

基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法

刘鑫¹, 刘震²

(1. 西安思源学院, 西安 710020; 2. 中国西电集团有限责任公司, 西安 710075)

摘要: 小型无人机在复杂低空环境受障碍物随机分布和风速扰动不确定影响, 而传统确定性模型难以量化动态风险场, 使得候选轨迹易陷局部最优, 不利于无人机状态、环境模型和控制策略实时更新, 导致实际飞行与候选轨迹出现偏差; 因此, 提出基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法研究; 构建环境风险场模型(障碍物位置子模型与风速扰动子模型), 通过状态向量概率密度函数初始化实现动态风险的量化表征; 基于马尔科夫链蒙特卡洛方法生成候选轨迹, 通过动态调节采样密度策略平衡探索效率与计算成本, 构建符合动力学约束的轨迹解集; 引入贝叶斯优化框架, 利用高斯过程代理模型与蒙特卡洛积分评估轨迹综合代价, 实现多目标优化下的最优轨迹筛选; 结合滑动窗口优化技术与蒙特卡洛方法, 对无人机状态、环境模型和控制策略进行实时更新, 应对不确定性因素的变化, 从而实现小型无人机飞行轨迹的有效控制; 实验结果显示: 设计方法应用后生成的四旋翼小型无人机候选轨迹与实际候选轨迹趋于一致, 确定的四旋翼小型无人机最优轨迹与实际最优轨迹相同, 控制扰动方差与期望代价最小值分别为 0.2 与 10。

关键词: 小型无人机; 轨迹控制; 环境建模; 蒙特卡洛法; 飞行轨迹; 候选轨迹生成

Flight Trajectory Control Method for Small UAVs Based on Monte Carlo Method

LIU Xin¹, LIU Zhen²

(1. Xi'an Siyuan University, Xi'an 710020, China;

2. China XD Group Co., Ltd., Xi'an 710075, China)

Abstract: Small unmanned aerial vehicles (UAVs) are affected by the random distribution of obstacles and uncertain wind speed disturbances in complex low-altitude environments, while traditional deterministic models make it difficult to quantify dynamic risk fields, causing candidate trajectories to easily fall into local optima, and it is inconvenient for real-time updates of drone's state, environmental models, and control strategies, ultimately leading to deviations between actual flight paths and candidate trajectories. Therefore, a flight trajectory control method for small UAVs based on the Monte Carlo method is proposed, with an environmental risk field model constructed, including an obstacle position submodel and a wind speed disturbance submodel, which quantitatively characterizes dynamic risks by initializing a state vector probability density function. The Markov Chain Monte Carlo (MCMC) method is used to generate the candidate trajectories, with a dynamically adjustable sampling density strategy employed to balance exploration efficiency and computational cost, thereby forming a trajectory solution set that complies with dynamic constraints. A Bayesian optimization framework and Gaussian process surrogate models and Monte Carlo integration are used to evaluate the comprehensive cost of trajectories and achieve optimal trajectory selection under multi-objective optimization. By combining sliding window optimization techniques with the Monte Carlo method, the drone's state, environmental model, and control strategies are updated in real time, which adapts to changes in uncertainties, thus effectively control the flight trajectory of small UAVs. Experimental results indicate that, after applying the proposed method, the candidate trajectory generated by the quadrotor small UAV is consistent with the actual candidate trajectory, and the determined optimal trajectory for the quadrotor small UAV matches the actual optimal trajectory. The control perturbation variance and the minimum expected cost are 0.2 and 10, respectively.

Keywords: small UAV; trajectory control; environmental modeling; Monte Carlo method; flight trajectory; candidate trajectory generation

收稿日期: 2025-03-19; 修回日期: 2025-04-25。

基金项目: 2024-2025 年度西安思源学院校长基金科研项目(XASYB24ZD13)。

作者简介: 刘鑫(1990-), 女, 硕士, 副教授。

引用格式: 刘鑫, 刘震. 基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(4): 72-80, 104.

0 引言

小型无人机飞行轨迹控制是无人机技术发展中不可或缺的一环。飞行轨迹控制不仅提升了小型无人机的智能化水平,还为各行业带来了显著的经济效益和社会效益。在农业领域,通过精准控制飞行轨迹,小型无人机可以实现对农作物的精准施肥、喷药,提升农业生产效率,减少农药和化肥的使用量,降低环境污染。在物流行业,小型无人机可以通过优化飞行轨迹,实现快速、准确的货物配送,缩短物流时间,降低物流成本^[1]。在医疗救援领域,小型无人机可以迅速抵达灾区,为救援人员提供实时图像和数据支持,提高救援效率。然而,飞行轨迹控制也面临着诸多困难。首先,小型无人机在飞行过程中需要实时处理大量的环境数据,包括风速、风向及障碍物位置等,对飞行轨迹的实时调整提出了很高的要求^[2]。其次,小型无人机在复杂环境中飞行时,如何快速、准确地识别并避让障碍物,是飞行轨迹控制中的一大难题。此外,小型无人机的飞行轨迹控制还需要考虑能耗优化问题,如何在保证任务完成的前提下,尽可能降低飞行能耗,是飞行轨迹控制中的一个重要研究方向。

现有飞行轨迹控制方法由于应用模型、技术或算法的自身缺陷,无法获得较好的飞行轨迹控制效果。其中,文献[3]针对四旋翼无人机在轨迹跟踪中受持续风干扰的问题,提出了一种双闭环滑模控制方法。设计方法将无人机系统分为位置环和姿态环,利用风扰观测器结合连续滑模控制算法设计持续风补偿器,实现位置信息的稳定跟踪。同时,采用映射自适应滑模控制算法设计姿态环的持续风补偿器,确保姿态信息的稳定跟踪。其优势在于对风速干扰的补偿效果显著,能够有效提高无人机在风扰环境下的飞行稳定性。然而,该方法主要聚焦于风速干扰的补偿,在应对障碍物随机出现和位置变化时缺乏相应的处理机制,当飞行环境中障碍物分布频繁变动时,无人机难以快速做出有效避障决策,可能导致飞行轨迹偏离预期或发生碰撞事故;文献[4]针对未来网络数据流量激增和用户多样化需求,提出了基于内容感知的无人机轨迹规划和资源分配联合优化方法。设计方法通过无人机缓存热点内容,在满足用户内容需求的前提下,联合优化用户接入和无人机飞行轨迹,以最大化最小用户平均服务速率。为解决非凸优化问题,采用块坐标下降方法和连续凸优化技术。该方法的优点在于能够有效提升用户服务速率,满足用户对网络数据的需求。但在实际应用中,其过于关注最大化最小用户平均服务速率这一单一目标,对飞行安全性和能耗优化等重要性能指标考虑不足。在追求高服务速率的过程中,会选择风险较高的飞行轨迹,增加飞行安全隐

患;同时,未充分考虑能耗优化,导致无人机续航能力下降,影响任务执行效果;文献[5]介绍了农用四旋翼无人机的工作原理和动力学模型,采用人工蜂群的深度学习算法进行轨迹规划,并采用线性自抗扰控制方法实现轨迹控制。该方法在轨迹规划方面能够利用深度学习算法探索不同轨迹的可能性。但在实际应用中,存在轨迹多样性不足和对无人机动态特性捕捉不够全面的问题。生成的候选轨迹不够丰富,容易陷入局部最优,导致无人机在复杂环境中无法找到更优的飞行轨迹。此外,对无人机动态特性的考虑不够充分,使控制策略在实际飞行中无法有效应对无人机的各种动态变化;文献[6]针对子母式无人机编队飞行任务中的载机姿态稳定控制与子机轨迹跟踪控制问题,建立了动力学模型,并设计了基于多平衡点切换模型预测控制和多胞不确定性模型预测控制的方法。该方法在编队飞行的姿态稳定控制和轨迹跟踪控制方面具有较好的性能,能够有效保证编队飞行的稳定性和协调性。然而,该方法主要聚焦于编队飞行中的特定控制问题,没有突出对无人机状态、环境模型和控制策略的实时更新机制。在面对动态变化的飞行环境时,突然出现的障碍物或风速突变等情况,无法及时调整控制策略以保证飞行效果;文献[7]针对鸭翼尾座式垂直起降无人机的高速轨迹跟踪控制问题,设计了轮廓模型预测控制方法。设计方法能够预测并选择最优状态和输出,使无人机最大化飞行速度和最小化离轨距离。通过调整权重参数平衡飞行速度和距离误差,以适应不同飞行环境。此外,将优化问题线性化为凸二次规划问题,减少求解时间。该方法的优点在于能够根据不同飞行环境调整控制策略,且求解速度较快。但其控制策略的灵活性相对有限,在面对复杂多变的飞行情况时,如同时存在多个干扰因素且干扰程度不断变化时,难以做出及时、准确的调整,导致飞行性能下降。

为解决现有小型无人机飞行轨迹控制方法在处理复杂环境时存在的局限性,以及在轨迹优化中常因关注单一性能指标而导致优化不全面的问题,本文提出了一种基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法。该方法首先构建环境风险场模型,借助状态向量概率密度函数完成初始化,以实现动态风险的量化评估。随后,基于马尔科夫链蒙特卡洛方法生成候选轨迹,并采用动态调节采样密度的策略,在探索效率与计算成本之间寻求平衡,进而构建出符合动力学约束的轨迹解集。同时,引入贝叶斯优化框架,利用高斯过程代理模型与蒙特卡洛积分对轨迹的综合代价进行评估,最终在多目标优化框架下筛选出最优飞行轨迹。该方法的优点在于,它能够综合考虑障碍物分布、风速扰动、能耗等多重因素,生成更为全面且优化的飞行轨迹;此外,其还具备

适应复杂低空环境的能力,通过实时更新无人机状态、环境模型及控制策略,能够迅速响应环境变化,确保飞行安全。在性能方面,该方法兼顾了飞行安全性、能耗、服务速率等多个关键指标,有效提升了无人机的整体性能。

1 小型无人机飞行轨迹控制方法设计

1.1 环境建模与概率初始化

小型无人机在复杂低空环境中飞行时,面临障碍物随机分布与风速扰动不确定性两大难题。障碍物位置多变,风速扰动难以预测,传统确定性模型无法充分考量这些动态因素,难以准确量化动态风险场,降低了飞行轨迹控制的准确性与有效性。因此,需构建全面且精准的控制方法。通过构建环境风险场模型和小型无人机状态向量概率密度函数,为后续轨迹控制提供可计算的随机采样空间,从而实现高效、精准的飞行轨迹控制。

环境建模是小型无人机飞行轨迹控制的基础环节,其目标是通过传感器数据构建精确的环境地图,为路径规划和避障提供支持^[8]。为了实现高精度、高鲁棒性的环境建模,需要一系列硬件设备的协同工作,具体设备如表 1 所示。

表 1 环境建模硬件设备表

设备类型	设备名称	设备参数	参数配置
环境数据采集设备	激光雷达	测距范围	50~500 m
		精度	2 cm
		扫描频率	10~100 Hz
		角分辨率	0.1~0.5°
	视觉传感器	分辨率	12~48 MP
		帧率	30~120 FPS
		水平视场角	90~120°
		垂直视场角	60~90°
	超声波传感器	测量范围	0.1~10 m
		精度	1 cm
更新频率		10~50 Hz	
环境数据处理设备	机载计算机	处理器	≥4 核
		主频	≥2.0 GHz
		内存	≥8 GB
		存储	≥18 GB
		功率	≤20 W
	图像处理单元	CUDA 核心数	≥512
		显存容量	≥4 GB
环境数据传输设备	无线通信模块	通信协议	WiFi/5G
		传输带宽	10~100 Mbps
		传输距离	1~15 km
	数据存储设备	存储容量	≥512 GB
		读写速度	≥500 MB/s
		接口类型	USB3.0/NVMe

视觉传感器是环境数据采集的关键设备之一,但是

其内部电路存在着一定的缺陷,致使环境图像整体质量偏低,影响环境建模的精度。具体而言,视觉传感器内部电路在信号放大和噪声抑制方面存在不足。原始电路采用简单的单级放大器,对微弱信号的放大能力有限,且在放大过程中容易引入噪声,导致图像对比度低、噪声点多。因此,对视觉传感器内部电路进行改进,如图 1 所示。

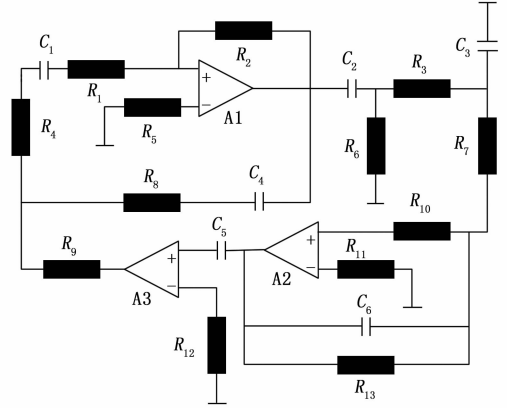


图 1 视觉传感器改进示意图

由图 1 可知,视觉传感器内部电路的改进措施主要包含:采用三级放大电路设计,其中第一级为低噪声放大器,由电阻 R_1 、 R_4 、 R_5 以及放大器 A1 组成,用于放大微弱信号并抑制噪声;第二级是可变增益放大器,由电阻 R_6 、 R_7 、 R_8 、 R_9 、 R_{10} 、 R_{11} 以及放大器 A2、A3 组成,能依据环境光线强度自动调整放大倍数,确保信号在不同光照条件下都能获得合适的放大效果;第三级为功率放大器,由电阻 R_{12} 、 R_{13} 以及电容 C_2 、 C_3 、 C_4 、 C_5 、 C_6 组成,负责将放大后的信号输出至后续处理模块;在每级放大电路之间增设带通滤波器和陷波滤波器,以有效滤除特定频率的噪声干扰,同时采用差分放大电路结构,进一步提高共模抑制比,减少共模噪声的影响,防止信号过饱和或过弱。

依据表 1 所示的硬件设备获取小型无人机飞行区域的环境数据,以此为基础,构建环境风险场,其主要包括两个部分:障碍物位置建模与风速扰动建模。常规情况下,障碍物的空间分布通常具有多模态特性,高斯混合模型通过多个高斯分布的线性叠加,能够有效拟合此类复杂分布^[9]。因此,设计方法采用高斯混合模型构建障碍物位置模型,其表达式为:

$$p_{\text{obs}}(x) = \sum_{k=1}^K \omega_k \cdot \Gamma(x; \mu_k, Q_k) \quad (1)$$

式中, $p_{\text{obs}}(x)$ 为障碍物位置概率密度; K 为障碍物的总数量; ω_k 为第 k 个高斯分量的权重,满足条件 $\sum_{k=1}^K \omega_k = 1$; $\Gamma(x; \mu_k, Q_k)$ 为多元高斯分布; x 为小型无人机状态向量; μ_k 为第 k 个障碍物簇的三维中心坐标,利用激

光雷达或视觉点云数据,通过DBSCAN算法检测而获得; Q_k 为协方差矩阵,描述障碍物簇的几何形状。

一般情况下,风速扰动通常服从湍流统计特性,可建模为均值为零的随机过程,其空间相关性可通过指数型协方差函数描述,表达式为:

$$F_w(r) = \sigma_w^2 \cdot \exp\left(-\frac{\|r\|}{L}\right) \quad (2)$$

式中, $F_w(r)$ 为风速空间协方差函数; σ_w^2 为风速方差,反映扰动强度; $\|r\|$ 为风速的向量范数; L 为湍流积分尺度,表征扰动空间相关性。

综合障碍物与风扰的联合风险概率密度函数,即可获得环境风险场模型,表达式为:

$$\rho_{\text{risk}}(x) = \alpha \cdot \rho_{\text{obs}}(x) + \beta \cdot \|F_w(r)\|^2 \quad (3)$$

式中, $\rho_{\text{risk}}(x)$ 为综合环境风险密度, α 与 β 为权重系数,反映障碍物碰撞与风扰失稳的风险权衡。

则小型无人机状态向量的初始概率密度函数表示为:

$$p(x_0) = \Gamma(x; \hat{x}_0, P_0) \quad (4)$$

式中, $p(x_0)$ 为无人机初始概率密度函数; \hat{x}_0 为初始状态估计值; P_0 为块对角协方差矩阵,各分块对应位置、姿态、线速度、角速度的测量噪声。

上述过程完成了环境风险场模型的构建与小型无人机状态向量概率密度函数的初始化,为后续蒙特卡洛采样奠定了数学基础,使得随机生成的轨迹既能覆盖高概率安全区域,又能有效探索潜在优化路径。

1.2 基于马尔科夫链蒙特卡洛方法的候选轨迹生成

环境建模与概率初始化仅实现了从物理不确定性到数学概率模型的转化及随机采样空间构建,而飞行轨迹控制需要众多符合物理与环境约束的候选轨迹以供评估和优化。因此,本文采用基于马尔科夫链蒙特卡洛方法,以1.1节构建的环境风险场模型 $\rho_{\text{risk}}(x)$ 与初始化的小型无人机状态向量概率密度函数 $p(x_0)$ 为基础,有效融合马尔科夫链与蒙特卡洛法,生成小型无人机飞行的候选轨迹,为后续轨迹评估与贝叶斯优化奠定坚实的基础。

马尔科夫链蒙特卡洛方法(马尔科夫链与蒙特卡洛法的融合方法)是一种基于随机采样的高维概率分布生成技术,特别适用于无人机轨迹生成问题,其核心思想是通过构建一个马尔科夫链,使得链的稳态分布与目标分布(小型无人机状态空间分布)一致,从而生成大量符合物理约束与环境约束的候选轨迹^[10]。

基于马尔科夫链蒙特卡洛方法的小型无人机飞行候选轨迹生成过程如下所示:

步骤1:状态空间与目标分布定义

小型无人机的目标分布主要由3部分构成——环境

风险场、动力学约束与目标点吸引力,表达式为:

$$p(x) = \rho_{\text{risk}}(x) \cdot \rho_{\text{dyn}}(x) \cdot \rho_{\text{goal}}(x) \quad (5)$$

式中, $p(x)$ 为综合目标分布函数, $\rho_{\text{dyn}}(x)$ 为动力学约束函数, $\rho_{\text{goal}}(x)$ 为目标点吸引力函数。

步骤2:提议分布设计

提议分布 $q(x^* | x_t)$ 用于生成候选状态 x^* ,其设计需平衡探索能力与计算效率^[11]。对于小型无人机飞行轨迹生成,提议分布通常包括两部分——控制输入扰动与状态传播,表达式为:

$$q(x^* | x_t) = \chi \cdot x^* + \delta \cdot u^* \quad (6)$$

式中, χ 与 δ 为权重系数,反映控制输入扰动与状态传播对于候选状态生成的影响程度; u^* 为控制输入扰动。

步骤3:接受概率计算

接受概率 γ 用于决定是否接受候选状态 x^* ^[12]。针对小型无人机飞行轨迹生成,接受概率 γ 的计算公式为:

$$\gamma = \min\left[1, \frac{p(x^*)q(x_t | x^*)}{p(x_t)q(x^* | x_t)}\right] \quad (7)$$

式中, $p(x^*)$ 与 $p(x_t)$ 为候选状态与当前无人机状态的概率密度函数; $q(x_t | x^*)$ 为提议分布 $q(x^* | x_t)$ 的对称形式,两者相等。因此,公式(7)可以简化为: $\gamma = \min\left[1, \frac{p(x^*)}{p(x_t)}\right]$ 。

步骤4:重要性采样与权重分配

为了提高采样效率,引入重要性采样技术。对每条候选轨迹 $l^{(i)} = \{x_0^{(i)}, x_1^{(i)}, \dots, x_T^{(i)}\}$ (\hat{T} 为总采样时刻),计算其重要性权重,表达式为:

$$v^{(i)} = \frac{p[l^{(i)}]}{q[l^{(i)}]} \quad (8)$$

式中, $v^{(i)}$ 为候选轨迹 $l^{(i)}$ 的重要性权重; $p[l^{(i)}]$ 为候选轨迹 $l^{(i)}$ 的目标分布概率; $q[l^{(i)}]$ 为候选轨迹 $l^{(i)}$ 的提议分布概率。

对于高风险区域(例如靠近障碍物),通过调整权重分配增加采样密度,表达式为:

$$\tilde{v}^{(i)} = \frac{1}{\|p[l^{(i)}] - \rho_{\text{obs}}(x)\|^2 + \epsilon} \quad (9)$$

式中, $\tilde{v}^{(i)}$ 为重要性权重调整结果; ϵ 为平滑参数,避免除零错误。

步骤5:动态调整采样密度

设计方法主要是根据环境风险场 $\rho_{\text{risk}}(x)$ 动态调整采样区域范围,具体规则如下所示:

1) 高风险区域:增加采样密度,缩小提议分布方差 W_u ;

2) 低风险区域:减少采样密度,扩大提议分布方差 W_u 。

提议分布方差调整公式为:

$$W_u = W_u^0 \cdot \exp[-\lambda \cdot \rho_{\text{risk}}(x)] \quad (10)$$

式中, W_u^0 为提议分布初始方差; λ 为调节系数。

步骤 6: 候选轨迹生成

小型无人机飞行轨迹生成具体流程如下所示:

1) 初始化: 从当前状态 x_0 出发, 设置初始提议分布 $q(x^* | x_0)$;

2) 迭代采样: 对每个时刻 $t = 1, 2, \dots, \hat{T}$, 执行以下步骤: 生成候选状态 $x^* \rightarrow$ 计算接受概率 $\gamma \rightarrow$ 以概率 γ 接受候选状态 x^* , 否则保留 $x_t \rightarrow$ 更新重要性权重 $\bar{v}^{(t)}$;

3) 生成 N 条候选轨迹 $\{l^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

上述过程完成了小型无人机飞行候选轨迹的生成, 为后续的轨迹评估及其优化提供了丰富的候选解集, 同时通过动态调整采样密度, 显著提高了设计方法在高维状态空间中的搜索效率^[13]。

1.3 候选轨迹评估与贝叶斯优化

基于马尔科夫链蒙特卡洛方法生成的候选轨迹质量参差不齐, 仅依靠生成过程难以直接确定哪条轨迹最优, 且无法有效平衡多个性能指标。因此, 需要开展候选轨迹评估与贝叶斯优化工作, 从大量候选轨迹中高效筛选出最优解, 为小型无人机飞行轨迹控制提供坚实支撑。

以 1.2 节生成的候选轨迹 $[l^{(i)}]_{i=1}^N$ 为依据, 联合贝叶斯优化与蒙特卡洛积分, 高效地从大量候选轨迹中筛选出最优解, 同时平衡多个性能指标, 为小型无人机飞行轨迹控制提供充足的支撑。

基于贝叶斯优化与蒙特卡洛积分的最优轨迹筛选步骤如下所示:

步骤 1: 在候选轨迹 $[l^{(i)}]_{i=1}^N$ 中随机选择 N_0 条轨迹, 根据蒙特卡洛积分计算其期望代价 $\{E[J(l^{(i)})]\}_{i=1}^{N_0}$ 。由于小型无人机动力学与环境风险场存在不确定性, 期望代价函数的精确值难以直接计算^[14]。蒙特卡洛积分通过随机采样近似期望值, 表达式为:

$$E[J(l^{(i)})] = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M J[l^{(m)}] \quad (11)$$

式中, $E[J(l^{(i)})]$ 为候选轨迹 $l^{(i)}$ 对应的期望代价; M 为扰动样本的总数量; $J[l^{(m)}]$ 为第 m 个扰动样本的综合代价数值。

贝叶斯优化是一种基于概率模型的序列优化方法, 其核心思想是通过构建目标函数的代理模型来指导采样点选择, 从而在少量评估次数下找到全局最优解^[15]。根据最优轨迹筛选需求, 设计方法选择高斯过程模型作为代理模型, 其是一种非参数概率模型, 能够有效拟合轨迹筛选目标函数的分布^[16]。对于轨迹代价函数, 高斯过程模型表达式为:

$$J[l^{(i)}] \sim \zeta[\bar{\mu}(l^{(i)}), \kappa(l^{(i)}, \hat{l}^{(i)})] \quad (12)$$

式中, $\zeta[\bar{\mu}(l^{(i)}), \kappa(l^{(i)}, \hat{l}^{(i)})]$ 为高斯过程模型; $\bar{\mu}(l^{(i)})$ 为

均值函数; $\kappa(l^{(i)}, \hat{l}^{(i)})$ 为核函数, 描述轨迹 $l^{(i)}$ 与 $\hat{l}^{(i)}$ 之间的相关性。

步骤 2: 针对每一次迭代, 选择下一个采样点 $l^{(i)}$, 根据公式 (11) 计算其期望代价 $E[J(l^{(i)})]$, 按照期望代价从小到大的顺序进行排序, 保留前 N_0 条轨迹, 以此为基础, 对高斯过程模型进行更新, 记为 $J'(l^{(i)})$;

步骤 3: 重复迭代进行步骤 2, 直至候选轨迹 $\{l^{(i)}\}_{i=1}^N$ 中的轨迹均被采样为止。在最终保留的 N_0 条轨迹中, 寻找期望代价最小值 $\min\{E[J(l^{(i)})]\}$, 其对应的候选轨迹记为最优轨迹, 记为 l^* 。

在结合贝叶斯优化与蒙特卡洛积分评估轨迹综合代价时, 首先构建高斯过程代理模型以近似轨迹代价函数, 该模型的核心在于选择合适的核函数与确定超参数。针对候选轨迹的特征, 本文采用复合核函数, 结合径向基核函数 (RBF) 以捕捉轨迹间的全局相似性, 并引入周期核函数以处理可能存在的周期性特征, 同时根据轨迹的维度特性调整核函数的组合权重。超参数的确定方面, 均值函数设为常数均值函数, 初始值设为 0; 核函数的长度尺度和方差等超参数则通过最大似然估计方法进行初步优化, 并结合贝叶斯优化中的期望改进 EI 函数在迭代过程中动态调整, 以平衡探索与利用。在处理多目标优化问题时, 通过构建多目标代价函数, 将飞行安全性、能耗、时间效率等指标进行加权求和方法, 将多目标问题转化为单目标优化, 再利用上述贝叶斯优化流程进行迭代筛选, 最终输出在多个性能指标间达到最佳平衡的最优轨迹。

上述过程完成了最优轨迹的筛选, 最终输出的最优轨迹 l^* 不仅满足物理约束与环境安全性, 还在能耗、风险与时间效率之间达到了最佳平衡。

1.4 实时更新与自适应控制

贝叶斯优化能从大量候选轨迹中筛选出最优解并平衡多个性能指标, 然而小型无人机飞行环境动态多变, 预先确定的最优轨迹可能因环境变化失效, 也难以实时应对传感器噪声、外部扰动等不确定性因素。因此, 通过结合蒙特卡洛方法和滑动窗口优化技术的实时更新与自适应控制, 实现对无人机状态、环境模型和控制策略的在线更新, 保障小型无人机在复杂动态环境中高效、安全地飞行, 确保其飞行安全性与任务效率。闭环控制系统架构与工作流程如下:

1) 初始状态与环境模型建立: 利用 1.1 节的环境建模方法, 根据初始传感器数据和环境先验知识, 构建初始环境风险场模型和无人机状态向量概率密度函数, 为后续的候选轨迹生成、评估优化和实时更新提供基础。

2) 候选轨迹生成: 基于 1.2 节的马尔科夫链蒙特卡洛方法, 结合初始环境风险场模型和无人机状态向量

概率密度函数,生成符合物理和环境约束的候选轨迹,为评估优化提供丰富的候选解集。

3) 评估优化:利用1.3节的贝叶斯优化与蒙特卡洛积分方法,对候选轨迹进行评估,筛选出最优轨迹。在多目标优化场景下,通过构建多目标代价函数,将飞行安全性、能耗、时间效率等指标进行加权求和,转化为单目标优化问题,再利用贝叶斯优化流程进行迭代筛选。

4) 实时更新:

(1) 滑动窗口重规划:

滑动窗口重规划是一种局部优化技术,通过将全局轨迹优化问题分解为一系列局部问题,显著降低计算复杂度,同时保证实时性^[17]。首先,设定滑动窗口的长度为 H ,覆盖未来一段时间内的轨迹优化问题。初始窗口为 $\hat{X}_0 = \{x_0, x_1, \dots, x_H\}$,则当前时刻窗口内状态序列表示为 $\hat{X}_t = \{x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+H}\}$ 。

为了保障小型无人机飞行轨迹的控制精度,需要根据环境动态性(例如障碍物移动速度,风速扰动强度等)实时调整窗口长度,调整公式为:

$$H = \begin{cases} H_{\max} & \text{静态环境} \\ H_{\max} - \Delta H \cdot V_{\text{obs}} & \text{动态环境} \end{cases} \quad (13)$$

式中, H_{\max} 为最大窗口长度; ΔH 为调节系数; V_{obs} 为障碍物移动速度。

每完成一次局部优化,窗口向前滑动一个时间步,即 $\hat{X}_{t+1} = \{x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{t+H+1}\}$ 。在当前时刻窗口 \hat{X}_t 内,通过蒙特卡洛方法生成局部候选轨迹,并使用贝叶斯优化筛选最优解,记为 l_t^* 。

在滑动窗口重规划过程中,根据当前窗口内生成的最优局部轨迹 l_t^* ,对下一窗口的环境建模和轨迹生成进行指导。具体而言,将 l_t^* 中的环境信息(障碍物位置、风速等)反馈到环境建模模块,更新环境风险场模型,为下一窗口的轨迹生成提供更准确的环境约束。

(2) 在线分布更新:

在线分布更新也是保证小型无人机飞行轨迹控制精度的关键环节。通过融合新传感器数据,实时修正状态估计和环境模型,从而提高设计方法的感知与决策精度。环境风险场更新公式为:

$$\rho_{\text{risk}}(x, t+1) = \alpha \cdot p_{\text{obs}}(x, t+1) + \beta \cdot \|\nabla F_w(x, t+1)\|^2 \quad (14)$$

式中, $\rho_{\text{risk}}(x, t+1)$ 为环境风险场更新结果; $p_{\text{obs}}(x, t+1)$ 与 $\nabla F_w(x, t+1)$ 为障碍物位置概率密度与风速概率密度梯度的更新结果。

将在线分布更新得到的环境风险场变化信息及时反馈到候选轨迹生成和评估优化模块中,以实现无人机状态、环境模型和控制策略的动态调整。

5) 自适应控制调节:

小型无人机飞行轨迹控制调节主要是通过分析历史

轨迹代价数据,动态调整控制参数,以提高设计方法的性能。根据历史代价数据动态调整控制扰动方差,其表达式为:

$$W_u = W_u^0 \cdot \exp\left[-\lambda \cdot \frac{1}{N_h} \cdot \sum_{i=1}^{N_h} J(l^{(i)})\right] \quad (15)$$

式中, N_h 为历史轨迹数量。

然而,针对高代价区域,需要增大控制扰动方差 W_u ,以此来增强探索能力;针对低代价区域,需要减小控制扰动方差 W_u ,以此来提高控制精度。

6) 控制指令执行:

将上述闭环控制系统中得到的当前时刻无人机飞行的最佳轨迹与最佳控制指令,通过相应的控制设备执行,即可实现小型无人机飞行轨迹的有效控制。

综上所述,通过实时更新与自适应控制,无人机能够在动态环境中实现高效、安全的飞行。其中,滑动窗口重规划显著降低了设计方法计算复杂度,在线分布更新与自适应控制调节有效应对了环境与系统的不确定性,蒙特卡洛方法结合贝叶斯优化的应用,能够适应多种任务场景,使得小型无人机能够在复杂动态环境中实现稳定飞行,同时满足任务效率与安全性的双重需求,从而实现研究目标,为小型无人机的后续发展及其应用提供一定的助力。

2 实验与结果分析

2.1 实验环境搭建

选取四旋翼无人机作为实验对象,为了保障实验数据的准确性,对实验对象——四旋翼无人机基础参数进行合理地配置,如表2所示。

表2 四旋翼无人机基础参数配置表

参数类型	参数名称	参数配置
飞行平台参数	轴距	450 mm
	推重比	$\geq 2:1$
	翼展	1.5 m
	质量	1.5 kg
	最大推力	20 N
	最大飞行速度	15 m/s
	风速扰动测量精度	0.01
动力系统参数	锂电池容量	10 000 mAh
	电机功率	1 000 W
	持续电流	10~60 A
	刷新率	128 kHz
	悬停时间	40 min
导航与控制参数	航程	100 km
	定位精度	0.01 m
	传感器融合频率	800 Hz
	控制距离	15 km
	控制延迟	≤ 50 ms
	带宽	100 Mbps
	IP等级	67

为了降低设计方法应用性能测试的难度，在实验过程中采用静态障碍物，其是实验环境的基础组成部分，用于模拟建筑物、树木等固定障碍。静态障碍物的布局设计遵循以下原则：

- 1) 空间分布：静态障碍物在三维空间中随机分布，高度范围为 1~10 m，水平间距为 5~15 m；
- 2) 几何形状：静态障碍物采用多形状模型，直径范围为 1~3 m，以简化碰撞检测计算；
- 3) 密度控制：静态障碍物密度为 1~2 个/10 m³，确保场景复杂度适中。

与此同时，风速扰动也是影响小型无人机飞行稳定性的重要因素。其中，平均风速在水平面内随机生成，湍流分量通过高斯随机过程模拟。此外，传感器噪声是实验环境中的重要不确定性来源，主要包括位置噪声与速度噪声，均服从高斯分布。依据上述实验环境内容，获取简化的实验场景，如图 2 所示。

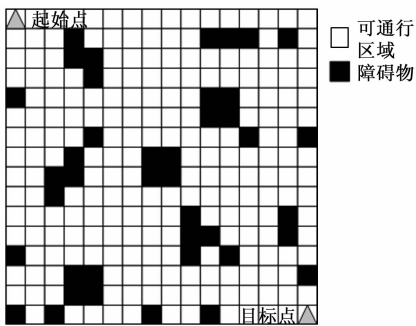


图 2 实验场景示意图

在构建环境风险场模型时，针对障碍物位置采用高斯混合模型进行建模，其中障碍物簇中心坐标通过 K-means 聚类算法对实际测量数据进行分析获取，具体是先收集无人机在实验环境中不同位置的包含障碍物位置信息的传感器数据，再利用 K-means 聚类算法依据数据空间分布特征将数据点划分为不同簇，每个簇的中心即为障碍物簇中心坐标，聚类参数则根据数据点数量和分布密度，通过交叉验证法确定以保障模型准确性与泛化能力；协方差矩阵用于描述障碍物簇中数据点的分布特征，在聚类分析过程中，针对每个簇计算其数据点在各维度上的方差和协方差来构成；各高斯分量权重依据每个簇中数据点数量占总数据点数量的比例确定，即某簇权重等于该簇数据点数量除以所有簇数据点总数；模型验证采用交叉验证法，将实验数据集划分为训练集和验证集，利用训练集训练模型后，用验证集评估性能，通过计算预测值与真实值间的误差衡量准确性，若误差较大则调整聚类参数和模型结构并重新训练验证，直至模型性能达标。

在风速扰动模型中，风速方差的确定主要参考实验地区的历史气象数据以及实际飞行测试结果，先收集气

象数据并分析风速统计特征以确定方差范围，再在实际飞行测试中记录不同环境下的风速数据来验证和调整取值；湍流积分尺度则通过分析实际飞行测试中风速的湍流特性，采用经验公式计算得出，同时参考相关领域研究成果和标准规范，结合实验环境特点进行确定；模型验证环节，将风速扰动模型与实际飞行数据对比，分析模型预测的风速扰动与实际测量值的差异，若差异较大则调整模型参数并重新验证，直至模型能准确模拟实际风速扰动情况。

2.2 候选轨迹生成性能分析

以上述构建的实验场景，选取的实验对象为基础，应用设计方法、对比方法 1（基于内容感知的无人机飞行轨迹控制方法^[4]）与对比方法 2（基于计算机深度学习的无人机飞行轨迹控制方法^[5]）生成实验对象——四旋翼小型无人机的候选轨迹，如图 3 所示。需要注意的是，由于候选轨迹较多，无法对其进行全部展示，故此实验只对期望代价较小的 8 条候选轨迹进行展示与对比。

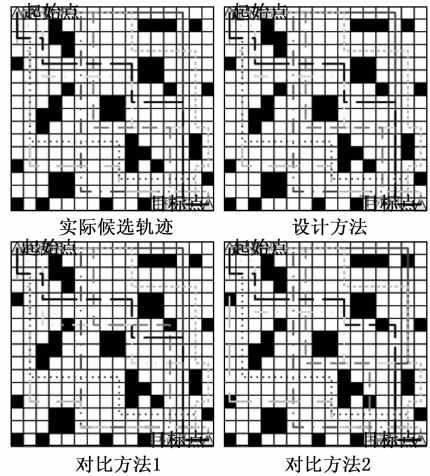


图 3 四旋翼小型无人机候选轨迹示意图

设计方法应用后生成的四旋翼小型无人机候选轨迹与实际候选轨迹趋于一致，而对比方法 1 与对比方法 2 应用后生成的四旋翼小型无人机候选轨迹与实际候选轨迹存在着较大的差异性，并且存在着无人机与障碍物相撞的现象，充分证实了设计方法候选轨迹生成性能更佳，主要是因为其有效地融合了马尔科夫链与蒙特卡洛法。其中，马尔科夫链作为一种统计模型，擅长捕捉序列数据中的依赖性，能够基于当前状态预测下一状态的概率分布，这在无人机轨迹规划中尤为重要，因为其能够模拟无人机在空间中移动的可能路径，同时考虑到各种动态因素，例如风速变化、障碍物位置等。而蒙特卡洛法则是一种通过随机采样来近似求解复杂问题的技术，其能够在高维空间中生成大量可能的解决方案，并从中选择最优或近似最优的解。在无人机轨迹规划中，蒙特卡洛法能够生成多样化的候选轨迹，覆盖了从安全

保守到高效激进的多种策略, 为设计者提供了丰富的选择空间。设计方法巧妙地将这两种技术相结合, 在候选轨迹生成过程中不仅保留了马尔科夫链的预测准确性, 还充分利用了蒙特卡洛法的探索性和鲁棒性, 使得生成的候选轨迹既符合实际情况, 又具备高度的灵活性及其适应性。

2.3 最优轨迹确定性能分析

应用设计方法、对比方法 1 与对比方法 2 确定实验对象——四旋翼小型无人机的最优轨迹, 如图 4 所示。

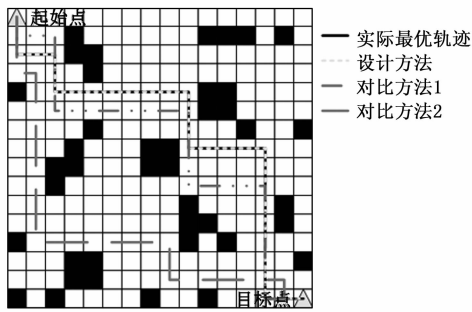


图 4 四旋翼小型无人机最优轨迹示意图

设计方法确定的四旋翼小型无人机最优轨迹与实际最优轨迹相同, 而对比方法 1 与对比方法 2 确定的四旋翼小型无人机最优轨迹与实际最优轨迹偏差较大。这主要是因为设计方法联合贝叶斯优化与蒙特卡洛积分, 从而显著提升了轨迹规划的精度与效率。贝叶斯优化作为一种基于概率模型的优化策略, 能够高效地探索参数空间, 通过不断更新后验分布来逼近全局最优解, 其利用历史数据指导搜索方向, 有效避免了盲目尝试, 大大减少了计算资源的浪费。而蒙特卡洛积分作为一种数值积分方法, 通过大量随机样本的生成与评估, 能够处理复杂、高维的积分问题, 为设计方法中涉及的概率估计和期望值计算提供了强有力的支持。此种随机化的特性使得蒙特卡洛积分在处理不确定性问题时表现出色, 能够捕捉到系统动态中的细微变化, 进一步增强了设计方法的鲁棒性。由此可见, 设计方法的优势在于其综合运用了贝叶斯优化的智能搜索策略和蒙特卡洛积分的精确计算能力, 这两种技术的结合使得四旋翼小型无人机的轨迹规划更加精准、高效, 能够更贴近实际最优轨迹, 从而在飞行控制、路径规划等领域展现出卓越的性能。

2.4 飞行轨迹控制性能分析

应用设计方法、对比方法 1 与对比方法 2 进行小型无人机飞行轨迹控制实验, 通过控制扰动方差与期望代价来显示应用方法的性能优劣, 如图 5 与图 6 所示。

相较于对比方法 1 与对比方法 2 来看, 设计方法应用后控制扰动方差与期望代价显著更小, 最小值分别为 0.2 与 10。这主要是因为设计方法引入并应用了蒙特卡洛法, 大幅提升了系统的随机性与不确定性处理能力,

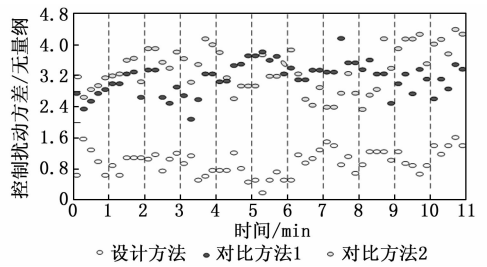


图 5 控制扰动方差示意图

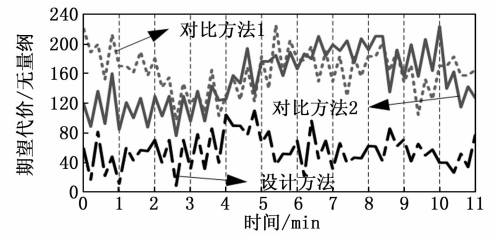


图 6 期望代价示意图

实现了对复杂系统行为的精确预估与优化。蒙特卡洛法的应用, 使得设计方法能够高效探索状态空间, 捕捉那些在传统确定性方法中难以察觉的细微波动与潜在风险。通过大量样本的平均效应, 设计方法有效降低了由于单一路径或有限样本带来的估计偏差, 从而确保了控制策略在面对多种不确定因素时的稳健性与适应性。进一步地, 设计方法还巧妙利用了蒙特卡洛法的概率统计特性, 对控制过程中的各种可能结果进行加权处理, 以期望代价最小化为目标, 动态调整控制策略。此种基于概率的优化机制, 相较于对比方法中的静态或局部优化手段, 能更全面地考虑系统未来的演变趋势, 提前规避潜在的高成本路径, 从而实现了控制扰动方差与期望代价的大幅缩减。然而, 设计方法中蒙特卡洛法的引入并非简单叠加, 而是经过精心设计与优化, 确保其能够与系统模型、控制机构等核心组件无缝对接, 共同构成一个高效、鲁棒的整体, 进而大幅提升该设计方法对小型无人机飞行轨迹的控制效果。

为进一步验证设计方法在面对通信中断、传感器故障等突发情况时控制系统的稳定性和鲁棒性, 在四旋翼无人机飞行过程中, 通过软件控制中断无人机与地面控制站之间的无线通信链路。通信中断时长分别设置为 5、10 和 15 s, 以模拟不同程度的通信故障。针对导航与控制参数中涉及的关键传感器, 如定位传感器和速度传感器, 分别进行故障模拟。定位传感器故障设置为输出位置数据出现随机漂移, 漂移范围为 ± 0.5 m; 速度传感器故障设置为输出速度数据出现阶跃变化, 变化幅度为 ± 2 m/s。分别应用设计方法、对比方法 1 和对比方法 2 对无人机进行飞行轨迹控制。每个实验条件重复进行 10 次, 并以位置偏差平均值、平均调整时间、姿

态偏差角度平均值、轨迹偏离程度以及故障恢复时间为评估指标。实验结果如表 3 所示。

表 3 不同方法在突发情况下的飞行轨迹控制性能对比

实验条件	方法	位置偏差平均值/m	平均调整时间/s	姿态偏差角度平均值/(°)	故障恢复时间/s
通信中断 5 s	设计方法	0.2	1.3	1.6	3.1
	对比方法 1	0.5	2.6	3.1	6.5
	对比方法 2	0.4	2.1	2.6	5.3
通信中断 10 s	设计方法	0.3	2.1	2.6	4.8
	对比方法 1	0.7	3.6	4.1	8.1
	对比方法 2	0.6	3.1	3.6	7.5
通信中断 15 s	设计方法	0.4	2.6	3.1	6.2
	对比方法 1	0.9	4.6	5.1	10.3
	对比方法 2	0.7	4.1	4.6	9.8
定位传感器故障	设计方法	0.3	1.6	2.1	4.6
	对比方法 1	0.6	3.1	4.6	7.5
	对比方法 2	0.5	2.6	3.6	6.9
速度传感器故障	设计方法	0.3	1.9	2.6	5.8
	对比方法 1	0.8	4.1	6.1	9.3
	对比方法 2	0.6	3.1	5.1	8.1

由表 3 可知, 在通信中断与传感器故障等突发情况下, 设计方法展现出显著优势。在通信中断 5 s 的情况下, 设计方法的位置偏差平均值为 0.2 m, 平均调整时间为 1.3 s, 姿态偏差角度平均值为 1.6°, 故障恢复时间为 3.1 s, 均优于对比方法 1 和对比方法 2。随着通信中断时间的增加, 设计方法的性能优势依然显著, 位置偏差平均值、平均调整时间、姿态偏差角度平均值和故障恢复时间均明显低于对比方法。在定位传感器故障和速度传感器故障的情况下, 设计方法同样表现出色, 位置偏差平均值均为 0.3 m, 平均调整时间分别为 1.6 s 和 1.9 s, 姿态偏差角度平均值分别为 2.1° 和 2.6°, 故障恢复时间分别为 4.6 s 和 5.8 s, 均优于对比方法。这些数据充分验证了设计方法在面对通信中断、传感器故障等突发情况时控制系统的稳定性和鲁棒性。

在面对通信中断、传感器故障等突发情况时, 本系统采取了一系列应对措施和恢复策略。当发生通信中断时, 系统首先会启动备用通信链路, 尝试恢复与地面控制站的连接, 若备用链路也无法建立, 则切换至自主飞行模式, 依据预设的飞行任务和已存储的地图信息继续执行飞行任务, 同时持续监测通信状态, 一旦通信恢复, 立即与地面控制站重新建立连接并同步飞行数据。针对传感器故障, 系统具备实时监测传感器状态的功能, 一旦检测到传感器故障, 会立即启用冗余传感器, 确保关键数据的准确获取; 若无冗余传感器, 则采用故障诊断算法对故障传感器进行初步判断, 若判断为可恢复性故障, 尝试进行自修复操作, 若自修复失败, 则根据故障类型和严重程度, 调整飞行控制策略。在定位传

感器故障时, 结合惯性导航系统和其他可用传感器数据进行位置估算, 在速度传感器故障时, 利用动力系统参数和飞行姿态信息推算速度, 同时向地面控制站发送故障报警信息, 以便地面人员及时介入处理。通过这些应对措施和恢复策略, 确保无人机在复杂动态环境中能够安全、稳定地飞行。

3 结束语

飞行轨迹控制直接关系到小型无人机的飞行安全、任务执行效率以及能耗管理。随着小型无人机在农业、物流、医疗、救援及测绘等多个领域的广泛应用, 对飞行轨迹的精准控制成为了实现小型无人机有效应用的关键。通过合理规划飞行路径, 小型无人机可以更加高效地完成各项任务, 同时减少不必要的能耗, 延长飞行时间。此外, 在复杂环境中, 例如城市上空或山区, 精准的飞行轨迹控制还能帮助无人机有效避障, 确保飞行安全。因此, 提出基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法研究。实验数据显示: 设计方法有效地提升了候选轨迹生成性能与最优轨迹确定性能, 并降低了控制扰动方差与期望代价, 为小型无人机飞行轨迹控制提供更加有效的方法支撑, 也为相关研究提供一定的借鉴与参考。

然而, 本研究仍存在一定的局限性。首先, 在计算复杂度方面, 基于蒙特卡洛法的飞行轨迹控制方法需要大量的随机采样和计算, 这会对系统的实时性产生一定影响, 尤其是在资源受限的小型无人机平台上。其次, 在动态环境下的适应性边界方面, 尽管设计方法在静态和变化相对缓慢的环境中表现良好, 但在强风、突发性障碍物等快速变化的动态环境中, 其适应性和鲁棒性还有待进一步提升。针对这些局限性, 未来, 可以从以下几个方面展开: 1) 探索多无人机协同轨迹优化方法, 通过无人机之间的信息共享和协同决策, 提高整体飞行效率和安全性, 同时分散计算负担, 减轻单架无人机的实时性压力; 2) 研究强化学习与蒙特卡洛法的融合策略, 利用强化学习的自适应学习能力, 使无人机能够在动态环境中根据实时反馈不断优化飞行轨迹, 提高环境适应性和鲁棒性; 3) 还可以进一步优化蒙特卡洛法的采样策略和计算效率, 以更好地平衡计算复杂度和实时性需求。通过不断地研究和改进, 相信基于蒙特卡洛法的小型无人机飞行轨迹控制方法将在更多领域发挥重要作用, 为小型无人机的广泛应用提供更加坚实的技术支撑。

参考文献:

- [1] 张贵红, 谢敏, 王腊节. 基于 PLC 的巡检无人机轨迹跟踪控制仿真 [J]. 计算机仿真, 2024, 41 (11): 465-469.

(下转第 104 页)