http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0594

基于触发式批处理辨识的固定翼无人机自适应跟踪控制

邸尚明[1]，申佳军[1]，刘烨晖[1]，王薇[1,2,*]

(1. 北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100191；2. 北京航空航天大学 杭州创新研究院，杭州 310051)

摘 要：针对欠驱动与参数不确定性耦合导致的固定翼无人机控制设计与稳定性分析难题，提出一种基于触发式批处理辨识的自适应分层控制方法。为处理欠驱动问题，基于独轮车模型将原固定翼无人机模型转换为虚拟积分器与线性参数化模型；结合反步法与固定时间控制技术，建立等效飞行跟踪控制器。通过分析参数不确定性对无人机运动状态的作用机理，采用谱分解技术构造线性回归方程以定量收集激励信息，确保收集激励信息的丰富性和线性回归方程的有界性。为消除参数不确定性的影响，建立触发式批处理参数估计器，在触发函数满足特定条件时充分利用已收集的激励信息更新参数估计。与固定翼无人机的现有分层控制策略相比，所提框架实现了误差收敛性、激励丰富性与参数辨识精度的统一。

关 键 词：数据驱动控制；自适应控制；固定时间控制；固定翼无人机；欠驱动特性
中图分类号：TP273; V249
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)10-3667-10

固定翼无人机作为航空作业体系内一类具备典型优势的飞行器，凭借其续航时间长、飞行速度稳定、航程覆盖范围广等特性，在战略决策[1]、环境监测[2]、测绘建模[3]等领域具有广泛应用。然而，固定翼无人机模型存在欠驱动特性，系统鲁棒性较差，对外部扰动敏感且难以实现高精度轨迹跟踪。此外，无人机动力学模型的固有参数不确定性会影响飞行控制性能，甚至带来安全隐患。针对固定翼无人机存在的欠驱动特性与参数不确定性因素耦合问题，如何设计飞行控制器以保证闭环系统的稳定性并实现精确的轨迹跟踪，是飞行控制领域亟待解决的科学问题。

在飞控领域研究中，围绕欠驱动问题，已取得诸多令人满意的研究成果。固定翼无人机的运动通常具有六自由度，却受限于4个控制输入。文献[4]采用内外环控制策略，内环以跟踪误差为代价函数，通过求解博弈方程获得最优控制输入，实现对无人机高度和姿态角的精确跟踪，外环基于模型预测控制(model predictive control, MPC)，根据x-y方向误差生成俯仰角和滚转角的参考值，并反馈至内环以实现整体的轨迹跟踪，但该方法仅能保证内环跟踪误差收敛到零。文献[5]将无人机运动方程分解为高度和偏航角的全驱动子系统及其余状态的欠驱动子系统，全驱动部分通过比例-积分-微分控制(proportional integral derivative, PID)与滑模控制器实现快速收敛，欠驱动部分经坐标变换为级联形式后，再设计滑模控制器镇定其余4个状态量，但该方法仅能有效跟踪高度和偏航角，其余状态仅能稳定在常值，限制了其在动态轨迹跟踪等复杂场景中的应用。文献[6]针对欠驱动特性，为偏航角ϕ引入反正弦横截函数，使得偏航角误差ϕ_e与纵向误差y_e能够同时镇定，通过设计速度指令实现横向误差

收稿日期：2025-08-26；**录用日期**：2026-02-24；**网络出版时间**：2026-03-09 16:40
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20260309.1012.001
基金项目：国家自然科学基金(62373019)；中央高校基本科研业务费专项资金(501XYGG2025103009,501XSKC2025103001)
* **通信作者**. E-mail：w.wang@buaa.edu.cn

引用格式：邸尚明，申佳军，刘烨晖，等. 基于触发式批处理辨识的固定翼无人机自适应跟踪控制 [J]. 北京航空航天大学学报，2026，52（10）：3667-3676. Di S M，Shen J J，Liu Y H，et al. Batch-triggered identification based adaptive tracking control for fixed-wing UAV[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52（10）：3667-3676（in Chinese）.

x_e的收敛，并以角速度指令同步达成y_e与ϕ_e的收敛，进而解决欠驱动问题。

自适应控制作为现代控制理论的核心分支之一，在处理参数不确定性方面具有广泛应用。经典的自适应控制方法大致可以分为基于Lyapunov和基于估计的两大类。前者设计自适应律，使得Lyapunov函数满足某些期望性质，如$\dot{V}(\boldsymbol{q},\hat{\boldsymbol{\theta}}) \leqslant -\kappa(\|\boldsymbol{q}\|)$，从而保证状态$\boldsymbol{q}$的收敛性，但难以实现对未知参数的准确估计，其中，$\hat{\boldsymbol{\theta}}$为未知常参数的估计值，$k>0$，表示正常数。后者根据系统输入和状态数据中蕴含的激励信息估计未知参数，可在持续激励（persistent excitation, PE）条件下保证系统状态和估计误差的收敛性，但此类激励条件与系统未来状态相关，在控制设计阶段难以确保和验证。

近年来，许多数据增强型自适应算法因能放宽激励条件而逐渐受到重视，如并行学习[7-8]、复合学习[9-11]和触发式批处理估计器[12-14]。并行学习采用激励检测算法，在特定时间间隔内收集激励信息，但由于采样机制的限制，容易出现激励遗漏的情况。复合学习和触发式批处理估计器相关成果利用积分器连续地收集激励信息，保证了激励收集的丰富性，却可能导致线性回归方程变得无界，且未考虑不同方向激励丰富度的差异。因此，如何在充分收集激励信息并兼顾其方向丰富度差异的前提下，保证线性回归方程的有界性，是数据驱动自适应控制领域面临的核心挑战。

在飞控领域中，已有许多研究采用自适应控制方法处理参数不确定性。文献[15]对无人机动力学中的不确定性进行参数化拟合，设计相应的自适应律动态调整拟合表达式中的系数，进而有效补偿模型中的不确定性。文献[16]针对无人机姿态角动力学中的不确定性，基于复合学习算法，通过积分器构造线性回归方程并引入参数更新律更新参数估计，与传统基于估计的算法相比放宽了激励条件，仅在区间激励（interval excitation, IE）下即可实现跟踪误差和参数估计误差的指数收敛。但自适应控制方法无法保证回归方程的有界性。

针对线性回归方程无界的问题，文献[17-18]根据激励矩阵的最大特征值设计遗忘因子，并将其直接引入线性回归方程两端，有效解决了回归方程无界的问题，但未能考虑不同方向激励丰富度的差异。文献[19-21]则采用定向遗忘策略，仅在激励新增方向，即信息子空间中进行遗忘，而其正交方向上的激励保持不变，确保回归方程有界的同时，保证参数估计误差的收敛性。

当固定翼无人机同时存在欠驱动特性与参数不确定性时，控制器设计需应对控制输入维度不足与不确定性动态耦合的复合约束，进而面临系统稳定性与轨迹跟踪精度难以协同保障的挑战。对此，文献[22]通过坐标变换将无人机状态分解为全驱动与欠驱动2部分，定义辅助误差将欠驱动状态误差通过耦合项引入全驱动通道，并设计低维自适应律对动力学参数不确定性进行参数化拟合。文献[23]采用分层控制策略，将原系统分解为姿态角-空速全驱动子系统与高度欠驱动子系统，通过俯仰通道补偿欠驱动特性实现高度控制，为各子系统设计反步滑模控制器，结合梯度法自适应律估计姿态角参数不确定性，同步保证系统稳定性与跟踪性能。

综上所述，固定翼无人机飞行控制器的相关成果在处理欠驱动特性与参数不确定性时，通常难以兼顾控制性能与参数估计准确性。现有的自适应控制方法往往未能充分利用激励信息处理不确定性，且参数估计的收敛性依赖于充分激励或区间激励等条件，在控制设计阶段难以先验。针对上述问题，本文提出一种复合控制设计方法，基于独轮车模型处理欠驱动问题，采用谱分解技术构造线性回归方程，并通过触发式批处理参数估计器应对参数不确定性。本文主要贡献如下：

1）与现有处理欠驱动特性的成果[4-6,22-23]相比，基于独轮车模型处理欠驱动问题，采用反步法-固定时间控制策略，使跟踪误差收敛到零，进一步提升跟踪性能。

2）与现有激励收集方案[7-21]相比，采用谱分解技术构造线性回归方程，基于激励矩阵特征值设计遗忘因子，不仅能保证回归方程的有界性，还充分考虑了不同方向激励丰富度的差异。

3）与现有自适应控制成果[15-16,22-25]相比，基于触发式批处理辨识技术处理参数不确定性，将欠驱动特性与参数不确定性解耦，在非持续部分激励条件下，通过有限次参数估计消除参数不确定性的影响。

1 系统建模与问题阐述

1.1 系统建模

本文重点研究固定翼无人机的平面运动，其运动学模型可描述为

$$\begin{cases} \dot{x} = v\cos\phi \\ \dot{y} = v\sin\phi \\ \dot{\phi} = \omega_{\mathrm{y}} \\ \dot{v} = a \end{cases} \tag{1}$$

式中：向量$\boldsymbol{p} = [x,y]^{\mathrm{T}}$表示无人机的位置坐标；$\phi$为无人机的偏航角；$v$和$\omega_{\mathrm{y}}$分别为无人机的线速度和偏

航角速度; a为无人机的线加速度。

固定翼无人机的示意图如图 1 所示, 其中, D 为空气阻力。

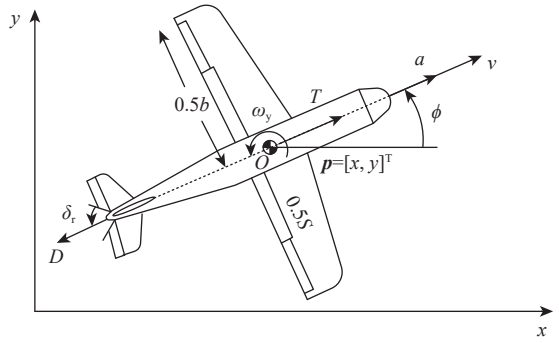


图 1　固定翼无人机示意图

Fig. 1　Fixed-wing UAV schematic diagram

固定翼无人机的动力学模型通常可分解为线运动方程和角运动方程, 如式 (2) 所示:

$$\begin{cases} m\dot{v} = T - \dfrac{1}{2}\rho_{\mathrm{a}} v^2 S C_D \\ I_z \dot{\omega}_{\mathrm{y}} = \dfrac{1}{2}\rho_{\mathrm{a}} v^2 S b \delta_{\mathrm{r}} C_{\mathrm{n}} \end{cases} \tag{2}$$

式中: m为无人机的质量, kg; ρ_{a}为空气密度, kg/m^3; S 为机翼面积, m^2; C_D为阻力系数; I_z为无人机绕z轴的转动惯量; b为机翼展长, m; C_{n}为方向舵力矩系数; T和δ_{r}分别为发动机推力和方向舵偏角, 其与无人机控制指令$\boldsymbol{u} = [T_{\mathrm{c}}, \delta_{\mathrm{rc}}]^{\mathrm{T}}$满足如下线性转换关系: $T = k_1 T_{\mathrm{c}}, \delta_{\mathrm{r}} = k_2 \delta_{\mathrm{rc}}$, T_{c}为无人机发动机推力, δ_{rc}为方向舵偏角, k_1和k_2分别为推力系数和舵机传动系数。

本文假定k_1、k_2、C_D、I_z、C_{n}为未知常参数, 为处理不确定性, 对式 (2) 进行线性参数化, 可得下述动力学模型:

$$\dot{\boldsymbol{s}} = \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s}, \boldsymbol{u})^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\theta} \tag{3}$$

式中: $\boldsymbol{s} = [v, \omega_{\mathrm{y}}]^{\mathrm{T}}$为状态向量; $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s}, \boldsymbol{u})$为非线性回归项; $\boldsymbol{\theta}$为未知参数向量。

$$\begin{cases} \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s}, \boldsymbol{u}) = \begin{bmatrix} -\dfrac{\rho_{\mathrm{a}} v^2 S}{2m} & \dfrac{T_{\mathrm{c}}}{m} & 0 \\ 0 & 0 & \dfrac{\rho_{\mathrm{a}} v^2 b S \delta_{\mathrm{rc}}}{2} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} = [C_D, k_1, k_2 C_{\mathrm{n}}/I_z]^{\mathrm{T}} \triangleq [\theta_1, \theta_2, \theta_3]^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{4}$$

由于未知参数k_2、I_z、C_{n}以乘积的形式出现, 故将其视为一个整体, 记为θ_3。

1.2　问题阐述

固定翼无人机模型 (1)～(4) 中有 x、y、ϕ这 3 个输出, 却仅有T_{c}和δ_{rc}这 2 个控制输入, 属于典型的欠驱动非线性系统。此外, 系统动力学模型的固有参数不确定性也会显著影响跟踪性能和稳定性。

本文旨在为固定翼无人机设计一个自适应飞行控制器, 实现以下控制目标。

1) 无人机的位置坐标能够精确跟踪参考轨迹, 跟踪误差最终收敛到零。

2) 回归项$\boldsymbol{\psi}$的所有谱均被收集到线性回归方程$\boldsymbol{Z}(t) = \boldsymbol{W}(t)\boldsymbol{\theta}$中, 同时保证方程的有界性, 其中, $\boldsymbol{W}(t)$表示激励矩阵。

3) 动力学模型中参数不确定性的影响将在有限次参数估计后被消除。

为消除参数不确定性的影响并解决欠驱动问题, 本文将基于以下假设和引理展开研究。

假设 1　参考轨迹$\boldsymbol{p}_{\mathrm{r}}(t)$幅值有界, 且二阶连续可导, 即存在正常数$M$, 使得对于任意$t \geqslant 0$满足: $\|\boldsymbol{p}_{\mathrm{r}}(t)\| \leqslant M$, 同时$\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}(t)$、$\ddot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}(t)$存在且连续。

假设 2[26]　存在一个已知集合$B \subset \mathbf{R}$, 满足$k_1, k_2 \in B$且$0 \notin B$。

引理 1[27]　对于一个正定变量ζ, 如果存在常数$\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0, 0 < r_1 < 1, r_2 > 1$, 使其导数满足:

$$\dot{\zeta} = -\varepsilon_1 \zeta^{r_1} - \varepsilon_2 \zeta^{r_2} \tag{5}$$

则ζ将在固定时间内收敛到零, 其收敛时间的上界估计如下:

$$T_{\max} = \frac{1}{\varepsilon_1 (1 - r_1)} + \frac{1}{\varepsilon_2 (r_2 - 1)} \tag{6}$$

引理 2[28]　考虑一个n维正规矩阵$\boldsymbol{W}$, 设其具有h个互异的特征值$\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_h$, 设$\boldsymbol{e}_{i,1}, \boldsymbol{e}_{i,2}, \cdots, \boldsymbol{e}_{i,k}$为特征值$\lambda_i$的特征空间的一组单位正交基, 则谱阵$\boldsymbol{E}_i$定义为$\boldsymbol{E}_i = \sum_{j=1}^{k} \boldsymbol{e}_{i,j} \boldsymbol{e}_{i,j}^{\mathrm{T}}$, 矩阵$\boldsymbol{W}$的谱分解形式为$\boldsymbol{W} = \sum_{i=1}^{h} \lambda_i \boldsymbol{E}_i$, 其中, 谱阵集合$\{\boldsymbol{E}_1, \boldsymbol{E}_2, \cdots, \boldsymbol{E}_h\}$唯一且满足以下性质:

$$\sum_{i=1}^{h} \boldsymbol{E}_i = \boldsymbol{I} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{E}_i = \boldsymbol{E}_i^{\mathrm{T}} = (\boldsymbol{E}_i)^2 \qquad \forall i = 1, 2, \cdots, h \tag{8}$$

$$\boldsymbol{E}_i \boldsymbol{E}_j = 0 \qquad \forall i, j = 1, 2, \cdots, h, i \neq j \tag{9}$$

注 1　假设 1 旨在确保参考轨迹具备足够的平滑性, 这一条件在实际工程场景中易于满足。假设 2 是为了通过自适应控制设计, 规避参数估值不准确导致的控制输入奇异性问题, 相关内容将在下文展开分析。

2　控制器设计

控制器设计分为模型转换、自适应反步-固定时间控制、线性回归方程和触发式批处理参数估计器 4 个部分。控制器设计思路如图 2 所示。通过模型转换将原欠驱动系统重构为标准形式下的控制问题。采用反步法-固定时间控制分层设计运动

学虚拟控制输入与无人机实际控制指令。基于谱分解技术构造线性回归方程，引入触发式批处理参数估计算法，处理动力学模型的参数不确定性。

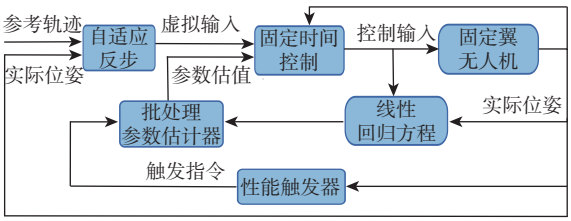


图2 固定翼无人机自适应控制器框架

Fig. 2 Fixed-wing UAV adaptive controller framework

2.1 模型转换

为处理欠驱动问题，基于独轮车模型[29]变换运动学方程。由式(1)可得：$v_x=v\cos\phi$，$v_y=v\sin\phi$，则v_x和v_y的导数计算如下：

$$\begin{cases}\dot{v}_x=\dot{v}\cos\phi-v\dot{\phi}\sin\phi\\ \dot{v}_y=\dot{v}\sin\phi+v\dot{\phi}\cos\phi\end{cases}\tag{10}$$

将$u_x=\dot{v}_x$和$u_y=\dot{v}_y$作为虚拟控制输入，则其与ω_y和a之间的转换关系如下：

$$\begin{cases}\omega_y=\dfrac{u_y\cos\phi-u_x\sin\phi}{v}\\ a=u_x\cos\phi+u_y\sin\phi\end{cases}\tag{11}$$

令无人机的速度向量为$\boldsymbol{v}=[v_x,v_y]^{\mathrm{T}}$，虚拟控制输入向量为$\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}=[u_x,u_y]^{\mathrm{T}}$，则变换后的运动学模型为

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{p}}=\boldsymbol{v}\\ \dot{\boldsymbol{v}}=\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}\end{cases}\tag{12}$$

式中：虚拟控制输入$\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}$与$\omega_y$、$a$之间的变换关系如式(11)所示。

至此，2个控制输入T_{c}、δ_{rc}便可控制2个输出x、y，在无人机偏航角ϕ可测量的前提下，欠驱动问题得到解决。

2.2 自适应反步-固定时间控制设计

本节首先基于反步法设计无人机虚拟控制输入的期望值$\boldsymbol{u}_{\mathrm{vr}}$，进而得到角速度期望值$\omega_{\mathrm{yr}}$与加速度期望值$a_{\mathrm{r}}$，再以二者为辅助变量进行固定时间控制设计，最终求解出无人机实际控制输入$\boldsymbol{u}$。

根据反步法：

步骤1 定义跟踪误差：

$$\begin{cases}z_1=\boldsymbol{p}-\boldsymbol{p}_{\mathrm{r}}\\ z_2=\boldsymbol{v}-\boldsymbol{\alpha}\end{cases}\tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{p}_{\mathrm{r}}$为$\boldsymbol{p}$的参考值；$\boldsymbol{\alpha}$为镇定函数。

对z_1求导：

$$\dot{z}_1=\boldsymbol{v}-\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}\tag{14}$$

定义Lyapunov函数$V_1=\dfrac{1}{2}z_1^{\mathrm{T}}z_1$，对$V_1$求导数：

$$\dot{V}_1=z_1^{\mathrm{T}}(z_2+\boldsymbol{\alpha}-\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}})\tag{15}$$

为镇定z_1，令

$$\boldsymbol{\alpha}=-c_1z_1+\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}\tag{16}$$

式中：c_1为正常数。

由式(15)可知，此时$\dot{V}_1$满足：

$$\dot{V}_1=z_1^{\mathrm{T}}z_2-c_1z_1^{\mathrm{T}}z_1\tag{17}$$

步骤2 对z_2求导，由式(13)可得

$$\dot{z}_2=\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}+c_1\dot{\boldsymbol{p}}-c_1\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}-\ddot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}\tag{18}$$

定义Lyapunov函数$V_2=V_1+\dfrac{1}{2}z_2^{\mathrm{T}}z_2$，对$V_2$求导：

$$\dot{V}_2=z_1^{\mathrm{T}}z_2-c_1z_1^{\mathrm{T}}z_1+z_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}+c_1\dot{\boldsymbol{p}}-c_1\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}-\ddot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}})\tag{19}$$

设计虚拟控制输入$\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}$的期望值$\boldsymbol{u}_{\mathrm{vr}}$为

$$\boldsymbol{u}_{\mathrm{vr}}=-c_2z_2-z_1-c_1\dot{\boldsymbol{p}}+c_1\dot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}+\ddot{\boldsymbol{p}}_{\mathrm{r}}\tag{20}$$

式中：c_2为正常数。

当$\boldsymbol{u}_{\mathrm{v}}$收敛于其期望值$\boldsymbol{u}_{\mathrm{vr}}$时，$\dot{V}_2$满足：

$$\dot{V}_2=-c_1z_1^{\mathrm{T}}z_1-c_2z_2^{\mathrm{T}}z_2\tag{21}$$

将$\boldsymbol{u}_{\mathrm{vr}}=[u_{\mathrm{xr}},u_{\mathrm{yr}}]^{\mathrm{T}}$代入式(11)可得偏航角速度和线加速度的期望值，记为ω_{yr}和a_{r}，表示为

$$\begin{cases}\omega_{\mathrm{yr}}=\dfrac{u_{\mathrm{yr}}\cos\phi-u_{\mathrm{xr}}\sin\phi}{v}\\ a_{\mathrm{r}}=u_{\mathrm{xr}}\cos\phi+u_{\mathrm{yr}}\sin\phi\end{cases}\tag{22}$$

由于固定翼无人机在飞行过程中，速度始终不为零，因此式(22)中角速度的期望值不会出现奇异。接下来将以ω_{yr}和a_{r}为辅助变量进行固定时间控制设计。

为使实际偏航角速度跟踪期望值，定义误差：

$$z_3=\omega_{\mathrm{y}}-\omega_{\mathrm{yr}}\tag{23}$$

定义Lyapunov函数$V_3=\dfrac{1}{2}z_3^2$，对V_3求导：

$$\dot{V}_3=z_3\dot{z}_3=z_3(\alpha_{\mathrm{y}}-\dot{\omega}_{\mathrm{yr}})\tag{24}$$

式中：α_{y}为偏航角加速度。

根据引理1，将α_{y}的期望值α_{yr}设计为

$$\alpha_{\mathrm{yr}}=-c_3\mathrm{sgn}(z_3)|z_3|^{\beta_1}-c_4\mathrm{sgn}(z_3)|z_3|^{\beta_2}+\dot{\omega}_{\mathrm{yr}}\tag{25}$$

式中：$c_3,c_4>0,0<\beta_1<1,\beta_2>1$，均为正常数。

无人机的实际控制输入$\boldsymbol{u}=[T_{\mathrm{c}},\delta_{\mathrm{rc}}]^{\mathrm{T}}$可通过对式(3)～式(4)进行变换并结合式(22)与式(25)获得：

$$\begin{bmatrix}T_{\mathrm{c}}\\ \delta_{\mathrm{rc}}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\dfrac{2ma_{\mathrm{r}}+\rho_{\mathrm{a}}v^2S\hat{\theta}_1}{2\hat{\theta}_2}\\ \dfrac{2\alpha_{\mathrm{yr}}}{\rho_{\mathrm{a}}v^2bS\hat{\theta}_3}\end{bmatrix}\tag{26}$$

式中：未知参数估值$\hat{\boldsymbol{\theta}}=\left[\hat{\theta}_1,\hat{\theta}_2,\hat{\theta}_3\right]^{\mathrm{T}}$将由触发式批处理参数估计器得到。

在参数估计准确的前提下, 若实际偏航角加速度收敛于其期望值, 由式 (24) 可知$\dot{V}_3$满足:

$$\dot{V}_3 = -c_3|z_3|^{\beta_1+1} - c_4|z_3|^{\beta_2+1} = -2c_3 V_3^{\frac{\beta_1+1}{2}} - 2c_4 V_3^{\frac{\beta_2+1}{2}} \tag{27}$$

即式 (25) 可使V_3在固定时间内收敛到零。

2.3　线性回归方程

根据系统辨识与最小二乘理论, 式 (3) 中的回归项$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})$可以看作激励信息的载体。本文通过激励矩阵$\boldsymbol{W}$收集$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})$中的谱信息[11]。为便于分析, 暂定$\boldsymbol{W}$为半正定矩阵, 后文将证明这一性质。

为完成参数估计, 首先应为方程 (3) 构造线性回归方程:

$$\boldsymbol{Z}(t) = \boldsymbol{W}(t)\boldsymbol{\theta} \tag{28}$$

为确保线性回归方程的有界性, 同时考虑不同方向激励丰富度的差异, 本文将采用谱分解法实现上述目标。根据引理 2, 激励矩阵$\boldsymbol{W}$的谱分解形式可以改写为

$$\boldsymbol{W}(t) = \sum_{i=1}^{h(t)} \lambda_i(t)\boldsymbol{E}_i(t) \tag{29}$$

根据式 (9) 可知谱阵$\boldsymbol{E}_i(i=1,2,\cdots,h(t))$彼此正交, 因此, 谱阵可以表示先前收集激励信息的$h(t)$个不同激励方向。特征值$\lambda_i(t)(i=1,2,\cdots,h(t))$表示相应激励方向上收集的激励丰富度。

根据$\boldsymbol{W}$的分解式 (29) 以及式 (7), t时刻的线性回归方程可以改写为

$$\boldsymbol{Z}(t) = \sum_{i=1}^{h(t)} \boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{Z}(t) = \sum_{i=1}^{h(t)} \lambda_i(t)\boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{\theta} \tag{30}$$

式 (9) 表明谱阵$\boldsymbol{E}_i(t)(i=1,2,\cdots,h(t))$彼此正交, 因此, 式 (30) 可以分解为$h(t)$个不同的激励方向, 即

$$\boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{Z}(t) = \lambda_i(t)\boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{\theta} \qquad i=1,2,\cdots,h(t) \tag{31}$$

对式 (3) 两边同时左乘$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})$:

$$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\dot{\boldsymbol{s}} = \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\theta} \tag{32}$$

结合式 (32) 与分解后的线性回归方程 (31), 可以构造以下方程:

$$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\dot{\boldsymbol{s}} - \sum_{i=1}^{h(t)} \rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})\boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{Z}(t) = \left[\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}} - \sum_{i=1}^{h(t)} \rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})\lambda_i(t)\boldsymbol{E}_i(t)\right]\boldsymbol{\theta} \tag{33}$$

式中: ρ为激励收集的遗忘因子, 定义如下:

$$\rho(\lambda_i,\boldsymbol{s}) = \begin{cases} 0 & \lambda_i \leqslant \sigma_{\min} \\ \dfrac{\lambda_{\max}(\boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^{\mathrm{T}})}{2\lambda_i}\left\{\mathrm{sat}\left(\dfrac{\lambda_i-\mu}{\eta}\right)+1\right\} & \text{其他} \end{cases} \tag{34}$$

其中: $\lambda_{\max}(\boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^{\mathrm{T}})$为矩阵$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}$的最大特征值; $\sigma_{\max}$和$\sigma_{\min}$分别对应$\rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})=0$的最大特征值和$\rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})=\lambda_{\max}(\boldsymbol{\psi}\boldsymbol{\psi}^{\mathrm{T}})/\lambda_i$的最小特征值; 常数$\mu=(\sigma_{\max}+\sigma_{\min})/2$和$\eta=(\sigma_{\max}-\sigma_{\min})/2$分别为饱和函数sat的中心和宽度。饱和函数定义为

$$\mathrm{sat}(x) = \begin{cases} -1 & x \leqslant -1 \\ x & -1 < x < 1 \\ 1 & x \geqslant 1 \end{cases} \tag{35}$$

在时间区间$[0,t]$内对式 (33) 进行积分, 可得线性回归方程$\boldsymbol{Z}(t)=\boldsymbol{W}(t)\boldsymbol{\theta}$, 其中, 向量$\boldsymbol{Z}(t)$和矩阵$\boldsymbol{W}(t)$可通过下述常微分方程获得:

$$\dot{\boldsymbol{Z}} = \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\dot{\boldsymbol{s}} - \sum_{i=1}^{h(t)} \rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})\boldsymbol{E}_i(t)\boldsymbol{Z}(t) \tag{36}$$

$$\dot{\boldsymbol{W}} = \boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}} - \sum_{i=1}^{h(t)} \rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})\lambda_i(t)\boldsymbol{E}_i(t) \tag{37}$$

式中: 方程的初始条件为$\boldsymbol{Z}(0)=\boldsymbol{0}, \boldsymbol{W}(0)=\boldsymbol{0}$。

微分方程中的第 1 项收集了当前的激励信息, 添加第 2 项是为了保证矩阵$\boldsymbol{Z}(t)$和$\boldsymbol{W}(t)$的有界性。根据遗忘因子 (34) 和矩阵$\boldsymbol{W}$的定义 (37), 属于$\lambda_i \leqslant \sigma_{\min}$方向的信息不会被遗忘, 而对应于$\lambda_i > \sigma_{\min}$方向的信息将以$\rho(\lambda_i,\boldsymbol{s})$的速率被遗忘。

线性回归方程 (28) 的性质总结为定理 1, 因篇幅所限, 其详细证明可参见文献 [11]。

定理 1[11]　考虑具有参数不确定性的动力学模型 (3)～(4) 以及构造的线性回归方程 (28), 以下结论成立:

1) 激励矩阵$\boldsymbol{W}(t)$在$t \geqslant 0$时半正定。

2) 如果回归项$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})$有界, 那么矩阵$\boldsymbol{W}$特征值有界, 其上界为$\sigma_{\max}$。

3) 对于任意时刻$\tau \in [0,t]$, $\boldsymbol{\psi}[\boldsymbol{s}(\tau),\boldsymbol{u}(\tau)]$的列空间是矩阵$\boldsymbol{W}(t)$列空间的子集。

4) 给定三维常向量$\boldsymbol{\varphi}$, $\boldsymbol{W}(t)\boldsymbol{\varphi}=\boldsymbol{0}$等价于所有$\tau \in [0,t]$, $\boldsymbol{\psi}[\boldsymbol{s}(\tau),\boldsymbol{u}(\tau)]^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\varphi}=\boldsymbol{0}$。

根据定理 1, 先前出现的所有激励信息均被收集到矩阵$\boldsymbol{W}$中, 由于矩阵$\boldsymbol{W}$与回归项$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})$具有相同的零空间, 这表明估值误差$\tilde{\boldsymbol{\theta}}=\boldsymbol{\theta}-\hat{\boldsymbol{\theta}}$在零空间$N[\boldsymbol{W}(t)]$上的投影在时间区间$[0,t]$内从未受到激励, 因此, 零空间$N[\boldsymbol{W}(t)]$可以看作参数估计误差的非受激励空间。由于矩阵$\boldsymbol{W}(t)$对称, 且列空间$R[\boldsymbol{W}(t)]$是零空间$N[\boldsymbol{W}(t)]$的正交补, 故列空间$R[\boldsymbol{W}(t)]$可以看作参数估计误差的受激励空间。

同时, 矩阵$\boldsymbol{W}$的秩$\mathrm{rank}[\boldsymbol{W}(t)]$增加的一些新的激励信息被收集到矩阵$\boldsymbol{W}$中。相应地, 受激励空间维数增加, 非受激励空间维数减少。

注 2　与现有激励收集方案[7-21]相比, 本文基

于谱分解定理构建线性回归方程，定量收集激励信息，引入遗忘因子，考虑了不同方向激励丰富度的差异，使得当强激励方向的信息被遗忘时，弱激励方向不受影响，同时保证了线性回归方程的有界性。

2.4 触发式批处理参数估计器

由式(26)可知，当未知参数估值$\hat{\theta}_2$、$\hat{\theta}_3$接近0时，控制输入将产生奇异，为解决这一问题，在假设2的前提下，根据触发式批处理辨识相关理论[14]，可得下述参数更新律：

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)=\underset{\boldsymbol{\vartheta}\in\mathbf{R}\times\mathbf{B}^2}{\arg\min}\left\{\left\|\boldsymbol{\vartheta}-\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_{i-1})\right\|^2\right\}\\ \text{s.t.}\quad \boldsymbol{Z}(\tau_i)=\boldsymbol{W}(\tau_i)\boldsymbol{\vartheta}\end{cases}\tag{38}$$

参数估值$\hat{\boldsymbol{\theta}}$在时刻$\tau_i$利用区间$(\tau_0,\tau_i)$内收集的激励更新，并在任意2个连续更新时刻之间保持不变：

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)=\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)\qquad\forall t\in(\tau_i,\tau_{i+1})\tag{39}$$

根据假设2中集合B的约束以及参数更新律(38)，$\hat{\theta}_2$、$\hat{\theta}_3$在任意触发时刻均不会等于0，从而避免了控制输入奇异。此时，参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)$不再是$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_{i-1})$在线性方程(28)定义的超平面上的投影。更新后的参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)$应该是在集合$B$与式(28)定义的超平面交集中，与先前参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\tau_{i-1})$距离最近的点。

由于Lyapunov函数能够有效反映控制性能，因此可用于设计调节触发条件，当其达到预设的触发阈值时，应激活批处理参数估计器。此外，当收集到的激励信息明显比上一次触发更丰富时，也应更新参数估计。故调节触发条件如下：该条件决定激活参数更新律(38)的时刻：

$$\tau_i=\min_{t>\tau_{i-1}}\left\{t=\tau_{i-1}+\Delta\tau,\text{or}V_3(t)=\chi_i,\text{or}K_{\mathrm{W}}^{l}(t)>K_{\mathrm{W}}^{l}(\tau_{i-1})\right.\tag{40}$$

式中：$\Delta\tau>0$为最大触发间隔；V_3为固定时间控制Lyapunov函数；$K_{\mathrm{W}}^{l}(t)$为激励矩阵特征值中大于l的数量；触发阈值χ_i设计如下：

$$\chi_i=\gamma_1V_3(\tau_{i-1})+\gamma_2\qquad\forall t\in(\tau_{i-1},\tau_i)\tag{41}$$

式中：$\gamma_1\geqslant1$，$\gamma_2>0$为待设计的常参数，这样能严格保证$\chi_i>V_3(\tau_{i-1})$。初始触发时刻设计为$\tau_0=0$ s，对于任意正整数i，触发阈值χ_i在区间(τ_{i-1},τ_i)内保持不变，并将在下一个触发时刻τ_i发生跳变。至此，完成了参数更新律的设计。

3 稳定性分析

定理2 考虑由式(3)～式(4)、式(11)～式(12)给定的系统模型，当具有控制输入(26)与参数更新律(38)～(40)，并满足假设1和假设2时，以下结论成立：

1）参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}$的更新次数不超过3次。

2）设τ_k为参数估值$\hat{\boldsymbol{\theta}}$的最后更新时刻，则对$\forall t\geqslant\tau_k$，未知参数$\boldsymbol{\theta}$的影响将被完全消除，即$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}\equiv\boldsymbol{0},\forall t\geqslant\tau_k$成立。

3）闭环系统稳定，跟踪误差最终收敛到零。

4）系统不会产生芝诺行为(有限时间内触发无限次参数更新)。

证明 1）设$R[\boldsymbol{W}(\tau_i)]$和$N[\boldsymbol{W}(\tau_i)]$分别表示矩阵$\boldsymbol{W}$在$\tau_i$时刻的列空间和零空间，当条件(38)触发并且$\tilde{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)\notin N[\boldsymbol{W}(\tau_{i+1})]$时，应该更新参数估计来确保$\tilde{\boldsymbol{\theta}}(\tau_{i+1})\in N[\boldsymbol{W}(\tau_{i+1})]$，由于在相邻触发时刻$(\tau_i,\tau_{i+1})$内存在新的激励信息，即矩阵$\boldsymbol{W}(t)$的秩增加，故$\dim R[\boldsymbol{W}(\tau_{i+1})]\geqslant\dim R[\boldsymbol{W}(\tau_i)]+1$，其中，dim表示线性空间的维数。相应地，受激励空间维数增加，非受激励空间维数减少，因此可进一步得到$\dim N[\boldsymbol{W}(\tau_{i+1})]\leqslant\dim N[\boldsymbol{W}(\tau_i)]-1$。根据单调有界定理，$\dim N[\boldsymbol{W}(\tau_i)]$最终将减小到一个非负整数，由$\dim N[\boldsymbol{W}(0)]=3$，可知参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}$的更新次数不会超过3次。

2）此外，$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s},\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}\equiv\boldsymbol{0},\forall t\geqslant\tau_k$显然成立，否则$\hat{\boldsymbol{\theta}}$必须根据新的激励信息继续更新，这与$\tau_k$为最后更新时刻矛盾，矛盾表明上式成立，未知参数的影响将被完全消除。

3）采用控制器(26)，由于参数不确定性的影响将在至多3次更新后被消除，因此，根据式(27)可知V_3将在固定时间内收敛到零，即误差z_3收敛到零，进而虚拟控制输入实际值u_x、u_y将收敛到其期望值$u_{x\mathrm{r}}$、$u_{y\mathrm{r}}$，故式(21)成立，即闭环系统稳定，跟踪误差z_1、z_2指数收敛到零。

4）根据触发条件(40)，参数更新律(38)的触发情况可以分为以下3种类型：① 控制器性能触发，即$V_3(\tau_i)=\chi_i$；② 周期性触发，即$\tau_i=\tau_{i-1}+\Delta\tau$；③ 激励丰富性触发，即$K_{\mathrm{W}}^{l}(\tau_i)>K_{\mathrm{W}}^{l}(\tau_{i-1})$。上述3种类型中，类型①和类型③引起的触发，表明在区间(τ_{i-1},τ_i)内存在新激励信息，此时$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s}(\tau_{i-1}),\boldsymbol{u}(\tau_{i-1}))^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}(\tau_{i-1})\neq\boldsymbol{0}$，参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}$必定被更新，以确保$\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{s}(\tau_i),\boldsymbol{u}(\tau_i))^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\theta}}(\tau_i)=\boldsymbol{0}$。当在区间$(\tau_{i-1},\tau_i)$内不存在新激励信息时，将由类型②引起触发，此时参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}$保持不变。

根据上述分析，类型①和类型③引起的触发必定会使参数估计得到更新，根据定理2的第1条结论可知，参数估计的更新次数不会超过3次，故二者所引起的触发次数也不会超过3次；而类型②引起的估计器触发最小时间间隔为$\Delta\tau$。因此，以上

3 种类型均不会导致有限时间内触发无限次参数更新, 也即排除了触发条件 (40) 的芝诺行为。　**证毕**

注 3　与传统自适应控制方法相比, 本文采用触发式批处理辨识技术来处理参数不确定性, 在非持续部分激励条件下消除了未知参数的影响, 实现了对未知参数受激励分量的准确估计。该方法可拓展至智能汽车自适应巡航、多无人系统协同定位等控制场景。

注 4　本文方法在激励收集方式与自适应控制方法方面, 与现有研究成果的对比分别如表 1 和表 2 所示。

表 1　激励收集方式对比

Table 1　Comparison of excitation collection methods

激励收集方式	激励信息是否丰富	回归方程是否有界
积分器[7-16]	是	否
积分器+一般遗忘[17-18]	否	是
积分器+定向遗忘[19-21]	否	是
谱分解+定向遗忘(本文)	是	是

表 2　自适应控制方法对比

Table 2　Comparison of adaptive control methods

自适应控制方法	所需激励条件	参数更新律连续性
并行学习[7-8]	弱持续激励	连续
复合学习[9-11]	弱持续激励、充分激励 非持续部分激励	连续
触发式批处理[12-14](本文)	非持续部分激励	离散

4　仿真结果

为证明本文控制方案的有效性, 将提供数值仿真的结果。

仿真过程的参数选择如下: 控制器参数 $c_1=0.8, c_2=0.8, c_3=1, c_4=1, \beta_1=0.6, \beta_2=1.2$, 触发条件缩放系数 $\gamma_1=5, \gamma_2=1.5$, 遗忘因子预设上下界 $\sigma_{\min}=3, \sigma_{\max}=8$, 饱和函数上下界为 ±1, 未知参数真值 $\boldsymbol{\theta}=(0.015, 4.0, -0.3)^{\mathrm{T}}$, 未知参数估值初值为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(0)=(0.03, 3.0, -0.5)^{\mathrm{T}}$, 触发参数更新律的最小时间间隔 $\Delta\tau=3$ s, 无人机质量 $m=0.55$ kg, 空气密度 $\rho_{\mathrm{a}}=1.225\ \mathrm{kg/m^3}$, 机翼面积 $S=0.21\ \mathrm{m^2}$, 机翼展长 $b=1.37$ m。

给定期望轨迹 $x_{\mathrm{r}}=5-10\cos(0.7t)$, $y_{\mathrm{r}}=-10\sin(0.7t)$, 实验效果如图 3 所示。可以看到, 初始时刻二者存在偏差, 随着无人机的运动, 二者逐渐重合。从图 4 的误差曲线中同样可以看出, 跟踪误差呈现逐渐收敛的趋势, 其中跟踪误差定义为: $x_{\mathrm{error}}=x-x_{\mathrm{r}}, y_{\mathrm{error}}=y-y_{\mathrm{r}}$。

控制输入(油门推力 T_{c} 和方向舵偏角 δ_{rc})经限幅以后的变化曲线如图 5 所示。二者均为归一化后的值, 其中, $T_{\mathrm{c}}\in[0,1]$, $\delta_{\mathrm{rc}}\in[-1,1]$, 可知稳态后二者均处于合理范围, 且限幅并未影响系统的稳定性与跟踪精度。

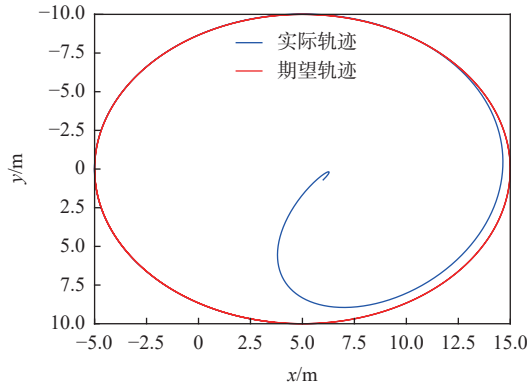


图 3　实际轨迹与期望轨迹

Fig. 3　Real trajectory and desired trajectory

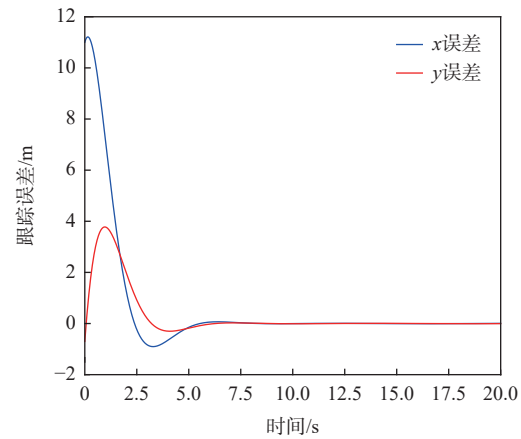


图 4　x、y方向的跟踪误差

Fig. 4　Tracking errors in the x and y directions

未知参数估值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 与真值 $\boldsymbol{\theta}$ 曲线如图 6 所示, 如第 3 节所述, 3 个参数估值均在 3 次更新以后等于其真值。

无人机速度曲线如图 7 所示, 其稳态值约为

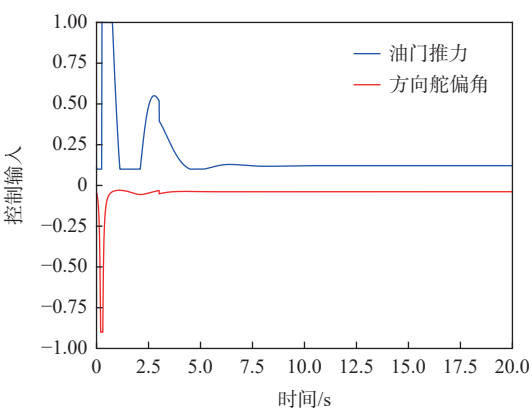


图 5　控制输入曲线

Fig. 5　Control input curves

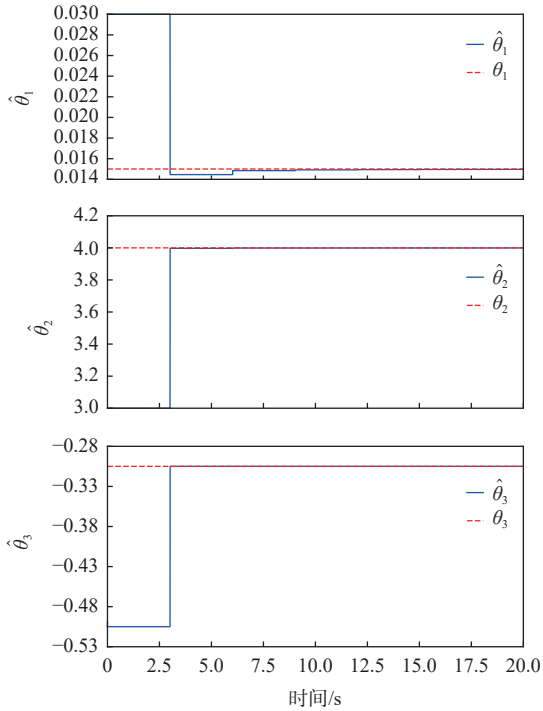


图 6 参数估计$\hat{\boldsymbol{\theta}}$

Fig. 6 Parameter estimate $\hat{\boldsymbol{\theta}}$

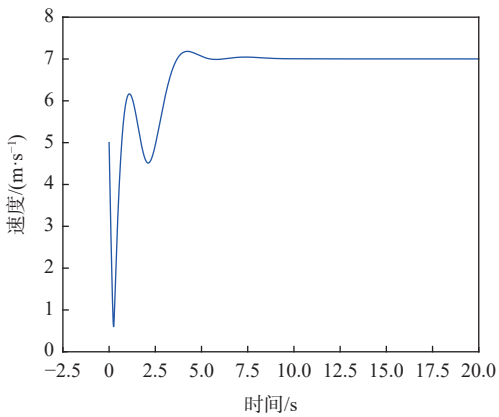


图 7 无人机速度曲线

Fig. 7 UAV velocity curve

7 m/s, 同样符合轨迹要求。

仿真结果表明, 本文控制方法较好地完成了轨迹跟踪任务, 同时消除了参数不确定性的影响, 证明了方法的有效性。

5 结 论

1) 本文针对固定翼无人机欠驱动特性与模型参数不确定性, 通过模型转换结合反步法与固定时间控制, 分层设计运动学虚拟输入与实际指令。

2) 利用谱分解技术构建线性回归方程, 引入触发式批处理参数估计器处理参数不确定性, 在保障方程有界性的同时, 通过有限次更新消除估计误差的受激励分量, 确保系统稳定并避免芝诺行为。

未来研究将聚焦于外部干扰下, 无人机的跟踪与镇定控制, 并尝试将所提框架拓展至多智能体系统。

参考文献 (References)

[1] Zhuang X, Li D G, Wang Y, et al. Optimization of high-speed fixed-wing UAV penetration strategy based on deep reinforcement learning[J]. Aerospace Science and Technology, 2024, 148: 109089.

[2] Nugroho G, Taha Z, Nugraha T S, et al. Development of a fixed wing unmanned aerial vehicle (UAV) for disaster area monitoring and mapping[J]. Journal of Mechatronics, Electrical Power, and Vehicular Technology, 2015, 6(2): 83-88.

[3] Hinzmann T, Schneider T, Dymczyk M, et al. Robust map generation for fixed-wing UAVs with low-cost highly-oblique monocular cameras[C]//2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 3261-3268.

[4] Raffo G V, Ortega M G, Rubio F R. Path tracking of a UAV via an underactuated control strategy[J]. European Journal of Control, 2011, 17(2): 194-213.

[5] Wang Z, Bao W M, Li H F. Second-order dynamic sliding-mode control for nonminimum phase underactuated hypersonic vehicles [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(4): 3105-3112.

[6] Huang J S, Wen C Y, Wang W, et al. Adaptive output feedback tracking control of a nonholonomic mobile robot[J]. Automatica (Journal of IFAC), 2014, 50(3): 821-831.

[7] Long J, Guo Y M, Liu Z, et al. Filtering-based concurrent learning adaptive attitude tracking control of rigid spacecraft with inertia parameter identification[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2023, 33(8): 4562-4576.

[8] Parikh A, Kamalapurkar R, Dixon W E. Integral concurrent learning: adaptive control with parameter convergence using finite excitation[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2019, 33(12): 1775-1787.

[9] Guo K, Pan Y P, Zheng D D, et al. Composite learning control of robotic systems: a least squares modulated approach[J]. Automatica (Journal of IFAC), 2020, 111: 108612.

[10] Shen J J, Liu Y H, Wang W, et al. Composite learning adaptive safety critical control with application to adaptive cruise of Intelligent vehicles[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(10): 10793-10803.

[11] Shen J J, Wang W, Wen C Y, et al. Composite learning adaptive control under non-persistent partial excitation[EB/OL]. (2024-08-11)[2025-08-26]. https://arxiv.org/abs/2408.01731.

[12] Karafyllis I, Krstic M. Adaptive certainty-equivalence control with regulation-triggered finite-time least-squares identification[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2018, 63(10): 3261-3275.

[13] Shen J J, Wang W, Zhou J, et al. Adaptive safety with control barrier functions and triggered batch least-squares identifier[J]. Automat-

ica (Journal of IFAC), 2025, 173: 112059.

[14] Karafyllis I, Kontorinaki M, Krstic M. Adaptive control by regulation-triggered batch least squares[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2020, 65(7): 2842-2855.

[15] Roshanian J, Rahimzade E. Model reference adaptive control using a new adaptation law based on power-series quadratic lyapunov functions for the single degree of freedom wing rock phenomenon[J]. Journal of Aerospace Science and Technology, 2021, 14(1): 11-29.

[16] Xu B. Composite learning finite-time control with application to quadrotors[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48(10): 1806-1815.

[17] Cho N, Shin H S, Kim Y, et al. Composite model reference adaptive control with parameter convergence under finite excitation[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2018, 63(3): 811-818.

[18] Pan Y P, Aranovskiy S, Bobtsov A, et al. Efficient learning from adaptive control under sufficient excitation[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2019, 29(10): 3111-3124.

[19] Lee H I, Shin H S, Tsourdos A. Concurrent learning adaptive control with directional forgetting[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(12): 5164-5170.

[20] Goel A, Bruce A L, Bernstein D S. Recursive least squares with variable-direction forgetting: compensating for the loss of persistency [lecture notes][J]. IEEE Control Systems Magazine, 2020, 40(4): 80-102.

[21] Lai B, Bernstein D S. SIFt-RLS: subspace of information forgetting recursive least squares[EB/OL]. (2024-04-16)[2025-08-26]. https://arxiv.org/abs/2404.10844.

[22] Baldi S, Roy S, Yang K, et al. An underactuated control system design for adaptive autopilot of fixed-wing drones[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(5): 4045-4056.

[23] Bao C C, Guo Y F, Luo L R, et al. Design of a fixed-wing UAV controller based on adaptive backstepping sliding mode control method[J]. IEEE Access, 2021, 9: 157825-157841.

[24] Schlanbusch S M, Zhou J, Schlanbusch R. Adaptive attitude control of a rigid body with input and output quantization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(8): 8296-8305.

[25] Fjetland A K, Zhou J, Abeyrathna D, et al. Kick detection and influx size estimation during offshore drilling operations using deep learning[C]//2019 14th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Piscataway: IEEE Press, 2019: 2321-2326.

[26] Shen J J, Wang W, Wu X K, et al. Regulation-triggered batch identifier-based adaptive control for nonlinear systems with unknown control coefficients[J]. Journal of Control and Decision, 2026, 13(5): 1324-1339.

[27] Bhat S P, Bernstein D S. Finite-time stability of continuous autonomous systems[J]. SIAM Journal on Control and Optimization, 2000, 38(3): 751-766.

[28] Lancaster P, Tismenetsky M. The theory of matrices[M]. 2nd ed. San Diego: Academic Press, 1985.

[29] De Luca A, Oriolo G, Vendittelli M. Stabilization of the unicycle via dynamic feedback linearization[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2000, 33(27): 687-692.

Batch-triggered identification based adaptive tracking control for fixed-wing UAV

DI Shangming[1], SHEN Jiajun[1], LIU Yehui[1], WANG Wei[1, 2, *]

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Hangzhou Innovation Institute, Beihang University, Hangzhou 310051, China)

Abstract: In this paper, an adaptive hierarchical control method based on a regulation-triggered batch identifier is proposed. This approach addresses the challenges in stability analysis and control design of fixed-wing UAVs, which are complicated by the coupling of underactuated characteristics and parametric uncertainty. In order to deal with the underactuated problem, the original fixed-wing UAV model is transformed into a virtual integrator and linear parameterized model based on the unicycle model. Backstepping is then combined with fixed-time control methods to create an equivalent flight tracking controller. By analyzing the mechanism of parameter uncertainty on the motion state of the UAV, a linear regression equation is constructed by spectral decomposition technology to quantitatively collect excitation information, which ensures the richness of the collected excitation information and the boundedness of the linear regression equation. A regulation-triggered batch identifier is created to update the parameter estimation using the gathered excitation data when the trigger function satisfies specific requirements in order to remove the impact of parametric uncertainty. Compared with the existing hierarchical control strategies for fixed-wing UAVs, the proposed framework achieves the unity of error convergence, excitement richness and parameter identification accuracy.

Keywords: data-driven control; adaptive control; fixed-time control; fixed-wing UAV; underactuated characteristics

Received: 2025-08-26; **Accepted**: 2026-02-24; **Published Online**: 2026-03-09 16:40

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20260309.1012.001

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (62373019); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (501XYGG2025103009, 501XSKC2025103001)

* **Corresponding author**. E-mail: w.wang@buaa.edu.cn