

## 面向先进空中交通的无人机协同感知编队控制方法

熊凯<sup>1</sup>, 杨金跃<sup>1</sup>, 段安娜<sup>1\*</sup>, 冷鹏

(1. 电子科技大学 信息与通信工程学院, 四川省成都市 邮编61173; 2. 中国航空工业集团公司成都飞机设计研究所)

**摘要:** 低空经济作为国家战略性新兴产业, 正加速推动先进空中交通系统 (Advanced Air Mobility, AAM) 从传统地面交通向全域化、高密度低空运行模式转型。然而, 复杂城市场景中的通信干扰、感知精度不足、飞行安全隐患及能耗约束等因素, 严重制约了 AAM 系统的实际应用效能。本文针对 AAM 场景下无人机编队协同感知与控制的关键挑战, 提出一种融合感知优化与能耗控制的协同编队方法。首先, 创新性地构建了以编队飞行能耗最小化为目标函数、以面向协同感知的克拉美罗下界 (CRLB) 和通信信噪比为约束条件的联合优化模型; 基于 Lyapunov 稳定性理论设计梯度控制算法, 求解满足感知精度要求的最优编队方位构型。其次, 提出一种改进型势场控制方法, 通过优化斥力生效范围、引入相对速度动态调节机制、设计补偿力突破局部极小值陷阱, 并融合空气阻力物理模型, 显著提升了编队在复杂环境中的避障能力与飞行稳定性。仿真实验表明, 所提方法能在满足协同感知精度阈值的前提下, 实现无人机编队能耗的显著优化, 同时确保复杂干扰环境下的协同感知能力, 保障安全飞行。

**关键词:** 先进空中交通; 编队协同感知; Lyapunov 方法; 改进势场方法; 飞行能耗

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.XXXX.

## Collaborative Sensing-oriented Formation Control Method for UAVs in Advanced Air Mobility

Xiong Kai, Yang Jinyue, Leng Supeng\*

School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan  
611731, China

**Abstract:** The low-altitude economy, as a national strategic emerging industry, is accelerating the transformation of Advanced Air Mobility (AAM) systems from traditional ground-based transportation toward comprehensive, high-density low-altitude operational modes. However, factors such as communication interference in complex urban scenarios, insufficient perception accuracy, flight safety hazards, and energy consumption constraints severely limit the practical application effectiveness of AAM systems. This paper addresses the critical challenges of cooperative perception and control for unmanned aerial vehicle (UAV) formations in AAM scenarios by proposing an integrated cooperative formation method that combines perception optimization with energy consumption control. First, we innovatively construct a joint optimization model with the objective function of minimizing formation flight energy consumption, constrained by the Cramér-Rao Lower Bound (CRLB) for cooperative perception and communication signal-to-noise ratio requirements. Based on Lyapunov stability theory, we design a gradient control algorithm to solve for the optimal formation orientation configuration that satisfies perception accuracy requirements. Second, we propose an improved potential field control method that significantly enhances obstacle avoidance capability and flight stability in complex environments by optimizing the effective range of repulsive forces, introducing a relative velocity dynamic adjustment mechanism, designing compensatory forces to escape local minimum traps, and incorporating physical air resistance models. Simulation experiments demonstrate that the proposed method achieves significant optimization of UAV formation energy consumption while meeting

收稿日期: XXXX-XX-XX; 修回日期: XXXX-XX-XX

基金项目: 四川省自然科学基金项目 (批准号 2026NSFSC1431), 航空工业集团飞机智能决策与协同控制机理模型联合技术中心资助, 国家自然科学基金青年项目 (批准号 62201122), 以及国家自然科学基金重点项目 (批准号 62541103)

collaborative perception accuracy thresholds, simultaneously ensuring cooperative perception capabilities and safe flight operations in complex interference environments.

**Key words:** Advanced Air Mobility, UAV formation-based Cooperative perception, Lyapunov method, Improved potential field method, Flight energy consumption

## 1 引言

低空经济作为国家战略性新兴产业，正驱动我国航空交通体系发生深刻变革。在此背景下，先进空中交通系统（Advanced Air Mobility, AAM）应运而生，推动传统城市地面交通向全域化、高密度低空运行模式实现跨越式升级。AAM 通过整合地空多场景资源，构建多类型低空飞行器协同的立体化交通网络，为城市交通疏解、应急救援、物流配送等场景提供创新解决方案。然而，AAM 落地应用面临诸多技术瓶颈：复杂城市场景下的信号干扰、感知精度不足、飞行安全隐患及能耗约束等问题，严重制约了系统的可靠性与实用性。

无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）凭借高灵活性与强机动性，已成为先进空中交通（AAM）的核心运营载体。单机受限于感知范围与精度，难以在复杂干扰空域实现目标的高精度多角度探测，易引发飞行安全隐患。研究表明，多无人机协同作业可显著提升任务效率与感知质量，通过空间构型优化与信息融合，能够有效突破单机感知与安全飞行的局限<sup>[1]</sup>。但现有研究多聚焦协同感知算法优化，往往忽视编队构型对感知性能的根本性影响；文献[2-5]虽探讨了传感器最优布局问题，却止步于感知理论层面，缺乏与飞行控制、能耗约束的系统集成。

在无人机编队控制领域，人工势场法作为经典方法，通过构建引力-斥力势场实现避障与路径规划<sup>[6]</sup>。然而，传统方法存在局部最小陷阱，且未考虑协同感知、通信干扰及空气阻力的影响，难以满足 AAM 复杂环境的精确控制需求。同时，旋翼无人机能耗特性研究表明，飞行能耗受结构设计、飞行状态及环境因素综合作用，在长距离、高密度运行场景下，能耗优化已成为 AAM 可持续运营的核心挑战<sup>[7-10]</sup>。文献[11]综合分析了旋翼无人机在爬升、下降、悬停及水平飞行四个阶段的能耗模型。

针对上述问题，本研究聚焦 AAM 场景下无人机编队的协同感知与能耗优化，提出一种面向干扰

环境的编队构型与飞控优化方法。本研究的创新贡献主要体现在三个方面：

1) 构建了以编队飞行能耗为优化目标、以感知精度与信噪比阈值为约束的无人机编队构型优化模型，实现了协同感知与通信传输性能的协同优化；

2) 提出基于 Lyapunov 方法的梯度控制算法，确保编队构型在满足协同感知精度要求的同时，实现能耗最小化部署；

3) 提出改进势场方法，通过优化斥力生效范围、引入相对速度因子、设计补偿力机制及整合空气阻力模型，显著提升了无人机编队在复杂环境下的安全路径规划能力与飞行稳定性。

本研究通过系统集成面向协同感知的编队构型优化、安全飞行与能耗控制，为 AAM 场景下无人机编队的安全高效运行提供了新思路与新方法，对推动低空经济高质量发展具有理论参考价值。

## 2 系统模型

如图 1 所示，本研究构建的无人机协同感知编队控制系统采用编队簇首节点集中式管控架构。在 AAM 场景下，多架无人机从初始位置飞向终点位置，通过优化编队构型实现对感知目标的高效协同感知，同时满足复杂空域中节能为驱动的自主路径规划与避障需求。系统模型由协同感知方位角度优化模块、编队构型模块、以及飞控模块构成。簇首无人机基于编队初始状态与感知精度要求，计算满足克拉美罗下界（Cramer-Rao Lower Bound, CRLB）函数约束的方向矩阵，确定无人机所处的最优方位角度；编队构型模块则结合空-地与空-空通信信噪比限制，确定无人机的最优编队构型；飞控模块采用改进势场法实现自主避障、最小能耗飞行与路径规划。系统最终以飞行能耗最小化为目标，以及协同感知精度与通信质量为约束完成编队飞控设计。该系统设计充分考虑了 AAM 场景下感知精度、通信质量与能耗效率的协同优化需求。

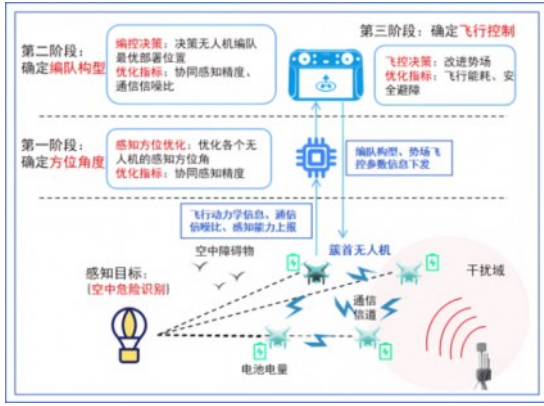


图1 无人机协同感知编队控制系统模型

## 2.1 协同感知方位角度

无人机编队协同感知性能显著受到无人机空间布局的影响。克拉美罗下界 (Cramer-Rao Lower Bound, CRLB) 作为评估传感器布局对定位性能的理论基准, 被广泛应用于最优传感器配置研究<sup>[2-5]</sup>。在AAM复杂环境下, 信噪比波动是制约感知性能的主要因素。TOA (Time of Arrival) 测距传感器因其在低信噪比条件下具有优异的鲁棒性与定位精度, 在城市峡谷、恶劣气象等场景下是非常适合无人机等低空飞行器首选的感知载荷, 也成为本研究的主要研究对象。

设第  $i$  架搭载 TOA 传感器的无人机坐标为  $u_i \in \mathbf{R}^3$ , 感知目标的坐标为  $p \in \mathbf{R}^3$ , 则可得到从  $u_i$  到  $p$  的 TOA 测量模型为:

$$s_i = 2\|p - u_i\| + cn_i, \quad \forall i = 1, \dots, N \quad (1)$$

式中,  $s_i$  表示 TOA 测量结果,  $n_i$  表示测量噪声, 且满足  $cn_i \sim N(0, c^2\sigma_i^2)$ ;  $c$  为光速,  $N$  为无人机总数; 符号  $\|\cdot\|$  表示欧几里得距离范数。根据文献[5]的研究结论,  $m$  架无人机 TOA 定位的 CRLB 矩阵为:

$$C_{\text{TOA}}(p) = \frac{1}{4} (H^T R_{\text{TOA}}^{-1} H)^{-1} \quad (2)$$

$$H \triangleq \begin{bmatrix} h_1^T \\ \vdots \\ h_m^T \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} \frac{(p - u_1)^T}{\|p - u_1\|_2} \\ \vdots \\ \frac{(p - u_m)^T}{\|p - u_m\|_2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $H$  是无人机编队的方向矩阵, 每一行满足  $\|h_i\| = 1$ , 表示第  $i$  架无人机的方向向量,  $R_{\text{TOA}}$  为传感器的测量噪声协方差矩阵。**关键性质:** TOA 定位的 CRLB 仅与方向矩阵相关, 而与传感器和目

标间的距离无关。这一性质为后续优化提供了理论简化基础, 表明在满足感知精度要求时, 仅需优化无人机相对于目标的方向向量, 而距离参数可为后续通信性能优化提供独立的变量自由度。

## 2.2 兼顾通信与协同感知性能的编队构型

虽然现有研究已经表明了 TOA 定位方法的 CRLB 仅与方向矩阵相关, 但是实际的无人机编队构型需要确定三位空间位置。而在无人机编队协同感知场景中, 通信质量受复杂环境影响显著。本研究分别建立空对地 (A2G) 和空对空 (A2A) 信道的信噪比模型, 为无人机编队构型提供约束条件。

### 2.2.1 SNR 模型

本研究涉及的信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 模型包括无人机和感知目标之间的信噪比, 以及无人机之间的信噪比, 前者主要用于衡量 A2G 信道之中 TOA 传感器接收信号的质量, 后者则是衡量 A2A 信道之中无人机之间进行通信的质量。

**A2G 信道:** 采用视距 (LOS) 概率模型描述障碍物对信号传播的影响。LOS 传输的概率模型如公式 4<sup>[2]</sup>。

$$P_{\text{LOS}} = \frac{1}{1 + C \exp(-D(\theta - C))} \quad (4)$$

式中,  $C$ 、 $D$  为城市环境常数;  $\theta = \arcsin(h_{iz})$  为仰角,  $h_{iz}$  为  $h_i$  的  $z$  坐标。A2G 信道路径损耗为:

$$L_{\text{A2G}} = P_{\text{LOS}} d_{it}^2 + \eta(1 - P_{\text{LOS}}) d_{it}^2 \quad (5)$$

式中,  $d_{it} = \|p - u_i\|$  为无人机与感知目标间的距离,  $\eta$  为 NLOS 路径损耗因子。A2G 信道接收 SNR 为:

$$\text{SNR}^{\text{A2G}} = \frac{P_t}{L_{\text{A2G}} N_{\text{A2G}}} \quad (6)$$

式中,  $P_t$  为发射功率;  $N_{\text{A2G}}$  为环境噪声功率。

**A2A 信道:** 采用自由空间传播模型:

$$L_{\text{A2A}} = \left( \frac{4\pi d_{ij}}{\lambda} \right)^2 \quad (7)$$

式中, 无人机间距离  $d_{ij} = \|u_i - u_j\|$ ,  $u_i$  和  $u_j$  分别表示第  $i$  架无人机和第  $j$  架无人机的坐标,  $\lambda$  为信号波长;  $N_{\text{A2A}}$  为 A2A 信道噪声功率。据此, A2A 信道接收 SNR 计算公式为:

$$\text{SNR}^{\text{A2A}} = \frac{P_t}{L_{\text{A2A}} N_{\text{A2A}}} \quad (8)$$

式中,  $P_t$  表示无人机的发射功率。上述信噪比模型为后续编队构型设计提供了关键约束条件, 确保通

信链路的可靠性。

### 2.2.2 编队构型模型

最小化无人机编队的 CRLB 仅能得到传感器方向矩阵, 即传感器相对感知目标的方向向量。在此基础上, 每架无人机与感知目标的相对距离, 是确定无人机编队具体构型的必要前提。设第  $i$  架无人机的编队构型位置为  $\hat{u}_i$ , 则:

$$\hat{u}_i = p + d_{iT} \cdot h_i \quad (9)$$

式中,  $d_{iT}$  和空-地信道的通信关系密切, 根据 A2G 信道信噪比约束  $\text{SNR}_{\text{A2G}} \geq \Phi_1$ , 可得最大通信距离  $d_{iT}^{\max}$ 。

$$d_{iT}^{\max} = \sqrt{\frac{P_t}{\Phi_1 [P_{\text{LoS}} + \eta(1 - P_{\text{LoS}})] N_{\text{A2G}}}} \quad (10)$$

同时, 设定最小安全距离  $d_{iT}^{\text{safe}} = 0.3d_{iT}^{\max}$  以避免碰撞风险。对于 A2A 信道, 同时也设定最小安全距离  $d_{ij}^{\text{safe}}$ , 并要求  $\text{SNR}_{\text{A2A}} \geq \Phi_2$ , 可得无人机间最大通信距离  $d_{ij}^{\max}$ 。

$$d_{ij}^{\max} = \sqrt{\frac{P_t \lambda^2}{16\pi^2 \Phi_2 N_{\text{A2A}}}} \quad (11)$$

该编队构型设计综合考虑了感知精度、通信质量和安全约束, 为后续能耗优化提供了理论基础。系统将在满足上述约束的前提下, 通过优化  $d_{iT}$  实现飞行能耗最小化, 形成完整的联合优化框架。

## 2.3 基于改进势场的飞行控制

人工势场法相较于领航跟随算法、虚拟结构算法、快速扩展随机树 (Rapidly-exploring Random Trees, RRT) 算法及 A\* 算法, 在无人机编队控制飞行与动态避障场景中具备突出优势, 且在计算能耗与飞行节能层面表现优异。

人工势场方法相较于领航跟随、虚拟结构等中心化/半中心化编队算法, 其无需依赖中心节点速度与全局刚性拓扑约束, 可依托局部感知实现分布式协同编队, 既规避中心失效风险, 又能通过势场叠加自然完成队形保持与机间避障的一体化融合, 相比分布式一致性算法依赖状态协商迭代的模式, 响应更实时、协同耦合性更强。

对比 A\*、快速扩展随机树 (RRT) 等全局路径规划算法, 人工势场法无需构建栅格地图、执行启发式搜索或随机采样迭代, 仅通过引力与斥力矢量叠加完成局部动态规划, 计算复杂度低、运算耗时短、机载硬件资源占用少, 可显著降低计算能耗, 同时其生成的连续平滑飞行轨迹能有效减少无

人机频繁加减速与姿态调整带来的动能损耗, 进一步降低飞行能耗, 兼具编队稳定性、动态避障实时性与能效优化特性, 更适配无人机机载嵌入式平台的在线编队飞行需求。

考虑到飞行环境的复杂性与不确定性, 本研究提出改进势场方法, 用于实现无人机编队的自主路径规划与环境避障。该方法具有计算复杂度低、支持分布式部署的特点, 可适配低算力无人机编队的协同部署需求。所提改进势场框架包含引力势场、斥力势场及距离控制势场, 同时设计补偿力机制, 以助力无人机高效完成安全避障与局部极小值陷阱脱离; 此外, 引入空气阻力模型对无人机飞行速度实施约束。基于上述改进势场方法, 系统可为无人机编队生成飞行控制决策。

### 2.3.1 引力势场

引力势场用于引导无人机飞往指定目标点, 在本研究中, 引力势场被认为由求解所得的无人机编队构型位置产生。设第  $i$  架无人机的终点坐标  $u_i^*$ ,  $d_{iC}$  表示第  $i$  架无人机的当前坐标  $u_i$  与终点坐标  $u_i^*$  的距离。

$$d_{iC} = \|u_i - u_i^*\| \quad (12)$$

$$U_i^{\text{att}}(u_i, u_i^*) = \frac{1}{2} k_1 \cdot d_{iC}^2 \quad (13)$$

$$F_i^{\text{att}} = -\nabla U_i^{\text{att}}(u_i - u_i^*) \quad (14)$$

式中,  $U_i^{\text{att}}$  表示第  $i$  架无人机的引力势场函数,  $k_1$  为引力权重因子,  $F_i^{\text{att}}$  为引力势场函数的负梯度, 表示引力势场力。

### 2.3.2 改进斥力势场

在本研究中, 斥力势场被认为由障碍物产生, 可使无人机在飞行接近障碍物时自动绕行。在提出改进势场模型前, 首先明确本研究建立的圆柱体障碍物模型。

设有  $M$  个圆柱形障碍物, 设第  $m$  个障碍物的高度为  $h_m$ , 半径为  $r_m$ , 底面中心坐标为  $c_m = (cx, cy, cz)$ , 障碍物的最大碰撞范围为  $d_{om} = 2.5r_m$ ; 将第  $i$  架无人机的坐标表示为  $u_i = (ux, uy, uz)$ , 无人机到障碍物的最近点坐标为  $o_{im}$ 。

当无人机位于障碍物侧方时, 最近点就在圆柱体的侧面上, 如图 2(a) 所示。

$$o_{im} = c_{im}^h + \frac{u_i - c_{im}^h}{\|u_i - c_{im}^h\|} \cdot r_m \quad (15)$$

式中  $c_{im}^h = (cx, cy, uz)$ 。

当无人机位于障碍物上方，并且无人机在障碍物顶面上的投影落在顶面圆内时，该投影点就是最近点  $o_{im} = (ux, uy, h)$ ，如图2(b)所示。当投影点落在顶面圆外时，最近点就在顶面圆周上，如图2(c)所示，最近点如公式17所示。

$$d_{ir} = \sqrt{(ux - cx)^2 + (uy - cy)^2} \quad (16)$$

$$o_{im} = \left( cx + \frac{(ux - cx) \cdot r_m}{d_{ir}}, cy + \frac{(uy - cy) \cdot r_m}{d_{ir}}, cz \right) \quad (17)$$

式中， $d_{ir}$ 表示第*i*架无人机投影点到顶面圆心的距离。

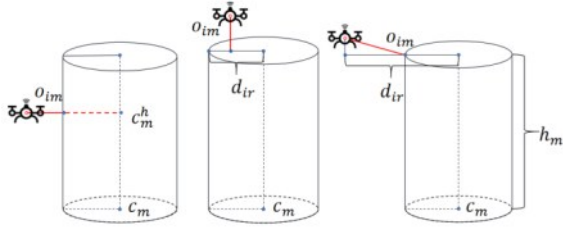


图2 障碍物最近点示意图

(a)最近点在侧面 (b)最近点在顶面圆内 (c)最近点在顶面圆周

在构建改进斥力势场时，本研究额外考虑了无人机到障碍物距离  $d_{im} = \|u_i - o_{im}\|$  的时间变化率  $\dot{d}_{im}$ ，根据  $\dot{d}_{im}$  的正负情况来控制斥力的生效，即只有当无人机进入障碍物的最大碰撞范围且接近障碍物的时候才会受到斥力的作用，这种改进能够有效避免当无人机远离障碍物但仍处于碰撞范围内时依旧受到斥力，从而优化无人机的避障路线，节约飞行的能耗。设第*i*架无人机与第*m*个障碍物之间的斥力势场为  $U_{im}^{obs}$ ，如公式18所示。

$$U_{im}^{obs}(u_i, o_{im}) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_2 \left( \frac{1}{d_{im}} - \frac{1}{d_{om}} \right)^2, & d_{im} \leq d_{om} \text{ and } \dot{d}_{im} \leq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$F_{im}^{obs}(u_i, o_{im}) = -\nabla U_{im}^{obs}(u_i, o_{im}) \quad (19)$$

式中， $k_2$ 为斥力权重因子， $F_{im}^{obs}$ 为  $U_{im}^{obs}$  的负梯度，表示第*i*架无人机受到的斥力势场力。

### 2.3.3 基于通信保障的编队构型控制

由于无人机间空对地(A2A)通信信道存在信噪比约束，无人机间存在最大通信距离  $d_{ij}^{max}$ ，为避免无人机间因距离过近发生碰撞，需保持最小安全距离  $d_{ij}^{safe}$ ，因此，本研究设计了距离控制势场。当无人机间距离小于  $d_{ij}^{safe}$  时，距离控制势场表现为斥

力势场，避免距离过近带来的碰撞风险；当无人机间距离大于  $d_{ij}^{max}$  时，距离控制势场表现为引力势场，防止距离过远导致通信质量下降；当无人机间距离介于  $d_{ij}^{safe}$  与  $d_{ij}^{max}$  之间时，距离控制势场无作用。

参考文献[12]的设计思想，由于无人机处于运动状态，本研究在设计距离控制势场函数时，额外考虑了无人机间的相对速度  $v_{ij} = u_i - u_j$ 。这意味着当无人机之间快速接近时，它们之间的斥力应更强；当无人机快速远离时，它们之间的引力应更强。第*i*架和第*j*架无人机之间的距离控制势场函数设为  $U_{ij}^{uav}$ ，对应的势场力  $F_{ij}^{uav}$  为  $U_{ij}^{uav}$  分别对位置和速度求导的负梯度之和。

$$U_{ij}^{uav}(u_i, u_j, v_{ij}, v_j) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_3 \left( \frac{1}{d_{ij}} - \frac{1}{d_{min}} \right)^2 + \frac{1}{2} k_4 \frac{1}{\|v_{ij}\|^2}, & d_{ij} \leq d_{ij}^{safe} \\ 0, & d_{ij}^{safe} \leq d_{ij} \leq d_{ij}^{max} \\ \frac{1}{2} k_5 d_{ij}^2 + \frac{1}{2} k_6 \|v_{ij}\|^2, & d_{ij} \geq d_{ij}^{max} \end{cases} \quad (20)$$

$$F_{ij}^{uav} = -(\nabla_u U_{ij}^{uav} + \nabla_v U_{ij}^{uav}), \quad (21)$$

式中， $\|v_{ij}\|$ 表示无人机*i*与无人机*j*间的相对速度大小， $k_3$ 、 $k_5$ 表示距离权重因子， $k_4$ 、 $k_6$ 表示速度权重因子。实际设计中，通过动态调整权重因子的相对大小，可在不同任务阶段实现碰撞规避与编队保持的最优平衡，显著提升无人机编队的自适应能力与飞行安全性。

当  $d_{ij} \leq d_{ij}^{safe}$  时，势场以斥力为主导，编队从匀速飞行转入非匀速的队形变化阶段（如加速、减速或转向），相对速度  $\|v_{ij}\|$  显著增大，此时需提升  $k_4$  的权重，通过速度项抑制无人机的快速接近趋势，保障机动过程中的安全。而在稳定飞行阶段，若某架无人机因避障等原因减速，其附近的无人机可能快速逼近，此时应增大  $k_3$ ，强化距离约束以维持编队安全间距。

当  $d_{ij} > d_{ij}^{safe}$  时，势场以引力为主导，用于维持编队的队形一致性。其中， $k_5$ 作为距离权重因子，控制距离过远时的引力强度； $k_6$ 作为速度权重因子，调节相对速度对引力的影响。在队形变化阶段，相对速度变化剧烈，需提升  $k_6$  的权重，通过速度项抑制无人机的快速远离趋势，避免编队解体。

在稳定飞行阶段，若某架无人机偏离编队，应增大  $k_5$ ，通过距离项产生强引力，快速将其拉回至

期望间距, 确保编队整体稳定。

### 2.3.4 补偿力模型

传统人工势场模型存在局部极小值陷阱缺陷, 即无人机在引力与斥力的合力为零的位置陷入静止状态。为了解决这个问题, 本研究的改进势场中引入了补偿力  $F_i^{con}$ , 在补偿力设计中考虑了无人机所受引力  $F_i^{att}$  和所受斥力  $F_i^{obs} = \sum_{m=1}^M F_{im}^{obs}$  的大小关系, 以及无人机的当前速度  $v_i$  和期望速度  $v_E$  之间的大小关系。在引力和斥力不平衡时, 无人机通过补偿力实现更有效的避障, 提升飞行安全性; 在引力和斥力平衡时, 无人机通过补偿力跳出局部极小值陷阱。

$$n_i^{con} = \frac{F_i^{att}}{\|F_i^{att}\|} + \frac{F_i^{obs}}{\|F_i^{obs}\|} \quad (21)$$

$$F_i^{con} = (|\|F_i^{att}\| - \|F_i^{obs}\|| + |\|v_i\| - \|v_E\||) \cdot n_i^{con} \quad (22)$$

式中,  $n_i^{con}$  表示补偿力的方向, 表示为单位引力和单位斥力的合力方向。

### 2.3.5 空气阻力

现有针对人工势场法的研究普遍忽略了空气阻力的力学作用, 为使模型更贴合低空飞行的真实物理场景, 同时避免无人机在势场作用下出现无约束加速的问题, 本研究在改进势场模型中引入空气阻力项, 以此对无人机的最大飞行速度进行约束。

$$F_i^{air} = -\frac{1}{2} \rho \|v_i\| C_d A_f v_i \quad (23)$$

式中,  $v_i$  表示第  $i$  架无人机的速度,  $\rho$  为空气密度,  $C_d$  为阻力系数,  $A_f$  为迎风投影面积。

## 2.4 飞行能耗模型

### 2.4.1 动力学模型

无人机的动力学模型构建于改进势场方法的框架内, 基于牛顿第二定律推导得到。在时刻  $t$ , 可求解出无人机的三项核心动力学参数: 位置  $u_{i,t}$ 、速度  $v_{i,t}$  和加速度  $a_{i,t}$ 。

$$u_{i,t} = u_{i,t-\Delta t} + v_{i,t} \cdot \Delta t \quad (24)$$

$$v_{i,t} = v_{i,t-\Delta t} + \frac{1}{2}(a_{i,t-\Delta t} + a_{i,t}) \cdot \Delta t \quad (25)$$

$$F_{i,t} = F_{i,t}^{att} + \sum_{j=1, j \neq i}^N F_{ij,t}^{uav} + \sum_{m=1}^M F_{im,t}^{obs} + F_{i,t}^{con} + F_{i,t}^{air} \quad (26)$$

$$F_{i,t} = m_i \cdot a_{i,t} \quad (27)$$

式中,  $\Delta t$  为采样时间间隔,  $m_i$  表示第  $i$  架无人机的质量。

在无人机编队的势场轨迹规划过程中, 各分力

的直接线性叠加易受低空复杂环境下的距离突变与噪声干扰影响, 进而引发合力的高频剧烈波动, 最终造成无人机飞行轨迹震荡、编队稳定性显著下降。为抑制合力高频波动带来的不利影响, 本研究在仿真实验中引入一阶低通滤波算法, 对无人机的飞行轨迹进行平滑处理。

$$F_{i,t} = \zeta F_{i,t-\Delta t} + (1 - \zeta) F_{i,t} \quad (28)$$

式中,  $\zeta$  是平滑系数,  $F_{i,t-\Delta t}$  是上一时刻的合力。

### 2.4.2 能耗模型

无人机的能耗主要划分为通信能耗与飞行能耗两类, 在长航时、大载荷的编队作业场景下, 飞行能耗通常远高于通信能耗, 因此本研究在无人机能耗建模与优化过程中, 仅将飞行能耗作为核心优化指标, 无人机编队飞行能耗的计算依托无人机动力学模型展开。

文献[7]指出, 旋翼无人机的飞行能耗通常可分为三类: 诱导功率  $P_{in}$ 、剖面功率  $P_{pr}$  和寄生功率  $P_{pa}$ , 诱导功率是指旋翼产生足够升力以克服重力所需消耗的功率; 剖面功率是指旋翼桨叶自身空气阻力造成的功率损失; 寄生功率是指飞行过程中无人机非旋翼部件所受空气阻力导致的功率消耗。

$$P_{in} = T_i \cdot (\|v_i\| \cdot \sin \gamma + \kappa \|v_{i,in}\|) \quad (29)$$

$$P_{pr} = \rho \cdot C_b \cdot A_p \cdot \|v_r\|^3 \cdot \left(3 \cdot \frac{\|v_i\|^2}{\|v_r\|^2} + 1\right) / 8 \quad (30)$$

$$P_{pa} = \rho \cdot A_f \cdot \|v_i\|^3 / 2 \quad (31)$$

式中,  $T_i$  表示第  $i$  架无人机旋翼产生的总推力,  $v_i$  表示第  $i$  架无人机的速度,  $a_i$  表示第  $i$  架无人机的加速度,  $t_i$  表示第  $i$  架无人机的飞行时间,  $\gamma_i$  表示第  $i$  架无人机的俯仰角,  $\kappa$  为修正理想均匀气流与实际气流偏差的放大系数,  $v_{i,in}$  表示第  $i$  架无人机的诱导速度,  $\rho$  为空气密度,  $C_b$  表示旋翼桨叶阻力系数,  $A_p$  为螺旋桨盘面面积,  $v_r$  为旋翼桨叶尖端速度,  $A_f$  为迎风投影面积。

本研究仅考虑无人机从初始位置连续飞行至目标位置的场景, 不考虑中间过程的无人机悬停状态, 因此将无人机飞行过程划分为巡航、爬升、下降三个阶段, 分别用上角标  $s$ 、 $c$ 、 $d$  表示。无人机能耗建模如下:

$$\begin{aligned}
E_i &= E_i^c + E_i^d + E_i^s \\
&= \int P_i^c dt_i^c + \int P_i^d dt_i^d + \int P_i^s dt_i^s \\
&= \sum_{j=c,d,s} \int (T_i^j \|v_i^j\| \sin \gamma_i^j + \kappa T_i^j \|v_{i,m}^j\|) dt_i^j \\
&\quad + \frac{1}{8} \rho C_b A_p \left( \sum_{j=c,d,s} \int \|v_{i,r}^j\|^3 \left( \frac{3 \|v_i^j\|}{\|v_{i,r}^j\|^2} + 1 \right) dt_i^j \right) \\
&\quad + \frac{1}{2} \rho A_f \sum_{j=c,d,s} \int \|v_i^j\|^3 dt_i^j
\end{aligned} \tag{32}$$

### 3 模型求解

#### 3.1 优化问题

针对本研究提出的无人机编队协同感知控制系统模型，以无人机编队总能耗为核心优化指标，以协同感知精度要求与信噪比阈值为约束条件，建立优化问题 $P_1$ 。优化模型 $P_1$ 属于复杂多变量、多约束非线性规划问题，本质是面向无人机编队部署的能耗、定位精度与通信质量多目标耦合优化问题。

$$\begin{aligned}
P_1: & \min_{d_i, h_i} \sum_{i=1}^N E_i \\
s.t. & \quad C1: d_{iT} \geq d_{iT}^{safe} \\
& \quad C2: d_{ij} \geq d_{ij}^{safe} \\
& \quad C3: tr(C_{TOA}) \leq C_0 \\
& \quad C4: SNR^{A2G} \geq \Phi_1 \\
& \quad C5: SNR^{A2A} \geq \Phi_2
\end{aligned} \tag{33}$$

此外，由于多个 TOA 传感器协同感知时，感知精度与传感器到目标的距离无关，因此模型 $P_1$ 可解耦为两步递进求解流程：第一步，基于初始无人机编队构型，求解满足编队协同感知精度要求的方位角参数；第二步，基于所得方位角约束，求解无人机编队的最优构型。即优化问题 $P_1$ 可解耦为子问题 $P_2$ 与子问题 $P_3$ 。

在问题 $P_2$ 中，本研究使用 A-优化准则来衡量 CRLB，即对 CRLB 矩阵求迹。问题 $P_3$ 即使用问题 $P_2$ 所求出的满足协同感知精度阈值的方向向量 $h_i$ 来求解 $d_{iT}$ 。整个联合优化模型求解思路就是通过对问题 $P_2$ 和问题 $P_3$ 的求解来实现对问题 $P_1$ 的求解，如算法 1 所示。

$$\begin{aligned}
P_2: & \min_{h_i} Tr(C_{TOA}) \\
s.t. & \quad C1: \|h_i\| = 1
\end{aligned} \tag{34}$$

$$\begin{aligned}
P_3: & \min_{d_i, h_i} \sum_{i=1}^N E_i \\
s.t. & \quad C1: d_{iT} \geq d_{iT}^{safe} \\
& \quad C2: d_{ij} \geq d_{ij}^{safe} \\
& \quad C3: SNR^{A2G} \geq \Phi_1 \\
& \quad C4: SNR^{A2A} \geq \Phi_2
\end{aligned} \tag{35}$$

算法 1: 协同感知编队控制算法

1:	Input: $u_i, p, R_{TOA}, C_0, d_{ij}^{safe}, d_{iT}^{safe}, \Phi_1, \Phi_2$
2:	$n = 0$
3:	Repeat:
4:	求解问题 $P_2$ , 计算 $h_i[n]$ ;
5:	$m = 0$ ;
6:	$d_{iT}[m] = d_{iT}^{safe}$ ;
7:	Repeat:
8:	计算 $d_{iT}[m], \hat{u}_i[m] = p + d_{iT}[m] \cdot h_i[n]$ ;
9:	$k = 0$ ;
10:	Repeat:
11:	计算
12:	$v_i[k], a_i[k], u_i'[k], E_i[k]$ ;
13:	$u_i[k+1] = u_i'[k]$ ;
14:	$k = k + 1$ ;
15:	Until $\ u_i[k+1] - \hat{u}_i[m]\  \leq \varepsilon_u$ ;
16:	计算 $E[m] = \sum_{i=1}^N E_i$ ;
17:	$m = m + 1$ ;
18:	Until $\ E[m] - E[m+1]\  \leq \varepsilon_E$ ;
19:	$n = n + 1$ ;
20:	计算 $Tr(C_{TOA})$ ;
21:	Until $Tr(C_{TOA}) \leq C_0$ ;
22:	求解问题 $P_3$ , 令 $d_{iT}^* = d_{iT}[m^*], h_i^* = h_i[n^*]$ ;
23:	$u_i^* = p + d_{iT}^* \cdot h_i^*$ ;
24:	Output $u_i^*$ ;

算法一采用三层嵌套循环架构：外层循环迭代优化感知方向 $h_i$ ，直至满足感知性能约束；中层循环在各感知方向下，求解能耗最优的感知距离 $d_{iT}$ ；内层循环则为中层提供轨迹规划与能耗评估的基础支撑。通过三层循环的层层嵌套，最终求解得到最优编队构型位置 $u_i^*$ 。

与分布式一致性控制、多目标优化控制等典型协同感知编队控制方法相比，本文所提出的算法在感知与控制的耦合深度、优化目标优先级及系统可

扩展性方面呈现出显著差异。分布式一致性控制通过局部状态交互驱动编队收敛至一致构型，其核心在于实现队形稳定与状态同步，感知信息仅作为外部输入参与控制决策，与控制链路的耦合度较低，虽具备良好的分布式鲁棒性与可扩展性，但难以直接对感知性能进行显式优化。多目标优化控制则将协同任务转化为多约束优化问题，通过帕累托最优解权衡感知覆盖、能耗、避障等目标，感知性能与其他性能指标并行参与优化，虽能灵活适配复杂任务场景，但计算复杂度随无人机规模增长显著提升，且目标权重的设定对优化结果影响较大。

本文所提出的算法实现了感知性能与编队构型的深度耦合：外层循环优先满足感知性能约束，中层循环在感知约束下优化能耗最优感知距离，内层循环为上层优化提供轨迹可行性与能耗评估的基础支撑，形成了“感知约束—构型选择—轨迹反馈—感知优化”的闭环链路。相较于分布式一致性控制，该算法通过逐层递进的约束机制，确保了感知性能的优先级；相较于多目标优化控制，其明确的优化层级降低了目标权衡的复杂度，更适合对感知性能有严格要求的协同任务。然而，内层轨迹规划的高计算复杂度也导致其可扩展性受限，更适用于中小规模无人机编队的高精度感知任务。

### 3.2 基于 Lyapunov 的梯度控制方法

梯度控制法作为智能控制领域的重要分支，其核心思想是通过系统状态空间的梯度信息构建控制律，使受控对象沿着性能指标函数梯度方向进行动态调整，最终收敛至目标状态。设第  $k$  次迭代的状态为  $x(k)$ ，则下一时刻的状态  $x(k+1)$  定义为：

$$x(k+1) = x(k) - \alpha \cdot J(x(k)) \quad (36)$$

式中， $J(x(k))$  表示性能指标函数关于状态  $x(k)$  的梯度， $\alpha$  表示学习因子。

Lyapunov 直接法基于能量的观点来分析系统稳定性。Lyapunov 函数  $V(x)$  是一个标量函数，若  $V(x)$  正定，且  $\dot{V}(x)$  半负（即当  $x \neq 0$  时， $\dot{V}(x) \leq 0$ ），则系统的零解是稳定的，这表示系统的能量不增加，受扰运动不会超出平衡态附近一定范围。

从问题  $P_2$  来看，我们优化  $\text{tr}(C_{TOA})$  使得  $H$  满足精度要求，本研究将  $h_i$  的迭代求解过程看作一个离散稳定的系统，将  $h_i$  最优化问题转换为离散系统的稳定收敛问题，通过构建 Lyapunov 函数  $V$ ，并结合梯度控制方法来求解  $h_i$ 。

$$V = \text{tr}(C_{TOA}) = \text{tr}\left(\frac{1}{4}(H^T R_{toa}^{-1} H)^{-1}\right) \quad (37)$$

因此问题  $P_2$  可以通过下面构建的梯度控制律求解，其中  $\alpha$  表示学习因子， $k$  表示迭代次数， $e_i$  表示第  $i$  个单位列向量。  $h_i(k+1) = h_i(k) - \alpha \nabla_{h_i} V$  (38)

$$\nabla_{h_i} V = \frac{\partial V}{\partial h_i} = -\frac{1}{2} (H^T R_{toa}^{-1} H)^{-2} H^T R_{toa}^{-1} e_i \quad (39)$$

证明：

从正定性的角度来看， $R_{toa}$  是传感器的协方差矩阵，而协方差矩阵是正定矩阵，正定矩阵的逆同样正定，所以  $R_{toa}^{-1}$  也是正定矩阵； $H$  是传感器的方向矩阵，每一行代表一个传感器和目标的相对单位向量，因此  $H$  是列满秩矩阵，所以  $H^T R_{toa}^{-1} H$  是正定矩阵，同理  $(H^T R_{toa}^{-1} H)^{-1}$  也是正定矩阵；正定矩阵的对角线元素均为正数，所以  $V$  满足正定性。

从半负定性的角度来看，先取中间变量  $M = H^T R_{toa}^{-1} H$ ，则通过对  $V$  求时间导数并化简得到  $\dot{V}$  的表达式。

$$\dot{V} = -\frac{1}{2} \text{tr}(M^{-1} \dot{M} M^{-1}) \quad (40)$$

$$\dot{M} = \dot{H}^T R_{toa}^{-1} H + H^T R_{toa}^{-1} \dot{H} \quad (41)$$

式中， $\dot{H}$  表示方向矩阵的时间导数，在梯度控制方法中， $\dot{H} = -\alpha \nabla_H V$ 。所以  $M^{-1} \dot{M} M^{-1}$  可以表示为多个正定矩阵的乘积，它的迹是非负的，则可以证明  $\dot{V}$  是半负定的，即  $\dot{V} \leq 0$ 。

$$M^{-1} \dot{M} M^{-1} = M^{-1} \dot{H}^T R_{toa}^{-1} H \cdot \frac{\alpha}{2} M^{-2} H^T R_{toa}^{-1} \cdot M^{-1} \quad (42)$$

上述过程从正定性和半负定性的角度证明了所提出的函数  $V = \text{tr}(C_{TOA})$  符合 Lyapunov 函数的定义。

### 3.3 一维模拟退火方法

无人机与感知目标间的距离  $d_{it}$  在无人机终点的距离区间  $[d_{it}^{safe}, d_{it}^{max}]$  中，由于无人机编队的初始速度不同，所以在以飞行能耗作为目标函数时，该距离搜索区间具有非单峰、非线性、多局部极小值的特性。

传统均匀搜索算法存在计算效率低、冗余采样多、易在平坦区域浪费算力的问题，所以本研究采用一维模拟退火（Simulated Annealing, SA）算法对  $d_{it}$  进行全局优化，以在保证全局最优性的前提下提升优化效率，实现无人机编队能耗的最小化。该算法将待优化变量  $d_{it}$  视为系统状态，无人机编队的能耗  $E = \sum_{i=1}^N E_i$  视为系统能量，通过模拟

“加热 - 恒温 - 缓慢降温”的物理过程实现全局最优搜索。

算法的核心控制准则为 Metropolis 准则：在任意温度  $T$  下，从当前状态  $d_i^k$  生成的新状态  $d_i^{new}$ ，若满足能耗更低，则直接接受新状态；若新状态能耗更高，则以概率  $P$  接受该“劣解”。

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \quad (43)$$

这一机制使得算法在高温阶段具备较强的全局搜索能力，在低温阶段逐步收敛，最终稳定在全局最优解附近。

### 3.4 复杂度分析

本节对所提算法一开展计算复杂度分析，采用大  $O$  渐近分析准则，以无人机数量  $N$ 、环境障碍物数量  $M$  为核心规模参数，算法运行于 3 维空间中，所有向量与标量基础运算均为常数时间操作。算法包含外层协同感知优化、中层一维能耗最优搜索、内层改进人工势场轨迹规划三层嵌套循环，各层循环均以收敛条件终止，其最坏迭代步数由物理约束与精度阈值决定，与  $N$ 、 $M$  无关联，仅为常数系数。

算法时间复杂度由与规模相关的核心计算主导，内层轨迹规划单次迭代需完成障碍物遍历与编队交互计算，复杂度为  $O(NM + N^2)$ ，中层能耗搜索与外层感知优化单次迭代均调用内层模块，且三层循环迭代步数均为与规模无关的常数，因此算法整体时间复杂度为  $O(NM + N^2)$ ，计算开销主要来源于无人机编队内部交互与障碍物斥力计算。

算法空间复杂度仅取决于状态与环境信息的存储开销，其中无人机位置、速度等状态存储复杂度为  $O(N)$ ，障碍物坐标存储复杂度为  $O(M)$ ，其余优化参数与中间变量均为常数级存储，因此整体空间复杂度为  $O(N + M)$ 。该算法计算量随编队与环境规模呈多项式增长，存储开销线性增长，复杂度特性能够满足无人机编队在线协同控制的实时性与工程应用需求。

## 4 仿真结果与分析

为充分验证所提方法的稳定性与泛化能力，本节在相同实验参数与环境设定下，开展多次独立重复仿真试验，并采取不同的仿真参数进行实验，将其结果作为统计分析依据，从定量角度刻画方法在

不同随机初始条件下的鲁棒性与适应性，后续将基于该均值化后的统计结果展开详细分析与讨论。

### 4.1 1 编队构型优化

本节验证了所提基于 Lyapunov 的梯度控制方法在协同感知精度约束下，对无人机编队部署方位的优化性能。分别针对规模为 3、4、5 的无人机编队，评估了该方法对部署方位的优化效果及感知精度的收敛特性，其中感知精度以无人机编队的克拉美罗下界 (CRLB) 迹  $\text{Tr}(C_{\text{TOA}})$  作为量化指标。

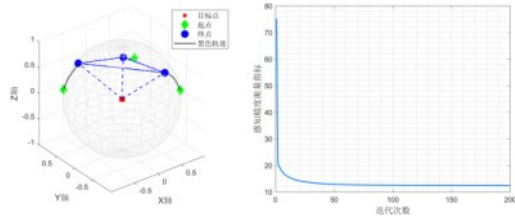
图 3 展示了无人机编队方位角的优化效果。仿真中，将方向矩阵映射至单位球面，以直观呈现编队部署方位的动态演化过程；同时，感知精度指标随迭代次数呈现出单调收敛的趋势。通过对不同规模、不同相对位置的编队构型进行方位优化，验证了基于 Lyapunov 方法构建的梯度控制律的有效性，进而证明了所提方法的可行性与适用性。

图 3(a) 展示了编队规模为 3 架无人机时，所提方法在部署方位优化及协同感知性能方面的收敛曲线；图 3(b) 与图 3(c) 分别呈现了编队规模为 4 架时的构型演化过程，其中图 3(b) 设定编队初始位置位于感知目标的正上方，图 3(c) 则设定编队初始位置位于感知目标的侧面；图 3(d) 展示了编队规模为 5 架时的编队构型变化。上述结果表明，所提方法在 CRLB 框架下对无人机编队协同感知性能的优化具有可行性。

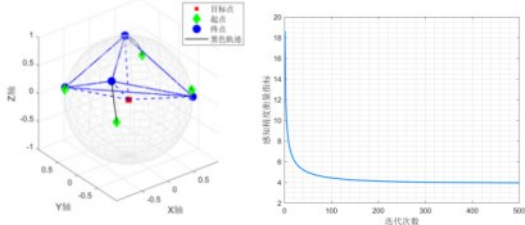
此外，图 4 展示了所提出的基于 Lyapunov 方法的梯度下降方法和粒子群优化算法、遗传算法对于无人机编队位置部署的感知精度优化效果对比。粒子群优化算法因粒子速度更新引入随机扰动且全局最优频繁迭代更新，曲线呈现显著震荡，收敛稳定性较差；遗传算法采用种群随机进化策略，无明确下降导向，仅通过选择、交叉与变异缓慢搜索解空间，虽最优值更新平缓使曲线平滑，但收敛速率极低；所提基于李雅普诺夫方法的梯度下降法依托解析梯度实现定向迭代，目标函数单调递减，曲线平滑无震荡，兼具最快收敛速率与最高求解精度，且在稳定性理论支撑下保证迭代稳定收敛，在收敛性能、求解精度与算法稳定性上均显著优于两类全局随机优化算法，更适配无人机协同感知精度优化的实时性与可靠性需求。

### 4.1 2 改进势场分析

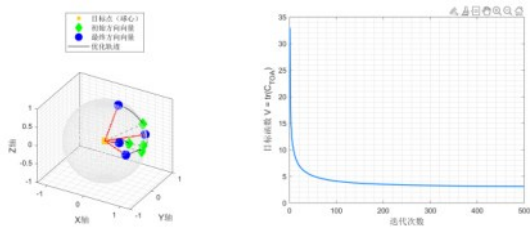
在改进势场法的飞行控制中，初始阶段无人机



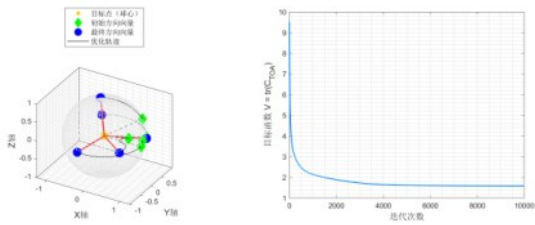
(a) 3架无人机的编队方位优化



(b) 4架无人机的编队方位优化(编队位于上方)



(c) 4架无人机的编队方位优化(编队位于侧方)



(d) 5架无人机的编队方位优化

图3 不同规模的无人机编队部署方位优化

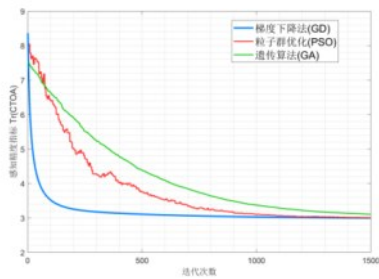


图4 多种算法的协同感知精度优化对比

所受引力大于空气阻力，其飞行速度将先增大至某一阈值；在后续阶段，随着无人机与目标点距离的减小，引力随之衰减，此时空气阻力将大于引力，导致无人机速度逐渐降低，并最终在目标点处保持

静止。由此可见，引力权重因子 $k_1$ 的取值与无人机到目标位置的距离、障碍物位置以及无人机自身质量密切相关。

若设定的目标引力点距离无人机起点过远，或引力势场权重 $k_1$ 过大而障碍物距离无人机起点较近，无人机在接近障碍物时将受到远大于斥力的引力，从而快速逼近障碍物。若此时斥力权重因子 $k_2$ 过小，无人机在斥力作用下将无法实现良好的避障，甚至可能与障碍物发生碰撞。反之，若斥力权重 $k_2$ 过大，由于斥力随无人机与障碍物距离呈指数增长，可能导致无人机先快速接近障碍物，随后迅速减速至停止，再快速远离障碍物，这种情况会使避障轨迹不平滑，并显著增加能耗。

此外，若目标引力点距离无人机起点过近，或 $k_1$ 取值过小，可能导致无人机在飞行至障碍物区域时才被斥力逼停或转向，待离开斥力作用区域后再继续飞向目标点，这将引发飞行震荡，严重影响飞行效果并增加飞行能耗。

所以在实际情况或者实验仿真中，在需要根据具体的实验场景设置合理的权重因子 $k_1$ 、 $k_2$ 以及引力产生点，如果飞行终点较远，可以通过设置多个阶段性引力点来作为引力势场来源，从而使得无人机的避障轨迹更加的平滑，也能更好的降低能耗。

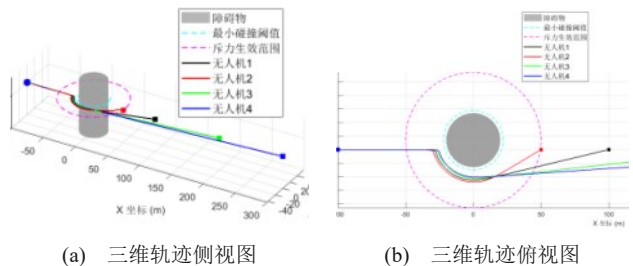


图5 不同目标引力点下改进势场避障效果对比

图5展示了相同 $k_1$ 和 $k_2$ 下，不同的目标点会导致不同的避障路线，该仿真中设置了四个不同的目标点作为无人机的引力势场来源，四个目标点距离无人机起点的距离分别是150,200,300,400，四条避障轨迹说明了无人机到目标点的距离越远，那么在避障时的偏转越小，这说明其受到的引力越大。

图6展示了相同目标点下，不同 $k_1$ 导致无人机产生不同的避障效果。本研究仿真中将 $k_2$ 固定为2000，将 $k_1$ 分别设置为0.1, 0.01, 0.005, 0.001，可以看到当 $k_1$ 越大时，避障偏转越小， $k_1 = 0.1$ 的

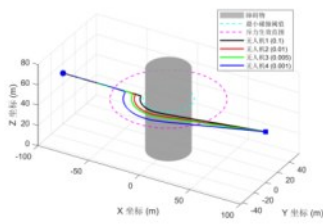
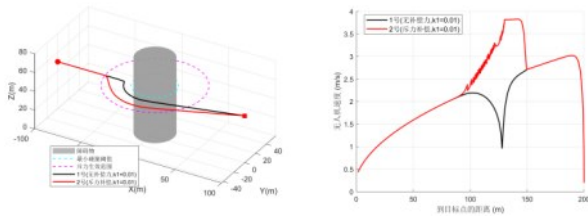


图6 不同引力权重因子下改进势场避障效果对比

曲线几乎避障失败。



(a) 飞行轨迹对比 (b) 飞行速度对比

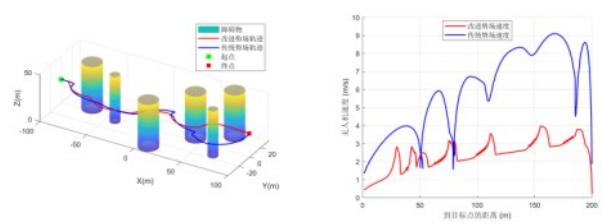
图7 补偿力机制对于无人机飞行避障的影响

图7展示了引入补偿力后无人机的飞行轨迹与速度响应曲线。从图7(a)飞行轨迹图来看，对比传统人工势场法（APF），所提改进势场法（IPF）的避障轨迹更为平滑流畅。

从图7(b)来看，传统APF方法存在明显局限：在无人机初始接近障碍物阶段，所受斥力幅值较小，导致转向响应滞后，无人机倾向于先持续减速，直至斥力累积至足够大时才产生显著偏转，这使得避障轨迹呈现生硬的“先减速后急转”特征。

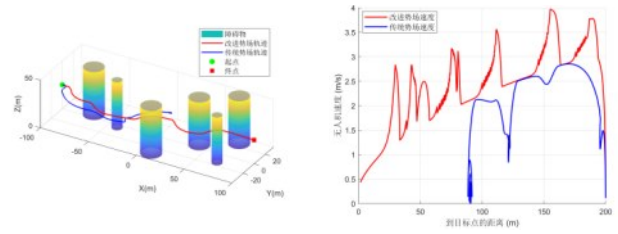
而在改进APF方法中，无人机同时受到引力、斥力与补偿力的协同作用。补偿力的大小由引力、斥力的幅值及无人机速度差共同决定，其方向则与引力-斥力的单位合力方向一致。这种设计使得无人机在接近障碍物时能够先加速调整姿态，再逐步减速完成避障，实现了更快速、平滑的转向响应，显著提升了避障效率。此外，改进方法有效避免了传统APF中出现的速度骤变现象，从能耗角度而言，更有利于降低飞行能耗。

图8展示了传统势场法与改进势场法在三维复杂环境中的无人机避障路径及速度响应对比。从避障轨迹（图8(a)）来看，传统势场法的飞行路径存在明显迂回与冗余，而改进势场法的轨迹更短且平滑，有效提升了避障效率与节能效果；从速度变化（图8(b)）来看，传统势场法速度波动剧烈，最大速度可达约10.2 m/s，而改进势场法因引入空气阻



(a) 飞行轨迹对比 (b) 速度变化对比

图8 改进势场方法和传统势场方法的效果对比



(a) 飞行轨迹对比 (b) 速度变化对比

图9 编队陷入局部最小值陷阱时的算法效果对比

力机制，速度响应更平稳，最大速度控制在约3.8 m/s，更贴近真实物理约束，显著提升了飞行稳定性与能耗经济性。

图9验证了改进势场法对传统势场法局部最小值陷阱问题的解决能力。在存在局部最优约束的场景中，传统势场法易出现速度骤降与飞行停滞，导致无人机无法突破障碍并抵达目标；而改进势场法通过补偿力机制主动脱离局部最小值陷阱，在避障过程中始终保持稳定的速度变化，确保无人机可靠突破障碍并持续向目标点推进，显著提升了算法在复杂环境中的鲁棒性与任务完成率。

典型的无人机路径规划的A\*算法和随机生成树RRT算法，改进势场方法

### 4.1 3 系统模型仿真

本小节展示了系统模型的整体仿真情况，在简单环境与复杂空域中，实现4架编队无人机于不同初始位置下的协同感知编队控制。该模型中，无人机编队基于初始位置与环境信噪比约束，实现了感知精度与能耗的协同优化，并通过改进势场方法完成了编队位置的动态重构。仿真结果不仅体现了编队部署位置的优化策略，还验证了能耗优化驱动下改进势场法的编队飞行控制效果，充分彰显了所提模型的可行性与应用潜力。表1展示了系统仿真时涉及到的一些环境参数。

图10描述的是障碍物较少的仿真场景，无人

表1 仿真相关参数

$k_1$	0.01	$k_2$	2000	$k_3$	80
$k_4$	80	$k_5$	0.0005	$k_6$	0.0005
$v_E$	5m/s	$\zeta$	0.9	$m$	2.5kg
$g$	9.807m/s <sup>2</sup>	$C_b$	0.0002	$C_d$	0.8
$A_p$	0.0314m <sup>2</sup>	$A_f$	0.05m <sup>2</sup>	$v_r$	22m/s
$\rho$	1.225kg/m <sup>3</sup>	$\kappa$	1	$C$	11.9
$D$	0.13	$\eta$	100	$N_{A2G}$	$7.9 \times 10^{-12}W$
$\Phi_1$	30dB	$\Phi_2$	28dB	$N_{A2G}$	$7.9 \times 10^{-12}W$
$P_t$	1W	$d_{ij}^{safe}$	300m	$d_{iT}^{safe}$	$0.3d_{iT}^{max}$

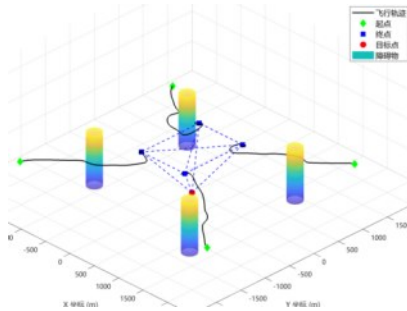


图10 无人机编队在简单飞行环境下的位置优化变换

机编队位于感知目标的上方，通过仿真计算后，无人机编队的部署位置变成了正多面体形状，并且编队构型变换的过程可以实现较为平滑的避障。

图11呈现了复杂受限空域中无人机编队的构型优化与动态变换全过程。由图可知，无人机编队始终部署于感知目标的单侧区域，且飞行空域内存在多个障碍物干扰，该仿真场景可对应实际工程应用中，无人机编队向感知目标方向飞行时的典型工况，具备较强的实际参考价值。

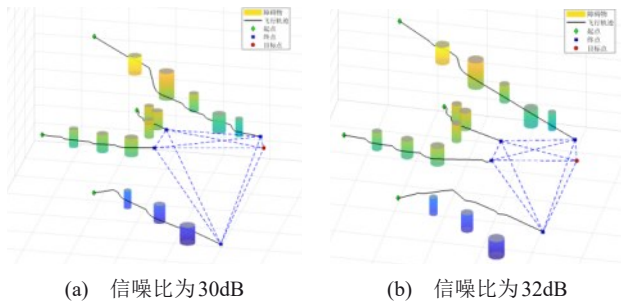


图11 复杂空域场景下的编队优化控制轨迹图

仿真结果表明，尽管存在障碍物约束与复杂空域环境干扰，无人机编队仍能成功从不规则多面体构型，逐步优化收敛至规则多面体构型，验证了所提方法在复杂场景下对编队构型的有效调控能力。值得注意的是，通信信噪比的差异会导致编队优化

后构型存在显著差异：图11(a)设定环境通信信噪比为30dB，图11(b)则将信噪比调整为32dB，对比两图可清晰观察到，随着通信信噪比的提升，优化后无人机编队组成的规则多面体呈现明显的收缩趋势。其核心原因在于，在相同环境干扰条件下，编队通信信噪比的要求越高，为保障通信链路的可靠性与数据传输精度，无人机需尽可能缩短与感知目标之间的距离，进而导致编队优化后的最终部署位置更贴近感知目标，最终表现为多面体构型的收缩现象。

图12是不同感知精度阈值下，无人机形成最优编队构型的优化能耗在不同 $N_{A2G}$ 下的对比。此时的无人机初始坐标分别为[520m, 380m, 250m], [-550m, 400m, 260m], [-580m, -420m, 280m], [610m, -450m, 300m]，感知精度阈值分别是3.5、4.5、5.5；信噪比阈值是从20dB到28dB。

由图12的仿真结果可知，参数 $C_0$ 对无人机编队的飞行能耗具有显著影响，且协同感知精度与飞行能耗呈现明显的正相关关系。具体而言，当 $C_0 = 5.5$ 时，编队飞行能耗达到最小值，但其对应的协同感知精度未达到理想水平；当 $C_0 = 3.5$ 时，协同感知精度已趋于收敛，然而编队飞行能耗远高于其他参数取值下的能耗水平。

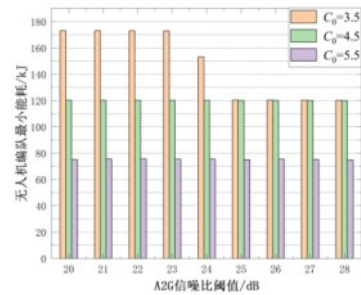


图12 编队在不同条件下的能耗对比

因此，在制定无人机编队最优部署方案的过程中，不应片面追求协同感知精度的提升，而需兼顾感知精度与飞行能耗的协同平衡。在协同感知精度满足预设阈值的前提下，优先保障编队飞行能耗的降低更具工程实践价值。

## 5 结束语

本研究针对AAM中无人机编队协同感知与能耗优化的核心挑战，创新性地提出了融合感知精度

与能耗控制的协同编队方案。通过建立以飞行能耗最小化为目标、以克拉美罗下界和通信信噪比为约束的联合优化模型,基于Lyapunov稳定性理论设计梯度控制算法,实现了满足感知精度要求的最优方位构型求解;同时提出改进势场控制方法,优化斥力生效范围、引入速度动态调节机制、设计补偿力突破局部极小值陷阱,并融合空气阻力物理模型,显著提升了复杂环境下的避障能力与飞行稳定性。仿真结果验证了所提方法在保证协同感知精度阈值的前提下,能有效降低编队飞行能耗,增强抗干扰能力与安全性。尽管当前模型主要基于TOA传感器构建,但这一分析思路为多类型传感器协同感知奠定了理论基础。

#### 参考文献(Reference):

- [1] Mozaffari M, Saad W, Bennis M, et al. A tutorial on UAVs for wireless networks: applications, challenges, and open problems[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2019, 21(3): 2334-2360. doi:10.1109/COMST.2019.2902862.
- [2] Xu S, Doğançay K. Optimal sensor placement for 3-D angle-of-arrival target localization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(3): 1196-1211. doi: 10.1109/TAES.2017.2667999.
- [3] Nguyen N H, Doğançay K. Optimal geometry analysis for multi-static TOA localization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(16):4180-4193. doi:10.1109/TSP.2016.2566611.
- [4] Zhao S, Chen B M, Lee T H. Optimal sensor placement for target localisation and tracking in 2D and 3D[J]. *International Journal of Control*, 2013, 86(10): 1687-1704. doi: 10.1080/00207179.2013.792606.
- [5] Sahu N, Wu L, Babu P, et al. Optimal sensor placement for source localization: a unified ADMM approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(4): 4359-4372. doi: 10.1109/TVT.2022.3146603.
- [6] Pan Z, Zhang C, Xia Y, et al. An improved artificial potential field method for path planning and formation control of the multi-UAV systems[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2022, 69(3): 1129-1133. doi: 10.1109/TCSII.2021.31127862.
- [7] Li H, Zhan Z, Wang Z. Energy-consumption model for rotary-wing drones[J]. *Journal of Field Robotics*, 2024, 41(6):1940-1959. doi:10.1002/rob.22359.
- [8] Zhang J, Campbell J F, Sweeney D C, et al. Energy consumption models for delivery drones: a comparison and assessment[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 90:102668. doi:10.1016/j.trd.2020.102668.
- [9] Figliozzi M A. Lifecycle modeling and assessment of unmanned aerial vehicles (drones) CO<sub>2</sub>e emissions[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2017, 57:251-261. doi: 10.1016/j.trd.2017.09.011.
- [10] Sorbelli F B, Coro F, Das S K, et al. Energy-constrained delivery of goods with drones under varying wind conditions[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(9): 6048-6060. doi:10.1109/TITS.2020.3044420.
- [11] Al-Hourani A, Kandeepan S, Lardner S. Optimal LAP altitude for maximum coverage[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2014, 3(6):569-572. doi:10.1109/LWC.2014.2342736.
- [12] Woods A C, La H M. A novel potential field controller for use on aerial robots[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(4): 665-676. doi: 10.1109/TSMC.2017.2702701.