

基于光敏感知的无人机集群反探测飞行方法*

雷一林¹, 李裕东¹, 陈程¹, 胡天江^{1,2,3}

1. 中山大学航空航天学院, 广东 深圳 518107
2. 中山大学人工智能学院, 广东 珠海 519080
3. 珠海市群体智能与无人系统重点实验室, 广东 珠海 519080

摘要: 针对现有研究侧重于对无人机外部环境与目标的感知, 而缺乏被外部主动探测的机载感知能力的问题, 提出一种基于光敏感知的无人机集群反探测飞行方法。首先, 设计轻量化光敏感知模组, 获取无人机周围局部方向性光强观测信息; 在此基础上, 设计融合瞬时观测与历史权重的反探测规避策略, 并结合反探测风险传播模型实现局部规避信息在集群中的传播与协同响应; 同时, 构建了用于局部方向性光强观测的机载光敏实验平台。验证实验结果表明: 在单机场景下, 相较于无规避策略, 所提方法使无人机在威胁区域内的平均暴露时间降低了 27.90%, 规避过程中航向角的最大调整为 46.80°; 在集群协同场景下, 集群平均暴露时间较无反探测策略降低了 26.62%, 较传统速度平均策略降低了 9.39%。研究成果为无人机集群反探测协同飞行提供了可借鉴的实验数据与理论方法。

关键词: 无人机集群; 探测对抗; 光敏传感; 集群穿越; 探测区域

中图分类号: V279 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-0137(XXXX)XX-0001-09

An anti-detection flight method for drone swarms based on photosensitive sensing

Lei Yilin¹, Li Yudong¹, Chen Cheng¹, Hu Tianjiang^{1,2,3}

1. School of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, China
2. School of Artificial Intelligence, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519080, China
3. Zhuhai Key Laboratory on Collective Intelligence and Unmanned Systems, Zhuhai 519080, China

Abstract: Existing studies mostly focus on sensing external environments and targets by drones, with limited attention to onboard perception of active external detection. To solve this problem, this paper proposes a photosensitive sensing anti-detection flight method for drone swarms. First, we develop a compact photosensitive sensor unit that measures ambient directional illumination at each point in space around the drone. Based on the above, we devise an anti-detection evasion strategy by combining online observation and history weighting, and couple it with a risk propagation anti-detection model to enable local evasion knowledge sharing and coordination within the swarm. In addition, an onboard photosensitive experimental platform is constructed for local directional light-intensity observation. Experimental results show that, in the single-drone scenario, compared with no avoidance strategy, the proposed approach reduces the mean exposure time inside the threat area by 27.90%, with a maximum heading change of 46.80° during avoidance. For the swarm-cooperative

* 收稿日期: 2026-03-19

录用日期: 2026-05-07

网络首发日期: XXXX-XX-XX

基金项目: 广东省重点领域研发计划(2024B1111060004)

作者简介: 雷一林(2001年生), 男; 研究方向: 无人机集群自主飞行; E-mail: leiyilin@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 胡天江(1979年生), 男; 研究方向: 群体智能; E-mail: hutj3@mail.sysu.edu.cn

全文阅读



ZR20260065

case, our approach can reduce the average swarm exposure time by 26.62% compared with the strategy without anti-detection, and by 9.39% compared with the traditional velocity averaging strategy. The results provide a useful reference platform, experimental data, and theoretical support for coordinated anti-detection flight in drone swarms.

Key words: drone swarms; anti-detection; photosensitive sensing; swarm traversal; detection area

无人机集群反探测技术在侦察监视、敏感区域穿越等任务中具有广阔的应用前景。尤其在对抗环境中,无人机往往需要面对来自外部的探测威胁与反制措施(王建等,2025)。因此,降低无人机在飞行过程中被探测的风险,往往成为了决定任务成败的关键因素。

围绕无人机反探测飞行问题,现有研究主要从探测威胁建模与反探测路径规划展开。相关方法通常假设已知探测源位置、探测范围,然后对特定形状的探测场进行建模,将探测分布以约束形式融入轨迹规划过程中(Xu et al., 2020; Zhang et al., 2023)。在此基础上,基于先验信息的全局规划仍是主流路线,典型方法包括探测场中的粗到细的航迹生成、最小风险路径求解以及航迹优化等(Han et al., 2024; Jiang et al., 2022)。随着探测区域由静态转为动态,有研究者引入随机扩展生成树等机制,以提升局部重规划和在线规避能力(晏青等,2011; Chen et al., 2025; 张欣睿等,2025); Yan et al. (2020)采用强化学习方法,将被探测概率或暴露惩罚作为训练输入,实现对威胁区域中路径的实时规划。然而,现有反探测方法多依赖全局先验信息,且更关注单机反探测技术。对于无人机集群在局部感知条件下的反探测方法,尚缺乏充分研究。

受生物启发的集群协同控制为解决上述问题提供了方法。Reynolds(1987)、Vicsek et al.(1995)和Balázs et al.(2020)提出的典型群体运动模型表明,个体即使仅依赖简单规则与有限邻居交互,也可形成聚集、对齐、避碰等有序行为。除简单的群体运动建模外,Chakraborty et al.(2020)从生物的逃逸—追逐角度出发,分析了群体快速躲避天敌的动作,说明外部刺激输入在群体内部可以触发集体转向、分裂与再聚合行为。同时,研究者开始重点关注分布式控制律设计以及相关方法在任务场景中的实物验证,现有方法在固定翼(Hauert et al., 2011)、多旋翼(Huang et al., 2024; Vászárhelyi et al., 2018)和地面机器人(Mezey et al., 2025)等平台已被验证。目前的集群协同控制方法较多是针对固定障碍或者几何状的环境约束,鲜有将未知的探测风

险引入到控制框架中。

因此,本文研究了通过机载局部感知实现无人机集群协同反探测飞行。首先,搭建了对抗光探测环境下的机载光感知平台,使无人机能实时感知光照强度变化。在此基础上,提出一种基于光感知的无人机集群反探测飞行算法,该算法将单机的反探测规避策略与风险传播模型相结合,实现了集群中个体的局部规避,以及通过协同机制带动的群体响应。最后,对该算法进行实物飞行验证实验。

1 光感知平台

1.1 光感知实验平台设计

无人机群反探测飞行过程中,难以提前获取完整全局探测状态信息,规避决策主要依赖于机载的局部观测。而,小型无人机的飞行姿态很容易受附加重量的影响,必须对光感知平台的大小及重量进行约束。此外,感知结果还需要有一定的抗扰性,并能减小环境中反射光及机体遮挡对测量结果的影响。除了实时感知以外,光感知平台还需要实现数据采集和转发的功能。输出数据与无线传输模块连接,传输至地面端,作为无人机运动控制指令的输入。为提高实验记录的可观测性,设置了状态指示灯柱。当某一方向的光照强度超过预设阈值时,灯柱通过颜色变化标识当前个体处于被探测状态。状态标志可为视频记录、算法输出之间的时间对齐提供辅助参考。光感知平台的功能设计,如图1所示。

综合考虑机载安装方式、观测视场以及实现难度,对光感知实验平台进行了针对性实现。如图2所示,感光装置采用3D打印的黑色树脂外壳,一定程度上能够阻挡外界反射光射入感光传感器内,进而减少了杂散光源对探测的影响。另外,整体设计实现了小型化和轻量化,外形尺寸为46 mm × 55 mm × 28 mm,整体重量为28.9 g。安装时,装置固定于无人机机身上方,感知模块朝上布置,并配备了增高的支架底座。该安装方式能够提供相对无遮挡的观测视场,减少了机体结构和旋翼对光照测量的遮挡。

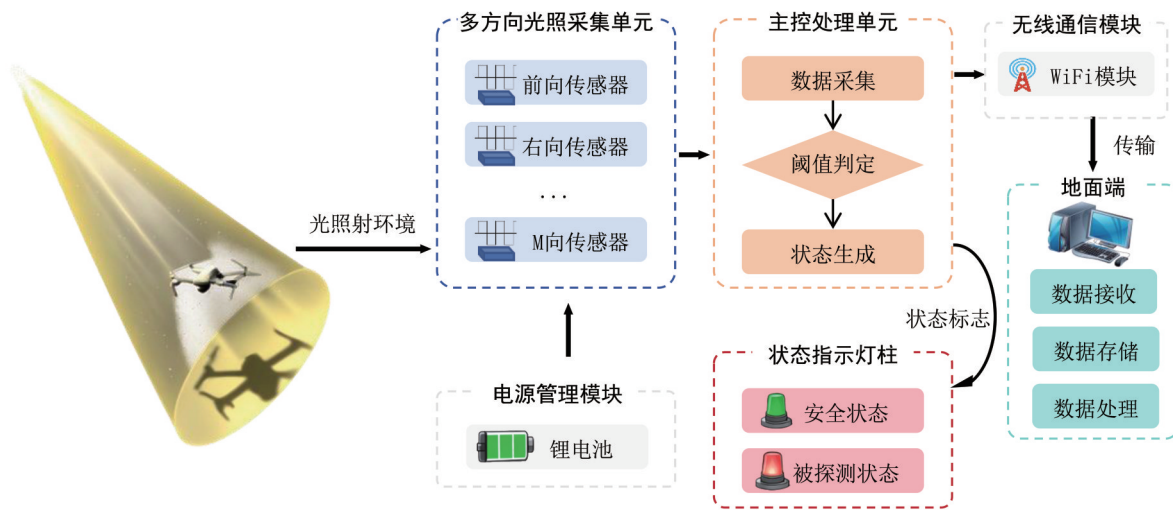


图1 机载光敏感知的功能设计

Fig. 1 Functional design of the onboard photosensitive sensing system

感知单元由4个分布在机体前、后、左、右的BH1750FVI-TR光强传感器模块组成,采样频率为10 Hz,可测量的范围为4~65 535 lx。平台上方的指示灯柱用于标识无人机是否处于被探测的状态,当测得的光照强度低于设定的阈值时,灯柱显示绿色,反之显示红色。

数据采集部分采用STM32F103微控制器为主控单元,连接光强传感器,完成多方向光照数据的采集。通信部分采用ESP-01S WiFi模块,通过UART串口与主控单元通信,实现光照信息在机载端与地面端之间的传输。

整个平台由200 mAh 1S锂聚合物电池及配套电源管理板独立供电,避免对无人机原有供电系统造成额外负担。通过上述方法,本研究搭建了1个可搭载于小型无人机上的光敏感知平台。

1.2 光敏感知特性测试

为了验证光敏感知实验平台对空间光照分布特征的表征能力,本文对光照强度进行了计算。根据Lambert余弦辐射定律及光强平方反比衰减规律(Kahn et al., 2002),空间光源的辐射强度可表示为

$$I(x) = \frac{P_0}{r^2} \cos^m \varphi + \eta, \quad (1)$$

其中 φ 为观测方向与光源主方向之间的夹角; m 为光束形状参数,用于调节光强在角度方向上的集中程度; r 为光源至观测点的距离; P_0 为光源强度; η 为噪声项。由此,可以得到实验场景中任一点的光照强度分布、光源照射中心附近的高值区域以及沿空间向外逐渐衰减的光照梯度变化。

将式(1)的计算结果与平台采集数据进行对



图2 无人机及机载光敏感知平台

Fig. 2 Drone and onboard photosensitive sensing platform

比,验证本文所构建的平台对空间光照分布特征的表征,结果如图3所示。

模拟的光强分布如图3(a)所示,高光强区域主要集中于照射中心附近,并沿周围区域逐渐衰减,整体分布连续、边界明显、梯度变化较为平滑。实物测试过程中,保持光源安装位置、照射方向等参数与仿真过程一致,在光斑形成区域设置规则采样点进行光强读数采集。对每个采样点连续采集多组数据,并取其平均值作为该位置处的实测光强,结果如图3(b)所示。实物平台获得的光强数据的

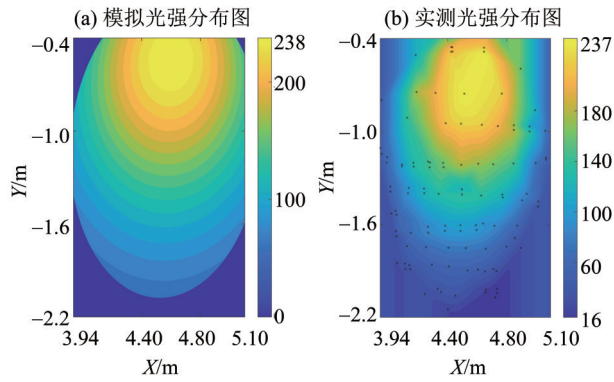


图3 探测场光强分布的模拟与实测结果

Fig. 3 The simulated and measured light intensity distributions of the detection field

峰值位置、空间扩展范围及衰减趋势与仿真结果一致,同样反映出中心高、边缘低的分布规律。上述结果说明,本文所构建的光敏感知实验平台具备较好的光强分布表征能力。需要指出的是,平台的光照分布场主要用于模拟具有类似的探测强度与衰减特性的外部主动探测风险。也就是说,假设探测源位置固定在无人机上方且依靠环境掩体,在地面形成缓慢移动的探测作用范围;且不完全覆盖无人机飞行路线,同时不考虑探测方对无人机进行实时跟踪对抗的场景。

2 无人机集群反探测飞行算法

无人机集群反探测飞行在降低探测暴露的同时需兼顾任务推进与群体稳定。本文从问题描述、规避策略、风险传播模型及控制律等方面展开。

2.1 问题描述与算法框架

考虑由 N 架无人机组成的集群,第 i 架无人机在时刻 t 的位置和速度分别记为 $p_i(t)$ 与 $v_i(t)$ 。在飞行过程中,无人机既需要完成指定方向上的穿越与到达任务,也需要在探测风险和环境障碍约束下保持群体稳定飞行。

基于自适应目标导向集群飞行算法框架 (Wang et al., 2023),本文保留其基础群体行为、避障和任务项,增加了反探测项,构建了集群反探测飞行方法。第 i 架无人机的期望速度表示为

$$v_{d,i} = v_i^{\text{sac}} + v_i^{\text{obs}} + v_i^{\text{anti}} + \lambda_i v_i^{\text{task}}, \quad (2)$$

其中 $v_{d,i}$ 为第 i 架无人机的期望速度, v_i^{sac} 为基础群体行为项,包括个体间的排斥、吸引、对齐作用, v_i^{obs} 为避障项, v_i^{anti} 为反探测项, v_i^{task} 为任务项。 λ_i 为人为设置的身份信息,取值为 1 或 0。 $\lambda_i = 1$ 代表个体知道目标方向信息; $\lambda_i = 0$ 则表示个体不具备目标方向

信息。根据公式 (2),无人机的期望速度如图 4 所示。

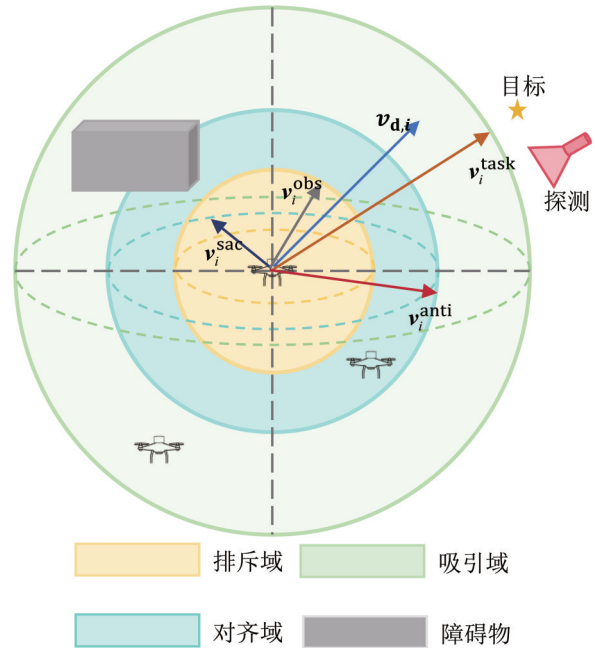


图4 无人机反探测期望速度合成图

Fig. 4 Synthesis of desired velocity for drone anti-detection

2.2 基于局部光敏观测的反探测规避策略

在反探测飞行过程中,无人机需要依据机载光敏观测结果调整运动策略。由于本文设计的光敏感知平台由 M 个均匀分布的固定方向上的传感单元构成。设第 k 个传感单元在机体坐标系下的方向角为 θ_k ,则其观测方向可表示为

$$h_k = \begin{bmatrix} \cos \theta_k \\ \sin \theta_k \end{bmatrix},$$

为了刻画探测风险随时间的变化趋势,本文采用长度为 L 的时间窗 $[t-L+1, t]$ 对各方向的光敏观测结果进行序列化描述,并使用光敏观测值 $S_k(t)$ 的梯度变化作为探测风险的主导方向,即:

$$\Delta S_k^t = S_k(t) - S_k(t-L+1), \quad (3)$$

其中 ΔS_k^t 为光敏观测值的梯度变化。

进一步地,将不同方向观测值的变化转化为无人机可执行的规避控制指令。无人机在实际飞行过程中既要实时感知探测强度变化,又要避免瞬时扰动的过度影响,因此在设计规避策略时引入了瞬时观测项和历史权重项。瞬时观测项用于描述当前时刻的探测强度,历史权重项则用于描述过去一段时间内累计探测强度变化的影响,结合两者来实现对局部探测风险方向的判定与响应。结合公式 (3),第 i 架无人机的反探测规避速度可表示为

$$\mathbf{v}_i^{\text{avoid}} = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = c_a \left(\sum_k^M \mathbf{h}_k (\rho_l S_k + \rho_h \Delta S_k^l) \right),$$

其中 c_a 为反探测权重, ρ_l 为瞬时光强权重, ρ_h 为历史光强权重, v_z 为下降速率。对于单机而言, 上述策略能够根据光敏观测值及时调整运动状态; 但在集群飞行中, 仅依赖个体层面的策略容易出现群体响应时序不一致的问题。基于此, 后续将在反探测规避策略基础上结合风险传播模型, 提升群体运动的一致性。

2.3 反探测风险传播模型

本文结合速度平均、知情引导和意愿传播等, 设计反探测风险传播模型。首先, 采用速度平均 (VSP) 模型来实现简单的对齐行为, 其表达式为

$$\mathbf{v}_i^{\text{VSP}} = \mathcal{N} \left(\sum_{j \in N_i} \mathbf{v}_j \right), \quad (4)$$

其中 $\mathcal{N}(\cdot)$ 为归一化函数, N_i 为交互邻居集合。

针对公式 (4), 为使已获得方向信息的个体能够对邻域运动趋势产生影响, 引入知情引导项

$$\mathbf{v}_i^{\text{Info-Lead}} = \mathcal{N} \left((1 - w_i) \mathbf{v}_i^{\text{VSP}} + w_i \mathbf{f}_i \right),$$

其中 w_i 为知情因子, \mathbf{f}_i 为期望运动方向。

为实现规避策略在群体中的快速传播, 引入意愿传播机制, 使已感知到探测风险的个体在改变自身运动状态时, 能够将运动决策传递至交互范围内的邻居。Balázs et al. (2020) 传统意愿传播模型会对执行反探测策略的个体进行速度平均, 容易削弱其规避的方向信息。本文根据 w_i 进行区分改进, 得到如下意愿传播项:

$$\mathbf{v}_i^{\text{Will-Guide}} = \begin{cases} \mathcal{N} \left((1 - w_i) \mathbf{v}_i^{\text{VSP}} + w_i \mathbf{v}_i^{\text{avoid}} \right), & w_i = 1; \\ \mathcal{N} \left(\mathbf{v}_i^{\text{Info-Lead}} + \sum_{j \in N_i} w_j \frac{\mathbf{v}_j}{v_j} \right), & \text{其他}; \end{cases}$$

其中 $w_i \in [0, 1]$, v_j 为期望群体运动速率。当个体进入探测区域时, $w_i = 1$; 离开时, w_i 以特征长度 τ_{will} 呈指数衰减。在此基础上, 将知情引导项与意愿传播项结合, 构造反探测传播速度:

$$\mathbf{v}_i^{\text{Anti-Prop}} = v_f \mathcal{N} \left((1 - V_i) \mathcal{R} [\mathbf{v}_i; \theta^{\text{Will-Guide}}] + V_i v_f \mathbf{v}_i^{\text{Will-Guide}} \right),$$

$$V_i = \max \left(|w_i|, \frac{\sum_{j \in N_i} |w_j|}{1 + \sum_{j \in N_i} |w_j|} \right),$$

其中 $\mathcal{R}[\cdot]$ 为旋转算子。由此, 先感知到局部高风险的个体能够带动邻近个体提前调整运动状态, 使集群在接近高风险区域时形成更一致的协同规避行为。

2.4 集群反探测控制律

在获得个体局部规避速度和集群反探测传播速度后, 可进一步将两者结合构成反探测项:

$$\mathbf{v}_i^{\text{anti}} = \mathbf{v}_i^{\text{avoid}} + \mathbf{v}_i^{\text{Anti-Prop}} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{v}_i^{\text{avoid}}$ 表示基于机载局部观测的规避策略, $\mathbf{v}_i^{\text{Anti-Prop}}$ 表示反探测信息在集群中的传播速度。由此, 可将反探测项代入总体控制框架, 形成完整的集群反探测飞行控制律。以第 i 架无人机为例, 具体算法如下所示。

无人机集群反探测飞行算法

输入: 当前时刻第 i 个体状态, 邻居状态矩阵 S_N , 任务导向信息、障碍物信息, 时间窗长度 L , 光强读数 $S_k(t)$ 、 $S_k(t - L + 1)$ 及方向角 θ_k

输出: 下一时刻速度控制指令 $\mathbf{v}_{d,i}$

初始化参数: $\lambda_i, c_a, \rho_l, \rho_h$

- 1: 对每个个体 $i = 1, 2, \dots, N$ 执行
- 2: 计算基础群体行为项 $\mathbf{v}_i^{\text{sac}}$ 、障碍规避项 $\mathbf{v}_i^{\text{obs}}$
- 3: 根据时间窗内观测值计算各方向风险变化量
 $\Delta S_k^l = S_k(t) - S_k(t - L + 1)$
- 4: 生成个体反探测规避速度 $\mathbf{v}_i^{\text{avoid}}$
- 5: 结合局部规避意图与邻域交互结果, 计算反探测传播速度 $\mathbf{v}_i^{\text{Anti-Prop}}$
- 6: 构造反探测项 $\mathbf{v}_i^{\text{anti}} = \mathbf{v}_i^{\text{Anti-Prop}} + \mathbf{v}_i^{\text{avoid}}$
- 7: 若个体具有目标方向信息, 身份信息 $\lambda_i = 1$ 则
计算目标方向项 $\mathbf{v}_i^{\text{lask}}$
计算速度控制指令 $\mathbf{v}_{d,i} = \mathbf{v}_i^{\text{sac}} + \mathbf{v}_i^{\text{obs}} + \mathbf{v}_i^{\text{anti}} + \lambda_i \mathbf{v}_i^{\text{lask}}$
- 8: 否则
计算速度控制指令 $\mathbf{v}_{d,i} = \mathbf{v}_i^{\text{sac}} + \mathbf{v}_i^{\text{obs}} + \mathbf{v}_i^{\text{anti}}$
- 9: 结束
- 10: 输出每个个体下一时刻速度控制指令 $\mathbf{v}_{d,i}$

3 实验验证与分析

3.1 验证环境与对比设置

以穿越峡谷任务为例, 对所提算法进行单机与集群实验验证, 实验场地见图 5(c)。无人机从起始区域起飞, 经过包含探测风险及障碍约束的空间, 最终抵达目的区域, 实验区域的平面尺寸为 $8 \text{ m} \times 6 \text{ m}$ 。反探测区中的移动探测区域由固定在峡谷上方的光源产生, 通过转台调节其俯仰角, 改变光斑在地面上的投影位置和范围。峡谷障碍则使无人机在规避探测风险的同时仍需完成空间穿越。实

验参数如表 1 所示。

表 1 实验参数设置
Table 1 Settings of experiment parameters

参数	符号	单机取值	多机取值
光源高度/m	-	1.6	1.6
光源移动速率/(m·s ⁻¹)	-	0~0.2	0.1
感光阈值/lx	-	50	50
时间窗长度	L	5	5
期望运动速率/(m·s ⁻¹)	v_f	0.1	0.1
最大飞行速率/(m·s ⁻¹)	-	0.12	0.12
下降速率/(m·s ⁻¹)	v_z	0.05	0.05
无人机数量	N	1	4
身份信息	λ	1	[1,0,0,0]
反探测权重	c_a	0.3	0.3
瞬时光强权重	ρ_t	0.65	0.65
历史光强权重	ρ_h	0.35	0.35

在验证过程中,设置了 3 组对比方法,各算法共用相同基础控制框架,仅反探测项构成不同。如表 2 所示,第 1 组为本文所提方法,即在个体反探测规避策略基础上结合反探测风险传播模型,实现集群协同规避;第 2 组为传统的基于速度平均的协同方法,简称 VSP 算法,其将传播模型替换为速度平均模型;第 3 组为无反探测策略,无人机仅依据基础控制框架进行飞行,不对探测风险做出响应。受限于集群实物实验条件,本文依托 CoFlyers 集群算法验证平台(Huang et al., 2023),采用虚实结合的验证方式,选取 1 架真实无人机作为实物个体,其飞行状态由动捕系统实时获取与传输,感光状态由机载光敏传感器实时观测,其余 3 架无人机在与实验场景设置一致的虚拟环境中运行,并由相同的飞行算法控制。

表 2 不同算法的反探测项

Table 2 Anti-detection terms of different algorithms

项目	本文算法	VSP 算法	无反探测算法
反探测项	$v_i^{\text{avoid}} + v_i^{\text{Anti-Prop}}$	$v_i^{\text{avoid}} + v_i^{\text{VSP}}$	无

3.2 单机局部规避验证

单机实验用于验证反探测规避策略的有效性。即:在无人机进入探测区域时,是否能够根据光照变化及时调整飞行方向,远离探测区域。

图 5 给出了 2 种算法下无人机在水平及垂直平面内的二维轨迹,并在关键时刻标注状态变化节点,以分析反探测算法对飞行路径的影响。其中(a1~a3)为反探测算法的状态,轨迹用蓝色线条表示,无人机从 t_1 时刻进入探测区域,接收的光照强度高于感光阈值,无人机处于被探测状态。此时,反探测控制策略被激活,无人机通过调整航向并下降,使飞行轨迹逐渐偏离光照高强度区域,在时刻 t_2 离开探测区域。这时指示灯恢复为绿色,表示无人机处于未被探测状态。

相比之下,无反探测算法下无人机仍处于光照覆盖范围内(b2),未能及时脱离探测区域。直至 t_3 时刻,无人机离开光照探测区域,处于未被探测状态。统计结果表明:规避过程中,无人机航向角的最大偏转约为 46.80°;而无反探测算法无规避行为,航向角改变约为 0.88°,这表明所提方法能够根据局部风险的方向变化驱动无人机实施主动规避。

在不同探测投影移动速率(0~0.2 m/s)下,无人机的暴露时间分布如图 6 所示。由图可知,反探测算法的暴露时间降低了 27.90%,表明其在运动过程中能够有效地规避高光照区域。

3.3 集群反探测飞行实验验证与分析

集群实验用于验证探测风险信息能否在群体中快速传播,以及这种传播机制是否有助于降低整体暴露程度。在集群场景中,单机规避策略只能调整个体自身的运动状态,要进一步形成群体层面的反探测行为,还需要将最先感知到风险的个体运动变化传递给周围未被探测到的无人机。图 7 给出了 3 种算法的群体中心轨迹分布及集群运动范围。彩色实线表示群体质心的运动轨迹,半透明带状区域表示群体轨迹的分布范围, t_1 到 t_3 对应三次状态变化节点。

本文方法中,当部分无人机首先进入光照探测区域时,感知到探测强度上升并触发反探测策略。由于引入了风险传播模型,交互范围内的个体根据邻域传递的规避趋势进行提前调节,从而带动集群整体向低风险方向偏转,缩短了探测区域内的暴露时间。

VSP 算法不包含风险传播模型,群体速度调整更多依赖局部平均运动信息,进入探测区域的个体的速度反而会被其余在探测区域外个体的速度平均化,增加了群体暴露时间。结果表明,相较于无反探测算法,本文算法与 VSP 算法均能在进入探测区域后产生轨迹偏转;但本文所提方法的群体轨迹

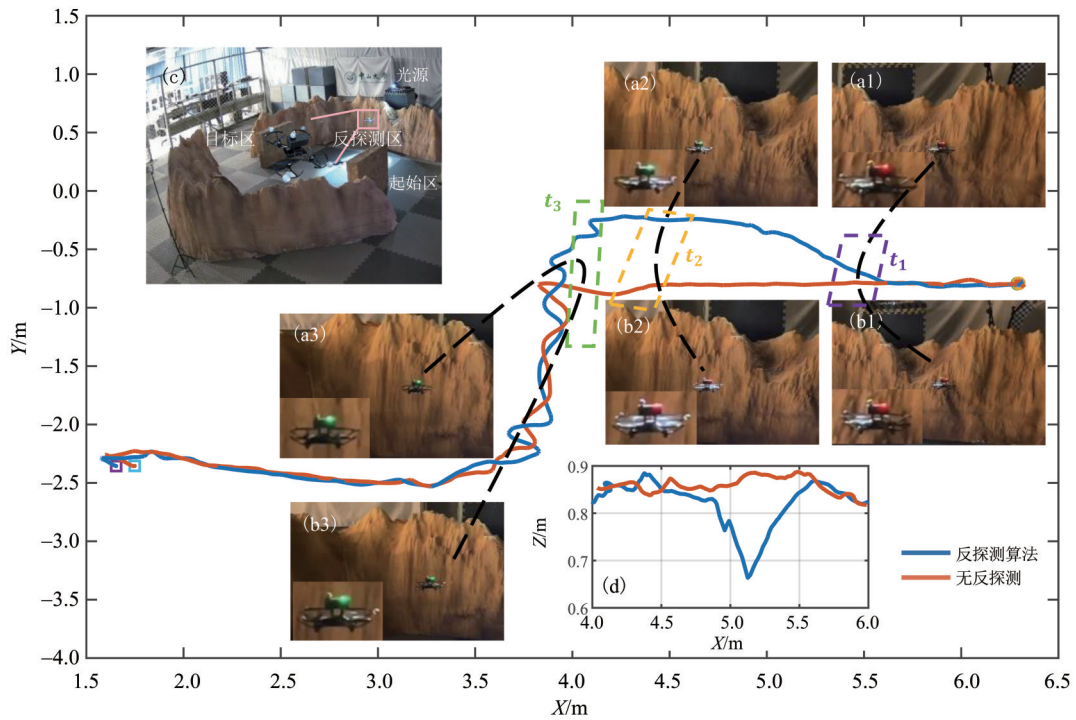


图5 单机穿越探测区域的飞行效果对比

Fig. 5 Comparison of single drone flight performance during traversal of the detection area

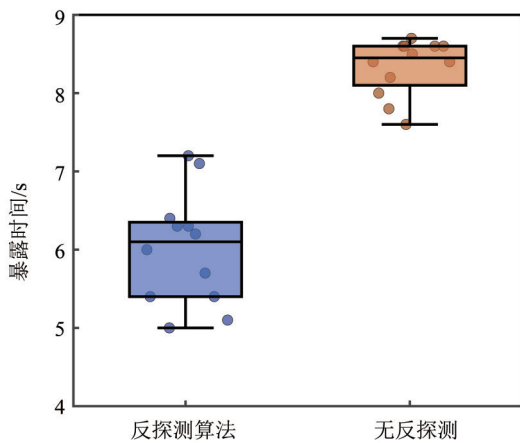


图6 单机穿越探测区域的暴露时间

Fig. 6 Exposure time for a single drone during traversal of the detection area

偏转更明显,且在对应时刻群体质心更远离探测区域中心。

本文统计了不同算法下无人机群在探测区域内的暴露时间,结果如图8所示。在反探测穿越场景下,集群内个体在探测区域的暴露时间存在一定差异。本文方法下个体最短暴露时间为3.9 s,最长暴露时间为9.3 s,平均暴露时间为6.75 s。相较于VSP算法,本文算法的平均暴露时间降低了9.39%;与无反探测算法相比,平均暴露时间降低了

26.62%。

对本文算法进行速度方向一致性(φ^{corr})分析,结果如图9所示。飞行过程中,本文算法的 φ^{corr} 为0.96,在大部分时间内保持了更高的速度一致性;VSP算法的 φ^{corr} 为0.74,在被探测以及转弯等过程中一致性变化较大。在各自的被探测时间段内,更高的速度一致性使得本文算法下进入和离开探测区域的过程更具整体性,减少了个体的分散进入。

综上所述,基于局部光敏观测的反探测规避策略能够有效降低个体的暴露时间,并结合风险传播模型提升了群体层面的协同规避能力。与无反探测算法和VSP算法相比,更高的速度方向一致性使得本文方法下的运动个体能够保持成群的状态,并同步对反探测策略做出响应,降低了无人机群进入探测风险区域的累计时间。

4 结论

本文提出了一种基于局部光敏观测的集群反探测飞行方法,并通过实验验证了所提方法的有效性。主要结论如下:1)针对小型无人机载荷能力有限,且需要实时记录并传输感光状态等问题,本文设计并搭建了轻量化的光敏感知模组,使无人机能够实时获取不同方向的光照信息,为后续反探测飞行算法验证提供基础。2)提出了面向光照探测条

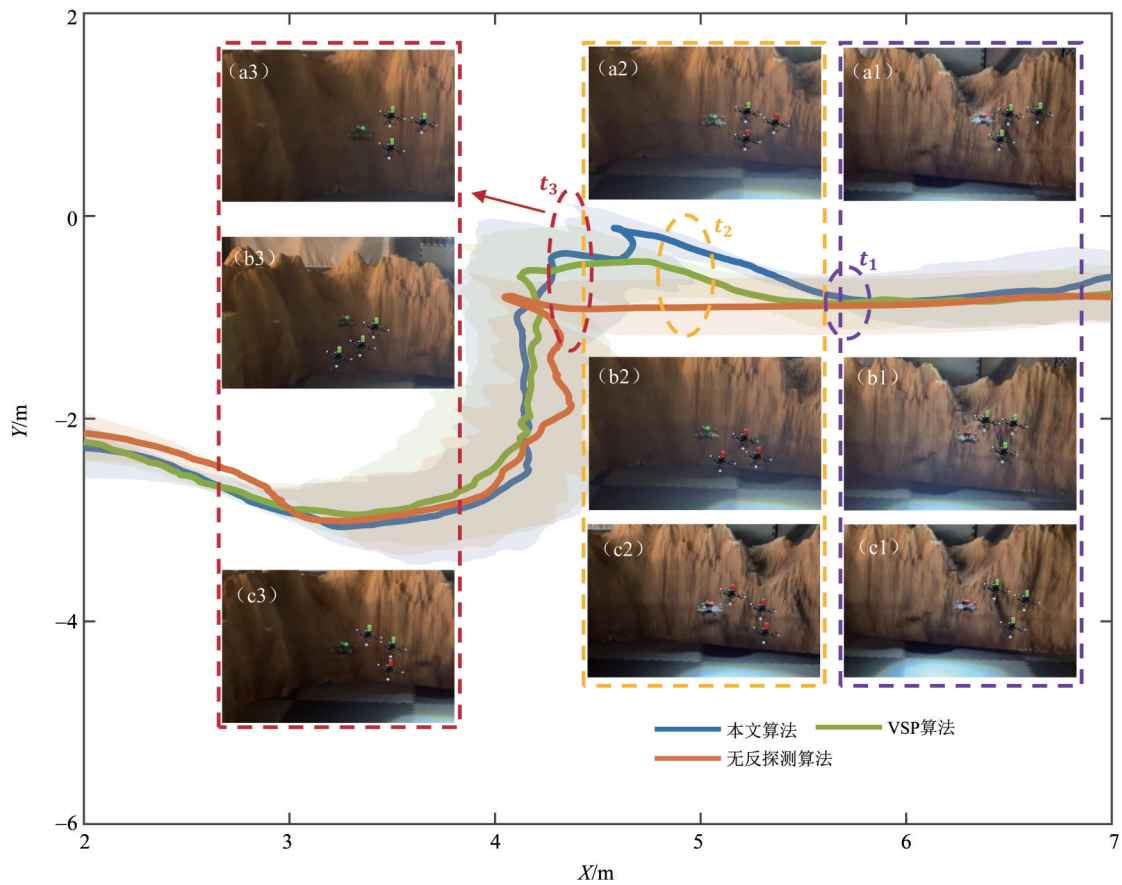


图7 无人机群体穿越探测区域的飞行效果对比

Fig. 7 Comparison of drone swarms flight performance during traversal of the detection area

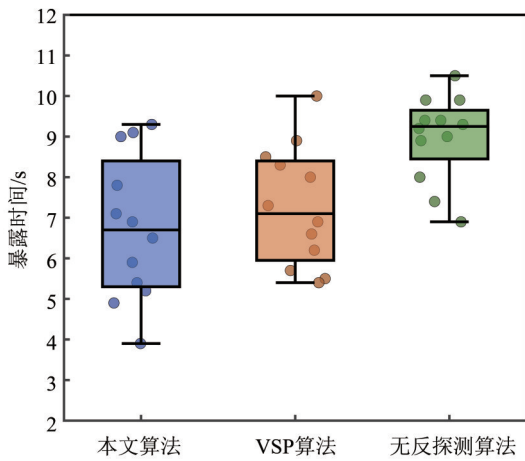


图8 不同算法的无人机集群暴露时间

Fig. 8 Drone swarms exposure time under different strategies

件下的无人机集群反探测飞行算法。针对集群在探测区域中协同规避能力不足等问题,设计了单机反探测规避策略,并结合反探测风险传播模型,将规避意图扩展至群体层面,提升集群协同规避能力,降低了被探测的风险。3)实物实验表明:在集群场景下,本文方法的平均暴露时间较无反探测算法降低了

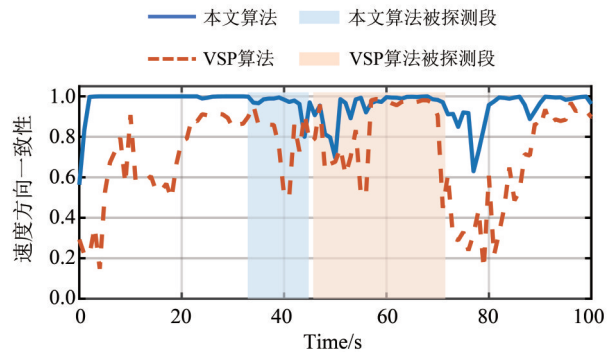


图9 不同算法的速度方向一致性

Fig. 9 Velocity-direction consistency under different strategies

26.62%,较传统速度平均算法降低了9.39%。这说明所提方法能够在保持抵达目标区域的同时,降低无人机集群在探测区域内的暴露程度。

后续将考虑面向多个动态探测源以及不同的探测方式,进一步深化无人机集群反探测飞行方法的研究。

参考文献:

- 王建, 韦卓, 辛红强, 等, 2025. 典型场景下的无人机探测反制技术及应用[J]. 兵器装备工程学报, 46(2): 72-79.
- 晏青, 熊峻江, 游思明, 2011. 基于动态 RCS 的无人机航迹实时规划[J]. 北京航空航天大学学报, 37(9): 1115-1121.
- 张欣睿, 时晨光, 吴志锋, 等, 2025. 动态威胁下基于改进 APF-RRT* 算法的无人机集群隐身航迹规划算法[J]. 电子与信息学报, 47(12): 5178-5191.
- Balázs B, VÁSÁRhelyi G, Vicsek T, 2020. Adaptive leadership overcomes persistence-responsivity trade-off in flocking [J]. J R Soc Interface, 17(167): 20190853.
- Chakraborty D, Bhunia S, de R, 2020. Survival chances of a prey swarm: How the cooperative interaction range affects the outcome[J]. Sci Rep, 10: 8362.
- Chen Z X, Luo Z H, Jin X J, et al, 2025. Multi-UAV path planning problem with biased sampling, candidate evaluation, and path reconfiguration in complex environment with threats [J]. Expert Syst Appl, 291: 128558.
- Han Z L, Chen M, Zhu H J, et al, 2024. Ground threat prediction-based path planning of unmanned autonomous helicopter using hybrid enhanced artificial bee colony algorithm[J]. Def Technol, 32: 1-22.
- Hauert S, Leven S, Varga M, et al, 2011. Reynolds flocking in reality with fixed-wing robots: Communication range vs maximum turning rate [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Francisco, CA, USA: 5015-5020.
- Huang J L, Wang F K, Hu T J, 2023. CoFlyers: a universal platform for collective flying of swarm drones [C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Detroit, MI, USA: 8808-8813.
- Huang J L, Zhu B, Hu T J, 2024. ATI: Assemble topological interaction overcomes consistency-cohesion trade-off in bird flocking[J]. IET Cyber Syst Robot, 6(2): e12114.
- Jiang W, Lyu Y X, Li Y F, et al, 2022. UAV path planning and collision avoidance in 3D environments based on POMPD and improved grey wolf optimizer [J]. Aerosp Sci Technol, 121: 107314.
- Kahn J M, Barry J R, 2002. Wireless infrared communications [J]. Proc IEEE, 85(2): 265-298.
- Mezey D, Bastien R, Zheng Y, et al, 2025. Purely vision-based collective movement of robots [J]. NPJ Robot, 3(1): 11.
- Reynolds C W, 1987. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model [J]. SIGGRAPH Comput Graph, 21(4): 25-34.
- VÁSÁRhelyi G, Virág C, Somorjai G, et al, 2018. Optimized flocking of autonomous drones in confined environments [J]. Sci Robot, 3(20): eaat3536.
- Vicsek T, Czirók A, Ben-Jacob E, et al, 1995. Novel type of phase transition in a system of self-driven particles [J]. Phys Rev Lett, 75(6): 1226-1229.
- Wang F K, Huang J L, Low K H, et al, 2023. AGDS: Adaptive goal-directed strategy for swarm drones flying through unknown environments [J]. Complex Intell Syst, 9(2): 2065-2080.
- Xu Q Q, Ge J Q, Yang T, et al, 2020. A trajectory design method for coupling aircraft radar cross-section characteristics [J]. Aerosp Sci Technol, 98: 105653.
- Yan C, Xiang X J, Wang C, 2020. Towards real-time path planning through deep reinforcement learning for a UAV in dynamic environments [J]. J Intell Rob Syst, 98(2): 297-309.
- Zhang Z, Jiang J, Wu J, et al, 2023. Efficient and optimal penetration path planning for stealth unmanned aerial vehicle using minimal radar cross-section tactics and modified A-Star algorithm [J]. ISA Trans, 134: 42-57.

(责任编辑 王海蓉)