自动化学报
ACTA AUTOMATICA SINICA

基于传感重构的高可靠无人飞行器自动防撞策略

李睿 许斌 阎振鑫 杨林

High-reliability Automatic Collision Avoidance Strategy for Unmanned Aerial Vehicles Based on Sensing Reconstruction

LI Rui, XU Bin, YAN Zhen-Xin, YANG Lin

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16383/j.aas.c250535

您可能感兴趣的其他文章

基于固定时间模型参考方法的倾转旋翼无人机姿态控制

Attitude Control of Tilt-rotor Unmanned Aerial Vehicle Based on Fixed-time Model Reference Method

自动化学报. 2025, 51(5): 972-984 https://doi.org/10.16383/j.aas.c240621

二自由度无人直升机的非线性自抗扰姿态控制

Nonlinear Active Disturbance Rejection Attitude Control of Two-DOF Unmanned Helicopter

自动化学报. 2021, 47(8): 1951-1962 https://doi.org/10.16383/j.aas.c190521

输入受限的挠性航天器全驱姿态饱和控制

Fully Actuated Flexible Spacecraft Attitude Control With Input Constraint

自动化学报. 2024, 50(11): 2177-2187 https://doi.org/10.16383/j.aas.c230691

基于ACP理论的微型扑翼飞行器的姿态控制

Attitude Control for Flapping Wing Micro Aerial Vehicle Based on ACP Theory

自动化学报. 2023, 49(12): 2532-2543 https://doi.org/10.16383/j.aas.c210646

航天器姿态受限的协同势函数族设计方法

Synergistic Potential Functions for Constrained Attitude Control of Rigid Spacecraft

自动化学报. 2024, 50(1): 54-65 https://doi.org/10.16383/j.aas.c230409

地面作战目标威胁评估多属性指标处理方法

Multi-attribute Index Processing Method of Target Threat Assessment in Ground Combat

自动化学报. 2021, 47(1): 161-172 https://doi.org/10.16383/j.aas.c180675

基于传感重构的高可靠无人飞行器自动防撞策略

李 睿 [1] 许 斌 [1] 阎振鑫 [1, 2] 杨 林 [1, 3]

摘 要 面向低空经济发展中无人飞行器对复杂空域安全飞行的需求, 系统考虑大气传感器在强风干扰下的失效问题, 并提出一种基于传感重构的高可靠自动防撞策略. 首先, 建立含湍流扰动的飞行器动力学模型, 采用自适应容积卡尔曼滤波融合导航量测与控制信号, 实现真空速与气流角等状态的鲁棒在线重构; 其次, 针对逃逸阶段的模型失配与噪声扰动, 设计智能学习自适应控制律补偿状态估计误差, 实现逃逸姿态指令稳定跟踪; 最后, 构建滤波协方差驱动的动态防撞包络, 结合控制系统模型量化轨迹预测不确定度, 完成地形碰撞检测, 并生成多逃逸轨迹择优避障指令. 仿真结果表明, 在突风与强湍流条件下, 可实现气流角精确重构及鲁棒防撞告警与改出控制, 相关技术可为低空无人飞行器防撞系统设计提供可靠的解决方案.

关键词 自动防撞; 大气数据系统; 姿态控制; 威胁评估; 风干扰

引用格式 李睿, 许斌, 阎振鑫, 杨林. 基于传感重构的高可靠无人飞行器自动防撞策略. 自动化学报, 2026, **52**(2): 309−321

DOI 10.16383/j.aas.c250535 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250535

High-reliability Automatic Collision Avoidance Strategy for Unmanned Aerial Vehicles Based on Sensing Reconstruction

LI Rui[1] XU Bin[1] YAN Zhen-Xin[1, 2] YANG Lin[1, 3]

Abstract Addressing the safety flight requirements of complex airspace by unmanned aerial vehicles in the context of low-altitude economy development, this paper systematically considers the failure issue of atmospheric sensors under strong wind interference and proposes a high-reliability automatic collision avoidance strategy based on sensing reconstruction. Firstly, an aircraft dynamics model incorporating turbulence disturbances is established, and an adaptive cubature Kalman filter is employed to fuse navigation measurements and control signals, achieving robust online reconstruction of states such as true airspeed and airflow angles. Secondly, to address model mismatch and noise disturbances during the escape phase, an intelligent learning-based adaptive control law is designed to compensate for state estimation errors, enabling stable tracking of escape maneuver commands. Finally, a dynamic collision envelope driven by the filter covariance is constructed, and trajectory prediction uncertainty is quantified by integrating the control system model to complete terrain collision detection. This facilitates the generation of optimal obstacle avoidance commands by evaluating multiple escape trajectories. Simulation results show that accurate airflow angle reconstruction and robust collision warning and recovery control are achieved under gust and severe turbulence conditions. The related techniques can provide a reliable solution for the design of collision avoidance systems in low-altitude unmanned aerial vehicles.

Keywords automatic collision avoidance; air data system; attitude control; threat assessment; wind disturbance

Citation Li Rui, Xu Bin, Yan Zhen-Xin, Yang Lin. High-reliability automatic collision avoidance strategy for unmanned aerial vehicles based on sensing reconstruction. *Acta Automatica Sinica*, 2026, **52**(2): 309−321

低空经济作为战略性新兴产业, 正依托低空空域资源推动无人飞行器规模化应用[1−3]. 固定翼飞行器因航时长、效率高而广泛用于跨域物流与山区救援等任务, 但其高速巡航且难以悬停, 在低空密集障碍环境中碰撞风险显著增加[4−5]. 自动防撞系统依赖对飞行状态与威胁的实时感知与预测[6], 然而强风切变、湍流等风场会导致大气传感器测量失真甚至失效, 使真空速与气流角等关键状态偏离真实值, 从而削弱避障决策的可靠性[7]. 因此, 在大气传感异常条件下维持防撞系统可靠运行, 是低空安全领域的关键问题.

收稿日期 2025-10-13 录用日期 2025-12-24
Manuscript received October 13, 2025; accepted December 24, 2025
国家自然科学基金 (61933010), 西北工业大学博士论文创新基金 (CX2025017) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61933010) and Innovation Foundation for Doctor Dissertation of Northwestern Polytechnical University (CX2025017)
本文责任编委 李力
Recommended by Associate Editor LI Li
1. 西北工业大学自动化学院 西安 710072 2. 中国航空工业集团有限公司西安飞行自动控制研究所 西安 710065 3. 成都飞机设计研究所 成都 610041
1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi′an 710072 2. Xi′an Flight Automatic Control Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Ltd. (AVIC), Xi′an 710065 3. Chengdu Aircraft Design and Research Institute, Chengdu 610041

自动防撞的前提是准确预测飞行器的飞行轨迹, 当前研究方法可分为基于运动学模型、基于动力学积分及基于神经网络三大类[8]. 基于运动学模型的方法通常采用多模型框架, 通过建立多个运动子模型, 并考虑子模型间的交互作用, 以实现对目标的运动跟踪与预测. 该类方法并未深入考虑力学因素对飞行的影响, 因此在复杂机动状态下的预测精度受限[9–10]. 基于动力学积分的方法则依托飞行器力学模型进行轨迹推演, 如文献 [11] 提出一种用于军用重型飞机防撞地方法, 采用最优路径和最优控制方法对动力学模型施加控制信号, 得出飞机施加操纵的飞行轨迹. 文献 [12] 采用基于六自由度运动方程的数值积分法预测飞机多条逃逸轨迹. 然而大气数据缺失导致升力、阻力等气动力计算失准, 引发模型输入条件不完备、模型与环境失配等问题, 严重制约预测精度. 基于神经网络的方法致力于克服模型驱动类方法的局限性. 文献 [13] 在空间栅格中引入模糊机制, 同时融合飞行器运动特性并结合长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 网络, 提出一种轨迹预测方法, 有效缓解栅格边界突变问题; 文献 [14] 将轨迹预测视为序列生成问题, 通过循环神经网络与混合密度网络联合建模, 实现对未来轨迹概率分布的估计; 文献 [15] 则结合卷积神经网络与 LSTM 网络, 实现民航飞行器的四维航迹预测. 然而此类方法极度依赖数据质量, 尤其在面对未知条件时泛化能力不足.

逃逸控制是飞行器实现自主改出操纵的核心技术. 在紊流风场环境下, 传感器失效与测量噪声的存在对其控制性能构成严峻挑战. 针对系统模型不确定性问题, 现有研究采用神经网络逼近未知非线性动力学特性, 并将逼近结果以前馈形式引入控制器, 从而提升轨迹跟踪精度[16–17]. 为进一步抑制风扰影响, 部分学者基于反步控制法设计鲁棒自适应控制方案, 通过补偿建模误差与外部干扰, 保障闭环系统的全局稳定性[18–19]. 上述方法通常假设系统状态可测且无噪声干扰, 与实际工程环境存在显著差异. 为此, 有研究提出采用基于连续模型的状态观测器, 以滤除传感器测量噪声并重构系统状态[20–21]. 文献 [21] 结合扩张状态观测器与自适应卡尔曼滤波器, 在风扰和噪声耦合条件下实现鲁棒跟踪控制. 然而, 在大气传感器失效条件下, 现有方法均将惯性气流角视为已知状态量, 而将由风场引起的附加气流角作为干扰项与其他未知项进行集总估计, 导致真实气流动力学与风场扰动难以解耦. 因此, 如何在实现真实气流角及风场扰动的解耦估计的同时满足控制精度要求, 仍是亟待突破的关键问题.

根据预警信息实现规避机动决策, 是民用航空器及军用战斗机自动防撞技术的重要手段[22–24]. 针对自动防撞决策问题, 文献 [25] 提出基于多轨迹预测算法的小型无人机地面避碰系统, 通过地形扫描识别潜在威胁, 并基于预设安全范围生成规避路径. 进一步, 文献 [26] 研究分析不同系统集成方法、预测时间窗口及数据更新频率对防撞性能的影响, 表明预测精度与实时性是系统效能的关键制约因素. 上述方案依赖人为设定的固定安全阈值界定威胁区域, 然而静态阈值难以动态适应环境变化, 易导致避撞决策失效或过度保守. 为突破固定阈值的局限, 部分学者在多机冲突检测领域引入不确定度量化方法[27–28]. 文献 [29] 通过定义飞行器的时空可达集与潜在冲突空间, 构建冲突探测预方案, 实现对轨迹不确定性的显式表征; 文献 [30] 基于椭球体概率可达集描述飞行器位置分布, 结合机会约束优化与随机情景仿真, 依据可达集相交概率执行冲突检测, 提升决策鲁棒性; 文献 [31] 针对航空运输系统的意图与气象不确定性, 提出融合多模型的冲突检测与解决框架, 通过优化轨迹保障安全性. 但在自动防撞地领域目前鲜有研究, 现有模型难以精确量化强湍流或传感器故障导致的预测偏差, 影响冲突检测可靠性.

考虑大气传感器失效引发的环境干扰不确定与飞行状态不可测问题, 本文结合风场扰动下动力学特性与多源信息融合方法, 开展面向低空复杂环境的自主防撞鲁棒算法研究. 本文的主要贡献如下:

1) 针对未知风场中飞行状态感知失准问题, 现有大气重构方法多采用标准动力学模型结合非线性滤波框架, 缺乏对未知风场的自适应能力. 本文在建立考虑大气紊流的动力学模型的基础上, 进一步引入过程噪声矩阵的在线调整以弱化对先验噪声统计的依赖, 使滤波结果提供状态估计与误差协方差信息, 为后续不确定度传播奠定基础.

2) 针对环境干扰引起的姿态失稳问题, 本文不同于传统控制方法将风场附加力矩作为未知干扰与模型不确定进行集总估计, 而是通过大气重构及神经网络设计平行估计架构, 并提出权重自适应更新策略, 用于补偿滤波估计误差与未建模动态对姿态角速率跟踪的影响, 从而保证传感器异常条件下逃逸姿态指令的稳定跟踪.

3) 面向低空复杂地形中避障决策的强鲁棒性需求, 现有逃逸轨迹扫描类方法采用固定安全阈值或包络尺寸, 难以随风场、模型误差变化自适应. 本文基于滤波估计误差协方差矩阵迭代预测未来轨迹包络, 对横向扫描范围与纵向安全阈值进行自适应

调节, 从而实现面向传感不可靠与强扰动环境的、不确定度一致传播的闭环自动防撞框架.

1　问题描述

1.1　考虑大气湍流的飞机动力学模型

理想状态下, 飞机平动动力学以及姿态动力学方程建模如下:

$$\dot{\boldsymbol{P}}_g = \left(\boldsymbol{C}_g^b\right)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{V}_g^b \tag{1}$$

$$\dot{\boldsymbol{V}}_g^b = \frac{\boldsymbol{F}_a + \boldsymbol{T}}{M} + \boldsymbol{C}_g^b \boldsymbol{g} - \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{V}_g^b \tag{2}$$

$$\dot{\boldsymbol{\Omega}} = \boldsymbol{R}_\Omega \boldsymbol{\omega} \tag{3}$$

$$\dot{\boldsymbol{\omega}} = \boldsymbol{J}^{-1}\left[\boldsymbol{M}_a - \boldsymbol{\omega} \times (\boldsymbol{J}\boldsymbol{\omega})\right] \tag{4}$$

式中, $\boldsymbol{P}_g = [x_g,\ y_g,\ z_g]^{\mathrm{T}}$ 为地面系下飞机的位置向量; $\boldsymbol{C}_g^b$ 为地面系到机体系的旋转矩阵; $\boldsymbol{V}_g^b$ 为机体系下飞机地速向量; $\boldsymbol{T} = [T_0,\ 0,\ 0]^{\mathrm{T}}$ 为发动机推力向量; M 为飞机质量; $\boldsymbol{g} = [0,\ 0,\ g]^{\mathrm{T}}$ 为重力加速度; $\boldsymbol{\omega} = [p,\ q,\ r]^{\mathrm{T}}$ 为飞机角速度向量; $\boldsymbol{\Omega} = [\phi,\ \theta,\ \psi]^{\mathrm{T}}$ 为飞机姿态角, 其中, ϕ、θ 和 ψ 分别表示滚转角、俯仰角和偏航角; $\boldsymbol{J}$ 为转动惯量矩阵; $\boldsymbol{R}_\Omega$ 为如下旋转矩阵:

$$\boldsymbol{R}_\Omega = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi\tan\theta & \cos\phi\tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi\sec\theta & \cos\phi\sec\theta \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{F}_a = [F_x,\ F_y,\ F_z]^{\mathrm{T}}$ 为机体系下三轴气动力; $\boldsymbol{M}_a = \left[\bar{L},\ \bar{M},\ N\right]^{\mathrm{T}}$ 为三轴气动力矩, 二者表达式为

$$\begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \end{bmatrix} = \bar{q}S \begin{bmatrix} C_x \\ C_y \\ C_z \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \bar{L} \\ \bar{M} \\ N \end{bmatrix} = \bar{q}S \begin{bmatrix} b\ C_l \\ \bar{c}\ C_{\bar{m}} \\ b\ C_n \end{bmatrix}$$

其中, S 表示气动参考面积,

$$C_x = C_{x0} + C_{x,\,q}\frac{\bar{c}q}{2V}$$

$$C_y = C_{y0} + C_{y,\,\delta_a}\delta_a + C_{y,\,\delta_r}\delta_r + C_{y,\,r}\frac{br}{2V} + C_{y,\,p}\frac{bp}{2V}$$

$$C_z = C_{z0} + C_{z,\,q}\frac{\bar{c}q}{2V}$$

$$C_l = C_{l0} + C_{l,\,\delta_a}\delta_a + C_{l,\,\delta_r}\delta_r + C_{l,\,r}\frac{br}{2V} + C_{l,\,p}\frac{bp}{2V} + dC_{l,\,\beta}\beta$$

$$C_{\bar{m}} = C_{m0} + C_z(x_{\mathrm{cgr}} - x_{\mathrm{cg}}) + C_{m,\,q}\frac{\bar{c}q}{2V}$$

$$C_n = C_{n0} + \frac{\bar{c}}{b}C_y(x_{\mathrm{cgr}} - x_{\mathrm{cg}}) + C_{n,\,\delta_a}\delta_a + C_{n,\,\delta_r}\delta_r + C_{n,\,r}\frac{br}{2V} + C_{n,\,p}\frac{bp}{2V} + dC_{n,\,\beta}\beta$$

式中, V 表示真空速度; β 表示侧滑角; $\bar{c}$ 表示平均气动弦长; b 表示翼展长度; δ_a 和 δ_r 分别表示副翼和方向舵的舵偏角. 其他未定义符号均表示气动参数, 由 V、α、β 进行插值获得, α 表示迎角.

飞机在低空飞行时受到大气湍流影响, 将产生额外的气动力与气动力矩. 已知机体系下真空速 $\boldsymbol{V}_a^b$, 地速 $\boldsymbol{V}_g^b$ 和风速 $\boldsymbol{V}_w^b$ 之间存在向量关系 $\boldsymbol{V}_a^b = \boldsymbol{V}_g^b - \boldsymbol{V}_w^b$, 其中 $\boldsymbol{V}_a^b = [u_a,\ v_a,\ w_a]^{\mathrm{T}}$. 式 (1) 可改写为

$$\dot{\boldsymbol{P}}_g = \left(\boldsymbol{C}_g^b\right)^{\mathrm{T}} \boldsymbol{V}_a^b + \boldsymbol{V}_w^g \tag{5}$$

式中, $\boldsymbol{V}_w^g$ 为地面系风速.

结合式 (2), $\boldsymbol{V}_a^b$ 的动态方程可表示为

$$\dot{\boldsymbol{V}}_a^b = \frac{\boldsymbol{F}_a + \boldsymbol{T}}{M} + \boldsymbol{C}_g^b \boldsymbol{g} - \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{V}_a^b - \left(\dot{\boldsymbol{V}}_w^b + \boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{V}_w^b\right) \tag{6}$$

由式 (6) 可以看出, 湍流对空速动态特性有显著的影响. 由于空速向量不能直接测量, 本文使用大气数据系统直接测量 V、α 和 β 重新表示真空速的动态方程. 考虑到 $[V,\ \alpha,\ \beta]^{\mathrm{T}}$ 和 $[u_a,\ v_a,\ w_a]^{\mathrm{T}}$ 存在如下关系:

$$\begin{cases} u_a = V\cos\alpha\cos\beta \\ v_a = V\sin\beta \\ w_a = V\sin\alpha\cos\beta \end{cases} \tag{7}$$

进而, $[V,\ \alpha,\ \beta]^{\mathrm{T}}$ 的动态方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{V} = \dfrac{u_a\dot{u}_a + v_a\dot{v}_a + w_a\dot{w}_a}{\sqrt{u_a^2 + v_a^2 + w_a^2}} \\ \dot{\alpha} = \dfrac{u_a\dot{w}_a - w_a\dot{u}_a}{u_a^2 + w_a^2} \\ \dot{\beta} = \dfrac{\dot{v}_a V - v_a\dot{V}}{V^2\cos\beta} \end{cases} \tag{8}$$

已知机体系下与地面系下风速的导数存在关系

$$\dot{\boldsymbol{V}}_w^b = -\boldsymbol{\omega} \times \boldsymbol{V}_w^g + \boldsymbol{C}_g^b \dot{\boldsymbol{V}}_w^g \tag{9}$$

大气湍流随机性较强, 无法建立精确模型, 常将其视作随机过程处理, 因此参考文献 [32], 将 $\boldsymbol{V}_w^g$ 建模为如下一阶马尔科夫过程:

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{V}}_w^g = -\dfrac{\boldsymbol{V}_w^g}{\boldsymbol{\tau}_w} + \boldsymbol{w}_v \\ \dot{\boldsymbol{\tau}}_w = \boldsymbol{w}_\tau\end{cases} \tag{10}$$

式中, $\boldsymbol{\tau}_w$ 为相关时间常数向量, $\boldsymbol{w}_v$ 为紊流激励噪声, $\boldsymbol{w}_\tau$ 为时间常数噪声.

将式 (8) ~ (10) 代入式 (6), 可得

$$\begin{bmatrix}\dot{V}\\ \dot{\alpha}\\ \dot{\beta}\end{bmatrix} = \boldsymbol{A}\left(\frac{\boldsymbol{F}_a+\boldsymbol{T}}{M} + \boldsymbol{C}_g^b\boldsymbol{g} - \boldsymbol{\omega}\times \begin{bmatrix}V\cos\alpha\cos\beta\\ V\sin\beta\\ V\sin\alpha\cos\beta\end{bmatrix} + \boldsymbol{C}_g^b\frac{\boldsymbol{V}_w^g}{\boldsymbol{\tau}_w}\right) - \boldsymbol{A}\boldsymbol{C}_g^b\boldsymbol{w}_v \tag{11}$$

其中,

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix}\cos\alpha\cos\beta & \sin\beta & \sin\alpha\cos\beta\\ -\dfrac{\sin\alpha\sec\beta}{V} & 0 & \dfrac{\cos\alpha\sec\beta}{V}\\ -\dfrac{\cos\alpha\sin\beta}{V} & \dfrac{\cos\beta}{V} & -\dfrac{\sin\alpha\sin\beta}{V}\end{bmatrix}$$

1.2 自动防撞设计目标

面向飞机近地自动防撞逃逸机动飞行阶段, 考虑飞行器模型和传感器测量受大气湍流和测量噪声的影响, 本文的自动防撞系统设计目标是: 1) 设计状态重构模块, 对飞行器状态及外部风场的关键参数进行高精度估计及误差范围估计, 为逃逸控制模块和威胁评估模块提供关键输入; 2) 设计逃逸姿态控制模块, 根据重构的状态信息进行姿态调整, 确保飞行器在强干扰条件下能够稳定地执行逃逸机动; 3) 设计逃逸决策模块, 基于重构模块输出的状态误差矩阵和系统噪声矩阵, 计算动态防撞包络, 量化轨迹预测的不确定度. 结合控制模块算法, 通过递推预测未来逃逸轨迹及位置不确定度, 实时评估潜在威胁, 并生成精确的避障指令. 最终各模块之间紧密联系确保系统能够在复杂的动态环境中, 实现实时感知飞行器状态、预测未来轨迹并做出高精度的避障决策, 以确保飞行安全. 基于传感重构的高可靠无人飞行器自动防撞策略总体技术框架如图 1 所示.

2 基于容积卡尔曼滤波的大气数据重构算法

获取真实的气动力和力矩是保障自动防撞轨迹

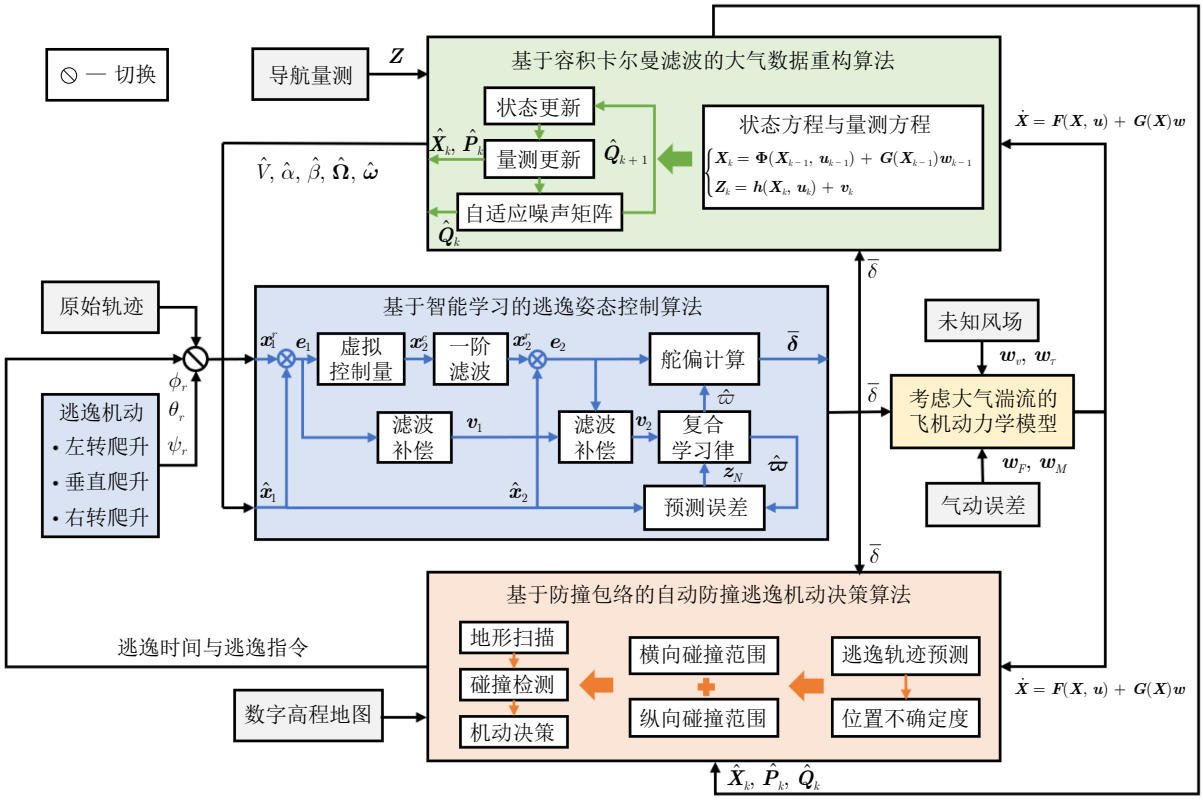


图 1 基于传感重构的高可靠无人飞行器自动防撞策略的系统框图

Fig. 1 System block diagram of the high-reliability automatic collision avoidance strategy for unmanned aerial vehicles based on sensing reconstruction

预测及逃逸控制精度的基础, 本节考虑时变风场的影响, 基于上述动力学模型并结合惯性导航量测及控制系统输出, 通过非线性卡尔曼滤波实现真空速、迎角和侧滑角的在线重构, 为后续控制器设计及逃逸决策提供可靠的状态信息.

2.1　状态方程与量测方程

状态向量选取位置、真空速、气流角、姿态角与角速度, 以及地面风速与风场时间常数, 以同时表征飞行状态与风场演化, 即 $\boldsymbol{X}=[\boldsymbol{P}_g^{\mathrm{T}},\ V,\ \alpha,\ \beta,\ \boldsymbol{\Omega}^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\omega}^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{V}_w^{g\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\tau}_w^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^n$, 其中 $n=18$. 系统噪声将气动力及力矩误差、湍流激励以及时间常数扰动统一建模, 以便在滤波框架内量化建模误差与外界扰动, 即 $\boldsymbol{w}=\left[\boldsymbol{w}_F^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{w}_M^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{w}_v^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{w}_\tau^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^d$, 其中 $d=12$. 过程噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}=\mathrm{E}\left(\boldsymbol{w}\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\right)$, 其中 $\mathrm{E}(\cdot)$ 表示期望运算. 选取控制器输出 $\boldsymbol{u}=[T_0,\ \delta_e,\ \delta_a,\ \delta_r]^{\mathrm{T}}$ 作为系统的输入, 其中, δ_e 表示升降舵的舵偏角. 由此可获取非线性滤波器状态方程的标准形式为

$$\dot{\boldsymbol{X}}=\boldsymbol{F}(\boldsymbol{X},\ \boldsymbol{u})+\boldsymbol{G}(\boldsymbol{X})\boldsymbol{w} \tag{12}$$

式中, $\boldsymbol{F}(\cdot)$ 表示状态转移函数, 为式 (3) ~ (5)、(7) 和 (8) 的标称模型; $\boldsymbol{G}(\boldsymbol{X})$ 为噪声驱动矩阵, 表达式为

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{X})=\begin{bmatrix}\boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{1}_{3\times3} & \boldsymbol{1}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \dfrac{\boldsymbol{A}}{M} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & -\boldsymbol{A}\boldsymbol{C}_g^b & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{J}^{-1} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{1}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3}\\ \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{0}_{3\times3} & \boldsymbol{1}_{3\times3}\end{bmatrix}$$

选取导航算法解算的位置 $\boldsymbol{P}_{g_m}$、地速 $\boldsymbol{v}_{g_m}$、姿态 $\boldsymbol{\Omega}_m$, 以及惯性器件输出角速度 $\boldsymbol{\omega}_m$、过载 $\boldsymbol{n}_m$ 作为量测量, 即 $\boldsymbol{Z}=[\boldsymbol{P}_{g_m}^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{v}_{g_m}^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\Omega}_m^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\omega}_m^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{n}_m^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^m$, $m=15$, 可获取非线性滤波器量测方程的标准形式为

$$\dot{\boldsymbol{Z}}=\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X},\ \boldsymbol{u})+\boldsymbol{v}_m \tag{13}$$

式中, $\boldsymbol{v}_m$ 为量测噪声, 其中量测噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{R}=\mathrm{E}\left(\boldsymbol{v}_m\boldsymbol{v}_m^{\mathrm{T}}\right)$; $\boldsymbol{h}(\cdot)$ 为量测函数, 具体可表示为

$$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X},\ \boldsymbol{u})=\begin{bmatrix}\boldsymbol{P}_g\\ (\boldsymbol{C}_g^b)^{\mathrm{T}}\begin{bmatrix}V\cos\beta\cos\alpha\\ V\sin\beta\\ V\cos\beta\sin\alpha\end{bmatrix}+\boldsymbol{V}_w^g\\ \boldsymbol{\Omega}\\ \boldsymbol{\omega}\\ \dfrac{\boldsymbol{F}_a+\boldsymbol{T}}{M\cdot g}\end{bmatrix} \tag{14}$$

假设采样时间为 T_s, 采用 zero-order-hold 方法对非线性滤波器状态方程与量测方程进行离散化处理, 可得

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{\Phi}\left(\boldsymbol{X}_{k-1},\ \boldsymbol{u}_{k-1}\right)+\boldsymbol{G}\left(\boldsymbol{X}_{k-1}\right)\boldsymbol{w}_{k-1}\\ \boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{h}\left(\boldsymbol{X}_k,\ \boldsymbol{u}_k\right)+\boldsymbol{v}_k\end{cases} \tag{15}$$

式中, $\boldsymbol{X}_k$、$\boldsymbol{u}_k$ 和 $\boldsymbol{Z}_k$ 分别为时间步长 k 处的状态向量、输入向量和量测向量; $\boldsymbol{w}_{k-1}$ 是具有零均值且协方差为 $\boldsymbol{Q}_{k-1}$ 的过程噪声序列, 其中 $\boldsymbol{Q}_{k-1}=\boldsymbol{Q}\cdot T_s$; $\boldsymbol{v}_k$ 是具有零均值且协方差为 $\boldsymbol{R}$ 的量测噪声序列; $\boldsymbol{\Phi}(\cdot)$ 为状态转移方程, 其中 $\boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{X}_{k-1},\ \boldsymbol{u}_{k-1})=\boldsymbol{X}_{k-1}+\boldsymbol{F}(\boldsymbol{X}_{k-1},\ \boldsymbol{u}_{k-1})\cdot T_s$.

2.2　自适应容积卡尔曼滤波算法

与无迹卡尔曼滤波相比, 容积卡尔曼滤波在处理高维系统时更为高效, 同时为弱化先验噪声统计信息依赖, 本文设计自适应容积卡尔曼滤波 (adaptive cubature Kalman filter, ACKF), 通过在线调整过程噪声矩阵, 完成状态预测与量测更新.

1) 状态预测

设当前为 k 时刻, 用于滤波过程的上一时刻状态估计值 $\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}$, 以及估计误差协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{P}}_{k-1}$ 定义为

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}=\mathrm{E}(\boldsymbol{X}_{k-1})\\ \hat{\boldsymbol{P}}_{k-1}=\mathrm{E}[(\boldsymbol{X}_{k-1}-\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1})(\boldsymbol{X}_{k-1}-\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1})^{\mathrm{T}}]\end{cases} \tag{16}$$

容积卡尔曼滤波采用三阶球面径向容积准则生成 $2n$ 个容积点, 精确计算高斯加权积分, 容积点生成方式如下:

$$\boldsymbol{X}_{i,\ k-1|k-1}=\boldsymbol{S}_{k-1}\boldsymbol{e}_i+\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1},\ i=1,\ 2,\ \cdots,\ 2n \tag{17}$$

式中, $\boldsymbol{S}_{k-1}=\sqrt{\hat{\boldsymbol{P}}_{k-1}}$; $\boldsymbol{e}_i$ 为如下矩阵的第 i 列, 即

$$\sqrt{n}\begin{bmatrix}1 & & 0 & -1 & & 0\\ & \ddots & & & \ddots & \\ 0 & & 1 & 0 & & -1\end{bmatrix}_{n\times2n}$$

计算采样点按状态方程的传递值为

$$\boldsymbol{X}_{i,\ k|k-1}=\boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{X}_{i,\ k-1|k-1},\ \boldsymbol{u}_{k-1}) \tag{18}$$

计算状态一步预测

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}=\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n}\boldsymbol{X}_{i,\ k|k-1} \tag{19}$$

计算状态预测的协方差矩阵

$$\hat{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}=\frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n}\Delta\boldsymbol{X}_{i,\ k|k-1}\Delta\boldsymbol{X}_{i,\ k|k-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{G}(\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1})\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1}\boldsymbol{G}(\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1})^{\mathrm{T}} \tag{20}$$

式中, $\Delta \boldsymbol{X}_{i,\,k|k-1} = \boldsymbol{X}_{i,\,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}$; $\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1}$ 为上一时刻过程噪声矩阵估计值, 获取方法由式 (29) 和式 (30) 给出.

2) 量测更新

根据状态预测的协方差矩阵生成采样点

$$\boldsymbol{X}_{i,\,k|k-1} = \boldsymbol{S}_k \boldsymbol{e}_i + \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1},\ i = 1,\,2,\,\cdots,\,2n \tag{21}$$

式中, $\boldsymbol{S}_k = \sqrt{\hat{\boldsymbol{P}}_{k|k-1}}$.

计算采样点按量测方程的传递值为

$$\boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1} = \boldsymbol{h}\left(\boldsymbol{X}_{i,\,k|k-1},\,\boldsymbol{u}_k\right) \tag{22}$$

$$\boldsymbol{Z}_{k|k-1} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1} \tag{23}$$

计算量测误差协方差矩阵和互协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{zz} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} \Delta \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1} \Delta \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k \tag{24}$$

$$\boldsymbol{P}_{xz} = \frac{1}{2n}\sum_{i=1}^{2n} \Delta \boldsymbol{X}_{i,\,k|k-1} \Delta \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1}^{\mathrm{T}} \tag{25}$$

式中, $\Delta \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1} = \boldsymbol{Z}_{i,\,k|k-1} - \boldsymbol{Z}_{k|k-1}$.

计算滤波增益为

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{xz}\left(\boldsymbol{P}_{zz}\right)^{-1} \tag{26}$$

更新状态估计值及误差协方差矩阵

$$\hat{\boldsymbol{X}}_k = \hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k\left(\boldsymbol{Z}_k - \boldsymbol{Z}_{k|k-1}\right) \tag{27}$$

$$\hat{\boldsymbol{P}}_k = \hat{\boldsymbol{P}}_{k|k-1} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{P}_{zz} \boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{28}$$

鉴于突风与强湍流会使过程噪声统计特性偏离标称假设, 若固定采用标称过程噪声协方差 $\boldsymbol{Q}$, 将导致滤波增益与置信度失配, 从而降低重构精度. 为此, 参照文献 [21] 引入过程噪声协方差的自适应更新机制

$$\hat{\boldsymbol{Q}}_k = (1-\lambda_k)\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1} + \lambda_k \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{Z}_k \boldsymbol{Z}_k^{\mathrm{T}} \boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{29}$$

$$\lambda_k = \frac{\lambda_{k-1}}{\lambda_{k-1} + \rho} \tag{30}$$

式中, λ_k 为自适应系数, 其中 $\lambda_0 = 1$; ρ 为遗忘因子.

注 1. 对式 (15) 所示的系统在估计点处线性化后, 满足一致完全可观测性和一致完全可控性要求, 因此状态估计误差有界. 同时所设计滤波器能适应变化的系统动态或噪声环境, 通过调整滤波参数可增强滤波稳定性.

注 2. 遗忘因子 ρ 为 ACKF 关键设计参数, 选值决定滤波对历史数据的衰减速率. ρ 取值范围为 (0.950, 0.999), ρ 越接近 1, 历史数据权重越高, 噪声估计平滑性越强, 但系统对风场突变的响应滞后; 反之, ρ 越小, 则新息权重越高, 滤波器对动态变化越敏感, 收敛加速, 但会放大量测噪声的影响.

3 基于智能学习的逃逸姿态控制算法

自动防撞需要飞行器在风场干扰、状态未知、噪声并存下实现逃逸轨迹的准确跟踪, 因此本节设计逃逸姿态参考信号, 并开展基于智能学习的反步控制律研究, 以大气重构的状态量作为控制器输入, 对飞行器姿态控制系统进行构建.

3.1 模型转换

1) 姿态动力学模型转换

定义控制系统状态量 $\boldsymbol{x}_1 = \boldsymbol{\Omega}$ 与 $\boldsymbol{x}_2 = \dot{\boldsymbol{\Omega}} = \boldsymbol{R}_\Omega \boldsymbol{\omega}$, 并将状态量用其估计值进行替换, 姿态动力学模型 (3) 和 (4) 可改写为

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{x}}_1 = \boldsymbol{x}_2 \\ \dot{\boldsymbol{x}}_2 = \boldsymbol{f}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \hat{\boldsymbol{g}}\boldsymbol{\delta} \end{cases} \tag{31}$$

式中, $\boldsymbol{f}(\overline{\boldsymbol{x}}) = \dot{\boldsymbol{R}}_\Omega(\hat{\boldsymbol{\omega}})\hat{\boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{R}_\Omega(\hat{\boldsymbol{\Omega}})\boldsymbol{J}^{-1}\left[\hat{\boldsymbol{\omega}} \times (\boldsymbol{J}\hat{\boldsymbol{\omega}})\right] + \boldsymbol{\zeta}(\overline{\boldsymbol{x}})$, 其中, $\overline{\boldsymbol{x}} = [\hat{\boldsymbol{\Omega}}^{\mathrm{T}},\, \hat{\boldsymbol{\omega}}^{\mathrm{T}},\, \hat{V},\, \hat{\alpha},\, \hat{\beta}]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{\zeta}(\overline{\boldsymbol{x}}) \in \mathbf{R}^{3\times 1}$ 为不确定气动参数以及由状态估计误差导致系统误差的集总表示; $\hat{\boldsymbol{g}} = \boldsymbol{R}_\Omega(\hat{\boldsymbol{\Omega}})\boldsymbol{J}^{-1}\frac{\partial \boldsymbol{M}_a}{\partial \boldsymbol{\delta}}(\hat{V},\, \hat{\alpha},\, \hat{\beta},\, \hat{\boldsymbol{\omega}}, \boldsymbol{\delta})$, $\boldsymbol{\delta} = [\delta_e,\, \delta_a,\, \delta_r]^{\mathrm{T}}$.

2) 逃逸姿态系统参考模型

本文除类似 F16 的垂直爬升逃逸机动外, 加入两种转向逃逸机动的选项. 为适应典型的中型到大型无人机的性能, 所有三种逃逸动作均为预先定义, 即对自动驾驶仪设定固定期望滚转角与俯仰角指令实现逃逸控制, 期望偏航角指令通过协调转弯获得.

考虑理想的姿态角响应传递函数为

$$\frac{[\phi_r,\, \theta_r]^{\mathrm{T}}}{[\phi_c,\, \theta_c]^{\mathrm{T}}} = \frac{\boldsymbol{\omega}_n^2}{s^2 + 2\boldsymbol{\varsigma}\boldsymbol{\omega}_n s + \boldsymbol{\omega}_n^2} \tag{32}$$

式中, $[\phi_c,\, \theta_c]^{\mathrm{T}}$ 表示逃逸机动设置的期望滚转角与俯仰角指令, $[\phi_r,\, \theta_r]^{\mathrm{T}}$ 表示参考滚转角与俯仰角状态量, s 表示传递函数的算子, $\boldsymbol{\varsigma}$ 为期望的阻尼比, $\boldsymbol{\omega}_n$ 为期望的无阻尼自然频率.

3) 径向基神经网络

本文采用径向基神经网络对紧集 $\boldsymbol{\Omega}_x$ 上的不确定非线性函数 $\boldsymbol{f}(\overline{\boldsymbol{x}})$ 进行估计, 可得

$$\boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}}) = \boldsymbol{\varpi}^{*\,\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \boldsymbol{\varepsilon} \tag{33}$$

式中, $\boldsymbol{\varpi}^* = \mathrm{diag}\{\boldsymbol{\varpi}_1^*,\, \boldsymbol{\varpi}_2^*,\, \boldsymbol{\varpi}_3^*\} \in \mathbf{R}^{\iota\times 3}$ 表示最优权重; $\boldsymbol{\varpi}_i^* \in \mathbf{R}^{\iota_i\times 1}$ 为第 i 个子系统的最优权重向量; $\iota = \iota_1 + \iota_2 + \iota_3$ 为径向基函数的数量; $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1,\, \varepsilon_2,\, \varepsilon_3]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^{3\times 1}$ 表示神经网络逼近误差, 并满足 $\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \le \bar{\varepsilon}$, 其

中 $\bar{\varepsilon}$ 是存在但未知的正常数; $\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) = \left[\boldsymbol{\vartheta}_1^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\vartheta}_2^{\mathrm{T}},\ \boldsymbol{\vartheta}_3^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^{3\tau\times 1}$ 表示高斯基函数, 其中, $\boldsymbol{\vartheta}_i = [\boldsymbol{\vartheta}_{i,\,1},\ \boldsymbol{\vartheta}_{i,\,2},\ \cdots,\ \boldsymbol{\vartheta}_{i,\,\iota_i}]^{\mathrm{T}}$ 为第 i 个子系统的基函数向量, 可表示为

$$\boldsymbol{\vartheta}_{i,\,j} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\bar{\sigma}_{i,\,j}}} \exp\left[-\frac{(\overline{\boldsymbol{x}} - \overline{\boldsymbol{x}}_j)^{\mathrm{T}}(\overline{\boldsymbol{x}} - \overline{\boldsymbol{x}}_j)}{2\bar{\sigma}_{i,\,j}^2}\right] \tag{34}$$

式中, $\sigma_{i,\,j}$ 为高斯函数的标准差; $\overline{\boldsymbol{x}}_j$ 为吸引域中心.

3.2　逃逸姿态控制器设计

步骤 1. 定义姿态跟踪误差 $\boldsymbol{e}_1 = \hat{\boldsymbol{x}}_1 - \boldsymbol{x}_1^r$, 其中 $\boldsymbol{x}_1^r = [\phi_r,\ \theta_r,\ \psi_r]^{\mathrm{T}}$, 设计角速率虚拟期望指令为

$$\boldsymbol{x}_2^c = -\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{e}_1 + \dot{\boldsymbol{x}}_1^r \tag{35}$$

式中, $\boldsymbol{k}_1 = \mathrm{diag}\{k_{1,\,1},\ k_{1,\,2},\ k_{1,\,3}\} \in \mathbf{R}^{3\times 3}$ 为正定的待设计参数矩阵. 将 $\boldsymbol{x}_2^c$ 通过一阶滤波器, 可获得参考状态量及其一阶导数为

$$\boldsymbol{\lambda}_2\dot{\boldsymbol{x}}_2^r + \boldsymbol{x}_2^r = \boldsymbol{x}_2^c \tag{36}$$

式中, $\boldsymbol{x}_2^r(0) = \boldsymbol{x}_2^c(0)$; $\boldsymbol{\lambda}_2 = \mathrm{diag}\{\lambda_{2,\,1},\ \lambda_{2,\,2},\ \lambda_{2,\,3}\} \in \mathbf{R}^{3\times 3}$ 为待设计参数.

定义角速率跟踪误差 $\boldsymbol{e}_2 = \hat{\boldsymbol{x}}_2 - \boldsymbol{x}_2^r$, 姿态跟踪误差导数可表示为

$$\dot{\boldsymbol{e}}_1 = -\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{e}_1 + \boldsymbol{e}_2 + \boldsymbol{x}_2^r - \boldsymbol{x}_2^c \tag{37}$$

设计姿态滤波补偿信号为

$$\dot{\boldsymbol{z}}_1 = -\boldsymbol{k}_1\boldsymbol{z}_1 + \boldsymbol{z}_2 + \boldsymbol{x}_2^r - \boldsymbol{x}_2^c \tag{38}$$

式中, $\boldsymbol{z}_1(0) = \mathbf{0}_{3\times 3}$; $\boldsymbol{z}_2$ 为角速率滤波补偿信号, 其在式 (43) 中定义.

补偿后的姿态跟踪误差为

$$\boldsymbol{\nu}_1 = \boldsymbol{e}_1 - \boldsymbol{z}_1 \tag{39}$$

步骤 2. 采用神经网络逼近未知非线性函数 $\boldsymbol{f}(\hat{\boldsymbol{x}})$, 可得

$$\dot{\boldsymbol{x}}_2 = \boldsymbol{\varpi}^{*\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \boldsymbol{\varepsilon} + \hat{\boldsymbol{g}}\boldsymbol{\delta} \tag{40}$$

设计舵偏控制量 $\overline{\boldsymbol{\delta}}$ 为

$$\overline{\boldsymbol{\delta}} = \hat{\boldsymbol{g}}^{-1}\left[-\boldsymbol{k}_2\boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{e}_1 - \hat{\boldsymbol{\varpi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \dot{\boldsymbol{x}}_2^r\right] \tag{41}$$

式中, $\boldsymbol{k}_2 = \mathrm{diag}\{k_{2,\,1},\ k_{2,\,2},\ k_{2,\,3}\} \in \mathbf{R}^{3\times 3}$ 为正定的待设计参数矩阵; $\hat{\boldsymbol{\varpi}}$ 为 $\boldsymbol{\varpi}^*$ 的最优估计.

角速率跟踪误差导数可表示为

$$\dot{\boldsymbol{e}}_2 = \tilde{\boldsymbol{\varpi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{k}_2\boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{e}_1 \tag{42}$$

式中, $\tilde{\boldsymbol{\varpi}} = \boldsymbol{\varpi}^* - \hat{\boldsymbol{\varpi}}$.

设计角速率滤波补偿信号为

$$\dot{\boldsymbol{z}}_2 = -\boldsymbol{k}_2\boldsymbol{z}_2 - \boldsymbol{z}_1 \tag{43}$$

式中, $\boldsymbol{z}_2(0) = \mathbf{0}_{3\times 3}$.

定义补偿后的角速率跟踪误差

$$\boldsymbol{\nu}_2 = \boldsymbol{e}_2 - \boldsymbol{z}_2 \tag{44}$$

定义预测误差为 $\boldsymbol{z}_N = \hat{\boldsymbol{x}}_2 - \tilde{\boldsymbol{x}}_2$, 采用神经网络估计建立平行模型如下:

$$\tilde{\boldsymbol{x}}_2 = \hat{\boldsymbol{\varpi}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\vartheta}(\overline{\boldsymbol{x}}) + \hat{\boldsymbol{g}}\overline{\boldsymbol{\delta}} + \boldsymbol{v}_N\boldsymbol{z}_N \tag{45}$$

式中, $\boldsymbol{v}_N = \mathrm{diag}\{v_{N,\,1},\ v_{N,\,2},\ v_{N,\,3}\} \in \mathbf{R}^{3\times 3}$ 为正定的待设计参数矩阵.

神经网络的权重自适应更新律设计如下:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\varpi}}}_i = \boldsymbol{\Gamma}_i\left[(\nu_{2,\,i} + \Gamma_{zN,\,i}z_{N,\,i})\,\boldsymbol{\vartheta}_i - \Gamma_{\varpi,\,i}\hat{\boldsymbol{\varpi}}_i\right] \tag{46}$$

式中, $\boldsymbol{\Gamma}_i \in \mathbf{R}^{\iota_i\times\iota_i}$ 为设计的正定矩阵; $\nu_{2,\,i}$ 为 $\boldsymbol{\nu}_2$ 的第 i 个元素; $\Gamma_{zN,\,i}$ 为设计的正常数; $z_{N,\,i}$ 为 $\boldsymbol{z}_N$ 的第 i 个元素; $\Gamma_{\varpi,i}$ 为设计的正常数; 其中 $i = 1,\ 2,\ 3$.

注 3. $\boldsymbol{\nu}_2$ 用于驱动舵偏控制律 (41) 并表征闭环跟踪性能; $\boldsymbol{z}_N$ 通过并行模型增益 $\boldsymbol{v}_N$ 与权重更新律 (46) 注入学习回路, 用于增强对未建模动态与估计误差的在线补偿能力.

3.3　稳定性分析

定理 1. 考虑姿态动力学系统 (31), 定义补偿后跟踪误差 (39) 和 (44) 及分层跟踪误差 $\boldsymbol{e}_1$ 和 $\boldsymbol{e}_2$, 设计气动舵偏控制量 (41), 以及自适应复合学习更新律 (46), 则 Lyapunov 函数 (47) 中的误差信号 $\boldsymbol{\nu}_1$、$\boldsymbol{\nu}_2$、$\boldsymbol{z}_N$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\varpi}}$ 是一致终值有界的.

证明. 选择 Lyapunov 函数如下:

$$L = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}\left(\nu_{1,\,i}^2 + \nu_{2,\,i}^2 + \Gamma_{zN,\,i}z_{N,\,i}^2 + \tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}_i\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i\right) \tag{47}$$

式中, $\nu_{1,\,i}$ 和 $\nu_{2,\,i}$ 分别为 $\boldsymbol{\nu}_1$ 和 $\boldsymbol{\nu}_2$ 的第 i 个元素.

对 L 求导可得

$$\begin{aligned}\dot{L} = \sum_{i=1}^{3}[&-k_{1,\,i}\nu_{1,\,i}^2 - k_{2,\,i}\nu_{2,\,i}^2 - \Gamma_{zN,\,i}v_{N,\,i}z_{N,\,i}^2 + \\ &\nu_{2,\,i}\varepsilon_i + \Gamma_{zN,\,i}z_{N,\,i}\varepsilon_i + \Gamma_{\varpi,\,i}\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i^{\mathrm{T}}(-\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i + \boldsymbol{\varpi}_i^*)]\end{aligned} \tag{48}$$

式中, ε_i 是 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 的第 i 个元素.

基于杨氏不等式原理可获得如下不等式:

$$\nu_{2,\,i}\varepsilon_i \le \frac{1}{2}\nu_{2,\,i}^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_i^2 \tag{49}$$

$$z_{N,\,i}\varepsilon_i \le \frac{1}{2}z_{N,\,i}^2 + \frac{1}{2}\varepsilon_i^2 \tag{50}$$

$$b\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i^{\mathrm{T}}(-\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i + \boldsymbol{\varpi}_i^*) \le -\frac{1}{2}\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i + \frac{1}{2}\|\boldsymbol{\varpi}_i^*\| \tag{51}$$

将不等式 (49) ~ (51) 代入式 (48), $\dot{L}$ 可重新计算为

$$\dot{L} \le \sum_{i=1}^{3}\Big[-k_{1,\,i}v_{1,\,i}-\Big(k_{2,\,i}-\frac{1}{2}\Big)v_{2,\,i}^2-\Big(v_{N,\,i}-\frac{1}{2}\Big)v_{N,\,i}z_{N,\,i}^2-\frac{1}{2}\Gamma_{\varpi,\,i}\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{\varpi}}_i\Big]+C_L \tag{52}$$

式中,

$$C_L=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{3}\left[\Gamma_{\varpi,\,i}\|\boldsymbol{\varpi}_i^*\|+(\Gamma_{zN,\,i}+1)\varepsilon_i^2\right]$$

当控制参数 $k_{2,\,i}>0.5$ 且 $v_{N,\,i}>0.5$ 时, 则有

$$\dot{L}\le -KL+C_L \tag{53}$$

式中,

$$K=\min_{i=1,\,2,\,3}\{2k_{1,\,i},\ 2k_{2,\,i}-1,\ 2v_{N,\,i}-1,\ \Gamma_{\varpi,\,i}\}$$

此外, L 满足

$$0\le L(t)\le \frac{C_L}{K}\left[L(0)-\frac{C_L}{K}\right]\mathrm{e}^{-Kt} \tag{54}$$

□

注 4. 根据 Lyapunov 稳定性定理, 需要选择控制器设计参数 $\boldsymbol{k}_1$、$\boldsymbol{k}_2$、$\boldsymbol{\lambda}_2$ 以及自适应参数 $\boldsymbol{v}_N$、$\boldsymbol{\Gamma}_i$、$\Gamma_{\varpi,\,i}$、$\Gamma_{zN,\,i}$, $i=1,\,2,\,3$, 使得 $K>0$. 在实际参数整定中, 首先调整参数 $\boldsymbol{k}_1$、$\boldsymbol{k}_2$ 和 $\boldsymbol{\lambda}_2$, 使系统满足初始响应性能, 之后调整参数 $\boldsymbol{v}_N$、$\boldsymbol{\Gamma}_i$、$\Gamma_{\varpi,\,i}$ 和 $\Gamma_{zN,\,i}$, 提高系统的跟踪精度. 同时神经网络径向基数量 ι 先设置较小值, 结合收敛速度与稳态误差界逐步放大, 直至满足系统不确定学习效果. 径向基数量过大将会影响计算效率.

4 基于防撞包络的自动防撞逃逸决策

为保证在不产生虚警的前提下, 实现安全防撞地的警告, 并得到最佳的改出时间以及改出指令, 在考虑导航误差及环境干扰下, 本节对自动防撞系统的鲁棒逃逸决策进行研究, 通过量化预测轨迹的不确定范围, 完成基于地形扫描的碰撞威胁评估, 进而判断是否实施逃逸控制.

4.1 轨迹预测不确定度

考虑初始导航误差影响, 利用 $\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 对状态估计的不确定范围进行描述, 定义 k 时刻第 i 个状态 $X_{k,\,i}$ 的预测方差为

$$\sigma_{k,\,i}=\mathrm{E}\left[(\hat{X}_{k,\,i}-X_{k,\,i})^2\right]\approx\hat{P}_{k,\,i} \tag{55}$$

式中, $\hat{P}_{k,\,i}$ 表示 $\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 的第 i 行第 i 列元素.

第 k 时刻的状态预测误差的概率密度函数可表示为

$$f_r(\Delta X_{k,\,i})=\frac{1}{\sqrt{2\pi(\hat{P}_{k,\,i})}}\exp\left[-\frac{1}{2}\frac{(\Delta X_{k,\,i})^2}{\hat{P}_{k,\,i}}\right] \tag{56}$$

为保证 99% 的状态预测值在不确定范围内, 则预测边界 $S_{k,\,i}$ 可以表示为

$$\int_{-S_{k,\,i}}^{S_{k,\,i}} f_r(\Delta X_{k,\,i})\ \mathrm{d}X_{k,\,i}=0.99 \tag{57}$$

进而根据正态分布的性质, 可得 $S_{k,\,i}=2.58\hat{P}_{k,\,i}$.

在轨迹预测阶段, 利用当前时刻的滤波协方差 $\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 与自适应过程噪声估计 $\hat{\boldsymbol{Q}}_k$, 对未来状态传播的不确定性进行显式量化. 由于预测段缺少新增量测, 采用状态更新方程以步长 Δt 向前递推至预测时域 T_p, 获得预测轨迹序列 $\boldsymbol{P}_p$, 并同步生成对应的预测不确定度边界 $\boldsymbol{S}_p$, 用于后续防撞包络构建与威胁判定, 计算方法如算法 1 所示.

算法 1. 轨迹预测不确定度估计算法

输入. 当前为 k 时刻, $\hat{\boldsymbol{X}}_k$, $\hat{\boldsymbol{P}}_k$, $\hat{\boldsymbol{Q}}_k$, ϕ_c, θ_c, Δt, T_0

初始化. $\boldsymbol{P}_{p,\,0}=[\hat{X}_{k,\,1},\ \hat{X}_{k,\,2},\ \hat{X}_{k,\,3}]^{\mathrm{T}}$

$\boldsymbol{S}_{p,\,0}=2.58[\hat{P}_{k,\,1},\ \hat{P}_{k,\,2},\ \hat{P}_{k,\,3}]^{\mathrm{T}}$

For $j=1,\,2,\,3,\,\cdots,\,T_p/\Delta t-1$

1. 根据式 (32) 计算 ϕ_c, θ_c
2. 根据式 (35)、(36)、(41)、(44) ~ (46) 计算 $\overline{\boldsymbol{\delta}}$
3. 令 $\boldsymbol{U}_k=[T,\ \overline{\boldsymbol{\delta}}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$
4. 根据式 (17) ~ (20) 计算 $\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1|k}$, $\hat{\boldsymbol{P}}_{k+1|k}$
5. 令 $\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1}=\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1|k}$, $\hat{\boldsymbol{P}}_{k+1}=\hat{\boldsymbol{P}}_{k+1|k}$, $\hat{\boldsymbol{Q}}_{k+1}=\hat{\boldsymbol{Q}}_k$
6. $\boldsymbol{P}_{p,\,j}=[\hat{X}_{k+1,\,1},\ \hat{X}_{k+1,\,2},\ \hat{X}_{k+1,\,3}]^{\mathrm{T}}$

   $\boldsymbol{S}_{p,\,j}=2.58[\hat{P}_{k+1,\,1},\ \hat{P}_{k+1,\,2},\ \hat{P}_{k+1,\,3}]^{\mathrm{T}}$
7. 令 $k=k+1$

End For

输出. $\boldsymbol{P}_p$, $\boldsymbol{S}_p$

4.2 碰撞威胁评估及逃逸决策算法

基于地形扫描的碰撞检测以飞机防撞包络与扫描地形威胁相交关系为核心, 首先构建随时间变化的圆柱形防撞包络, 如图 2 所示, 其轴线垂直于水平面并以飞机质心为中心; 其次将每个预测时刻的不确定度边界转化为包络的底面半径与高度, 从而使扫描范围随不确定度自适应扩张或收缩. 该设计避免固定安全阈值在强扰动或传感异常时出现的过保守虚警与过乐观漏警, 为鲁棒威胁评估提供量化依据.

第 i 个逃逸轨迹预测点的防撞包络可描述为

$$R_{s,\,i}=\sqrt{S_{p,\,i}^2(1)+S_{p,\,i}^2(2)} \tag{58}$$

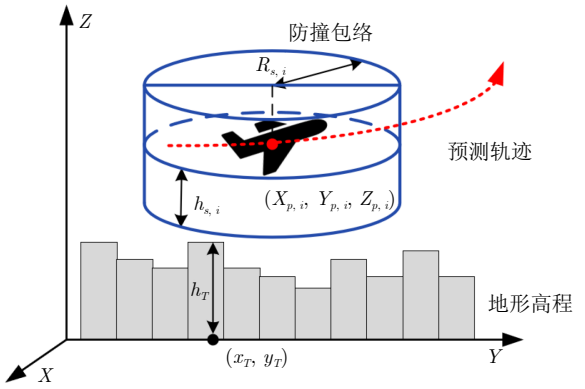


图 2　飞机防撞包络

Fig. 2　Flight envelope for collision avoidance

$$h_{s,\,i} = S_{p,\,i}(3) \tag{59}$$

式中, $R_{s,\,i}$ 为底面半径, 用于描述飞机横向碰撞范围, 其决定地形扫描范围; $h_{s,\,i}$ 为半高长, 用于描述飞机纵向碰撞范围, 其决定垂直地形安全阈值; $S_{p,i}(j)$ 为 $\boldsymbol{S}_p$ 的第 i 个时间序列的第 j 个元素, 其中 $j = 1, 2, 3$.

在获取飞行器一段时间后的飞行轨迹和等效地形数据后进行碰撞检测, 假定飞行器第 i 个飞行时刻的预测位置为 $\boldsymbol{P}_{p,\,i}$, 地形扫描法范围内的地形栅格数据点的集合可表示为

$$\left\{(x_T,\ y_T)\left|\sqrt{(x_T - X_{p,\,i})^2 + (y_T - Y_{p,\,i})^2} < R_{s,\,i}\right.\right\} \tag{60}$$

式中, $X_{p,\,i}$ 为 $\boldsymbol{P}_{p,\,i}$ 的第 1 个元素; $Y_{p,\,i}$ 为 $\boldsymbol{P}_{p,\,i}$ 的第 2 个元素.

扫描范围内所有地形栅格数据点中对应高程最大值为 h_T, 当满足以下条件, 则视为飞行器会与障碍物发生碰撞

$$Z_{p,\,0} \le h_T + \Delta h \tag{61}$$

式中, $Z_{p,\,0}$ 为 $\boldsymbol{P}_{p,\,i}$ 的第 3 个元素; Δh 为地形高程数据库不确定度.

为严格遵循自动防撞系统设计的不造成额外危害和不过度影响任务性能核心原则, 同时避免实时计算高维最优规划问题. 本文参考文献 [25–26] 设置三条具有代表性的极限逃逸轨迹, 仅当唯一逃逸轨迹不与前视地形存在碰撞风险时, 系统才判定存在撞地风险, 并向逃逸自动驾驶仪发出改出指令. 该机制通过调整安全裕度或增加候选轨迹数量, 在不同任务要求 (安全优先/任务连续性优先) 间取得平衡.

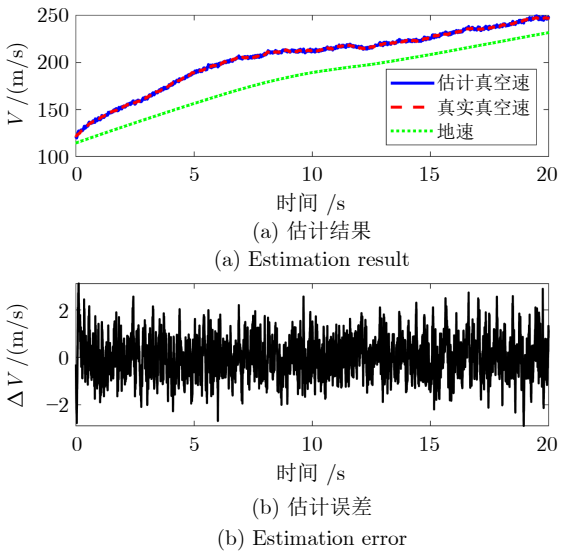
注 5. 根据滤波稳定性理论, 当滤波稳定时, $\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 和 $\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 不受其初值的影响而趋于稳定. 且 $\hat{\boldsymbol{P}}_k$ 描述了估计状态 $\hat{\boldsymbol{X}}_k$ 与真实状态值 $\boldsymbol{X}_k$ 之间精度, 进而可获得状态估计的后验统计信息.

5　仿真分析

本节首先对大气重构算法进行仿真验证, 算例中飞机初始状态设置为: 高度 $z_{g,\,0} = 3\,000$ m、速度 $V_0 = 122$ m/s、迎角 $\alpha_0 = 4.28°$, 侧滑角 $\beta_0 = 0°$. 卡尔曼滤波噪声相关矩阵设置为: $\boldsymbol{Q}_0$ 为对角矩阵且对角元素分别为 100、100、100、0.1、0.1、0.1、10、10、10、0.1、0.1、0.1; $\boldsymbol{R}$ 为对角矩阵且对角元素分别为 100、100、100、0.02、0.02、0.02、3×10^{-8}、3×10^{-8}、3×10^{-8}、2.5×10^{-5}、2.5×10^{-5}、2.5×10^{-5}; 滤波初值拉偏 10%, 模型气动拉偏 10%, 紊流速度使用 Dryden 模型产生, 并假设紊流场是各向同性的, 即紊流尺度为 265 m, 紊流强度为 12 m/s, 突风变化设置为 [0, 0, 0] ~ [12.5, 7.5, 0] m/s. 设置仿真时长 20 s, 滤波采样时间为 0.001 s.

图 3 ~ 5 展示了真空速与气流角信号重构结果及估计误差, 并提供真实气流角与惯性气流角作为对比. 由结果可见, 在紊流风干扰和量测噪声影响下, 真空速与气流角均得到有效估计. 在设定的噪声水平与滤波初值下, 收敛后真空速估计误差在 2.5 m/s 以内, 迎角与侧滑角估计误差在 0.1° 以内, 远小于通过惯性数据解算的估计值.

为验证风场一阶马尔科夫过程假设的合理性及风速估计的鲁棒性, 对风速以风场时间常数的滤波初值进行拉偏, 通过蒙特卡洛打靶测试参数敏感性. 其中, 风速滤波初值设置为 –50 ~ 50 m/s; 风场时间常数滤波初值设置为 –10 ~ 10. 图 6 展示了不同



(a) 估计结果

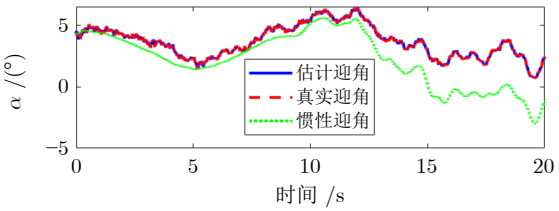
(a) Estimation result

(b) 估计误差

(b) Estimation error

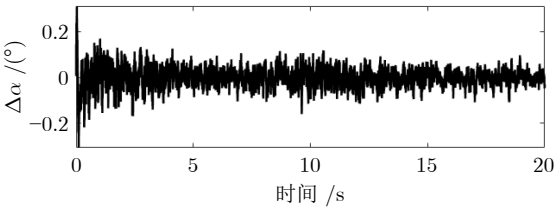
图 3　真空速重构结果

Fig. 3　Reconstruction result of V



(a) 估计结果

(a) Estimation result

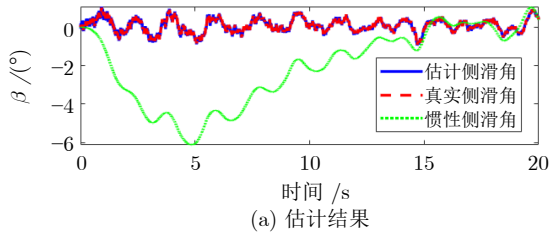


(b) 估计误差

(b) Estimation error

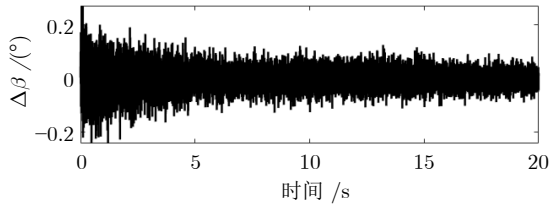
图 4 迎角重构结果

Fig. 4 Reconstruction result of α



(a) 估计结果

(a) Estimation result



(b) 估计误差

(b) Estimation error

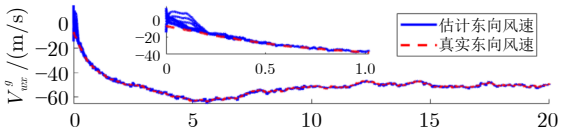
图 5 侧滑角重构结果

Fig. 5 Reconstruction result of β

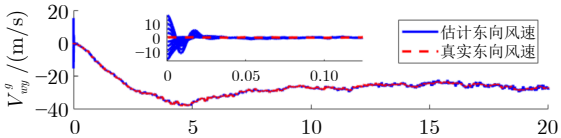
滤波初值下风速估计结果. 由结果可见, 由于在状态方程中引入紊流风场, 三轴风速可实现同步估计, 增强了飞行器对外部环境的感知能力, 不同滤波初值不影响滤波收敛后的风速估计精度, 且滤波可在实 0.5 s 内收敛, 因此进一步说明了风场模型假设的合理性.

另外, 为测试逃逸姿态控制算法的有效性, 本文设定三条逃逸轨迹对应的机动指令分别为 $\phi_c = -60°/0°/60°$, $\theta_c = 20°/30°/20°$, 选取右滚转爬升逃逸机动进行测试. 飞机初始姿态为 $\boldsymbol{\Omega}_0 = [0°,\ 4.28°,\ 0°]^{\mathrm{T}}$, 飞机其他状态以及外部风场设置与上一算例一致. 控制器参数设置为 $k_{1,\,1} = 15$、$k_{1,\,2} = 15$、$k_{1,\,3} = 15$、$\lambda_{2,\,1} = 0.005$、$\lambda_{2,\,2} = 0.005$、$\lambda_{2,\,3} = 0.005$、$k_{2,\,1} = 15$、$k_{2,\,2} = 50$、$k_{2,\,3} = 5$、$v_{N,\,1} = 1$、$v_{N,\,2} = 5$、$v_{N,\,3} = 1.4$、$\boldsymbol{\Gamma}_1 = 0.11_{3\,125}$、$\boldsymbol{\Gamma}_2 = 21_{3\,125}$、$\boldsymbol{\Gamma}_3 = 2.61_{3\,125}$、$\Gamma_{zN,\,1} = 0.1$、$\Gamma_{zN,\,2} = 2$、$\Gamma_{zN,\,3} = 2.6$、$\Gamma_{\varpi,\,1} = 0.3$、$\Gamma_{\varpi,\,2} = 3$、$\Gamma_{\varpi,\,3} = 1$, 其中, $\mathbf{1}_{3\,125}$ 表示 $3\,125 \times 3\,125$ 的单位矩阵.

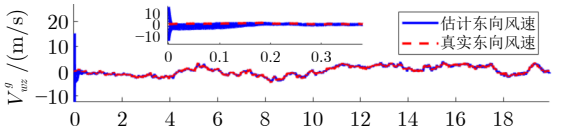
图 7 展示了右滚转爬升逃逸机动指令的滚转角与俯仰角指令的跟踪情况. 由仿真结果可知, 滚转角指令平均跟踪误差为 0.002°, 最大动态误差为 0.014 6°; 俯仰角指令平均跟踪误差为 0.006 7°, 最大动态误差为 0.085 5°, 因此本文提出的智能学习方法能保证随机风场下姿态指令的稳定跟踪, 且跟踪精度较高. 这是由于本文方法基于大气重构对气



(a) V_{wx}^g



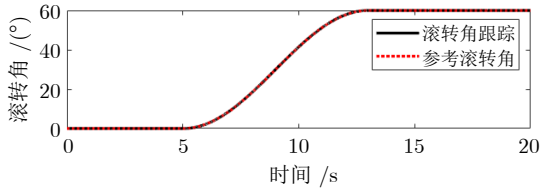
(b) V_{wy}^g



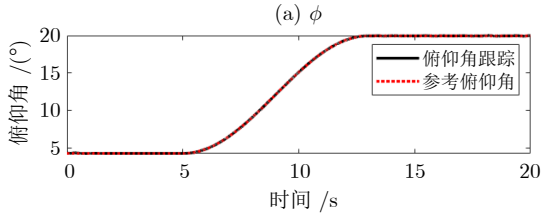
(c) V_{wz}^g

图 6 风作用估计结果

Fig. 6 Estimation result of $\boldsymbol{V}_w^g$



(a) ϕ



(b) θ

图 7 逃逸姿态指令跟踪结果

Fig. 7 Result of escape attitude command tracking

流角进行高精度估计, 同时对其他状态量均进行降噪处理, 因此对风场干扰具有一定的鲁棒能力.

为验证基于防撞包络的自动防撞逃逸决策算法的有效性, 对如上逃逸轨迹进行预测, 同时计算预测不确定度. 设置预测时间 $T_p = 8$ s, 积分步长 $\Delta t = 0.1$ s. 轨迹预测结果与预测不确定度边界如图 8 所示, 由仿真结果可知, 本文所提出的轨迹预测不确定度计算方法, 在强风干扰下能对预测误差进行定量估计, 从而指导飞机的碰撞包围体参数设计, 方法具有可行性.

最后进行综合测试验证本文自动防撞策略的有效性, 在配备 2.2 GHz 处理器和 16 GB 内存的 PC 机上的 MATLAB v2024b 平台进行测试. 设置算例中飞机在山区场景内进行定速平稳飞行, 初始状态设置为: $\boldsymbol{P}_{g0} = [960\text{ m},\ 7\,410\text{ m},\ 3\,800\text{ m}]^{\mathrm{T}}$、$V_0 = 200$ m/s、$\alpha_0 = 2.92°$、$\beta_0 = 0°$、$\boldsymbol{\Omega}_0 = [0°,\ 2.92°,\ -7°]^{\mathrm{T}}$, 每隔 1 s 实时预测飞行轨迹, 当探测到原任务轨迹发生碰撞后改为每隔 0.2 s 实时预测 3 条逃逸轨迹, 并选取最后一条未碰撞轨迹作为机动轨迹进行避障. 选用数字地图的分辨率为 30 m, 设置安全高度阈值 $\Delta h = 20$ m.

图 9 和图 10 分别展示了自动防撞算法仿真测试结果三维显示以及二维显示, 图 9 中黑色线条绘制的圆柱体包络表示每一时刻轨迹预测不确定范围 (每 0.4 s 绘制一次以方便绘图展示). 根据图 9 中结果显示在 21.2 s 时算法预测的三条逃逸轨迹仅一条逃逸轨迹不发生碰撞, 飞机沿该条轨迹进行机动避障. 如图 10 所示, 飞行器未来一段时间内的原任务飞行轨迹及其他逃逸轨迹均与碰撞预警高度剖面相交, 且自动改出轨迹均未与碰撞预警高度剖面相交. 仿真测试结果表明典型算例中算法告警成功、改出成功, 且单次碰撞检测的平均耗时约为 120 ms, 满足飞行器的实时避障决策要求.

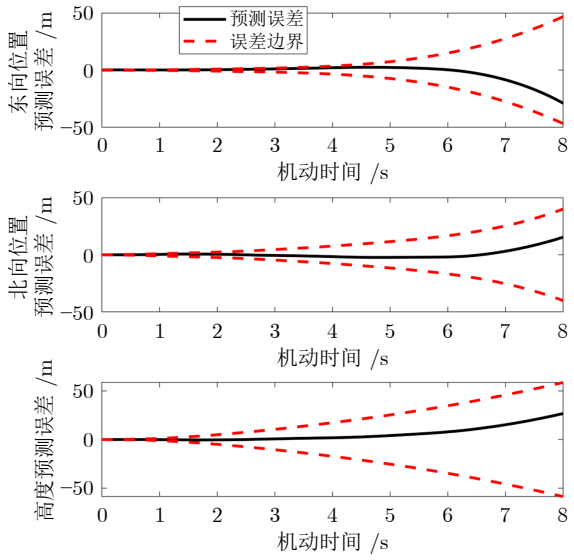


图 8　逃逸轨迹预测结果

Fig. 8　Results of escape trajectory prediction

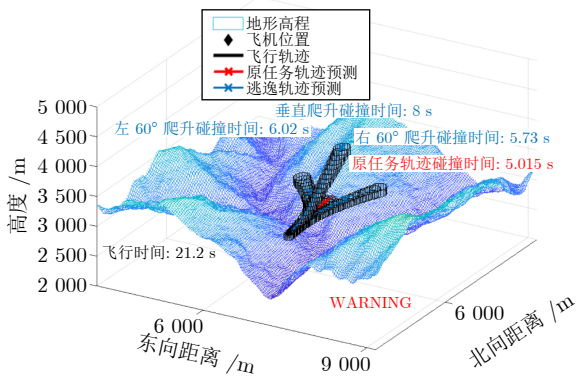
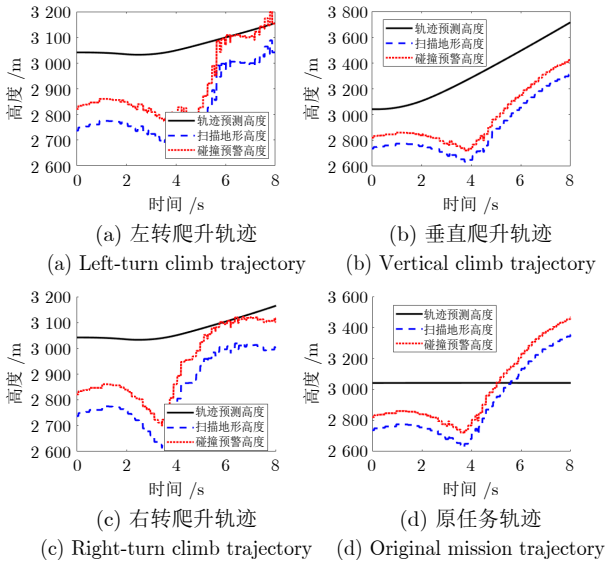


图 9　预测轨迹碰撞检测结果三维展示

Fig. 9　Results of 3D visualization of predicted trajectory collision detection



(a) 左转爬升轨迹　(b) 垂直爬升轨迹

(a) Left-turn climb trajectory　(b) Vertical climb trajectory

(c) 右转爬升轨迹　(d) 原任务轨迹

(c) Right-turn climb trajectory　(d) Original mission trajectory

图 10　预测轨迹碰撞检测结果二维展示

Fig. 10　Results of 2D visualization of predicted trajectory collision detection

进一步验证自动防撞算法在不同场景下的鲁棒性能, 本文构建 500 组测试算例进行仿真测试. 首先设置紊流尺度在 50 ~ 300 m 之间变化, 紊流强度被设置为在 0 ~ 20 m/s 之间, 同时在不同时刻引入突风与风速梯度, 以模拟不同的气象条件和复杂的风场扰动; 其次选取平均海拔为 2 500 ~ 3 000 m 的秦岭地区和平均海拔为 200 ~ 600 m 的东南丘陵地区作为典型测试区域构建测试地理环境, 旨在覆盖不同任务场景; 最后, 飞行器的起始位置、速度、姿态 (飞行包线内)、飞行路径和任务要求 (平飞、俯冲、

转弯等) 也进行随机设置, 以确保结果能覆盖多种实际飞行任务的情况. 将本文算法与文献 [26] 中基于三自由度轨迹预测及固定安全阈值扫描的多逃逸轨迹防撞方法进行对比, 分别统计各算法的虚警率、告警成功率和改出成功率.

表 1 展示了在未知风场干扰及大气传感器失效下, 自动防撞算法的性能测试结果. 由结果可见, 本文算法在告警成功及改出成功方面均明显优于基于固定安全阈值算法, 成功率高于 97%. 这是因为一方面, 本文的自动防撞算法以大气重构的气流角作为预测输入, 而对比算法的三自由度模型中尚未考虑风速的影响, 易引发告警失败; 另一方面, 本文通过在线量化位置预测不确定度构建防撞包络, 相较于对比算法固定安全阈值的梯形扫描方式有更强的环境适应能力, 同时经验阈值为满足各种场景的适用性在工程上通常设置较大, 因此易引发虚警.

表 1 算法性能仿真测试结果 (%)
Table 1 Results of algorithm performance simulation test (%)

评判指标	本文算法		对比算法	
	高原	丘陵	高原	丘陵
虚警率	0	0.8	3.2	6.0
告警成功率	99.2	98.0	89.6	85.2
改出成功率	98.8	97.6	83.2	80.8

综上, 所提自动防撞策略能够在大气传感异常与强扰动环境下保持较高的可靠性与鲁棒性, 可为低空固定翼无人飞行器近地自动防撞提供工程化的实现路径.

6 结束语

针对固定翼无人机在传感器失效及低空强风场不确定性共同作用下的飞行安全问题, 本文开展了鲁棒自主防撞策略研究. 首先, 通过自适应容积卡尔曼滤波深度融合惯导与控制量, 实现真空速与气流角的在线高精度估计; 然后, 以径向基神经网络配合反步控制对集总扰动进行在线补偿, 保证逃逸姿态指令的稳定高精度跟踪; 最终, 利用滤波后验协方差迭代外推预测轨迹包络, 结合地形扫描形成防撞包络并执行多轨迹择优的逃逸决策. 仿真结果显示, 该策略在紊流与突风工况下可获得可靠的防撞告警与改出成功率, 显著提高近地飞行安全性.

然而, 当前研究中对地形障碍的建模主要依赖离线数字地图, 难以及时响应临时性或快速变化的障碍物. 未来研究应聚焦于融合机载雷达、视觉传感器的探测信息及数据链通信, 构建多源威胁图谱, 将检测或跟踪结果作为时变防撞包络输入决策层, 并结合跟踪误差、通信延迟及机动不确定性扩展安全裕度. 本文框架中轨迹预测与不确定度量化模块可直接扩展用于动态障碍物的冲突检测, 以实现对动态与非合作目标以及多无人飞行器集群场景的在线避撞. 此外, 还将通过无人机飞行实验, 对研究成果进行系统性的应用验证.

参考文献

1 Chen Lin, Miao Zhi-Qiang, Wang Xiang-Ke, Chen Mou, Duan Hai-Bin, Wang Yao-Nan. Overview on autonomous aircraft technology and its application to low-altitude economy. *Robot*, 2025, **47**(3): 470−496
(陈林, 缪志强, 王祥科, 陈谋, 段海滨, 王耀南. 自主飞行器技术及其在低空经济中的应用综述. 机器人, 2025, **47**(3): 470−496)

2 Pu Fan, Chen Zhi-Jie, Liu Yang, Geng Xin, Zhu Yong-Wen, Ren Ke-Jin. Air traffic management technologies for digital low-altitude integrated operations. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, **46**(11): 35−57
(蒲钒, 陈志杰, 刘杨, 耿欣, 朱永文, 任柯锦. 数字低空融合运行空中交通管理技术. 航空学报, 2025, **46**(11): 35−57)

3 Fan Q, Li J, Liu T, Xu B. Hierarchical optimization design for autonomous flight of vision-based quadrotor using reinforcement learning. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2025, **55**(7): 3119−3130

4 Kou C G, Stoll J R, Leang K K. Impact of surface roughness on quasi-steady in-ground effect for hover-capable aerial vehicles. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 2025, **17**: Article No. 17568293251350056

5 Lin C Y, Tseng Y C, Yao W S. Design of UAV flexible landing control system based on model reference adaptive control. *International Journal of Micro Air Vehicles*, 2025, **17**: Article No. 17568293251356945

6 Swihart D E, Barfield A F, Griffin E M, Lehmann R C, Whitcomb S C, Flynn B. Automatic ground collision avoidance system design, integration, and flight test. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2011, **26**(5): 4−11

7 Lu P, van Kampen E J, de Visser C, Chu Q. Air data sensor fault detection and diagnosis in the presence of atmospheric turbulence: theory and experimental validation with real flight data. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2020, **29**(5): 2255−2263

8 Shukla P, Shukla S, Singh A K. Trajectory-prediction techniques for unmanned aerial vehicles (UAVs): A comprehensive survey. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2025, **27**(3): 1867−1910

9 Tang Xin-Min, Li Teng, Chen Qiang-Chao, Gu Jun-Wei. Short-term 4D trajectory prediction based on interactive multi-models. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering)*, 2020, **44**(1): 39−45
(汤新民, 李腾, 陈强超, 顾俊伟. 基于交互式多模型的短期 4D 航迹预测. 武汉理工大学学报 (交通科学与工程版), 2020, **44**(1): 39−45)

10 Bakhtar S, Habibi S. The interacting multiple model smooth variable structure filter for trajectory prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, **24**(9): 9217−9239

11 Suplisson A W. Optimal Recovery Trajectories for Automatic Ground Collision Avoidance Systems (Auto GCAS) [Ph.D. dissertation], Air Force Institute of Technology, USA, 2015.

12 Bai Yang, Mi Yu-Feng, Liu Yun-Fei, Zhang Xue. Research on aircraft near-ground collision avoidance technology based on multi-trajectory prediction. *Aircraft Design*, 2023, **43**(4): 61−65
(白杨, 米禹丰, 刘云飞, 张雪. 基于多轨迹预测的飞机近地防撞技术研究. 飞机设计, 2023, **43**(4): 61−65)

13 Li M X, Lu F, Zhang H C, Chen J. Predicting future locations of moving objects with deep fuzzy-LSTM networks. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2020, **16**(1): 119−136

14 Alex Z, Stewart W, Eduardo N. Naturalistic driver intention and path prediction using recurrent neural networks. *IEEE*

Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, **21**(4): 1584−1594

15 Zhang H P, Huang C Q, Tang S Q. CNN-based real-time prediction method of flight trajectory of unmanned combat aerial vehicle. *Acta Armamentarii*, 2020, **41**(9): 1894−1903

16 Zhang R, Guo P, Cheng G, Wu D, Xu B. Intelligent robust control of MEMS gyroscopes with initial-condition-independent prescribed performance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, **61**(4): 8984−8994

17 Yu Mu-Hang, Wang Xia, Yang Lin, Xu Bin. Intelligent learning control for fighter maneuvers at high angle of attack. *Acta Automatica Sinica*, 2024, **50**(4): 719−730
(于目航, 王霞, 杨林, 许斌. 面向战机大迎角机动过程的智能学习控制. 自动化学报, 2024, **50**(4): 719−730)

18 Li Z, Cui H, Zhang D, Wang M, Wang X, Xu B. Integral barrier Lyapunov function based ride quality control of flexible civil aircraft with overload constraint. *Aerospace Science and Technology*, 2026, **168**: Article No. 110789

19 Wang X, Yu M, Yang L, Xu B. Airflow angles estimation-based finite-time adaptive neural control for aircraft at high-angle-of-attack maneuvers. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2025, **55**(8): 5126−5136

20 Shou Y, Zhan T, Xu B, Sun F. Finite-time adaptive control of flexible hypersonic flight vehicle under measurement noise. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, **61**(3): 5826−5838

21 Zhang Rui, Li Shi-Hua, Wei Zhen-Yan, Xu Bin. Robust control of hypersonic flight vehicle based on combined state observation under measurement noises. *Journal of Astronautics*, 2024, **45**(2): 203−211
(张睿, 李世华, 魏振岩, 许斌. 测量噪声下的高超声速飞行器组合观测鲁棒控制. 宇航学报, 2024, **45**(2): 203−211)

22 Molnar T G, Kannan S K, Cunningham J, Dunlap K, Hobbs K L, Ames A D. Collision avoidance and geofencing for fixed-wing aircraft with control barrier functions. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2025, **33**(5): 1493−1508

23 Harun M H, Abdullah S S, Aras M S M, Bahar M B, Ali I F. Recent developments and future prospects in collision avoidance control for unmanned aerial vehicles (UAVS): A review. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2024, **4**(3): 1207−1242

24 Yuan S, Li Q, Lu B, Niu X, Liu Y, Gao W. Trajectory prediction for fighter aircraft ground collision avoidance based on the model predictive control technique. *Aerospace Systems*, 2025, **8**(1): 61−70

25 Chen R, Zhao L. Ground collision avoidance system with multi-trajectory risk assessment and decision function. *The Aeronautical Journal*, 2024, **128**(1327): 2038−2053

26 Trombetta John V. Multi-Trajectory Automatic Ground Collision Avoidance System With Flight Tests (Project Have ESCAPE) [Ph.D. dissertation], Air Force Institute of Technology, USA, 2016.

27 Guo P, Zhang R, Xu B. Safety separation distance design for UAV formation based on system performance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, **61**(3): 5980−5995

28 Hernandez-Romero E, Valenzuela A, Rivas D. Probabilistic multi-aircraft conflict detection and resolution considering wind forecast uncertainty. *Aerospace Science and Technology*, 2020, **105**(10): Article No. 105973

29 Siqi H, Shaowu C, Yaping Z. A multi-aircraft conflict detection and resolution method for 4-dimensional trajectory-based operation. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, **31**(7): 1579−1593

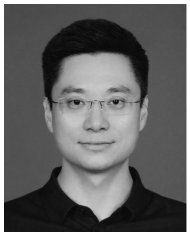
30 Yang Y, Zhang J, Cai K Q. Multi-aircraft conflict detection and resolution based on probabilistic reachsets. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, **25**(1): 309−316

31 Jilkov V P, Ledet J H, Li X R. Multiple model method for aircraft conflict detection and resolution in intent and weather uncertainty. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, **55**(2): 1004−1020

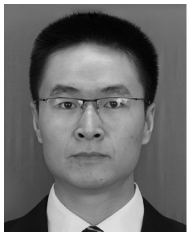
32 Lyu Xiao-Chen, Shi Jing-Ping, Lyu Yong-Xi, Li Geng-Nong. Flow angle reconstruction algorithm for MAGIC CARPET landing with sensor failure. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, **46**(13): 264−279
(吕晓晨, 史静平, 吕永玺, 李耕农. 传感器失效下的魔毯着舰气流角重构算法. 航空学报, 2025, **46**(13): 264−279)

李 睿 西北工业大学自动化学院博士研究生. 分别于 2021 年和 2024 年获得西北工业大学学士和硕士学位. 主要研究方向为多源信息融合和飞行器避障控制.
E-mail: liruinpu@mail.nwpu.edu.cn
(**LI Rui** Ph.D. candidate at the School of Automation, Northwestern Polytechnical University. He received his bachelor and master degrees from Northwestern Polytechnical University in 2021 and 2024, respectively. His research interests include multi-source information fusion and aircraft obstacle avoidance control.)

许 斌 西北工业大学自动化学院教授. 2006 年获得西北工业大学学士学位, 2012 年获得清华大学博士学位. 主要研究方向为智能控制, 自适应控制及其应用. 本文通信作者.
E-mail: binxu@nwpu.edu.cn
(**XU Bin** Professor at the School of Automation, Northwestern Polytechnical University. He received his bachelor degree from Northwestern Polytechnical University in 2006, and received his Ph.D. degree from Tsinghua University in 2012. His research interests include intelligent control and adaptive control with its applications. Corresponding author of this paper.)



阎振鑫 中国航空工业集团有限公司西安飞行自动控制研究所研究员. 主要研究方向为飞行控制系统设计.
E-mail: yanzx@avic.com
(**YAN Zhen-Xin** Researcher at Xi′an Flight Automatic Control Research Institute, AVIC. His main research interest is aircraft flight control system design.)



杨 林 成都飞机设计研究所研究员. 主要研究方向为飞行控制系统设计.
E-mail: yangl062@avic.com
(**YANG Lin** Researcher at Chengdu Aircraft Design and Research Institute. His main research interest is aircraft flight control system design.)