

变学习强度扑翼飞行器自学习控制

张承玺¹ 卢瑞秋¹ 李权² 吴荻³ 许德智⁴

摘要 针对扑翼飞行器存在非线性动态、模型不确定性及嵌入式平台算力受限等问题, 提出一种可自定义变学习强度自学习控制方法. 该方法通过学习历史控制信息, 仅基于一个代数方程, 避免复杂控制器设计并有效提升轨迹跟踪精度与系统鲁棒性. 针对扑翼系统, 使用自定义函数对学习强度进行调节, 提高系统动态响应速度与稳态性能. 仿真结果表明, 所提方法在保持低计算复杂度同时, 具有优越控制性能.

关键词 扑翼飞行器; 自学习控制; 变学习强度; 一致最终有界

引用格式 张承玺, 卢瑞秋, 李权, 吴荻, 许德智. 变学习强度扑翼飞行器自学习控制. 自动化学报, 2026, 52(5): 1092–1100

DOI 10.16383/j.aas.c250664 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250664

Self-learning Control for Flapping-wing Air Vehicles With Variable Learning Intensity

ZHANG Cheng-Xi¹ LU Rui-Qiu¹ LI Quan² WU Jin³ XU De-Zhi⁴

Abstract To address the issues of nonlinear dynamics, model uncertainties, and limited computational resources on embedded platforms in flapping-wing air vehicles, this paper proposes a customizable variable learning intensity self-learning control method. The proposed method learns from historical control information and is based on a single algebraic equation, avoiding complex controller designs while effectively improving trajectory tracking accuracy and system robustness. For the flapping-wing system, a custom function is used to adjust the learning intensity, enhancing the system's dynamic response speed and steady-state performance. Simulation results demonstrate that the proposed method maintains low computational complexity while achieving superior control performance.

Keywords flapping-wing air vehicle; self-learning control; variable learning intensity; uniform ultimate boundedness

Citation Zhang Cheng-Xi, Lu Rui-Qiu, Li Quan, Wu Jin, Xu De-Zhi. Self-learning control for flapping-wing air vehicles with variable learning intensity. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(5): 1092–1100

近年来, 扑翼飞行器 (flapping-wing air vehicle, FWAV) 因其仿生翼振动机制, 在轻量化、能效、机动性与隐蔽性等方面比传统固定翼与旋翼平台更具优势^[1-2]. 随着微型驱动器、轻质材料和嵌入式飞控平台的发展, FWAV 在低空侦察、环境监测及室内任务等领域的应用潜力不断提升^[3-4]. 因此, 开发一种高效、稳定、结构简洁且适用于嵌入式平台的控制方法成为推动其工程化落地的关键.

然而, 由于 FWAV 依赖非定常气动力获得升力, 其动力学表现出显著的非线性、强耦合与周期性扰动特性^[5]. 因此, 准确的气动力模型难以建立, 传统依赖模型结构的控制器无法准确补偿系统动态. 模型不确定性转化为控制系统的外部扰动, 使控制设计更加困难^[6-7]. 在扑翼运动过程中, 翼面柔性形变、涡结构演化与气流分离等复杂现象均会导致受力不确定性增大^[8-9]. 同时, 扑翼频率通常处于 5 ~ 15 Hz, 使系统状态呈周期性快速振荡, 显著增加姿态与位置控制难度^[10]. 已有研究表明, 许多针对固定翼或旋翼无人机设计的控制方法难以直接应用于 FWAV^[11].

针对扑翼飞行的复杂动力学特性, 国内外学者提出多种控制策略, 包括增广状态观测器^[12]、自适应控制^[13]、自抗扰控制^[14]、模糊控制^[15]、神经网络补偿控制^[16]等. 此外, 有研究尝试结合动力学线性化与分层控制结构以提升跟踪性能^[17]. 尽管这些方法在理论上增强了系统鲁棒性, 但仍存在难以忽视的不足: 1) 控制结构复杂、参数众多, 难以在微型嵌入式平台上实现^[18]; 2) 计算需求高, 对实时性要求严

收稿日期 2025-11-24 录用日期 2026-03-26

Manuscript received November 24, 2025; accepted March 26, 2026

国家自然科学基金 (62573211) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62573211)

本文责任编辑 杨辰光

Recommended by Associate Editor YANG Chen-Guang

1. 江南大学自动化与智能科学学院 (物联网学院) 无锡 214122
2. 江苏第二师范学院人工智能研究中心 南京 210013 3. 北京科技大学智能科学与技术学院 北京 100083 4. 东南大学电气工程学院, 电动载运技术教育部工程中心 南京 210096

1. School of Automation and Intelligent Science (School of IoT), Jiangnan University, Wuxi 214122 2. Research Center for Artificial Intelligence, Jiangsu Second Normal University, Nanjing 210013 3. School of Intelligence Science and Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083 4. School of Electrical Engineering, Engineering Research Center of Electrical Transport Technology, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096

格^[19]; 3) 普遍依赖相对准确的动力学模型, 而 FWAV 的非定常气动特性使模型偏差难以避免^[20]. 因此, 研究者也开始尝试引入学习型方法以增强系统适应性.

在学习型方法中, 强化学习作为典型的数据驱动策略, 也得以用于提升 FWAV 的自主控制能力. 胡海天^[21] 基于强化学习构建微型扑翼飞行器的机动控制框架, 通过策略网络实现急转弯、快速上升与快速稳定等高机动动作的学习与执行. 文献^[22] 进一步利用深度强化学习训练仿蜂鸟扑翼平台完成 360° 翻滚、俯仰翻转和高速逃逸等高动态特技动作, 并通过神经网络策略直接输出翼运动控制量. 然而, 此类框架通常需要大量训练数据、长时间仿真交互和较多计算资源, 且训练得到的策略网络规模较大, 使其难以直接部署到计算能力受限的微型 FWAV 嵌入式飞控系统上.

在确保控制性能与鲁棒性前提下, 算法结构应兼顾工程实现的简易性与系统资源的经济性. 为降低对精确模型与高算力的依赖, 自学习控制 (self-learning control, SLC) 应运而生^[20, 23-24]. Zhang 等^[24] 提出一种低计算复杂度的在线学习控制, 其核心控制律仅依赖于一个代数方程: $u(t) = k_1 u(t - \tau) + k_2 e(t)$. 该结构充分利用历史控制信息作为系统记忆, 在保持低复杂度同时, 有效提升系统动态性能与适应能力. 可类比于鸟类在飞行中调节翼面姿态的方式: 鸟类并不会在每一瞬间完全重新规划动作, 而是基于上一拍的翼运动继续维持当前姿态, 仅当偏离目标轨迹时, 才对下一个拍打周期的振幅、频率或攻角进行微调, 以逐步逼近目标状态. 同样, SLC 将上一时刻的控制输入作为经验信息延续使用, 仅在误差信号表明需要修正时进行补偿, 从而将历史控制量转化为先验知识, 在保持低复杂度的同时加快收敛速度.

然而, 传统 SLC 采用固定学习强度 k_1 , 在面对大误差或剧烈扰动时, 过强的历史记忆往往导致控制量饱和, 而过弱的学习强度则会降低稳态精度. 针对这一矛盾, Zhang 等^[23] 引入指数型衰减函数, 根据实时误差动态调节学习权重, 在误差较大时主动削弱历史记忆以抑制饱和. 在此基础上, Zhang 等^[20] 进一步提出 Tanh 型函数, 利用其更陡峭的非线性特性, 在保证收敛速度的同时更有效地避免执行器饱和. 本文采用曲线拟合方法设计变学习强度 (variable learning intensity, VLI), 通过选取动态响应过程关键控制点构建连续平滑学习强度曲线, 使学习行为能够随系统状态自适应变化. 该方法能够抑制扑翼飞行器在大扰动阶段姿态偏移和低频振荡, 并在稳态阶段提供更高精度, 使整体飞行状态

更加平稳可靠. 本文的主要贡献如下:

1) 提出适用于 FWAV 的 SLC 方法, 该方法仅基于一个代数方程, 充分学习历史控制信息提升系统性能. 该控制律不依赖于复杂观测器或精确系统模型, 显著降低计算复杂度, 适用于嵌入式平台部署, 为资源受限环境下 FWAV 智能控制提供一个新方法.

2) 提出可自定义 VLI 策略, 相比文献^[20, 23], 能灵活构造学习强度变化曲线, 实现学习强度可定制化设计. 该方法在系统误差较大时, 能够有效抑制饱和响应, 且未采用复杂算法或引入过多参数, 在提升控制性能的同时维持系统简洁性与工程实用性.

3) 在 FWAV 盘旋场景中进行对比实验. 仿真结果表明, 引入 VLI-SLC 后系统在保持控制器简洁性的同时, 系统跟踪精度显著提升, 控制输入更平滑, 有效提升 FWAV 在复杂环境中的性能.

1 扑翼飞行器动力学模型

将扑翼飞行器视为由平动动力学与机电耦合扑翼动力学组成的多层系统. 设系统状态向量为 $\mathbf{x} = [p_x, p_y, p_z, v_x, v_y, v_z, \Theta, \omega, i, \xi]^T$, 其中, $\mathbf{p} = [p_x, p_y, p_z]^T$ 为位置, $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T$ 为速度, Θ 为扑翼输出角度, ω 为电机角速度, i 为电枢电流, ξ 为扑翼角度误差的积分状态.

1.1 平动动力学

位置与速度满足 $\dot{p}_x = v_x$, $\dot{p}_y = v_y$, $\dot{p}_z = v_z$. 系统在三个方向上的受力平衡可写为^[1]

$$m\dot{v}_x = F_{x, \text{nav}} + F_{x, \text{wing}} - mc_D v_x \quad (1a)$$

$$m\dot{v}_y = F_{y, \text{nav}} + F_{y, \text{wing}} - mc_D v_y \quad (1b)$$

$$m\dot{v}_z = F_{z, \text{wing}} + ma_{z, \text{ctrl}} - mg - mc_D v_z \quad (1c)$$

其中, $F_{x, \text{nav}}$, $F_{y, \text{nav}}$ 为导航控制器产生的平面控制力; $F_{x, \text{wing}}$, $F_{y, \text{wing}}$, $F_{z, \text{wing}}$ 为扑翼产生的气动力; c_D 为线性阻尼系数; $a_{z, \text{ctrl}}$ 为高度控制律输出的等效垂直加速度; m 为飞行器质量; g 为重力加速度. 向量形式表示为

$$\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{v} \quad (2)$$

$$m\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{F}_{\text{nav}} + \mathbf{F}_{\text{wing}} + \mathbf{F}_g + \mathbf{F}_{\text{drag}} \quad (3)$$

其中, $\mathbf{F}_{\text{nav}} = [F_{x, \text{nav}}, F_{y, \text{nav}}, ma_{z, \text{ctrl}}]^T$ 为导航控制产生的等效力, $\mathbf{F}_{\text{wing}} = [F_{x, \text{wing}}, F_{y, \text{wing}}, F_{z, \text{wing}}]^T$ 为扑翼气动力, $\mathbf{F}_g = [0, 0, -mg]^T$ 为重力, $\mathbf{F}_{\text{drag}} = -mc_D \mathbf{v}$ 为线性阻力.

1.2 气动力代理模型

设扑动振幅为 $A(t)$, 效率函数 $\eta(A)$ 为

$$\eta(A) = \begin{cases} \eta_{\text{low}}, & A \leq A_{\text{break}} \\ (1 - \rho(A))\eta_{\text{low}} + \rho(A)\eta_{\text{high}}, & A > A_{\text{break}} \end{cases} \quad (4)$$

其中, η_{low} 与 η_{high} 分别表示小幅度与大幅度扑动时的气动效率, A_{break} 为效率变化拐点, $\rho(A) = \min(\frac{A - A_{\text{break}}}{\Delta A}, 1)$ 为归一化插值因子. 其中, ΔA 为效率从 η_{low} 到 η_{high} 的幅度区间宽度. 升力包含重力前馈与幅度增量项

$$F_{z, \text{wing}} = \alpha_{\text{ff}}mg + (L_0 + k_L A) \cdot \eta(A) \quad (5)$$

其中, $\alpha_{\text{ff}}mg$ 为抵消部分重力的前馈升力, L_0 为零幅度基准升力, k_L 为升力相对于幅度的线性增益. 推力与幅度呈线性关系

$$T = k_T A \cdot \eta(A) \quad (6)$$

其中, k_T 为推力关于幅度的比例系数.

将推力沿飞行平面分解, 定义平面速度向量

$$\mathbf{v}_{xy} = [v_x, v_y]^T, \quad v_{xy} = \|\mathbf{v}_{xy}\| \quad (7)$$

其中, \mathbf{v}_{xy} 为水平速度, v_{xy} 为其模. 推力方向单位向量为

$$\mathbf{d}_{\text{dir}} = \begin{cases} [1, 0]^T, & v_{xy} < v_{\text{min}} \\ \frac{\mathbf{v}_{xy}}{v_{xy}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, v_{min} 为避免低速时方向不确定性的阈值速度. 因此, 平面方向上的扑翼推力为

$$\begin{bmatrix} F_{x, \text{wing}} \\ F_{y, \text{wing}} \end{bmatrix} = T \cdot \mathbf{d}_{\text{dir}} \quad (9)$$

1.3 平面导航力

设参考轨迹为 $\mathbf{p}_r(t)$, $\mathbf{v}_r(t)$. 位置误差与速度误差为 $\mathbf{e}_p = \mathbf{p}_r - [p_x, p_y]^T$, $\mathbf{e}_v = \mathbf{v}_r - [v_x, v_y]^T$. 其中, \mathbf{e}_p 为平面位置误差, \mathbf{e}_v 为平面速度误差, $[p_x, p_y]^T$ 和 $[v_x, v_y]^T$ 分别为当前平面位置和速度. 速度型 PD (proportional-derivative) 控制律为

$$\mathbf{v}_{\text{cmd}} = \mathbf{v}_r + k_{p, \text{pos}}\mathbf{e}_p + k_{d, \text{pos}}\mathbf{e}_v \quad (10)$$

其中, \mathbf{v}_{cmd} 为期望水平速度指令, $k_{p, \text{pos}}$ 和 $k_{d, \text{pos}}$ 分别为位置和速度的 PD 增益. 基于速度误差的力控制律为

$$\mathbf{f}_{\text{pd}}(t) = k_v(\mathbf{v}_{\text{cmd}} - [v_x, v_y]^T) \quad (11)$$

其中, k_v 为速度跟踪增益, $\mathbf{f}_{\text{pd}}(t)$ 为 PD 控制产生

的平面控制力. 考虑向心力前馈 $\mathbf{F}_{\text{cen}}(t)$, 等效力为

$$\mathbf{F}_{\text{nav}}^{\text{pd}}(t) = \mathbf{f}_{\text{pd}}(t) + \mathbf{F}_{\text{cen}}(t) \quad (12)$$

其中, $\mathbf{F}_{\text{cen}}(t)$ 通常为轨迹曲率引起的向心力前馈项, 例如圆轨迹中 $\mathbf{F}_{\text{cen}} = mR\omega^2[-\cos(\omega t), -\sin(\omega t)]^T$, R 为圆轨迹半径.

1.4 垂直方向高度控制

设高度误差为 $e_z = z_{\text{ref}} - p_z$, $e_{v_z} = -v_z$, 其中, z_{ref} 为期望高度, p_z 为当前高度, e_z 为高度误差, e_{v_z} 为垂直速度误差 (负号表示阻尼当前下沉/上升趋势). PD 控制器输出为

$$a_z^{\text{pd}}(t) = k_{p, z}e_z(t) + k_{d, z}e_{v_z}(t) \quad (13)$$

其中, $k_{p, z}$ 和 $k_{d, z}$ 分别为高度和垂直速度的 PD 增益, $a_z^{\text{pd}}(t)$ 表示基于 PD 控制律的期望垂直加速度. 对应的垂直动力学为

$$\dot{v}_z = \frac{F_{z, \text{wing}}}{m} + a_{z, \text{ctrl}}(t) - g - c_D v_z \quad (14)$$

1.5 电机-扑翼机电耦合动力学

基于文献 [25] 的理论知识, 建立电机电气-扑翼机电耦合动力学模型. 负载转矩采用简化形式

$$T_L = \frac{T_{\text{max}}}{c} \cos \Theta \quad (15)$$

其中, T_{max} 为最大负载转矩, c 为传动比, Θ 为扑翼输出角度. 电机角速度动力学为

$$\dot{\omega} = \frac{\beta}{J}\omega - \frac{1}{J}T_L + \frac{n_p k_t}{J}i \quad (16)$$

其中, ω 为电机角速度, β 为粘滞阻尼系数, J 为转动惯量, n_p 为极对数, k_t 为电机转矩系数, i 为电枢电流. 电枢电流动力学为

$$\dot{i} = -\frac{R_{\text{eq}}}{L_{\text{eq}}}i - \frac{n_p k_e}{L_{\text{eq}}}\omega + \frac{1}{L_{\text{eq}}}u_{\text{elec}}(t) \quad (17)$$

其中, k_e 为反电动势系数, $u_{\text{elec}}(t)$ 为内环控制电压输入, $R_{\text{eq}} = 2R_p$, $L_{\text{eq}} = 2L_p$ 为等效电阻与电感, 式中 R_p 为电阻, L_p 为电感.

翅膀角速度由传动比得到 $\dot{\Theta}_{\text{raw}} = \omega/c$, 其中, $\dot{\Theta}_{\text{raw}}$ 为未限幅的扑翼角速度. 为获得完全对称三角波, 在模型中加入硬限速

$$\dot{\Theta} = \text{sat}\left(\frac{\omega}{c}, \pm \dot{\Theta}_{\text{max}}\right), \quad \omega \leftarrow c\dot{\Theta} \quad (18)$$

其中, $\dot{\Theta}_{\text{max}}$ 为允许的最大扑翼角速度限幅, $\text{sat}(\cdot)$ 为饱和函数. PI (proportional-integral) 内环控制律为

$$u_{\text{unsat}} = k_{p, \Theta}(\Theta_{\text{ref}} - \Theta) + k_{i, \Theta}\xi \quad (19)$$

其中, $k_{p, \Theta}$ 和 $k_{i, \Theta}$ 分别为比例与积分增益, Θ_{ref} 为

变幅调度器产生的参考角度, ξ 为角度误差积分状态. 带饱和及积分更新为 $u = \text{sat}(u_{\text{unsat}}, \pm u_{\text{max}})$, $\dot{\xi} = \Theta_{\text{ref}} - \Theta$, 其中, u_{max} 为最大电机电压限制.

综上, 系统动力学可写为

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{u} + \mathbf{d} \quad (20)$$

其中

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ -c_D v_x + \frac{1}{m} F_{x, \text{wing}} \\ -c_D v_y + \frac{1}{m} F_{y, \text{wing}} \\ -c_D v_z - g + \frac{1}{m} F_{z, \text{wing}} \\ \text{sat}\left(\frac{\omega}{c}, \pm \dot{\Theta}_{\text{max}}\right) \\ \frac{\beta}{J} \omega - \frac{T_L}{J} + \frac{n_p k_t}{J} i \\ -\frac{R_{\text{eq}}}{L_{\text{eq}}} i - \frac{n_p k_e}{L_{\text{eq}}} \omega + \frac{u_{\text{elec}}(t)}{L_{\text{eq}}} \\ \Theta_{\text{ref}}(t) - \Theta \end{bmatrix}, \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \frac{F_{x, \text{nav}}}{m} \\ \frac{F_{y, \text{nav}}}{m} \\ a_{z, \text{ctrl}} \\ \mathbf{0}_{4 \times 1} \end{bmatrix}$$

2 扑翼飞行器变学习强度自学习控制

本节系统阐述本文提出的变学习强度自学习控制, 包括控制律设计和学习强度构造方法. 随后, 基于 Lyapunov 方法给出该控制策略的稳定性证明.

2.1 自学习控制律设计

针对系统动力学 (20), 本文采用自学习控制

$$\mathbf{u}(t) = k_1(t)\mathbf{u}(t - \tau) + k_2\mathbf{e}(t) \quad (21)$$

其中, $k_1(t)\mathbf{u}(t - \tau)$ 为学习项, 即控制器的先前控制信息; $k_2\mathbf{e}(t)$ 为更新项, 基于系统当前误差进行修正. $\tau > 0$ 为学习间隔, $k_1(t) \in (0, 1)$ 为学习强度, $k_2 < 0$ 为误差反馈增益 (负反馈). 与传统仅依靠当前误差的 PD 控制不同, 自学习控制利用历史信息提高收敛速度与稳态精度.

在实际飞行控制中, 为增强鲁棒性, 引入历史控制信息学习项进行补偿

$$\mathbf{F}_{\text{nav}}(t) = k_1(t)\mathbf{F}_{\text{nav}}(t - \tau) + \mathbf{F}_{\text{nav}}^{\text{pd}}(t) \quad (22)$$

其中, $\mathbf{F}_{\text{nav}}(t - \tau)$ 为历史导航力, $\mathbf{F}_{\text{nav}}^{\text{pd}}(t)$ 为基于当前误差的 PD 控制力. 垂直方向控制写为

$$a_{z, \text{ctrl}}(t) = k_1(t)a_{z, \text{ctrl}}(t - \tau) + a_z^{\text{pd}}(t) \quad (23)$$

其中, $a_{z, \text{ctrl}}(t - \tau)$ 为历史控制量, $a_z^{\text{pd}}(t)$ 为当前

PD 修正加速度指令.

2.2 自定义变学习强度 $k_1(t)$ 设计

不同于常见的固定学习强度^[24]或预设函数形式^[20, 23], 本文采用分段三次 Hermite 插值多项式 (piecewise cubic Hermite interpolating polynomial, PCHIP) 方法来构建变学习强度 $k_1(t)$. PCHIP 是一种旨在构造保持数据形状的光滑插值函数的方法.

1) 基本插值问题

给定一组数据离散点 $(x_k, y_k)_{k=1}^n$, 其中 $x_1 < x_2 < \dots < x_n$. PCHIP 的目标是在每个子区间 $[x_k, x_{k+1}]$ 上构造一个三次多项式 $P_k(x)$, 使得: a) 节点处函数值相等, 即 $P_k(x_k) = y_k$, $P_k(x_{k+1}) = y_{k+1}$; b) 节点处一阶导数连续, 即 $P'_k(x_{k+1}) = P'_{k+1}(x_{k+1})$.

2) 斜率 m_k 的选取

PCHIP 采用一种保形的加权谐波平均, 为每个节点 x_k 赋予一个合适斜率 m_k .

定义 $\delta_k = (y_{k+1} - y_k)/(x_{k+1} - x_k)$. 对于内部节点 x_k ($2 \leq k \leq n-1$), 其斜率 m_k 由如下规则确定: 若 δ_{k-1} 与 δ_k 异号, 则设定 $m_k = 0$, 确保插值函数在局部极值点处保持水平, 从而维持单调性; 若 δ_{k-1} 与 δ_k 同号, 则 m_k 取加权谐波平均, 即

$$m_k = \frac{w_1 + w_2}{\frac{w_1}{\delta_{k-1}} + \frac{w_2}{\delta_k}}$$

其中, $w_1 = 2h_k + h_{k-1}$, $w_2 = h_k + 2h_{k-1}$, $h_k = x_{k+1} - x_k$. 对于端点 x_1 和 x_n , 其斜率通常采用非中心的三点差分格式计算.

3) 分段三次 Hermite 多项式构造

在确定所有节点函数值 y_k 和斜率 m_k 后, 在每个区间 $[x_k, x_{k+1}]$ 上, 利用两点 (函数值及导数值) 的三次 Hermite 插值公式直接构造多项式 $P_k(x)$. 令 $h = x_{k+1} - x_k$, $s = (x - x_k)/h$, 则 $P_k(x)$ 可写为

$$\begin{aligned} P_k(x) &= H_{00}(s)y_k + H_{10}(s)h_k m_k + H_{01}(s)y_{k+1} + \\ &H_{11}(s)h_i m_{k+1} = \\ &y_k(1 - 3s^2 + 2s^3) + h m_k(s - 2s^2 + s^3) + \\ &y_{k+1}(3s^2 - 2s^3) + h m_{k+1}(-s^2 + s^3) \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $H_{00}(s)$, $H_{10}(s)$, $H_{01}(s)$, $H_{11}(s)$ 是标准三次 Hermite 基函数.

4) 关键节点选取

令 x 对应误差 $e(t) = \|\mathbf{F}_{\text{nav}}^{\text{pd}}(t)\|$, y 对应学习强度 $k_1(t)$. 分段点是基于误差分布特性和控制性能需求进行经验选取的: 在缓慢变化阶段, 设定较大 k_1 , 充分利用历史控制信息的“记忆”功能实现高精度跟踪; 在快速变化阶段, 设定较小 k_1 , 避免超调或执行机构饱和; 在过渡阶段, 生成光滑过渡曲线, 确保控

制权重平滑切换, 避免增益突变引发抖动.

选用 PCHIP 方法的关键在于其单调性、平滑性与设计灵活性. PCHIP 能保证学习强度的单调性, 并且具有一阶连续可导的特性. 同时, 其灵活的节点配置能够平衡系统的动态响应与稳态精度.

2.3 稳定性分析

定理 1. 考虑系统 (20), 其中扰动 $\|\mathbf{d}(t)\| \leq \bar{d}$. 令 $\mathbf{x}_d(t)$ 为可微参考轨迹, 定义跟踪误差 $\mathbf{e} = C(\mathbf{x} - \mathbf{x}_d)$, 其中 C 为适维常数矩阵. 采用自学习控制律 (21), 学习强度满足 $0 < k_1 \leq k_1(t) \leq \bar{k}_1 < 1$. 定义学习偏差

$$\tilde{\mathbf{u}}(t) = \mathbf{u}(t) - \mathbf{u}(t - \tau), \quad \|\tilde{\mathbf{u}}(t)\| \leq \alpha_\tau \quad (25)$$

其中, α_τ 为与 τ 相关的常数. 在控制器设计中, 选取反馈增益 k_2 使得矩阵 $A_c = A - Bk_2$ 为 Hurwitz 矩阵, 其中 A, B 为适维常数矩阵, 从而保证基准 PD 控制律 $\mathbf{u}_{PD}(t) = k_2\mathbf{e}(t)$ 能够稳定标称非线性系统. 即存在正定 Lyapunov 函数 $V_0 = \frac{1}{2}\mathbf{e}^T\mathbf{P}\mathbf{e}$ ($\mathbf{P} = \mathbf{P}^T > 0$) 以及常数 $\lambda_W > 0, \phi_d > 0, \phi_r > 0$, 使得在基准系统

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}) + k_2\mathbf{e}(t) + \mathbf{d} \quad (26)$$

下满足:

$$\dot{V}_0 \Big|_{\text{PD}} \leq -\lambda_W\|\mathbf{e}\|^2 + \phi_d\|\mathbf{d}\| + \phi_r\|\dot{\mathbf{x}}_d\| \quad (27)$$

则跟踪误差 \mathbf{e} 是一致最终有界 (uniform ultimate boundedness, UUB) 的.

证明. 由式 (25) 得 $\mathbf{u}(t - \tau) = \mathbf{u}(t) - \tilde{\mathbf{u}}(t)$, 代入式 (21), 得

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(t) &= k_1(t)\mathbf{u}(t) - k_1(t)\tilde{\mathbf{u}}(t) + k_2\mathbf{e}(t) \Rightarrow \\ \mathbf{u}(t) &= \frac{k_2}{1 - k_1(t)}\mathbf{e}(t) - \frac{k_1(t)}{1 - k_1(t)}\tilde{\mathbf{u}}(t) \end{aligned} \quad (28)$$

令 $K(t) = -\frac{k_2}{1 - k_1(t)} > 0, H(t) = \frac{k_1(t)}{1 - k_1(t)} \geq 0$, 则式 (28) 可写为

$$\mathbf{u}(t) = -K(t)\mathbf{e}(t) - H(t)\tilde{\mathbf{u}}(t) \quad (29)$$

记 $K_0 = -k_2 > 0$. 由 $0 < k_1(t) \leq \bar{k}_1 < 1$, 可知

$$K(t) \geq \frac{K_0}{1 - \bar{k}_1} = K_{\min} > 0 \quad (30)$$

$$H(t) \leq \frac{\bar{k}_1}{1 - \bar{k}_1} = H_{\max} < \infty \quad (31)$$

其中, K_{\min} 和 H_{\max} 分别表示 $K(t)$ 的下界和 $H(t)$ 的上界.

将式 (29) 代入动力学 (20), 并与式 (26) 对比,

可写为

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= f(\mathbf{x}) + k_2\mathbf{e}(t) + \mathbf{d} + (\mathbf{u}(t) - k_2\mathbf{e}(t)) = \\ &= f(\mathbf{x}) + k_2\mathbf{e}(t) + \mathbf{d} - (K(t) - K_0)\mathbf{e}(t) - \\ &= H(t)\tilde{\mathbf{u}}(t) \end{aligned} \quad (32)$$

对 $V_0 = \frac{1}{2}\mathbf{e}^T\mathbf{P}\mathbf{e}$ 求导, 结合式 (27) 和式 (32), 得到

$$\begin{aligned} \dot{V}_0 &\leq \nabla V_0^T(- (K(t) - K_0)\mathbf{e}(t) - H(t)\tilde{\mathbf{u}}(t)) - \\ &= \lambda_W\|\mathbf{e}\|^2 + \phi_d\|\mathbf{d}\| + \phi_r\|\dot{\mathbf{x}}_d\| \end{aligned} \quad (33)$$

由于 $K(t) \geq K_0$, 对 Lyapunov 函数有

$$\nabla V_0^T(- (K(t) - K_0)\mathbf{e}(t)) = -\mathbf{e}^T\mathbf{P}(K(t) - K_0)\mathbf{e} \leq 0$$

故该“等效增益修正”项对稳定性是有利的, 仅需估计 $-H(t)\tilde{\mathbf{u}}(t)$ 引起的扰动项. 注意 $\|\nabla V_0\| \leq \|\mathbf{P}\| \cdot \|\mathbf{e}\|$, 结合式 (25) 和式 (30), 有

$$\begin{aligned} |\nabla V_0^T(- H(t)\tilde{\mathbf{u}}(t))| &\leq \|\nabla V_0\| H(t) \|\tilde{\mathbf{u}}(t)\| \leq \\ &= \|\mathbf{P}\| H_{\max} \alpha_\tau \|\mathbf{e}\| = c_\tau \|\mathbf{e}\| \end{aligned} \quad (34)$$

将式 (34) 代入式 (33), 并采用 Young 不等式 $c_\tau\|\mathbf{e}\| \leq \frac{\varepsilon}{2}\|\mathbf{e}\|^2 + \frac{c_\tau^2}{2\varepsilon}$, $\varepsilon \in (0, 2\lambda_W)$, 得到

$$\dot{V}_0 \leq -\left(\lambda_W - \frac{\varepsilon}{2}\right)\|\mathbf{e}\|^2 + \phi_d\bar{\mathbf{d}} + \phi_r\bar{\mathbf{r}} + \frac{c_\tau^2}{2\varepsilon} \quad (35)$$

其中, $\bar{\mathbf{r}} = \sup_t \|\dot{\mathbf{x}}_d(t)\|$, 记正定矩阵 \mathbf{P} 的最大特征值和最小特征值分别为 λ_{\max} 和 λ_{\min} , 令

$$\kappa = \frac{2}{\lambda_{\max}(\mathbf{P})} \left(\lambda_W - \frac{\varepsilon}{2}\right) > 0, \delta = \phi_d\bar{\mathbf{d}} + \phi_r\bar{\mathbf{r}} + \frac{c_\tau^2}{2\varepsilon}$$

并用 $\|\mathbf{e}\|^2 \geq \frac{2}{\lambda_{\max}(\mathbf{P})}V_0$, 得到

$$\dot{V}_0 \leq -\kappa V_0 + \delta \Rightarrow V_0(t) \leq e^{-\kappa t}V_0(0) + \frac{\delta}{\kappa} \quad (36)$$

由 $V_0 \geq \frac{1}{2}\lambda_{\min}(\mathbf{P})\|\mathbf{e}\|^2$, 得到跟踪误差 UUB:

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{e}\| \leq \sqrt{\frac{2}{\lambda_{\min}(\mathbf{P})} \cdot \frac{\delta}{\kappa}} \quad (37)$$

□

3 仿真实验

3.1 控制性能分析

为验证所提出变学习强度自学习控制方法在扑翼飞行器盘旋任务中的性能, 执行恒半径盘旋任务仿真实验. 从地面起飞围绕半径为 6 m 的圆形轨迹盘旋, 飞行高度保持 5 m. 参数设置如表 1 所示, 通过插值法生成连续可调学习强度, 如式 (38) 所示 (见下页上方).

$$k_1(e) = \begin{cases} 0.92, & e < 0.001 \\ 0.8914(e - 0.001)^3 - 0.8025(e - 0.001)^2 + 0.92, & 0.001 \leq e < 0.1 \\ 47.8433(e - 0.1)^3 - 14.4576(e - 0.1)^2 - 0.1327(e - 0.1) + 0.9130, & 0.1 \leq e < 0.2 \\ 174.6101(e - 0.2)^3 - 30.1721(e - 0.2)^2 - 1.5889(e - 0.2) + 0.803, & 0.2 \leq e < 0.3 \\ 27.5113(e - 0.3)^3 - 3.4522(e - 0.3)^2 - 2.385(e - 0.3) + 0.5170, & 0.3 \leq e < 0.5 \\ -0.0181(e - 0.5)^3 + 0.4781(e - 0.5)^2 - 0.4645(e - 0.5) + 0.122, & 0.5 \leq e < 1 \\ 0.007, & e \geq 1 \end{cases} \quad (38)$$

本仿真对四种控制策略进行对比分析, 包括: 1) Non-SLC (传统 PD); 2) Fixed-SLC (固定学习强度); 3) VLI-SLC (指数型变学习强度), 学习强度为 $k_1(t) = \exp(-\gamma_1|e(t)|^{\gamma_2} - \varepsilon)$, 式中, γ_1 和 γ_2 为控制器参数; 4) Proposed SLC (本文提出的变学习强度, 学习强度设计见式 (38)). 控制器参数选定为: $k_1 = 0.9$, $k_2 = -1$, $\gamma_1 = 6$, $\gamma_2 = 3$, $\varepsilon = 0.12$. 四种方法均执行相同的圆形参考轨迹, 在进行水平面转弯控制的同时保持垂向高度稳定.

图 1 展示扑翼飞行器在三维空间中飞行轨迹. 可以看出, 无自学习控制情况下, 受扑翼气动力、系统参数变化和模型误差影响, 飞行器轨迹偏离较大. 同时高度控制也存在稳态误差, 无法精准维持预设飞行高度. 而采用自学习控制后, 系统能够在飞行过程中实时调整控制补偿量, 使飞行轨迹迅速收敛至期望位置. 图 2 展示扑翼飞行器在盘旋运动中水平控制力 F_x 和 F_y 的变化情况. 可以看出, 在无自学习控制条件下, 水平控制力的幅值存在较大波动. 这种波动反映控制系统未能有效适应外部扰动和飞行器状态变化, 导致控制力过度调整, 出现不必要振荡或误差. 相较之下, 在自学习控制条件下, 飞行器水平控制力较为平滑, 表明自学习控制能够有效调节飞行器控制力, 避免过大控制波动. 本文提出

的方法控制力曲线表现得最为平滑, 显示了该方法在稳定性和响应精度上的优势. 图 3 给出三维位置误差随时间变化情况. 可以看出, 尽管四种控制算法均能迅速稳定跟踪, 但其稳态性能存在显著差异. 无自学习控制受非定常气动力及系统非线性的影响, 在稳态阶段仍保持一定幅度的振荡. 相比之下,

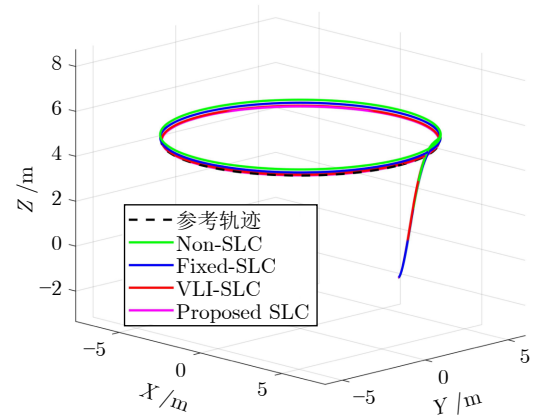


图 1 扑翼飞行器在三维空间中飞行轨迹对比
Fig.1 Comparison of the flight trajectories of flapping-wing air vehicles in 3D space

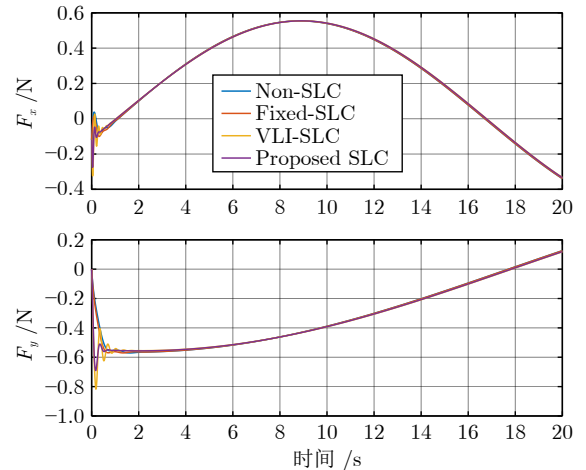


图 2 扑翼飞行器水平控制力
Fig.2 The horizontal control forces of flapping-wing air vehicles

表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

参数	数值	参数	数值
m	0.5 kg	$k_{p, pos}$	1.2
g	9.81 m/s ²	$k_{d, pos}$	1.3
c_D	0.10 s ⁻¹	k_v	3.2
c	26	R	6.0 m
n_p	17	ω	0.20 rad/s
L_p	0.04 H	z_{ref}	5.0 m
R_p	0.08 Ω	$k_{p, z}$	4.0
β	0.001 N	$k_{d, z}$	3.0
k_e	0.06 V·s/rad	k_i, θ	40
k_L	2.2 N/rad	k_p, θ	2.5
k_T	0.65 N/rad	α_{ff}	0.592

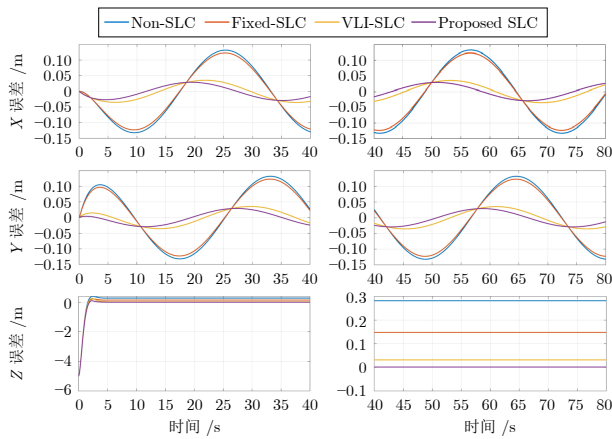


图3 扑翼飞行器飞行轨迹跟踪误差
Fig.3 Trajectory tracking error of flapping-wing air vehicles

文中提出方法展现出最优的收敛特性,其位置误差在较短时间内迅速减小,各方向误差均保持在较小界限内.这一结果证明了自学习机制显著提升系统动态响应能力与位置跟踪精度,从而确保飞行轨迹的高度稳定性.图4展示学习强度 $k_1(t)$ 随时间的变化曲线.结合图3的误差曲线分析可知,在跟踪误差较大时, $k_1(t)$ 趋近于0,以防止历史误差过度累积导致控制量饱和;随着跟踪误差逐渐减小, $k_1(t)$ 迅速接近1,增强控制补偿作用,加快系统收敛.这种根据误差调节学习强度的动态调节机制,显著提升扑翼飞行器的轨迹跟踪性能和稳定性.

3.2 计算复杂度分析

为验证本文所提 SLC 方法的计算性能优势,在相同计算基准下选取增广状态观测器和自适应控制方法进行对比,针对三轴控制任务(F_x, F_y, a_z)展开,各项性能指标统计如表2所示.

从表2的结果可以看出,在存储空间方面,本文 SLC 方法仅需保存极少量标量参数,相比需要存储高维状态转移矩阵的增广状态观测器和参数估计矩阵的自适应控制,内存占用降低约 96.5%;在计算负荷方面,SLC 核心逻辑仅由基本乘加运算构

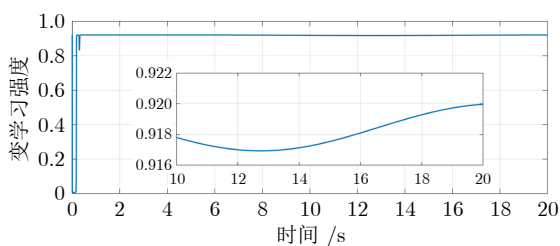


图4 变学习强度曲线
Fig.4 Variable learning intensity curve

表2 控制算法计算性能指标对比

Table 2 Computational performance comparison of control algorithms

算法	存储空间 (Bytes)	浮点运算 (FLOPs)	单次计算耗时 (μ s)
本文 SLC	40	9	0.2512
增广状态观测器	1152	162	1.3917
自适应控制	1120	240	11.3533

成,而增广状态观测器涉及增广状态的实时微分方程数值积分,自适应控制则涉及高维回归向量与增益矩阵的乘法运算,两者运算量约为 SLC 的 20 倍.进一步分析计算耗时可知,本文方法的单次循环耗时为 0.25μ s 左右.这种极高的运算效率能够为微型扑翼飞行器释放宝贵的计算资源,用于处理更复杂的任务,充分体现出本文方法在算力受限环境下的工程实用价值.

4 结束语

本文提出一种用于扑翼飞行器跟踪控制的可定制变学习强度自学习控制算法.该方法继承自学习控制优异的控制性能,具有高控制精度和低复杂度结构的特点.与固定形式变学习强度不同,本文设计一种可定制变学习强度方法,使学习权重调整具有更大灵活性,从而为扑翼飞行器控制性能调节提供更大自由度.仿真结果表明了本文所提方法在扑翼飞行器实时控制中的有效性.

参考文献

- He Wei, Ding Shi-Qiang, Sun Chang-Yin. Research progress on modeling and control of flapping-wing air vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(5): 685-696 (贺威, 丁施强, 孙长银. 扑翼飞行器的建模与控制研究进展. 自动化学报, 2017, **43**(5): 685-696)
- Zhou C, Zhang Y, Wu J H. Effect of flexibility on unsteady aerodynamic forces of a purely plunging airfoil. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, **33**(1): 88-101
- Fu Qiang, Chen Xiang-Yang, Zheng Zi-Liang, Li Qing, He Wei. Research progress on visual perception system of bionic flapping-wing aerial vehicles. *Chinese Journal of Engineering*, 2019, **41**(12): 1512-1519 (付强, 陈向阳, 郑子亮, 李擎, 贺威. 仿生扑翼飞行器的视觉感知系统研究进展. 工程科学学报, 2019, **41**(12): 1512-1519)
- Gerdes J, Holness A, Perez-Rosado A, Roberts L, Greisinger A, Barnett E, et al. Robo Raven: A flapping-wing air vehicle with highly compliant and independently controlled wings. *Soft Robotics*, 2014, **1**(4): 275-288
- Keennon M, Klingebiel K, Won H. Development of the Nano hummingbird: A tailless flapping wing micro air vehicle. In: Proceedings of the 50th AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Nashville Tennessee, USA: AIAA, 2012. Article No. 2012-0588
- Chen Y F, Wang H Q, Helbling E F, Jafferis N T, Zufferey R, Ong A, et al. A biologically inspired flapping-wing hybrid aerial-aquatic microrobot. *Science Robotics*, 2017, **2**(11): Article No.

- aao5619
- 7 Fu Q, Wang J, Gong L, Wang J Y, He W. Obstacle avoidance of flapping-wing air vehicle based on optical flow and fuzzy control. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, **38**(2): 206–215
 - 8 Banazadeh A, Taymourtash N. Adaptive attitude and position control of an insect-like flapping-wing air vehicle. *Nonlinear Dynamics*, 2016, **85**(1): 47–66
 - 9 Qian C, Fang Y C, Li Y P. Neural network-based hybrid three-dimensional position control for a flapping wing aerial vehicle. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, **53**(10): 6095–6108
 - 10 Huang H F, Liu Y T, Niu T, Wang C, Zou Y, He W. Vector field path following for a micro flapping-wing robot. *Science China Information Sciences*, 2024, **67**(6): Article No. 164201
 - 11 He Wei, Liu Shang-Ping, Huang Hai-Feng, Fu Qiang, Sun Chang-Yin. System design and experiment of an independently driven bird-like flapping-wing robot. *Control Theory and Applications*, 2022, **39**(1): 12–22
(贺威, 刘上平, 黄海丰, 付强, 孙长银. 独立驱动的仿鸟扑翼飞行机器人的系统设计与实验. *控制理论与应用*, 2022, **39**(1): 12–22)
 - 12 Wen G X, Yu D X, Zhao Y L. Optimized fuzzy attitude control of quadrotor unmanned aerial vehicle using adaptive reinforcement learning strategy. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, **60**(5): 6075–6083
 - 13 Liu M, Ma D X, Li S. Neural dynamics for adaptive attitude tracking control of a flapping wing micro aerial vehicle. *Neurocomputing*, 2021, **456**: 364–372
 - 14 Wang L, Jiang W Y, Zhao L F, Jiao Z X. Modeling and hover flight control of a micromechanical flapping-wing aircraft inspired by wing-tail interaction. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2023, **28**(6): 3132–3142
 - 15 Tijmons S, de Croon G C H E, Remes B D W, de Wagter C, Mulder M. Obstacle avoidance strategy using onboard stereo vision on a flapping wing MAV. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, **33**(4): 858–874
 - 16 Fu Qiang, Zhang Shu-Yu, Wang Jiu-Bin, Feng Fu-Sen. Indoor fixed-height control for bio-inspired flapping-wing aerial vehicles based on off-board monocular vision. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, **42**(2): 249–256
(付强, 张树禹, 王久斌, 冯富森. 基于外部单目视觉的仿生扑翼飞行器室内定高控制. *工程科学学报*, 2020, **42**(2): 249–256)
 - 17 Fu Qiang, Zhang Xiang, Zhao Min, Zhang Chun-Hua, He Wei. Research progress on the wind tunnel experiment of a bionic flapping-wing aerial vehicle. *Chinese Journal of Engineering*, 2022, **44**(4): 767–779
(付强, 张祥, 赵民, 张春华, 贺威. 仿生扑翼飞行器风洞实验研究进展. *工程科学学报*, 2022, **44**(4): 767–779)
 - 18 Lv Z F, Xiao L, Du Y S, Niu G H, Xing C W, Xu W Y. Multi-agent reinforcement learning based UAV swarm communications against jamming. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, **22**(12): 9063–9075
 - 19 Kong L H, He W, Chen W S, Zhang H, Wang Y N. Dynamic movement primitives based robot skills learning. *Machine Intelligence Research*, 2023, **20**(3): 396–407
 - 20 Zhang C X, Lu W J, Zhao S Y, Wu J, Zhu X Y, Liu Z J, et al. Enhancing Attitude tracking with self-learning control using tanh-type learning intensity. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 16976–16986
 - 21 Hu Hai-Tian. Research on Maneuver Control of Flapping Wing Micro Aerial Vehicle Based on Reinforcement Learning [Master thesis], Harbin Institute of Technology, China, 2025.
 - 22 Sun M, Tang J. Unsteady aerodynamic force generation by a model fruit fly wing. *Journal of Experimental Biology*, 2002, **205**(1): 55–70
 - 23 Zhang C X, Ahn C K, Wu J, He W. Online-learning control with weakened saturation response to attitude tracking: A variable learning intensity approach. *Aerospace Science and Technology*, 2021, **117**: Article No. 106981
 - 24 Zhang C X, Xiao B, Wu J, Li B. On low-complexity control design to spacecraft attitude stabilization: An online-learning approach. *Aerospace Science and Technology*, 2021, **110**: Article No. 106441
 - 25 Zhang Liang, He Xiu-Yu, Wang Zhe-Qi, He Wei. Design and implementation of a variable-amplitude flight strategy for flapping-wing aircraft. *Robot*, 2025, **47**(1): 76–84
(张良, 何修宇, 王者奇, 贺威. 扑翼飞行器的变幅飞行策略的设计与实现. *机器人*, 2025, **47**(1): 76–84)



张承玺 江南大学自动化与智能科学学院(物联网学院)副教授. 2019年获得上海交通大学博士学位. 主要研究方向为航天器集群协同控制与管理, 机器人智能感知与自主决策.

E-mail: cxzhang@jiangnan.edu.cn

(ZHANG Cheng-Xi Associate professor at the School of Automation and Intelligent Science (School of IoT), Jiangnan University. He received his Ph.D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2019. His research interests include spacecraft swarm cooperative control and management, and robot intelligent perception and autonomous decision-making.)



卢瑞秋 江南大学自动化与智能科学学院(物联网学院)硕士研究生. 主要研究方向为航天器姿态控制系统故障诊断与容错控制.

E-mail: 6231905043@stu.jiangnan.edu.cn

(LU Rui-Qiu Master student at the School of Automation and Intelligent Science (School of IoT), Jiangnan University. His research interests include fault diagnosis and fault-tolerant control of spacecraft attitude control systems.)



李权 江苏第二师范学院人工智能研究中心讲师. 2025年获得江南大学博士学位. 主要研究方向为工业过程建模, 智能优化控制及机器人感知与控制. 本文通信作者.

E-mail: liquan95@jssnu.edu.cn

(LI Quan Lecturer at the Research

Center for Artificial Intelligence, Jiangsu Second Normal University. He received his Ph.D. degree from Jiangnan University in 2025. His research interests include industrial process modeling, intelligent optimization control, and robot perception and control. Corresponding author of this paper.)



吴 荃 北京科技大学智能科学与技术学院教授。2024 年获得香港科技大学博士学位。主要研究方向为机器人学, 位姿估计及组合导航系统。

E-mail: wujin@ustb.edu.cn

(WU Jin Professor at the School of Intelligence Science and Technology, University of Science and Technology Beijing. He received his Ph.D. degree from the Hong Kong University of Science and Technology in 2024. His re-

search interests include robotics, pose estimation, and integrated navigation systems.)



许德智 东南大学电气工程学院教授。2013 年获得南京航空航天大学博士学位。主要研究方向为数据驱动控制, 故障诊断与容错控制, 多智能体系统, 信息物理系统, 可再生能源技术, 电机控制以及智能电网。

E-mail: xudezhi@seu.edu.cn

(XU De-Zhi Professor at the School of Electrical Engineering, Southeast University. He received his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2013. His research interests include data-driven control, fault diagnosis and fault-tolerant control, multi-agent systems, cyber-physical systems, technologies of renewable energy, motor control, and smart grid.)