

无人机数据采集系统中基于动态干扰的轨迹优化方案

朱江, 王彦敏

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对无人机数据采集中的动态干扰问题, 提出一种无人机飞行轨迹实时优化方案。在采集距离有限的情况下, 通过优化无人机飞行轨迹, 使无人机在有限任务时间内的能耗最小。为了规避干扰, 该方案分为初始轨迹规划和在线轨迹优化2个阶段。初始轨迹规划阶段, 不考虑干扰, 根据轨迹成本和转角能耗进行离线规划; 在线轨迹优化阶段, 在初始轨迹基础上, 考虑动态干扰, 设计出基于马尔可夫预测模型的干扰定位算法, 同时还提出干扰势场, 对初始轨迹进行优化。仿真分析表明, 所提方案可以有效改善无人机通信的抗干扰性能, 提高无人机数据采集能力。

关键词: 无人机通信; 动态干扰; 轨迹优化; 数据采集; 马尔可夫预测模型

中图分类号: TN929 **文献标志码:** A

Trajectory Optimization Scheme Based on Dynamic Interference in UAV Data Collection System

ZHU Jiang, WANG Yanmin

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Aiming at the dynamic interference problem in UAV data collection, this paper proposes a real-time optimization scheme for UAV flight trajectory. In the case of limited collection distance, by optimizing the UAV flight trajectory, the energy consumption of the UAV in the limited mission time is minimized. In order to avoid interference, the scheme is divided into two stages: initial trajectory planning and online trajectory optimization. In the initial trajectory planning stage, offline planning is carried out according to trajectory cost and corner energy consumption without considering interference; in the online trajectory optimization stage, on the basis of the initial trajectory, dynamic interference is considered, and an interference localization algorithm based on Markov prediction model is designed and the interference potential field is also proposed to optimize the initial trajectory. Simulation analysis shows that the proposed scheme can effectively improve the anti-interference performance of UAV communication and improve the UAV data collection ability.

Key words: UAV communication; dynamic interference; trajectory optimization; data collection; Markov prediction model

基金项目: 重庆市留创计划创新类资助项目(cx2020059)。

收稿日期: 2023-09-01; 修订日期: 2024-01-16

引言

随着通信技术、计算机技术的不断发展,无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)智能化趋势愈发明显。与传统通信相比,无人机通信在提高网络性能和解决地面网络覆盖范围受限方面有着显著优势^[1]。然而,无人机通信也面临着一些挑战^[2-3]。无人机通信网络易遭受干扰影响,干扰问题逐渐成为阻碍无人机发展的新问题^[4]。

目前,在无人机通信中,国内外研究的干扰大致可以从干扰类型、干扰数量以及干扰状态等角度进行划分。干扰包括蜂窝干扰^[5]、协同干扰^[6]、相邻基站干扰^[4]和干扰机^[7]等。不同类型的干扰源可能具有不同的频率、功率等特性,对无人机通信性能造成的影响也会有所不同。另外,多干扰源的存在会增加通信链路的复杂性,使得干扰定位和通信服务质量更具挑战性^[8]。同时,干扰运动状态也会影响无人机通信的链路质量^[8-11]。例如,文献[8-10]研究了无人机通信中对抗静态干扰的措施。而动态干扰由于其位置和特性会随时间变化,也会对无人机通信性能产生较大影响^[11]。因此,在无人机通信中,抗干扰问题尤为重要。

为了提高通信质量,一些文献已经提出很多成熟的抗干扰方案。传统的抗干扰方法主要以频谱资源作为支撑,比如跳频、扩频和波束形成技术等^[7,12]。但这些方法都无法应用于动态变化的网络频谱场景,这就需要结合 UAV 的优势及飞行特点,通过轨迹域来研究通信抗干扰问题。因此,相关学者通过设计无人机飞行轨迹来确保 UAV 与地面终端(Ground terminals, GTs)的可靠通信^[8-9,13-14]。在文献[13]中,作者通过优化干扰环境下的 UAV 飞行轨迹,最大限度地提高能源效率。在文献[8]中,作者通过联合优化 UAV 水平和垂直轨迹,在有限的飞行周期内最大化最小(平均)期望速率,为概率视距模型下的抗干扰三维轨迹设计提供了新的见解。为了解决地面终端传输范围受限的难题,文献[9]引入了通信飞行走廊(Communication flight corridor, CFC)的概念,研究了 UAV 通过多个传感器节点采集数据的飞行轨迹设计,以保障有效的数据采集。在文献[14]中,为了提高 UAV 在干扰环境中的通信效率,提出了用无线电地图辅助规划 UAV 飞行轨迹。

上述文献的共同点都是在干扰源固定时对抗干扰方案展开的研究。但在实际场景中,获取干扰信息是规划 UAV 飞行轨迹的前提。通常来说,干扰检测技术依赖于接收信号强度(Received signal strength indication, RSSI)^[15]。在干扰定位方面,文献[16]提出了基于压缩感知的定位算法,可实现多个干扰源的空域定位。但这些方法在无人机数据采集时很难被采用,因为通信链路随着无人机位置的变化也在不断改变,并且干扰源位置未知,使得干扰定位以及干扰范围的确定更具挑战性^[11]。

在实际场景中,干扰源运动状态相对 UAV 来说也是未知的,这就造成动态干扰下的无人机通信抗干扰问题难以解决。因此,研究如何对抗动态干扰意义重大。本文考虑了现有网络(例如,相邻基站或干扰机)对无人机通信造成的干扰,并将相应的发射机描述为干扰源。干扰源通过发送与 UAV 通信系统所用频率相同或相近的干扰信号,可以干扰或阻碍 UAV 通信,从而影响其信号的正常传输。针对动态干扰问题,通过优化无人机飞行轨迹来对抗干扰源位置隐蔽性和移动性带来的影响,改善无人机抗干扰性能。以无人机数据采集为应用场景,考虑动态干扰,提出了一种无人机飞行轨迹实时优化方案,并对该方案进行仿真分析。本文主要贡献如下:

(1)提出了一种初始轨迹规划和在线轨迹优化相结合的无人机飞行轨迹实时优化方案。初始轨迹规划是基于无干扰的全局离线规划;在线轨迹优化是基于动态干扰,对初始轨迹的局部调整优化。

(2)针对动态干扰定位问题,设计了基于马尔可夫预测模型的干扰定位算法,初步判断干扰运动状态。

(3)根据干扰模型构建势场函数,并设计了基于干扰势场的速度优化算法,通过优化无人机速度,来实时优化飞行轨迹。

1 系统模型及问题描述

1.1 系统模型

如图1所示,考虑动态干扰下的无人机数据采集场景。其中,无人机在时间 T 内收集完 N 个地面终端的数据后,最终返回到起点。考虑该通信系统的 N 个终端,表示为集合 $N = \{1, 2, \dots, N\}$, 第 n 个地面终端的位置被记作 $s_n = (x_n, y_n, 0)^T, n \in N$ 。此外,还考虑了数据采集过程中的干扰,用 K 表示干扰源数量的集合,表示为 $K = \{1, 2, \dots, K\}$, 第 k 个干扰源的位置为 $w_k = (x_k, y_k, h)^T, k \in K$ 。其中, h 表示动态干扰源的高度。相对于 UAV 来说,干扰源运动状态未知。

由于通信链路受高度影响,无人机飞行过高不利于接收数据;飞行过低易遭受地面小干扰源的攻击。另外,无人机会受到能耗限制,不断改变高度会增加能量消耗^[17]。而且由于考虑动态干扰,无人机高度不断改变会增加算法复杂度,轨迹优化问题不易求解^[18]。因此,综合考虑通信链路需求、能效和算法复杂度,在此模型中,将 UAV 的最小飞行高度设置为大于任务区域内障碍物的高度,无人机飞行高度不变^[9]。如图2所示为图1的 UAV 轨迹俯视图。假设无人机以固定高度 H 飞行,在 t 时刻的轨迹可表示为 $q(t) = (x(t), y(t), H)^T, 0 \leq t \leq T$ 。

1.1.1 信道模型

由于无人机通信链路不断变化,因此采用文献[4]的统计信道模型。第 n 个地面终端与 UAV 间的信道增益 $h_n(t)$ 可以表示为

$$h_n(t) = \sqrt{\alpha_n(t)} \quad (1)$$

式中 $\alpha_n(t)$ 取决于非视距(Non-line-of-sight, NLoS)概率和视距(Line-of-sight, LoS)概率。在 t 时刻为大尺度衰落效应,受外部因素影响,用公式表示为

$$\alpha_n(t) = \begin{cases} a_0 \alpha_0 L_n^{-\beta}(t) & \text{NLoS link} \\ \alpha_0 L_n^{-\beta}(t) & \text{LoS link} \end{cases} \quad (2)$$

式中: a_0 为 NLoS 链路下的衰减因子,取 $a_0 < 1$; α_0 为参考距离处的路径损耗; $\beta \geq 2$ 为路损指数。其中,无人机与第 n 个地面终端的距离表示为

$$L_n(t) = \sqrt{(x(t) - x_n)^2 + (y(t) - y_n)^2 + H^2} \quad (3)$$

因此,无人机与地面终端的 LoS 概率可近似为

$$P_{n, \text{LoS}}(t) = \frac{1}{1 + \lambda \exp(-\mu(\theta_n(t) - \lambda))} \quad (4)$$

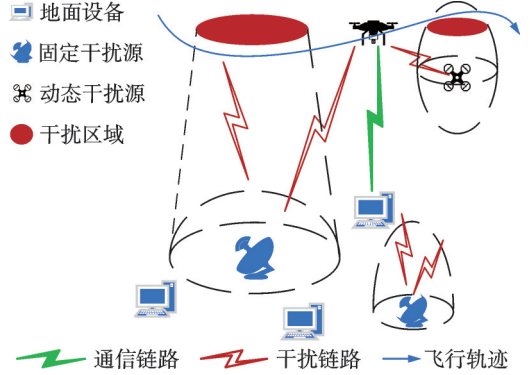


图1 系统模型图

Fig.1 System model diagram

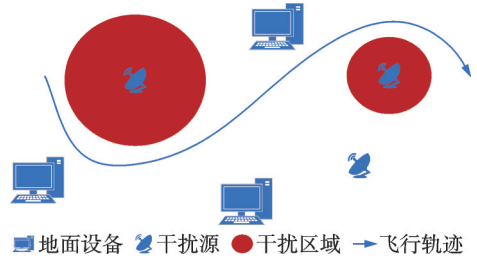


图2 UAV 轨迹二维示意图

Fig.2 Two-dimensional schematic diagram of UAV trajectory

式中:仰角由 $\theta_n(t) = \frac{180}{\pi} \arcsin(H/L_n(t))$ 来计算; λ 和 μ 为外部环境所决定的参数。根据文献[9],将信道增益参数记为 $\varepsilon_0 = P_{n,LoS}\alpha_0 + P_{n,NLoS}\alpha_0\alpha_0$ 。

1.1.2 传输模型

考虑无人机数据采集网络,假设地面终端向无人机全向发射,固定发射功率为 P 、传输带宽为 B 。在 t 时刻时,根据文献[9]的传输模型,可以得到第 n 个地面终端 g_n 到 UAV 的可实现速率 $R_n(t)$ 为

$$R_n(t) = B \log_2(1 + \gamma_n(t)) \quad (5)$$

式中 $\gamma_n(t)$ 为 g_n 到 UAV 的信干噪比(Signal-to-interference noise ratio, SINR),表达式为

$$\gamma_n(t) = \frac{P_n g_n(t)}{\sum_{k=1}^K P_k g_k(t) + \sigma^2} \quad (6)$$

式中: σ^2 为噪声功率, P_n 为 g_n 的发射功率, P_k 为第 k 个干扰源的发射功率。因此,UAV 与干扰源间的信道增益为 $g_k(t) = \varepsilon_0 L_k^{-\beta}(t)$,UAV 与 g_n 间信道增益为 $g_n(t) = \varepsilon_0 L_n^{-\beta}(t)$ 。

为了无人机正常收集数据,必须保证通信链路质量,即 $\gamma_n(t) \geq \gamma_{th}(t)$ 。其中, γ_{th} 为接收信干噪比阈值。

$$I_{n,t} = \begin{cases} 1 & \gamma_n(t) \geq \gamma_{th}(t) \\ 0 & \gamma_n(t) < \gamma_{th}(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $I_{n,t} = 1$ 表示通信链路良好,可以正常接收数据;反之,则不能正常传输数据。

1.1.3 能耗模型

无人机能耗主要包括飞行能耗、悬停能耗和通信能耗。根据文献[19],对于速度为 v 的无人机飞行功率可表示为

$$P(v) = P_0 \left(1 + \frac{3v^2}{U_{tip}^2} \right) + P_i \left(\sqrt{1 + \frac{v^4}{4v_0^4}} - \frac{v^2}{2v_0^2} \right)^{1/2} + \frac{1}{2} d_0 \rho s A v^3 \quad (8)$$

式中: P_0 为悬停时叶型功率; P_i 为诱导功率; v_0 为无人机悬停时的转子诱导速度; U_{tip} 为桨叶速度; d_0 为无人机机身阻力比; A 为转子盘面的面积; ρ 为空气密度; s 为转子的坚固性。飞行能耗取决于飞行速度和加速度,飞行能耗可以建模为

$$E_f(\{T_f + T_c\}, \{q(t)\}) = \int_0^{T_1} P_{acc}(t) dt + \int_0^{T_2} P(\|v(t)\|) dt + \int_0^{T_3} P_{dec}(t) dt \quad (9)$$

式中: T_f 为飞行时间; T_c 为飞行时采集数据所需时间; $v(t) \triangleq \dot{q}(t)$ 为无人机速度; $P(\|v(t)\|)$ 为速度 v 时的飞行消耗功率。式(9)中第一项和第三项分别为加速和减速时能耗。其中, $T_2 = \frac{l - l_{acc} - l_{dec}}{v}$, l_{acc} 与 l_{dec} 分别为加速和减速时的轨迹长度。

悬停能耗主要取决于悬停时间和悬停功率 P_h 。悬停时间主要取决于转向消耗的时间 T_ω 。悬停能耗 E_h 可表示为

$$E_h(T_\omega, \{q(t)\}) = P_h T_\omega \quad (10)$$

无人机转向时需要悬停,悬停时间与转向次数 N_i 和角速度有关,计算如下

$$T_\omega = \sum_{i=1}^{N_i} \frac{\theta_i}{\omega} \quad (11)$$

式中 θ_i 为转向角度。转角能耗 P_i 表示无人机转向角度为 θ_i 时消耗的能量,即一次的悬停能耗 $P_h \frac{\theta_i}{\omega}$ 。

通信能耗与采集时间和采集功率有关,计算如下

$$E_c(T_c, \{q(t)\}) = P_c T_c \quad (12)$$

式中: E_c 为通信能耗; T_c 为采集时间; P_c 为采集数据消耗的功率。与其他能耗相比,通信能耗较小,可以忽略不计^[20]。因此,无人机总能耗近似为

$$E(T, \{q(t)\}) = \int_0^{T_1} P_{acc}(t) dt + \int_0^{T_2} P(\|v(t)\|) dt + \int_0^{T_3} P_{dec}(t) dt + P_h T_\omega + P_c T_c \approx E_f(\{T_f + T_c\}, \{q(t)\}) + E_h(T_\omega, \{q(t)\}) \quad (13)$$

1.1.4 无人机动力模型

无人机在二维坐标系的运动模型可描述为

$$\begin{cases} \dot{x}_u = v_u \cos \varphi \\ \dot{y}_u = v_u \sin \varphi \\ \dot{\varphi} = \omega \end{cases} \quad (14)$$

式中:无人机在二维平面的水平位置为 $[x_u, y_u]^T$,求导后速度为 $[\dot{x}_u, \dot{y}_u]^T$; v_u 为无人机的飞行速度; ω 与 φ 分别为无人机的偏航角速度和航向角^[21]。

1.2 问题描述

如图3所示,无人机在存在动态干扰的数据采集场景中,通过规避干扰,实时优化飞行轨迹,在顺利完成数据采集任务的同时最小化能耗。图3显示了无干扰环境中,对初始轨迹的3种离线规划方案。初始轨迹1和2分别对应UAV经过地面终端中心和通信边缘,初始轨迹3为本文采用的初始轨迹规划方案。初始轨迹3是针对无干扰时的离线轨迹规划算法,考虑轨迹成本和转角能耗,采用蚁群算法和LKH-T算法进行规划。详细的算法原理及步骤将在2.1节作说明。无人机实时飞行轨迹是针对动态干扰环境,对初始轨迹3进行的在线轨迹优化。圆形虚线代表干扰强度等高线。

飞行轨迹优化方案的目标是:在动态干扰环境下,最小化UAV能耗,提高数据采集能力。具体来说,就是通过规避干扰实时优化飞行轨迹,并且满足UAV在每个地面终端采集的最小数据量需求。优化问题为

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{(P1): } \min_{q(t), v} E^{\text{total}} = \min_{q(t), v} E(T, \{q(t)\}) \\ \text{s.t. C1: } \int_t^{t+t_n} I_{n,t} R_n(t) dt \geq Q_{\min}^n \quad \forall n \\ \text{C2: } I_{n,t} \in \{0, 1\} \quad \forall n \in \mathbb{N}, t \in [0, T] \\ \text{C3: } \gamma_{\text{SINR}, n} \geq \gamma_{\text{SINR}, \text{th}} \quad \forall n \in \mathbb{N}, t \in [0, T] \\ \text{C4: } v_{u, \min} \leq \|v_u\| \leq v_{u, \max} \\ \text{C5: } \|\omega\| \leq \omega_{\max} \\ \text{C6: } q(0) = q_s, q(T) = q_e \end{array} \right. \quad (15)$$

式中: $q(t)$ 表示UAV飞行轨迹。C1为干扰环境中的数据量采集任务约束,确保第 n 个终端在 t_n 时间内采集的数据量不小于 Q_{\min}^n 。其中, $R_n(t)$ 为 t 时刻的通信速率;C2为干扰环境中的通信链路质量约束;C3为SINR约束;C4和C5分别为UAV速度约束和航向角

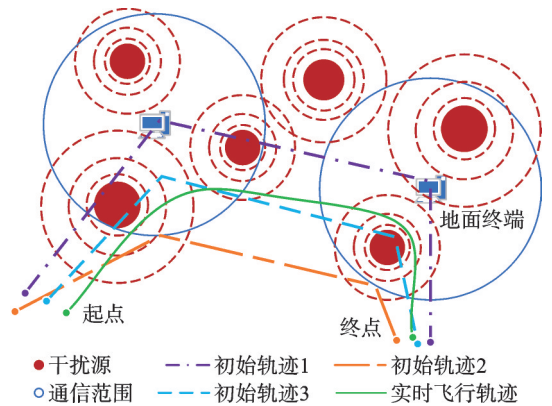


图3 动态干扰环境中的无人机实时飞行轨迹
Fig.3 Real-time flight trajectories of UAV in dynamic interference environments

速度约束;C6为UAV飞行轨迹起始点约束。

2 方案设计

针对动态干扰问题,提出了一种适用于无人机数据采集系统的飞行轨迹实时优化方案。该方案主要分为初始轨迹规划和在线轨迹优化2个阶段。整体方案流程图如图4所示。

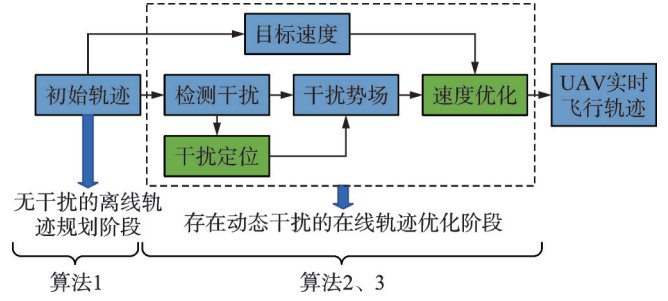


图4 整体方案流程图

Fig.4 Overall scheme flow diagram

2.1 初始轨迹规划

初始轨迹规划是基于无干扰的离线规划。在无干扰环境下,数据采集任务并不直接依赖于与地面设备之间的实时通信传输,通信传输质量对数据采集任务影响较小。因此,该阶段重点关注数据采集任务完成指标,与通信传输质量相关的实时因素放在2.2节进行考虑。

无人机悬停能耗很大程度上受无人机转向角度,即转角影响^[21]。考虑转角能耗规划初始轨迹,并将问题转化为带有邻域的旅行商问题(Traveling salesman problem with neighborhoods, TSPN)^[19]。因此,将该问题定义为有向图 $D(S, E)$ 。其中, $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 表示地面终端位置的集合,对于 s_i 中可悬停点集合用 $s_i = \{b_i^1, b_i^2, \dots, b_i^k\}$, $i = 1, 2, \dots, m$ 表示。 E 表示边集合,每个有向边 $e_{ij}^{xy} \in E$ 都对应一个非负权重 c_{ij}^{xy} 。定义 w_{ij}^{xy} 为

$$w_{ij}^{xy} = \begin{cases} 1 & e_{ij}^{xy} \text{ 在最佳路线中} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

因此,可行轨迹成本可以表示为

$$\sum_{e_{ij}^{xy} \in E} c_{ij}^{xy} w_{ij}^{xy} + \sum_{s_i, s_j \in S} \sum_{b_i^j \in s_i} \sum_{b_j^k \in s_j} \sum_{s_k \in S} \sum_{b_i^j \in s_k} \sum_{e_{jk}^{yz} \in E} p_{ijk}^{xyz} w_{ij}^{xy} w_{jk}^{yz} \quad (17)$$

式中:两项分别为轨迹成本和转角能耗之和, p_{ijk}^{xyz} 表示转角能耗。考虑用角度范围代替转角角度,将轨迹成本全部转化为边的成本。有向图 $D'(S', E')$ 中 $S' = \{s'_1, s'_2, \dots, s'_n\}$ 表示六边形顶点集合, $E' = \{\langle s'_i, s'_j \rangle\}$ 表示有向边集合, c'_{ij} 为权重。定义变量 w'_{ij} ,则初始轨迹规划问题如下

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{(P2): } \min \sum_{\substack{s'_i, s'_j \in S' \\ \langle s'_i, s'_j \rangle \in E'}} c'_{ij} w'_{ij} \\ \text{s.t. C1: } \int_t^{t+t_n} I\{\gamma_{\text{SIR}, n} \geq \gamma_{\text{SIR}, \text{th}}\} R_n(t) dt \geq Q_{\text{min}}^n \quad \forall n \\ \text{C2: } \sum_{s'_i \in S_1} \sum_{s'_j \notin S_1} w'_{ij} = 1 \quad \forall \langle s'_i, s'_j \rangle \in E' \\ \text{C3: } \sum_{s'_i \notin S_1} \sum_{s'_j \in S_1} w'_{ij} = 1 \quad \forall \langle s'_i, s'_j \rangle \in E' \\ \text{C4: } \sum_{s'_i \in S'} w'_{ij} - \sum_{s'_k \in S'} w'_{jk} = 0 \quad \forall \langle s'_i, s'_j \rangle \in E', \langle s'_j, s'_k \rangle \in E' \\ \text{C5: } \sum_{I \in G} \sum_{s'_i \in S_j} \sum_{J \in G} \sum_{s'_j \in S_j} w'_{ij} \geq 1 \quad \forall G \in S \\ \text{C6: } w'_{ij} \in \{0, 1\} \end{array} \right. \quad (18)$$

式中:C1表示无干扰时的数据采集任务约束,C2和C3确保每个终端访问一次,C4保证轨迹不中断,C5避免可行轨迹出现子回路。

蚁群算法和LKH-T算法都是寻找最优路径或解决优化问题的启发式算法。根据蚁群算法确定地面终端访问顺序^[22]。通过将每个地面终端视为一个“城市”,使用蚂蚁在城市之间搜索路径的行为规则。蚂蚁根据信息素浓度、距离等因素进行决策,来确定地面终端的访问顺序。其中,对于任意 $k(k=1,2,\dots,n)$ 来说,其在 t 时刻 i 到 j 的概率 P_{ij}^k 计算如下

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta} & s \in k \\ 0 & s \notin k \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}}$,表示从 i 到 j 转移的可能性; d_{ij} 表示路径长度。随着访问城市数量的增加,集合中元素减少直至0。经过一次迭代后,信息素浓度发生变化。因此,要对其进行更新,规则如下

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} & 0 < \rho < 1 \\ \Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta\tau_{ij}^k \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\tau_{ij}(0) = \tau(0)$; k 在 i 与 j 间释放的信息素用 $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示; $\Delta\tau_{ij}$ 表示信息素之和。

求解访问列表后,当UAV从当前采集区域飞向另一个采集区域时,考虑最佳访问点问题,采用带有转角代价的Lin-Kernighan-Helsgaun(LKH)算法LKH-T求解可行轨迹^[23]。

LKH-T算法大致分为3步:(1)初始解生成;(2)从当前解开始,进行局部搜索,通过交换路径中的两个节点来尝试改进目标函数(轨迹成本与转角能耗之和);(3)迭代更新,直至找到最优解。

LKH-T算法将转角能耗考虑在内,利用轨迹成本与转角能耗之和代替LKH算法中的轨迹成本。通过不断地交换路径中的节点,寻找通信区域内的最佳访问点,求解最优轨迹。

蚁群算法和LKH-T算法在文中用于优化地面终端的访问顺序和UAV的轨迹规划。通过优化访问顺序和最佳访问点,寻找最优轨迹,可以减少UAV飞行轨迹对通信链路的影响,为后续干扰环境下的在线轨迹优化阶段作铺垫。

算法1 无人机数据采集初始轨迹规划算法

输入:地面终端位置

输出:初始轨迹

- (1)//蚁群算法求解访问顺序
- (2)计算轨迹长度,并记录最短轨迹列表
- (3)信息素更新
- (4)判断算法是否满足终止条件
- (5)//最佳访问点
- (6)将可行轨迹的代价记为 $f(T)$
- (7)计算 $f(T)$ //轨迹成本与转角能耗之和
- (8)执行增删操作//不考虑转角能耗
- (9)计算包含转角能耗的 $f(T')$
- (10)若 $f(T') < f(T)$,则 T' 为当前最优轨迹

(11)重复第7步,直至找到最优解

2.2 在线轨迹优化

在初始轨迹规划基础上,考虑动态干扰,对无人机轨迹进行在线优化。无人机进行数据采集时,速度对能耗也产生影响。在干扰环境中,保障数据可以有效传输的情况下,通过优化速度来最大限度地降低能耗,进而实时优化飞行轨迹^[24]。但速度受干扰影响,由于干扰信息未知,需要先判断干扰运动状态。因此,设计了一种基于马尔可夫预测模型的干扰定位算法。在确定干扰模型后,通过设计势场函数,提出速度优化算法。

另外,动态干扰与UAV处于不同高度时,应重点关注干扰区域变化状态对数据采集造成的影响。需要注意的是,若高度差较大,则意味着动态干扰与UAV在空间上的运动轨迹并不会交叉或重叠;但高度差较小时,还应考虑碰撞风险。同理,若两者处于同一高度时,除了考虑干扰区域变化状态之外,还应重点关注碰撞风险。UAV与干扰源的相对距离保持在一定范围之内,确保UAV安全飞行。

2.2.1 基于马尔可夫预测模型的干扰定位算法

如图5所示,将干扰强度大于一定阈值的区域称为严重堵塞区域,其外形通常是不规则的^[25]。为了简化模型,对于发射功率恒定的干扰源来说,二维平面可以近似为圆形包络来解决^[9]。图中红色圆圈指示区域,无人机无法与地面终端正常通信。

无人机飞行过程中,采用能量检测法来检测干扰信息^[26]。 δ 代表门限值,用来判别干扰信号能量,若能量高于 δ 则存在干扰。通过SINR判断干扰源影响程度,将SINR记录在表 $R = \{\gamma(1), \gamma(2), \dots, \gamma(k)\}$ 中,信噪比减小的梯度方向为潜在干扰方向。

$$\text{grad}_\gamma = \frac{\partial M_R}{\partial \Delta x} \mathbf{a} + \frac{\partial M_R}{\partial \Delta y} \mathbf{b} + \frac{\partial M_R}{\partial \Delta z} \mathbf{c} \quad (21)$$

式中 M_R 为SINR不同时刻变化矩阵。

无人机可以获得自身实时位置 $[x_u, y_u]^T$,将SINR梯度方向最小值的坐标记为干扰源中心位置 $[x_j, y_j]^T$ 。因此,UAV与干扰源的水平距离 r_j 可表示为

$$r_j = \sqrt{(x_u - x_j)^2 + (y_u - y_j)^2} \quad (22)$$

无人机可以通过检测干扰强度来大致确定干扰源某一时刻的位置。但是对于动态干扰源来说,移动方向和速度仍然未知。动态干扰源移动过程为随机过程,且下一个状态的概率仅取决于当前状态,与历史状态是条件独立的,满足马尔可夫性^[15]。因此,利用马尔可夫预测模型来预测干扰源运动状态,提高对移动干扰源定位的准确性。

如图6所示,干扰源可能移动状态分别记为 $A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_9$, $A_i \in A, i = 1, 2, \dots, 9$ 。由于图6是对干扰源可能状态的简化模型,无法精确表示干扰状态。为了提高对动态干扰定位的精确性,本文将干扰源运动状态视为马尔可夫过程,结合状态转移概率模型,进行预测和控

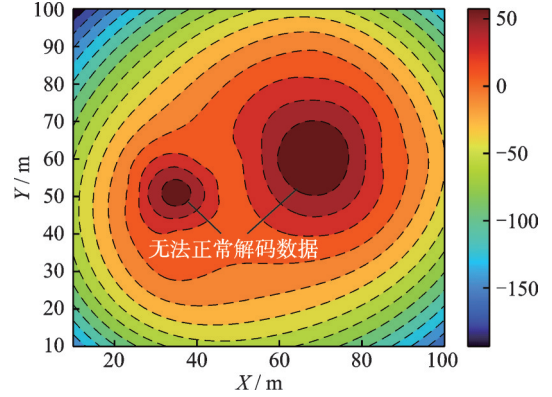


图5 干扰强度示意图

Fig.5 Schematic diagram of interference intensity

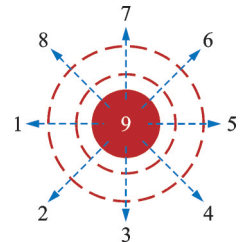


图6 干扰源移动方向示意图

Fig.6 Schematic diagram of interference source movement direction

制。在马尔可夫预测模型中,通过历史数据来估计模型参数,并根据当前状态和上一个状态的转移情况,预测干扰源的下一个状态。一定程度上,提高预测的准确性和实时性,从而更好地应对随机动态干扰。该模型中,利用干扰源历史轨迹数据,预测移动干扰源位置。在统计的数据中,最近数据对预测结果影响较大。因此,考虑了马尔可夫链的 k 阶状态转移矩阵。

$$P^k = P^1 P^{(K-1)} = P^{(K-1)} P^1 \tag{23}$$

$$P^k = (P_1)^k \tag{24}$$

$$P_1 = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{19} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{29} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{91} & p_{92} & \cdots & p_{99} \end{bmatrix} \tag{25}$$

干扰源下一个可能位置的预测值是 $S(t)$,将 $S(t)$ 中最大元素相对应的方向作为预测的干扰源下一个移动方向,然后将相对应的坐标值加到当前位置,得到干扰源下一时刻的预测位置。

$$P_{ij} = \frac{A_{ij}}{\sum_{j=1}^9 A_{ij}} \quad i, j \in 1, 2, \dots, 9 \tag{26}$$

式中 A_{ij} 表示从状态 i 到状态 j 的状态转移序号。当无人机处于干扰势场有效作用区域时,将会获取全部转换数。

$$S(t) = a_1 X(t-1) P^1 + a_2 X(t-2) P^2 + \cdots + a_m X(t-m) P^m + \cdots + a_k X(t-k) P^k \tag{27}$$

式中: t 为当前检测时刻; $(t-m)$ 为第 m 个先验检测时刻; $X(t)$ 为无人机动作矢量,矩阵 P^k 为马尔可夫链 k 阶状态转移概率矩阵, k 为最大预测序数; $a_1, a_2, \dots, a_m, \dots, a_k$ 为权重,表示为

$$a_m = \frac{|r_m|}{\sum_{m=1}^k |r_m|} \tag{28}$$

式中 r_m 为检测时间间隔的自相关系数,表达式为

$$r_m = \frac{\sum_{m=1}^{k-m} U(t)U(t-m)}{\sum_{m=1}^k U^2(t)} \tag{29}$$

式中 $U(t)$ 为UAV当前时刻飞行动作。

2.2.2 基于干扰势场的速度优化算法

在确定干扰模型后,无人机根据干扰状态实时优化飞行速度来优化无人机轨迹,以保证顺利完成采集任务。人工势场(Artificial potential field, APF)是一种进行实时路径规划的虚拟力法^[20]。受人工势场法的启发,提出干扰势场,设计了一种基于干扰势场的速度优化算法。

类比APF构建干扰势场,将干扰强度大于一定阈值的区域划为严重干扰区域。如图7所示,为了简化干扰模型,将大小不同的圆形区域设为干扰区域。

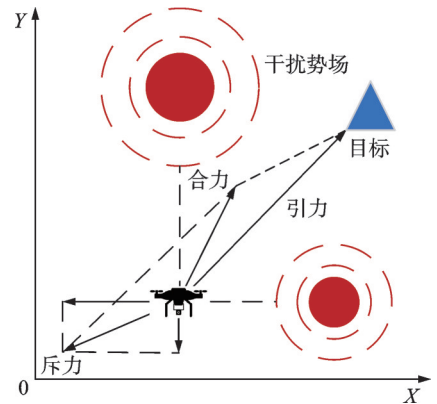


图7 干扰势场原理图

Fig.7 Interference potential field schematic

如图8所示,以干扰源中心作为势场中心。设定干扰势场最大作用半径为 R ,干扰半径为 r 。若UAV与干扰源的高度差在安全范围内, r 为严重干扰半径;若两者处于同一高度或高度差有碰撞风险,则 r 为严重干扰半径和干扰源活动范围半径二者的最大值。当 $r_j \leq R$ 时,干扰势场产生作用。通过优化UAV飞行速度来优化轨迹,进而在干扰环境中完成数据采集任务的同时最小化能耗。当 $r_j \leq r$ 时,无人机易发生数据丢失,导致数据无法正常接收。

在选定干扰模型的基础上,构建干扰势场函数。具体如下:

目标引力场函数 $G_{\text{att}}(s)$ 为

$$G_{\text{att}}(s) = \frac{1}{2} \chi_{\text{att}} \cdot r^2(\mathbf{q}(t), \mathbf{q}_g) \quad r_j \leq R \quad (30)$$

式中: $\mathbf{s} = [x_u, y_u]^T$ 为无人机水平位置, χ_{att} 表示引力增益系数, $r(\mathbf{q}(t), \mathbf{q}_g)$ 表示目标与无人机间的距离。

引力 $F_{\text{att}}(s)$ 是引力场函数负梯度

$$F_{\text{att}}(s) = -\nabla G_{\text{att}}(s) = \chi_{\text{att}} \cdot r(\mathbf{q}(t), \mathbf{q}_g) \cdot \nabla r(\mathbf{q}(t), \mathbf{q}_g) \quad r_j \leq R \quad (31)$$

干扰斥力场 $G_{\text{rep}}(s)$ 函数为

$$G_{\text{rep}}(s) = \frac{1}{2} \chi_{\text{rep}} \cdot \left(\frac{1}{r(\mathbf{q}(t), S_j)} - \frac{1}{R} \right)^2 \quad r_j \leq R \quad (32)$$

式中: χ_{rep} 为斥力增益系数; $r(\mathbf{q}(t), S_j)$ 为UAV与干扰源的距离。将预测干扰源位置放在可能的局部极小点上,可避免局部最小值。则斥力 $F(s) = -\nabla G_{\text{rep}}(s)$,可表示为

$$F(s) = \chi_{\text{rep}} \cdot \left(\frac{1}{r(\mathbf{q}_{\text{curr}}, S_{j, \min})} - \frac{1}{R} \right) \cdot \frac{1}{r^2(\mathbf{q}_{\text{curr}}, S_{j, \min})} \cdot \nabla r(\mathbf{q}_{\text{curr}}, S_{j, \min}) \quad r_j \leq R \quad (33)$$

式中: \mathbf{q}_{curr} 为UAV当前位置, $S_{j, \min}$ 为预测干扰源位置。若存在多个密集干扰源,则无人机同时处于多个干扰势场影响区域。根据可加性原理,有

$$F_{\text{rep}}(s) = \sum_{i=1}^k F_i(s) \quad r_j^i \leq R^i \quad (34)$$

式中 $F_{\text{rep}}(s)$ 与 k 分别为无人机受到的总虚拟排斥力和产生作用的干扰源数量。以 $F_{\text{rep}}(s)$ 作为无人机抗干扰速度 \mathbf{v}_{rep} ,即

$$\mathbf{v}_{\text{rep}} = F_{\text{rep}}(s) = \sum_{i=1}^k F_i(s) \quad r_j^i \leq R^i \quad (35)$$

以 $F_{\text{att}}(s)$ 作为无人机目标速度 \mathbf{v}_{att} ,得到

$$\mathbf{v}_{\text{att}} = F_{\text{att}}(s) = -\nabla G_{\text{att}}(s) \quad r_j \leq R \quad (36)$$

由于能耗限制,速度大小 v_u 与航向角 φ 需满足

$$\begin{cases} v_{u, \min} \leq \|\mathbf{v}_u\| \leq v_{u, \max} \\ |\varphi| \leq \varphi_{\max} \end{cases} \quad (37)$$

$$\mathbf{v} = \mathbf{v}_{\text{rep}} + \mathbf{v}_{\text{att}} = F_{\text{rep}}(s) + F_{\text{att}}(s) = F_{\text{total}}(s) \quad (38)$$

式中 $F_{\text{total}}(s)$ 为无人机受到的总合力。通过联合无人机目标速度与抗干扰速度矢量和,得到无人机实时

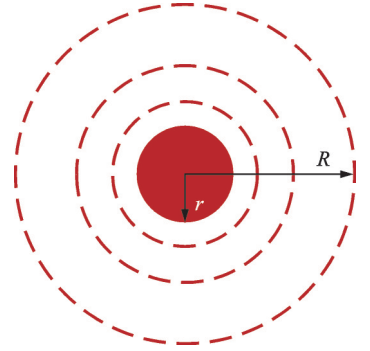


图8 干扰势场示意图

Fig.8 Schematic diagram of interference potential field

飞行速度。无人机飞行速度示意图如图9所示。

算法2 基于马尔可夫预测模型的干扰定位算法

输入: $A_{ij}, i, j \in (1, 2, \dots, 9), U(t), \mathbf{X}(t), \mathbf{q}(t), \delta, [x_u, y_u]^T,$

$[x_j, y_j]^T, r_j$

输出: $\mathbf{S}(t)$ //动态干扰源下一时刻的预测位置

- (1)//初始化 $[x_j, y_j]^T, \mathbf{S}(t)$;
- (2)//检测干扰
- (3)若能量高于 δ , 则存在干扰, 执行步骤4; 反之, 返回步骤2
- (4)//确定干扰区域
- (5)记录 SINR 在表 $\mathbf{R} = \{\gamma(1), \gamma(2), \dots, \gamma(k)\}$
- (6)构建不同时刻变化矩阵 \mathbf{M}_R
- (7) $\text{grad}_\gamma = \frac{\partial \mathbf{M}_R}{\partial \Delta x} \mathbf{a} + \frac{\partial \mathbf{M}_R}{\partial \Delta y} \mathbf{b} + \frac{\partial \mathbf{M}_R}{\partial \Delta z} \mathbf{c}$ //计算局部势场梯度
- (8)更新 $[x_j, y_j]^T$
- (9) $r_j = \sqrt{(x_u - x_j)^2 + (y_u - y_j)^2}$ //干扰半径
- (10)//马尔可夫预测模型预测干扰状态
- (11) $\mathbf{P}_{ij} \leftarrow \frac{A_{ij}}{\sum_{j=1}^9 A_{ij}}, i, j \in 1, 2, \dots, 9$ //状态转移矩阵
- (12) $\mathbf{P}_1 = [p_{ij}]$
- (13)for $b=1, 2, \dots, k$
- (14) $\mathbf{P}^k = (\mathbf{P}_1)^k$ //矩阵乘法
- (15)end
- (16) $r_m \leftarrow \frac{\sum_{m=1}^{k-m} U(t)U(t-m)}{\sum_{m=1}^k U^2(t)}, a_m \leftarrow \frac{|r_m|}{\sum_{m=1}^k |r_m|}$ //影响程度
- (17)更新 $\mathbf{S}(t)$
- (18)判断是否满足终止条件, 若满足, 执行19; 反之, 返回11
- (19)输出 $\mathbf{S}(t)$

算法3 基于干扰势场的速度优化算法

输入: $\mathbf{q}(t), \chi_{\text{att}}, \mathbf{v}_{\text{att}}, \mathbf{v}, G_{\text{rep}}(s), \gamma_{\text{th}}, S_j$

输出: \mathbf{v}

- (1)初始化 \mathbf{v}_{att}
- (2) $G_{\text{rep}}(s) \leftarrow \frac{1}{2} \chi_{\text{att}} \cdot r^2(\mathbf{q}(t), \mathbf{q}_g)$
- (3) $\mathbf{v}_{\text{att}} \leftarrow -\nabla G_{\text{rep}}(s)$ //目标速度
- (4) $\mathbf{v} \leftarrow \mathbf{v}_{\text{att}}$

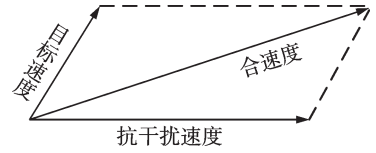


图9 无人机飞行速度示意图
Fig.9 Schematic diagram of flight speed of UAV

(5) 执行算法 1//干扰定位

(6) 若 $\gamma_n(t) < \gamma_{th}$, 则执行步骤 8

(7) 若 $\gamma_n(t) \geq \gamma_{th}$, 执行步骤 13

$$(8) G_{rep}(s) \leftarrow \frac{1}{2} \chi_{rep} \cdot \left(\frac{1}{r(\mathbf{q}(t), S_J)} - \frac{1}{R} \right)^2$$

$$(9) F(s) \leftarrow -\nabla G_{rep}(s)$$

$$(10) F_{rep}(s) \leftarrow \sum_{i=1}^k F_i(s) // \text{多个密集干扰源}$$

$$(11) \mathbf{v}_{rep} \leftarrow F_{rep}(s) // \text{抗干扰速度}$$

$$(12) \mathbf{v} \leftarrow \mathbf{v} + \mathbf{v}_{rep} // \text{合速度}$$

(13) 更新 \mathbf{v}

(14) 输出 \mathbf{v} //输出实时的飞行速度

2.3 实时飞行轨迹

将离线规划和局部动态规划结合起来考虑,以保持在原有轨迹规划的基础上对初始轨迹进行调整优化。

具体来说,无人机可以先执行离线初始轨迹规划,得到全局轨迹。在全局轨迹优化过程中,对局部轨迹进行插值,采用贝塞尔曲线等方法将其与初始轨迹平滑连接^[9]。然后,通过根据实时的数据采集环境信息进行局部在线轨迹优化。在离线的初始轨迹基础上,根据当前干扰状态和环境信息,预测未来一段时间内的干扰运动状态。利用本文所提的干扰定位和速度优化算法在线调整局部轨迹,动态地生成当前 UAV 实时飞行轨迹。根据实时数据进行在线轨迹调整,以满足无人机在干扰环境中的数据采集任务约束和实时性要求,从而实现更高效、更可靠的飞行任务。

3 仿真分析

3.1 仿真参数设置

考虑一个存在多干扰源的 UAV 数据采集场景:设定 1 架无人机和 10 个地面终端,且终端随机分布在 $600 \text{ m} \times 600 \text{ m}$ 的区域。本节通过 MATLAB 平台进行仿真分析,仿真参数如表 1 所示。

3.2 仿真分析

设定 10 个发射功率相同的地面终端,对比不同方案的初始轨迹。如图 10 所示,3 种方案规划轨迹的访问顺序相同。文献[9]采用动态规划来确定地面终端访问顺序。文献[28]采用凸-TSP (Convex-TSP)算法,在通信边缘区域采集数据,两者都没有考虑转角能耗。本文方案考虑转角能耗,规划无人机初始轨迹。

图 11 和图 12 分别为无人机在静态和动态干扰下的在线轨迹优化图。为了更加清晰地观察

表 1 仿真参数^[9,19,27]

Table 1 Simulation parameters^[9,19,27]

参数名	参数描述	取值
$R_{min}/(\text{Mb} \cdot \text{s}^{-1})$	最小通信速率	1
P_n/mW	地面终端发射功率	1 000
B/MHz	信道带宽	2
$\sigma^2/(\text{dBm} \cdot \text{Hz}^{-1})$	噪声功率	-169
β	路损指数	2.6
ϵ_0/dB	路损因子	-45
H/m	UAV 飞行高度	100
$v_{max}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	UAV 最大飞行速度	23
$v_{min}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	UAV 最小飞行速度	18
$\omega_{max}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	最大航向角速度	0.2
χ_{att}	引力增益系数	5
χ_{rep}	斥力增益系数	10

UAV 轨迹变化, 仅取 $200\text{ m} \times 200\text{ m}$ 的局部通信区域。图中红色表示静态干扰, 蓝色表示动态干扰。图 12 中干扰源在移动过程中, 干扰半径从 19 m 变为 9 m 。动态干扰位置从 $(100, 80)$ 变化到 $(175, 150)$ 。无人机起点为 $(10, 10)$, 终点为 $(195, 195)$ 。从图 11 和图 12 可以看出, UAV 飞往终点的过程中, 可实时优化轨迹来规避干扰影响较大的区域, 确保数据采集任务顺利完成。

图 13 为无人机实时飞行轨迹图。UAV 在离线初始轨迹规划基础上, 考虑环境中的静态/动态干扰, 对轨迹进行在线优化。从图中可以看出, 无人机可以根据干扰状态实时优化飞行轨迹。

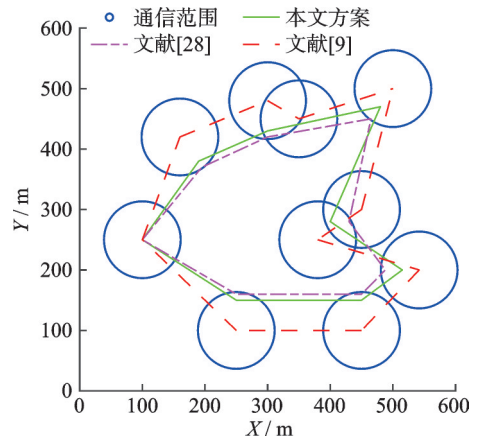


图 10 无人机初始轨迹规划图

Fig.10 Initial trajectory planning diagram of UAV

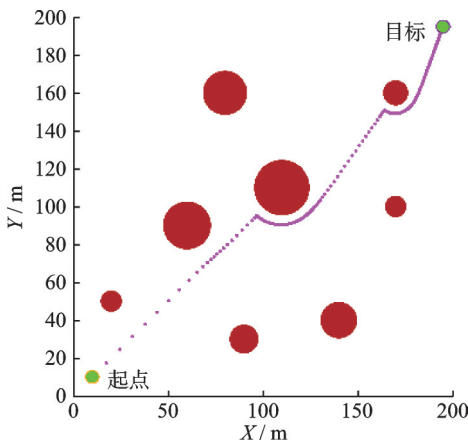


图 11 静态干扰下的在线轨迹优化图

Fig.11 Online trajectory optimization diagram under static interference

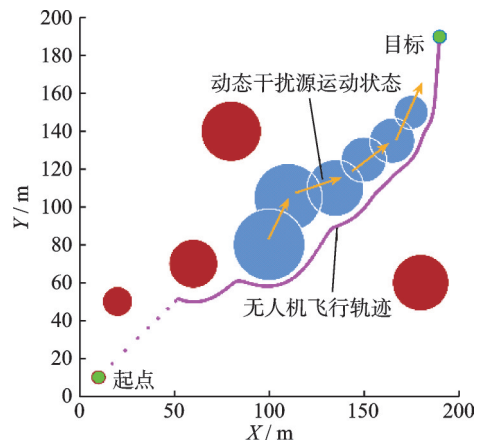


图 12 动态干扰下的在线轨迹优化图

Fig.12 Online trajectory optimization diagram under dynamic interference

图 14 显示了本文所提算法的收敛性能对比图。对比本文方案在有干扰下的轨迹长度。从图中可以看出, 该方案所提算法收敛速度较快, 实时性好。

图 15 为 3 种干扰环境下, 不同方案的轨迹长度对比图。从图中可以看出, 3 种情况下, 文献[10]中轨迹长度最长。这是由于文献[10]采用干扰检测定位规避框架, 仅仅考虑 1 个静态干扰。当存在多个干扰时, 文献[10]方案效果较差。文献[9]通过引入 CFC 约束, 以保证数据采集的链路质量。当仅存在静态干扰时, 由于需要规避干扰, 本文方案轨迹长度略长于文献[9]中轨迹长度。文献[9]方案在仅存在静态干扰时, 效果要稍好于本文方案。但在动态干扰环境下, 本文方案优势较为明显, 轨迹长度相对较短。在动态干扰中, 本文方案通过实时优化飞行轨迹, 在保证数据采集任务完成的情况下, 尽可能地缩短轨迹长度。

图 16 为 3 种干扰环境下, 不同方案的能耗对比图。文献[10]中飞行轨迹可以规避干扰影响, 但在干扰环境中能耗较大。而本文方案在规划飞行轨迹时, 考虑转角能耗规划初始轨迹, 并通过优化速度

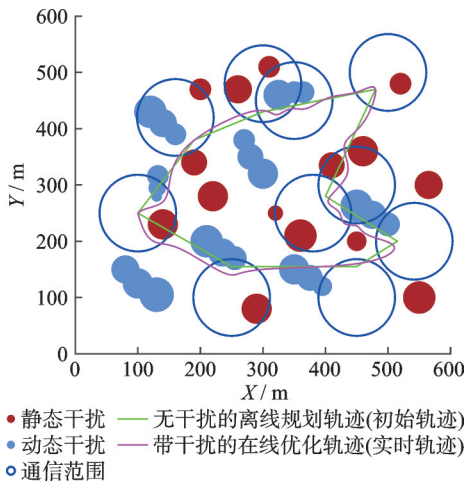


图13 无人机实时飞行轨迹图

Fig.13 UAV real-time flight trajectory diagram

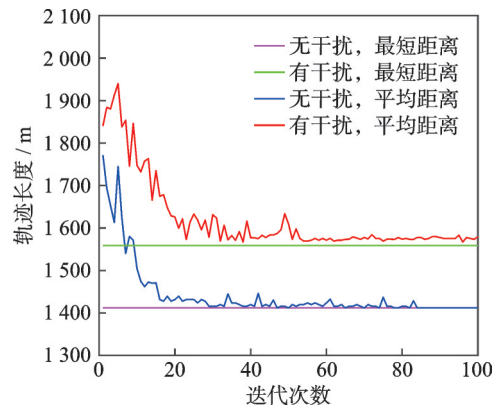


图14 收敛性能对比图

Fig.14 Convergence performance comparison chart

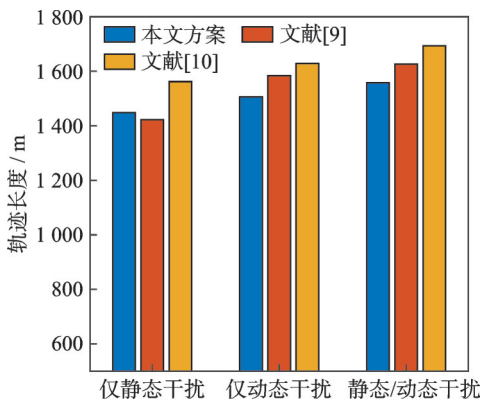


图15 无人机轨迹长度对比图

Fig.15 UAV trajectory length comparison chart

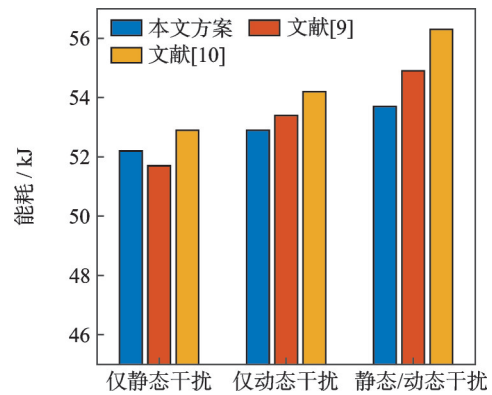


图16 能耗对比图

Fig.16 Comparison chart of energy consumption

优化飞行能耗。从图中可以看出,仅静态干扰存在时,本文方案能耗略高于文献[9]方案。但在动态干扰影响下,本文方案的能耗相对较小。因此,在动态干扰环境中,本文方案明显优于其他两种方案。

图17为3种干扰环境下,针对各个地面终端,不同方案的无人机采集数据量对比。设定UAV在每个地面终端采集的数据量不低于15 Mb/s,就可以完成数据采集任务。从图17可以看出,当仅存在静态干扰时,3种方案采集数据量都位于设定的阈值之上,但文献[10]采集数据量低于其他两种方案。这是由于文献[10]方案适用于单个干扰环境,在多干扰环境下效果相对较差。当存在动态干扰时,文献[9]中地面终端3、地面终端7、地面终端8和地面终端10采集的数据量低于15 Mb/s。这是因为文献[9]方案是针对静态干扰的轨迹规划,在动态变化的干扰环境中,通信链路不断变化,致使出现终端不能满足采集需求的情况。在动态干扰环境下,文献[10]中每个地面终端采集的数据量都低于设定阈值。这说明文献[10]方案不能有效应对动态干扰带来的影响,数据采集能力较差。而本文方案对于每个地面终端都可以满足设定的采集数据量需求,且3种干扰环境下的采集数据量相差不大。这说明本文方案可以有效规避动态干扰影响,提高动态干扰环境中的数据采集能力。

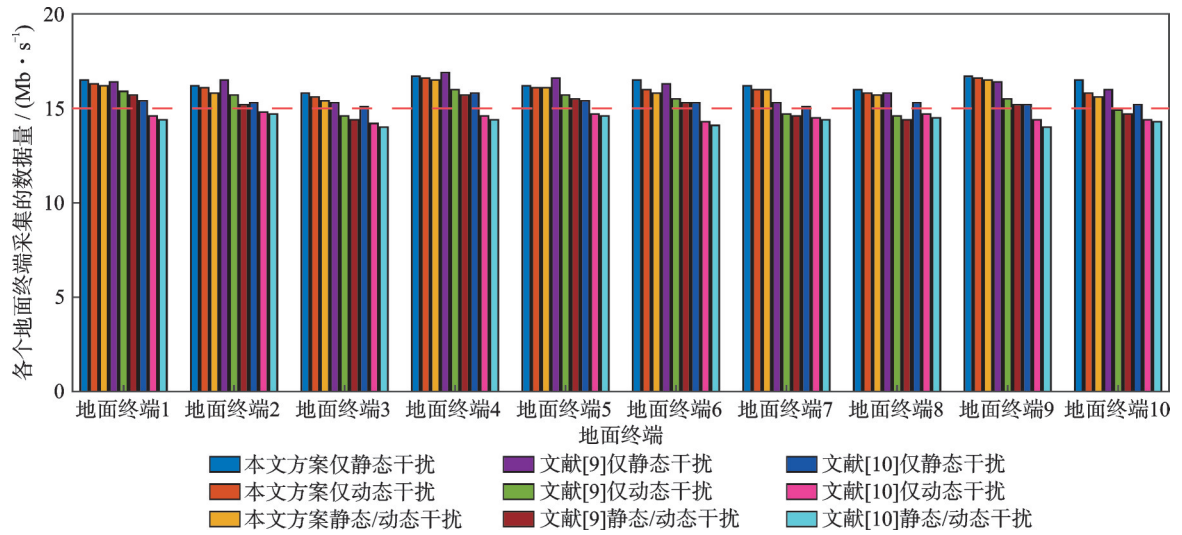


图17 无人机采集数据量对比图

Fig.17 Comparison chart of the amount of data collected by UAV

4 结束语

针对无人机数据采集中的动态干扰问题,提出了一种无人机飞行轨迹实时优化方案。该方案以最小化能耗为目标,引入马尔可夫预测模型和干扰势场来规避干扰影响。通过对动态干扰定位获取干扰信息,构建干扰势场函数来优化速度,以实时优化无人机飞行轨迹。仿真分析表明,所提方案可以有效规避动态干扰影响,改善无人机通信抗干扰性能,提高数据采集能力。动态干扰如果针对飞行轨迹跟随,即智能干扰,该方法仍然具有一定适用性。但是,为了提高对抗智能干扰的性能,在未来的工作中,将考虑多无人机协同工作,来实现信息共享和干扰源的多视角观测。

参考文献:

- [1] MENG K, WU Q, MA S, et al. Throughput maximization for UAV-enabled integrated periodic sensing and communication [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(1): 671-687.
- [2] ADIL M, LIU Y, ABULKASIM H, et al. A systematic survey: Security threats to UAV-aided iot applications, taxonomy, current challenges and requirements with future research directions[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2): 1437-1455.
- [3] KHAN M A, KUMAR N, KHAN W U, et al. Swarm of UAVs for network management in 6G: A technical review[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2023, 20(1): 741-761.
- [4] RAHMATI A. Dynamic interference management for UAV-assisted wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(4): 2637-2653.
- [5] LI P, XIE L, YAO J, et al. Cellular-connected UAV with adaptive air-to-ground interference cancellation and trajectory optimization[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(6): 1368-1372.
- [6] WANG Z, GUO J, CHEN Z, et al. Robust secure UAV relay-assisted cognitive communications with resource allocation and cooperative jamming[J]. Journal of Communications and Networks, 2022, 24(2): 139-153.
- [7] SUN Y, AN K, LUO J, et al. Outage constrained robust beamforming optimization for multiuser IRS-assisted anti-jamming communications with incomplete information[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(15): 13298-13314.
- [8] DUO B, WU Q, YUAN X, et al. Anti-jamming 3D trajectory design for UAV-enabled wireless sensor networks under probabilistic los channel[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(12): 16288-16293.
- [9] WU B, ZHANG B, GUO D, et al. Anti-jamming trajectory design for UAV-enabled wireless sensor networks using communication flight corridor[J]. China Communications, 2022, 19(7): 37-52.

- [10] DUAN B, YIN D, CONG Y, et al. Anti-jamming path planning for unmanned aerial vehicles with imperfect jammer information[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Kuala Lumpur: IEEE, 2018: 729-735.
- [11] LI Z, LU Y, LI X, et al. UAV networks against multiple maneuvering smart jamming with knowledge-based reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(15): 12289-12310.
- [12] YU J, GONG Y, FANG J, et al. Let us work together: Cooperative beamforming for UAV anti-jamming in space-air-ground networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(17): 15607-15617.
- [13] WU Y, YANG W, GUAN X, et al. Energy-efficient trajectory design for UAV-enabled communication under malicious jamming[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(2): 206-210.
- [14] DONG Y, HE C, WANG Z, et al. Radio map assisted path planning for UAV anti-jamming communications[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 607-611.
- [15] MA N, XU K, WEI C, et al. Reinforcement learning-based dynamic anti-jamming power control in UAV networks: An effective jamming signal strength based approach[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(10): 2355-2359.
- [16] 张轶, 翟盛华, 陶海红. 单星多波束天线基于压缩感知的多目标干扰定位[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(7): 1872-1878. ZHANG Yi, ZHAI Shenghua, TAO Haihong. Multi-target interference localization using single satellite multi-beam antenna based on compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(7): 1872-1878.
- [17] LI Y, LIANG W, XU W, et al. Data collection maximization in IoT-sensor networks via an energy-constrained UAV[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(1): 159-174.
- [18] NGUYEN M D, LE L B, GIRARD A. Integrated UAV trajectory control and resource allocation for UAV-based wireless networks with co-channel interference management[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(14): 12754-12769.
- [19] LI M, HE S, LI H. Minimizing mission completion time of UAVs by jointly optimizing the flight and data collection trajectory in UAV-enabled WSNs[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(15): 13498-13510.
- [20] WANG N, LI F, CHEN D, et al. NOMA-based energy-efficiency optimization for UAV enabled space-air-ground integrated relay networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(4): 4129-4141.
- [21] GAO Y, WU Y, CUI Z, et al. Robust trajectory and communication design for angle-constrained multi-UAV communications in the presence of jammers[J]. *China Communications*, 2022, 19(2): 131-147.
- [22] AL-HABOB A A, DOBRE O A, MUHAIDAT S, et al. Energy-efficient information placement and delivery using UAVs[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(1): 357-366.
- [23] MENG K, LI D, HE X, et al. Space pruning based time minimization in delay constrained multi-task UAV-based sensing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(3): 2836-2849.
- [24] LI X, TAN J, LIU A, et al. A novel UAV-enabled data collection scheme for intelligent transportation system through UAV speed control[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(4): 2100-2110.
- [25] SHRESTHA R, ROMERO D, CHEPURI S P. Spectrum surveying: Active radio map estimation with autonomous UAVs[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(1): 627-641.
- [26] SHANG B, LIU L, MAROJEVIC V, et al. 3D spectrum sharing for hybrid D2D and UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(9): 5375-5389.
- [27] XU W, XIANG L, ZHANG T, et al. Cooperative control of physical collision and transmission power for UAV swarm: A dual-fields enabled approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 9(3): 2390-2403.
- [28] HSU Y H, GAU R H. Reinforcement learning-based collision avoidance and optimal trajectory planning in UAV communication networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2022, 21(1): 306-320.

作者简介:



朱江(1976-),男,教授,研究方向:通信理论与技术、信息安全技术等,E-mail: zhujiang@cqupt.edu.cn。



王彦敏(1997-),通信作者,女,硕士研究生,研究方向:无人机通信、抗干扰等,E-mail: 2093768517@qq.com。