; aerodynamic parameter deviation; disturbance suppression

(编辑:刘建民)