

基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法

刘兴光, 周力, 张晓瀛, 陈海涛, 赵海涛, 魏急波

引用本文

刘兴光, 周力, 张晓瀛, 陈海涛, 赵海涛, 魏急波. 基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法[J]. 计算机科学, 2023, 50(9): 311-317.

LIU Xingguang, ZHOU Li, ZHANG Xiaoying, CHEN Haitao, ZHAO Haitao, WEI Jibo. [Edge Intelligent Sensing Based UAV Space Trajectory Planning Method](#). Computer Science, 2023, 50(9): 311-317.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[车联网中基于联邦深度强化学习的任务卸载算法](#)

Task Offloading Algorithm Based on Federated Deep Reinforcement Learning for Internet of Vehicles
计算机科学, 2023, 50(9): 347-356. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220800243>

[基于深度强化学习和无线充电技术的D2D-MEC网络边缘卸载框架](#)

Edge Offloading Framework for D2D-MEC Networks Based on Deep Reinforcement Learning and
Wireless Charging Technology
计算机科学, 2023, 50(8): 233-242. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900181>

[基于状态估计的值分解方法](#)

Value Factorization Method Based on State Estimation
计算机科学, 2023, 50(8): 202-208. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500270>

[基于深度强化学习与程序分析的OJ习题推荐模型](#)

OJ Exercise Recommendation Model Based on Deep Reinforcement Learning and Program Analysis
计算机科学, 2023, 50(8): 58-67. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600260>

[移动边缘计算中基于Stackelberg模型的分布式定价与计算卸载](#)

Stackelberg Model Based Distributed Pricing and Computation Offloading in Mobile Edge Computing
计算机科学, 2023, 50(7): 278-285. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500254>

基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法

刘兴光 周力 张晓瀛 陈海涛 赵海涛 魏急波

国防科技大学电子科学学院 长沙 410073

(liuxingguang20@nudt.edu.cn)

摘要 随着海量用频设备的涌现,无人机执行任务的电磁环境愈加复杂,对无人机认知环境和自主避障能力提出了更高的要求。鉴于此,提出了一种基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法。首先,提出了一个基于边缘智能感知的无人机航迹规划框架,通过边缘服务器、传感器终端和无人机的协同通信与计算,提高无人机的环境感知和自主避障能力;其次,提出了一种基于深度确定性策略梯度(Deep Deterministic Policy Gradient,DDPG)算法优化的人工势场方法,避免无人机航迹规划陷入局部最小值点,同时行能耗;最后,在静态和动态干扰环境中对所提算法进行仿真实验,结果表明,与现有航迹规划方法相比,所提方法可以优化无人机的飞行航迹和传输数据速率,在静态和动态干扰环境中,无人机飞行能耗分别降低 5.59% 和 11.99%,传输速率分别提高 7.64% 和 16.52%,显著提高了无人机的通信稳定性和对复杂电磁环境的适应性。

关键词: 频谱地图;移动边缘计算;航迹规划;人工势场;深度强化学习

中图分类号 TN919.4

Edge Intelligent Sensing Based UAV Space Trajectory Planning Method

LIU Xingguang,ZHOU Li,ZHANG Xiaoying,CHEN Haitao,ZHAO Haitao and WEI Jibo

College of Electronic Science and Technology,National University of Defense Technology,Changsha 410073,China

Abstract With the emergence of a large number of frequency-using equipment, the radio environment for UAVs to perform tasks has become more and more complex, which puts forward higher requirements for UAVs to recognize the situation and autonomous obstacle avoidance. In view of this, this paper proposes a 3D trajectory planning method for UAVs based on side-end collaboration. First, a UAV trajectory planning framework with side-end collaboration is proposed, which can synergistically improve the environment perception and autonomous obstacle avoidance capabilities of UAVs under communication connectivity constraints. Second, it proposes an artificial potential field method based on the deep deterministic policy gradient(DDPG) algorithm to avoid UAVs from falling into local minimum points and optimize UAV flight energy consumption. Finally, by performing simulation experiments in static and dynamic interference environments, compared with other trajectory planning methods, the proposed method can optimize the UAV flight trajectory and transmission data rate, which reduces the flight energy consumption of UAVs 5.59% and 11.99% respectively, and improve the transmission data rate 7.64% and 16.52% in static and dynamic interference environments. The proposed method also significantly improves the communication stability and the adaptability of UAVs to complex electromagnetic environments.

Keywords Radio environment map, Mobile edge computing, Trajectory planning, Artificial potential field, Deep reinforcement learning

1 引言

由于 5G 网络的全球部署以及终端用频设备的爆炸式增长,无人机作业时不仅要规避空间障碍,还要避免频段干扰以便可以保持通信功能,其所面临的环境具有障碍(干扰)密集型、动态性和不确定性的特点。复杂障碍环境对无人机的飞行安全带来了极大的挑战,同时也对无人机的自主控制能力提出了更高的要求。认知复杂的障碍环境和提高无人机自主

避障能力成为研究难题。

频谱地图(Radio Environment Map,REM)是认知复杂电磁环境的重要工具,它结合地理地形坐标、通信政策规则、电磁频谱环境参数等相关信息从时间、频率、空间和功率等多维对电磁环境进行描述^[1]。频谱地图可以辅助无人机认知空间和频段环境,高效地进行航迹规划或者实时避障。文献[2]提出了一种三维频谱地图辅助的无人机航迹规划方法,通过将空间的三维地图和无线电传播模型相结合,辅助无人机设计

到稿日期:2022-08-02 返修日期:2022-10-10

基金项目:国家自然科学基金(62171449)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62171449).

通信作者:周力(zhouli2035@nudt.edu.cn)

一条保持蜂窝连接的航迹。文献[3]考虑了边缘网络场景中无人机通过视觉和通信之间相互作用构建频谱地图,辅助实现在线航迹规划。文献[4]提出了一种使用全局和局部地图信息辅助无人机航迹规划的方法,通过将环境的压缩全局地图与显示无人机附近的裁剪但未压缩的局部地图相结合来辅助无人机航迹规划。这种采用全局和局部地图信息进行无人机航迹规划的方法给予了我们启发。在航迹规划中,通常远处的特征会引导一般的方向决策,而近距离的特征则会引导更精确的即时控制,如避免碰撞。因此,传递给无人机的远处物体的详细程度一般可低于近处物体。无人机关注区域压缩版本的全局地图可通过边缘服务器将地图上所有对象的一般信息提供给无人机,而局部地图未经过压缩但是可将地图裁剪为仅显示无人机邻域的细节信息。

当前频谱地图的构建算法复杂度较高,无人机的计算能力难以满足频谱地图构建的实时性。随着边缘计算的快速发展,无人机终端的计算任务可以就近卸载到网络边缘服务器上,提高频谱地图的构建效率。同时,通过分发压缩的全局频谱地图和剪裁的局部频谱地图可以减少通信带宽消耗,降低频谱地图分发时延。

目前,针对无人机的航迹规划方法主要分为基于模型预测控制的方法^[5]、A*及其改进算法^[6-7]、基于优化算法^[8-9]和基于随机规划的方法^[10]。然而这几种方法是针对2维航迹规划的,扩展到三维航迹规划之后计算量将呈爆炸式增长,并且将环境离散化之后生成的航迹平滑性较差,需要采用额外的平滑算法进行优化,增加了航迹规划算法复杂度。文献[11]中首次提出了人工势场(Artificial Potential Field, APF)方法,该方法采用了物理中力场的概念,目标点对无人机产生“引力”,障碍物对无人机产生“斥力”,最后通过求合力来控制无人机的运动。这种方法计算复杂度低,航迹相对平滑,适用于三维航迹规划。然而这种方法会使无人机在某些位置陷入局部极小点,甚至会进入障碍物内部。目前已经进行了很多研究来改进人工势场方法。文献[12-14]通过改进吸引势场和排斥势场函数来解决传统人工势场方法中局部极小点和目标不可达的问题。文献[10]采用快速随机树(Rapid Random Tree, RRT)算法、文献[15]采用启发式算法对人工势场方法进行优化,在缓解人工势场方法局部极小点问题的同时平滑航迹。

为了提高无人机环境感知和自主避障能力,本文提出了一种基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法,由部署在边缘网络中的物联网传感器采集空间中的频谱数据,边缘服务器收集频谱数据并构建全局频谱地图,分发压缩的全局频谱地图为无人机预规划一条航迹。当检测到干扰进入无人机的安全范围内,为无人机分发裁剪但未压缩的详细局部地图,然后部署在无人机上的基于深度确定性策略梯度算法(Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG)优化的人工势场方法根据频谱地图进行实时避障。本文的主要工作如下:

1)提出了一种边缘智能感知的无人机航迹规划框架,通过边缘服务器、传感器终端和无人机的协同通信与计算,提高无人机的环境感知和自主避障能力。

2)提出了一种基于DDPG深度强化学习算法优化的

人工势场方法,通过调整人工势场方法中干扰对无人机的排斥系数,改变斥力势场,避免无人机陷入局部最小值点,同时优化无人机飞行的能耗。

3)分别在静态和动态干扰环境中仿真,结果表明所提方法可以有效规避干扰,保持通信链接稳定性,降低无人机飞行的能耗。

2 系统模型和问题表述

2.1 网络模型

本文考虑了一个边缘网络场景,如图1所示,网络中部署了一个带有边缘服务器的基站,以及若干带有感知功能的传感器设备,如无人机、固定监测站、车载接收机、手持式频谱仪等。无人机从出发点飞向目标点,穿过城市建筑区域和电磁干扰区,同时还要与基站保持通信链接。

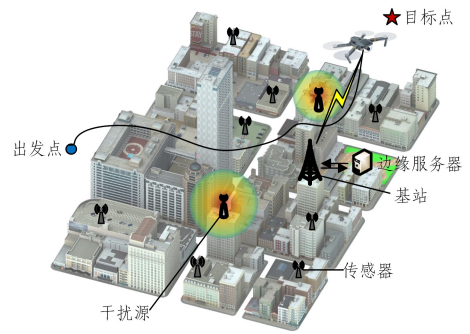


图1 边缘网络场景

Fig. 1 Edge network scenario

本文提出了一种边缘智能感知的无人机航迹规划框架,如图2所示。在复杂的电磁环境中部署具有感知功能的无人机、固定监测站、车载接收机、手持式频谱仪等传感器设备采集三维空间中的频谱数据并上传至边缘服务器。边缘服务器根据采集的频谱数据使用克里金插值算法对未知的区域进行插值,构建出高精度的频谱地图。然而,在复杂的电磁环境中,空间频谱资源和网络可用带宽受限,如果直接传输高精度的频谱地图会给通信网络带宽带来极大的负担,造成较高延迟,可能会导致无人机受到强烈的突发电磁干扰而失去通信。为此我们提出了发送低精度的全局频谱地图和高精度的局部频谱地图两种方式。

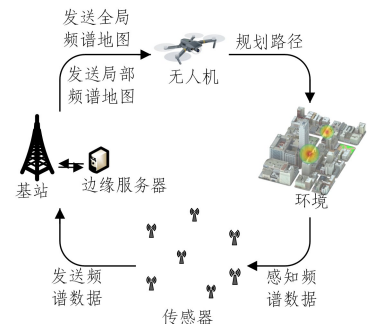


图2 边缘智能感知框架

Fig. 2 Framework of edge intelligent sensing

边缘服务器在无人机出发前根据收集的频谱数据进行低精度的频谱数据插值,初步确定电磁干扰和空间障碍位置,

发送给无人机压缩的全局频谱地图。当出现突发干扰或者动态障碍时,由边缘服务器向无人机实时分发高精度的局部频谱地图,无人机根据干扰或者障碍的威胁程度和边界进行实时避障。低精度的全局频谱地图和高精度的局部频谱地图如图3所示。由于在构建全局频谱地图时只进行了低精度的插值,所以只能确定电磁干扰的大致位置分布,而局部频谱地图进行更为精细的插值,可以为无人机提供干扰源的辐射强度、辐射范围、干扰边界等信息。

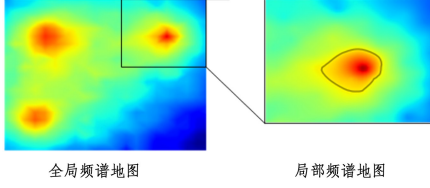


图3 全局和局部频谱地图

Fig. 3 Global REM and local REM

2.2 通信模型

基站与无人机之间基于自由空间损耗模型的数据传输速率可以表示为^[16]:

$$R_t = W \log_2 \left(1 + \frac{h_{u,BS} Pow_s}{\sum_{i=1}^N h_{u,i} Pow_i + \sigma} \right) \quad (1)$$

其中, W 为信道带宽, Pow_s 为基站的发射功率, Pow_i 为干扰的发射功率, σ 为环境中的高斯白噪声功率。 $h_{u,BS}$ 和 $h_{u,i}$ 分别为无人机与基站之间、无人机与干扰源之间的信道增益,可以表示为:

$$h_{u,BS} = \frac{g_0}{d^2(p, p_{BS})} \quad (2)$$

$$h_{u,i} = \frac{g_0}{d^2(p, p_i)} \quad (3)$$

其中, g_0 为1W的发射功率在1m的参考距离处的接收功率, $d(p, p_{BS})$ 和 $d(p, p_i)$ 分别表示无人机到基站和干扰源之间的欧氏距离。

2.3 改进人工势场模型

文献[13]提出了一种改进人工势场模型。假设无人机的速度为 V ,从当前位置 p 飞向目标点 $p_g = (x_g, y_g, z_g)$ 。目标点对无人机的引力势场可以表示为:

$$U_{att} = \frac{1}{2} \delta d^2(p, p_g) - \alpha / d(p, p_g) \quad (4)$$

其中, δ 是吸引系数, α 为引力场中的修正系数。

目标点对障碍物的吸引力可以由吸引势场的梯度得到:

$$\mathbf{F}_{att} = \nabla U_{att} = \delta d(p, p_g) + \alpha / d^2(p, p_g) \quad (5)$$

无人机当前位置受到 K 个排斥势场影响,为防止无人机进入干扰内部,引入了安全半径系数 β 。第 k 个干扰对无人机的斥力势场可以表示为:

$$U_{k,rep} = \begin{cases} \frac{1}{2} \eta_k \left(\frac{1}{d(p, p_k) - \beta r_k} - \frac{1}{D} \right)^2, & d(p, p_k) < D \\ 0, & d(p, p_k) > D \end{cases} \quad (6)$$

其中, η_k 是干扰 k 的排斥系数, r_k 是根据无人机的接收信号信干比阈值设定的干扰威胁半径, D 为排斥势场的作用范围。

斥力可以由斥力势场的负梯度得到:

$$\mathbf{F}_{k,rep} = -\nabla U_{k,rep} = \eta_k \left(\frac{1}{d(p, p_k) - \beta r_k} - \frac{1}{D} \right) \frac{1}{d(p, p_k)^2} \quad (7)$$

无人机在当前位置受到的合力矢量为:

$$\mathbf{F}_{sum} = \mathbf{F}_{att} + \sum_{k=1}^K \mathbf{F}_{k,rep} \quad (8)$$

其中, \mathbf{F}_{att} 为引力矢量, $\mathbf{F}_{k,rep}$ 为第 k 个干扰对无人机的斥力矢量,无人机在合力矢量的作用下飞行规避干扰。合力与水平面的夹角称为爬升角 α ,在水平面与 x -轴的夹角称为偏航角 β ,无人机飞行的最小步长为 l ,则无人机当前时刻位置 p_t 可以由前一时刻的位置 p_{t-1} 得到:

$$p_t = p_{t-1} + l_t \cdot \begin{pmatrix} \cos \Delta \alpha_t & 0 & 0 \\ 0 & \cos \Delta \alpha_t & 0 \\ 0 & 0 & \sin \Delta \alpha_t \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos \Delta \beta_t \\ \sin \Delta \beta_t \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

无人机在飞行过程中做升降飞行的能耗代价大于平面飞行的代价,无人机的飞行能耗可以表示为^[17]:

$$E_t^f = \lambda l_t \sin \Delta \alpha_t + (1 - \lambda) l_t \cos \Delta \alpha_t \quad (10)$$

其中, $0.5 < \lambda < 1$ 是做升降飞行消耗能量的权重。

2.4 问题描述

本文的目标是在考虑到无人机的自身性能、电磁干扰和通信约束的条件下,通过调整人工势场模型中干扰对无人机的排斥系数,优化无人机的飞行航迹,使无人机的飞行能量消耗最小。基于以上通信模型和改进人工势场航迹规划模型,无人机飞行所消耗的能量可建模为:

$$\min_{\eta_k} E = \int_0^T E_t^f dt$$

$$\begin{aligned} C1: & \eta_k \in [1, 5], k \in \{1, 2, \dots, K\} \\ C2: & R_t > R_{min} \\ C3: & E < E_{max} \\ C4: & \begin{cases} \alpha_t' = \alpha_t, & |\alpha_t - \alpha_{t-1}| < \alpha_{max} \\ \alpha_t' = \alpha_{t-1} + \alpha_{max}, & \alpha_t - \alpha_{t-1} > \alpha_{max} \\ \alpha_t' = \alpha_{t-1} - \alpha_{max}, & \alpha_t - \alpha_{t-1} < -\alpha_{max} \end{cases} \\ C5: & \begin{cases} \beta_t' = \beta_t, & |\beta_t - \beta_{t-1}| < \beta_{max} \\ \beta_t' = \beta_{t-1} + \beta_{max}, & \beta_t - \beta_{t-1} > \beta_{max} \\ \beta_t' = \beta_{t-1} - \beta_{max}, & \beta_t - \beta_{t-1} < -\beta_{max} \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

其中, E 为无人机航行过程中的能量消耗;C1表示 η_k 的取值范围;C2是确保基站与无人机之间的数据传输速率满足频谱地图分发的最低速率要求, $R_t < R_{min}$ 意味着无人机与基站失去通信;C3表示无人机航行所消耗的能耗不能超过无人机所携带的能量;C4和C5表示无人机的爬升角和偏航角的变化不超过 α_{max} 和 β_{max} ,以及经过动力学约束后的爬升角和偏航角分别为 α_t' 和 β_t' 。

文献[10]采用快速随机树算法探索一系列节点引导无人机向靠近目标点的方向飞行,但是使用快速随机树算法会导致航迹的平滑性较差。文献[15]采用启发式算法改进人工势场方法局部最小点的问题,然而这种方法在面对复杂障碍物时无法进行有效的避障,同时无法解决无人机空间航迹规划

问题。因此,本文提出了一种深度强化学习方法来优化人工势场方法中排斥势场的排斥系数,在改进局部最小点的同时优化无人机飞行能耗。

3 基于 DDPG 的改进人工势场航迹规划算法

根据上述的目标函数,本文提出一种基于 DDPG 的深度强化学习算法对人工势场方法中各干扰排斥势场中的排斥系数进行优化。

本文所提模型中的动作空间是连续变量,常用来处理连续动作空间的深度强化学习方法为策略梯度算法,例如深度确定性梯度算法(DDPG)在文献[18]中被用来优化无人机的动态部署,提高无人机通信网络的吞吐量。DDPG 算法中共使用了 4 个神经网络:动作现实网络 $\mu(s|\theta_\mu)$ 、动作目标网络 $\mu'(s|\theta_{\mu'})$ 、评价现实网络 $Q(s,a|\theta_Q)$ 和评价目标网络 $Q'(s,a|\theta_{Q'})$ 。两个现实网络的参数 θ_μ 和 θ_Q 由随机初始化得到,两个目标网络的初始化网络参数与现实网络相同,随后渐变更新参数,如图 4 所示。

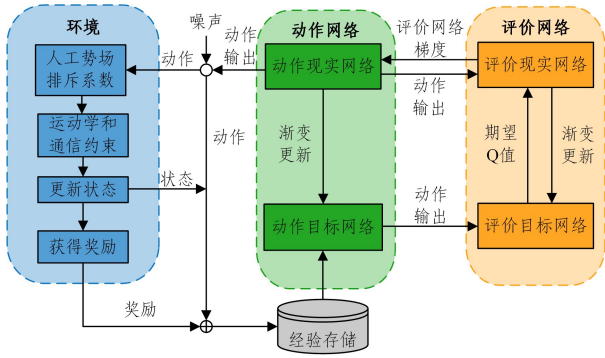


图 4 所提算法框架

Fig. 4 Framework of the proposed algorithm

在 t 时刻根据干扰和训练环境得到观测状态 s_t , 定义如下:

$$s_t = [\Delta L_{t,k}, \Delta L_{t,p_g}, R_t, \alpha_t, \beta_t] \quad (12)$$

其中, $\Delta L_{t,k}$ 为无人机到干扰 k 的距离向量; $\Delta L_{t,p_g}$ 是无人机当前位置到目标点位置 p_g 的距离向量; R_t 为观测的无人机在当前时刻的数据传输速率, 以免无人机受到干扰失去通信。观测无人机的爬升角和偏航角 α_t 和 β_t , 使得无人机满足运动学约束, 同时计算无人机的能耗。

然后动作现实网络根据无人机从环境中观测的状态选择一个动作输出 a 。

$$a = [\eta_1, \eta_k, \dots, \eta_K] \quad (13)$$

其中, $[\eta_1, \eta_k, \dots, \eta_K]$ 为排斥势场中各干扰的排斥系数。

在 a 中加入噪声以增加动作空间的探索性。

$$a_t = \mu(s_t | \theta_\mu) + \pi_t \quad (14)$$

其中, $\mu(s|\theta_\mu)$ 为动作现实网络的输出, π_t 为噪声, a_t 是无人机在 t 时刻要执行的动作。

根据无人机执行的动作, 得到即时奖励 r_t 和下一时刻的状态 s_{t+1} :

$$r_t = -\frac{d(p_t, p_g)}{d(p_0, p_g)} \quad (15)$$

其中, $d(p_t, p_g)$ 为当前位置 P_t 到目标点 P_g 的距离, $d(p_0, p_g)$ 表示出发点 P_0 到目标点 P_g 的距离。

状态转移过程 $\{s_t, a_t, r_t, s_{t+1}\}$ 存入经验存储区 \mathcal{B} 中, 然后利用动作目标网络的动作输出和评价目标网络的 Q 值计算期望 Q 值 Q_t^* 。

$$Q_t^* = r_t + \gamma Q'(s_{t+1}, \mu'(s_{t+1} | \theta_{\mu'}) | \theta_{Q'}) \quad (16)$$

将 Q_t^* 与评价现实网络的输出 Q 值的均方差作为损失函数计算评价现实网络的梯度, 并使用梯度策略更新两个现实网络参数, 根据现实网络参数渐变更新目标网络参数。该算法的详细步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于 DDPG 的改进人工势场航迹规划算法

1. 初始化: 随机初始化动作现实网络参数 θ_μ 和评价现实网络参数 θ_Q , 初始化动作目标网络参数和评价目标网络参数 $\theta_{\mu'} \leftarrow \theta_\mu, \theta_{Q'} \leftarrow \theta_Q$, 初始化缓存区 \mathcal{B}
2. For $k=1$ to EPISODE do
3. 初始化无人机位置, 状态 s_0 ;
4. For $t=1$ to T do
5. 观测状态 s_t , 并执行加入噪声探索的动作 a_t ;
6. 观察下一状态 s_{t+1} 和奖励 r_t , 转移样本 (s_t, a_t, r_t, s_{t+1}) 存入经验池 \mathcal{B} ;
7. $s_t = s_{t+1}$
8. 从 \mathcal{B} 中随机抽取小批量样本集 Z ;
9. For (s_j, a_j, r_j, s_{j+1}) in Z do
10. If 转移终止 then 设置 $y_j = r_j$;
11. Else 设置 $y_j = r_j + \gamma Q'(s_{j+1}, \mu'(s_{j+1} | \theta_{\mu'}) | \theta_{Q'})$;
12. 通过最小化损失函数 $L = \frac{1}{Z} \sum_j (y_j - Q(s_j, a_j | \theta_Q))^2$ 更新评价现实网络;
13. 通过策略梯度更新动作现实网络 $\nabla_{\theta_\mu} J \approx \frac{1}{Z} \sum_j \nabla_{\theta_\mu} Q(s_j, a_j | \theta_Q) \nabla_{\theta_\mu} \mu(s_j | \theta_\mu)$;
14. 渐变更新两个目标网络 $\theta_{Q'} \leftarrow \tau \theta_{Q'} + (1 - \tau) \theta_Q, \theta_{\mu'} \leftarrow \tau \theta_{\mu'} + (1 - \tau) \theta_\mu$;
15. End for
16. End for

4 仿真结果

4.1 参数设置

本文根据大疆无人机 M300 和 PortaPack H1 无线电传感器的性能参数进行了仿真实验。在 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的三维空间中, 无人机从起飞点 $(0, 10, 20)$ 到目标点 $(100, 70, 60)^{[13]}$, 途经多个抽象为球体、圆柱和圆锥的障碍物和干扰。带有边缘服务器的基站部署在 $(50, 50, 0)$ 的位置, 基站的发射功率为 1 W , 干扰源的发射功率为 $100\text{ mW}^{[19]}$ 。低分辨率的全局频谱地图约为 $14\text{ Mbit}(1280 \times 720)$ 像素, 每个像素值大小为 $16\text{ bit}^{[20]}$, 剪裁的高分辨率局部频谱地图约为 $8\text{ Mbit}(1/4 \times 1920 \times 1080)$ 像素, 每个像素值大小为 16 bit , 最小数据传输速率 R_{\min} 设为 10 Mbit/s , 信道带宽为 20 MHz 。无人机最大爬升角 $\alpha_{\max} = 10^\circ$, 最大偏航角 $\beta_{\max} = 10^\circ$, 最小步长 $l = 1\text{ m}^{[13]}$ 。DDPG 强化学习算法折扣因子 γ 为 0.99 , 缓存区大小 $\mathcal{B} = 1 \times 10^6$, 抽样大小 $Z = 512^{[21]}$ 。使用静态和动态两个

环境对所提方法进行测试,仿真参数如表 1 所列。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	参数值
基站的发射功率 P_{ow_s}/W	1
干扰源的发射功率 $P_{\text{ow}_i}/\text{mW}$	100
最小数据传输速率 $R_{\text{min}}/(\text{Mbit/s})$	10
信道带宽 W/MHz	20
最小步长 l/m	1
最大爬升角 α_{max}	10°
最大偏航角 β_{max}	10°
折扣因子 γ	0.99
经验存储区 β	1×10^6
抽样样本 Z	512

4.2 结果分析

在仿真实验中,将所提基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法(边缘智能感知方案)与依靠无人机自主避障而没有分发频谱地图的方法(自主避障方案)进行对比,仿真结果如图 5 所示。所提边缘智能感知方案的无人机在航行过程中与基站保持较高的数据传输速率,平均传输速率为 34.38 Mbit/s。而自主避障方案由于没有基站分发的频谱地图,无法对干扰分布有全面的认识,不能规划出较优的航迹来规避干扰,因此无人机与基站之间的数据传输速率较低,平均传输速率为 28.51 Mbit/s,甚至在某些位置低于传输速率正常通信的阈值,失去与基站之间的通信连接。

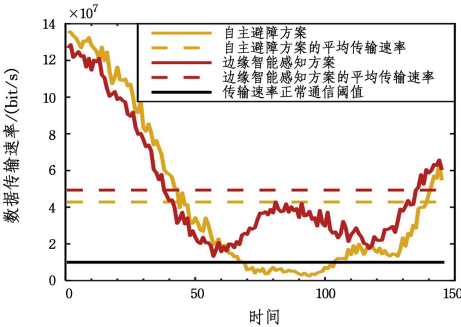


图 5 数据传输速率对比

Fig. 5 Comparison of data transmission rate

为了评价所提 DDPG 优化的 APF 算法 (DDPG-APF 方案) 的性能,我们将其与无优化的 APF 方法 (APF 方案) 和基于 RRT 优化的 APF 方法^[10] (RRT-APF 方案) 进行对比,并且分别在全局频谱地图静态规划和使用局部频谱地图实时动态规划两种环境下进行测试。

在静态环境中部署了地面上的球体、圆柱体和圆锥的静态地面障碍以及抽象为球体的空中频域静态干扰源。基于边缘智能感知的框架,由传感器感知频谱态势,将频谱数据发送给边缘服务器,边缘服务器收集频谱数据并构建全局频谱地图,部署在无人机上的航迹规划算法根据压缩后的全局频谱地图进行航迹规划。

如图 6 所示,3 种方案都可以根据全局频谱地图为无人机规划一条无碰撞航迹,然而由于 APF 方案没有对 APF 模型的排斥系数和传输速率进行优化,在绕行障碍物时

规划的航迹较远,并且经过频域干扰密集区域,与基站之间的数据传输速率较低,平均传输速率为 49.68 Mbit/s,在某些位置失去正常通信,如图 7 所示。而 RRT-APF 方案和 DDPG-APF 方案规划的航迹较短,同时可以与基站保持较高的数据传输速率,RRT-APF 方案的平均传输速率为 74.06 Mbit/s,DDPG-APF 方案的平均传输速率为 79.61 Mbit/s,比 RRT 优化的 APF 方案提高了 7.64%。

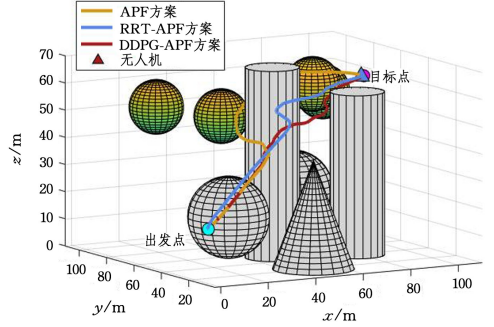


图 6 静态航迹规划

Fig. 6 Trajectory planning in static environment

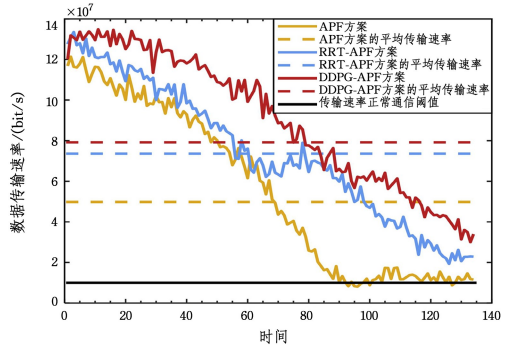


图 7 静态环境数据传输速率对比

Fig. 7 Comparison of data transmission rate in static environment

在动态环境中设置的空中的频域干扰源为动态的,边缘服务器检测到无人机安全范围内出现障碍或者干扰后,为无人机分发剪裁的高精度频谱地图,部署在无人机上的航迹规划算法根据频谱地图实时避障。

如图 8(a) 所示,在运行到 $t=60$ 时,3 种方案的无人机遇到第一个动态球体干扰源,3 架无人机选择不同的方向绕行球体干扰。随后遇到圆柱体障碍物 ($t=90$),RRT-APF 方案和 DDPG-APF 方案选择从两个圆柱体中间穿行,APF 方案则从最右侧绕行。从整体来看(见图 8(c)),3 种方法都可以有效规避障碍和干扰,但 APF 方案相对比较保守,它从最右侧规避所有的障碍和干扰,而两种深度强化学习方案通过学习,在规避障碍和干扰的同时优化了航迹长度。

在动态环境中,3 种方案的数据传输速率如图 9 所示。其中,所提 DDPG-APF 方案的平均传输速率为 81.89 Mbit/s,RRT-APF 方案的平均传输速率为 70.28 Mbit/s,所提方案在动态环境中的数据传输速率比 RRT-APF 方案提高了 16.52%。APF 方案的平均传输速率为 91.35 Mbit/s,其虽然能保持较高的数据传输速率,但绕行距离较远,消耗能量较多。而所提的 DDPG-APF 方案在传输速率和飞行能耗之间折中,同时优化了传输速率和航迹长度。

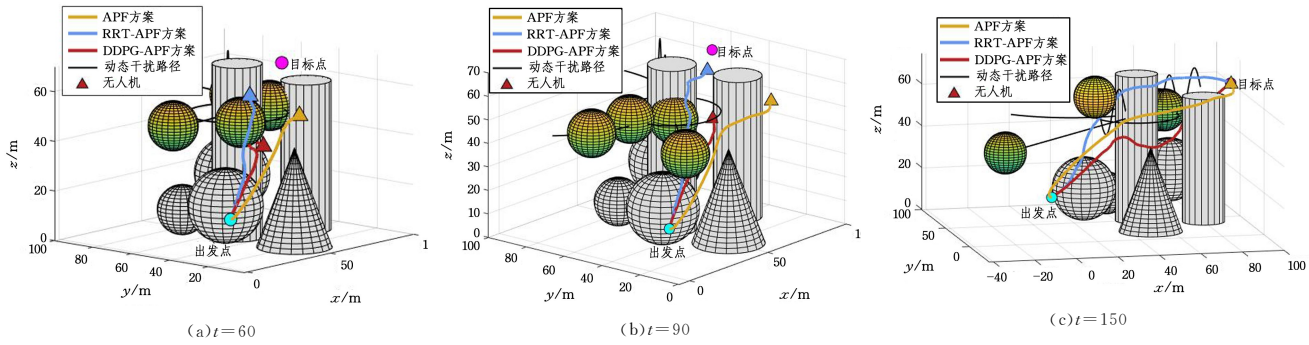


图8 动态航迹规划

Fig. 8 Trajectory planning in dynamic environment

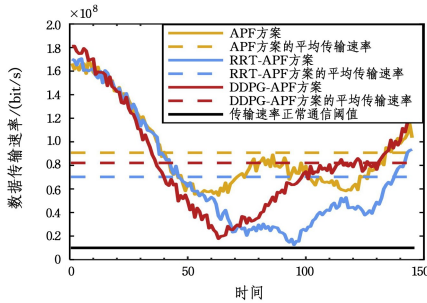


图9 动态环境数据传输速率对比

Fig. 9 Comparison of data transmission rate in dynamic environment

在静态和动态环境中所规划航迹的无人机飞行能耗如图10所示。APF方案由于没有对航迹进行优化,规避障碍和干扰时的策略最为保守,绕行距离最远,消耗能量较大。RRT-APF方案对路径进行了一定优化,在静态和动态环境中消耗的能量分别为54.28和56.16。而所提DDPG-APF方案在静态和动态环境中所规划的航迹消耗能量都是最少的,分别为51.41和50.15,比RRT-APF方案分别降低5.29%和10.70%。

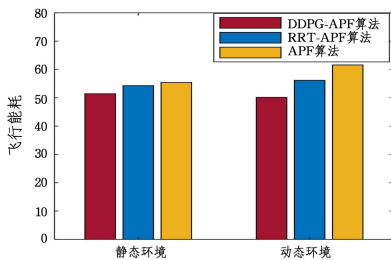


图10 动态和静态环境中无人机的飞行能耗

Fig. 10 Flight energy consumption of UAVs in dynamic and static environments

本文通过在静态和动态环境中分别向无人机分发全局和局部频谱地图测试了所提算法的航迹规划和避障能力。与APF方案和RRT-APF方案相比,所提方法同时优化了无人机的飞行能耗和数据传输速率,证明所提边缘智能感知的无人机航迹规划方法可以有效应对包含静态地理障碍和动态频域干扰的复杂电磁环境。

结束语 在复杂电磁环境中由于无人机自身携带传感器设备的限制,其所执行任务的环境感知水平有限,无法对

复杂的地理干扰和频域干扰进行有效避障。鉴于此,本文提出了一种基于边缘智能感知的无人机空间航迹规划方法,空间中的传感器感知频谱态势并将频谱数据发送给边缘服务器,服务器根据频谱数据构建压缩的全局频谱地图和剪裁的局部频谱地图并分发给无人机,部署在无人机上的基于DDPG优化的APF算法根据频谱地图进行航迹规划和实时避障。与RRT-APF方案相比,所提方案在静态和动态干扰环境中无人机飞行能耗分别降低了5.59%和11.99%,传输速率分别提高了7.64%和16.52%,显著提高了无人机的通信稳定性和对复杂电磁环境的适应性。

参考文献

- [1] KATAGIRI K, FUJII T. Mesh-Clustering-Based Radio Maps Construction for Autonomous Distributed Networks[C]// 2021 Twelfth International Conference on Ubiquitous and Future Networks(ICUFN). IEEE, 2021: 345-349.
- [2] ESRAFILIAN O, GANGULA R, GESBERT D. 3D-map assisted UAV trajectory design under cellular connectivity constraints [C]// 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC 2020). IEEE, 2020: 1-6.
- [3] CHEN Q, ZHU H, YANG L, et al. Edge Computing Assisted Autonomous Flight for UAV: Synergies between Vision and Communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 59(1): 28-33.
- [4] THEILE M, BAYERLEIN H, NAI R, et al. UAV Path Planning using Global and Local Map Information with Deep Reinforcement Learning[C]// 2021 20th International Conference on Advanced Robotics(ICAR). IEEE, 2021: 539-546.
- [5] WU J, WANG H, LI N, et al. Distributed trajectory optimization for multiple solar-powered UAVs target tracking in urban environment by Adaptive Grasshopper Optimization Algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 70: 497-510.
- [6] CHENG N, LIU Z, LI Y. Path Planning Algorithm of Dijkstra-Based Intelligent Aircraft under Multiple Constraints[J]. Xibei Gongye Daxue Xuebao/Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(6): 1284-1290.
- [7] MANDLOI D, ARYA R, VERMA A K. Unmanned aerial vehicle path planning based on A* algorithm and its variants in 3D environment[J]. International Journal of System Assurance En-

- gineering and Management, 2021, 12(5):990-1000.
- [8] LI L, GU Q, LIU L. Research on Path Planning Algorithm for Multi-UAV Maritime Targets Search Based on Genetic Algorithm[C]//2020 IEEE International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence(ICIBA). IEEE, 2020, 1:840-843.
- [9] ALI Z A, HAN Z, WANG B. Cooperative Path Planning of Multiple UAVs by using Max-Min Ant Colony Optimization Along with Cauchy Mutant Operator[J]. Fluctuation and Noise Letters, 2021, 20(1):2150002.
- [10] LU Y, WU A, CHEN Q, et al. An Improved UAV Path Planning method Based on RRT-APF Hybrid strategy[C]//2020 5th International Conference on Automation, Control and Robotics Engineering(CACRE). IEEE, 2020:81-86.
- [11] KHATIB O. Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[M]//Autonomous Robot Vehicles. Springer, 1986:396-404.
- [12] SELVAM P K, RAJA G, RAJAGOPAL V, et al. Collision-free Path Planning for UAVs using Efficient Artificial Potential Field Algorithm[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference(VTC2021-Spring). IEEE, 2021:1-5.
- [13] GONG Y, LIU X, XU Z, et al. Obstacle avoidance algorithm for UAV path tracking based on three-dimensional APF[J/OL]. China Measurement & Text; 1-8. [2022-07-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20220623.1542.034.html>.
- [14] WU Q, ZENG Q, LUO J, et al. Application research on improved artificial potential field method in UAV Path Planning [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(3):144-151.
- [15] DALAI S, IRFAN M, SINGH S, et al. Heuristic Guided Artificial Potential Field for Avoidance of Small Obstacles[C]//2021 21st International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). IEEE, 2021:765-770.
- [16] SAMIR M, SHARAFEDDINE S, ASSI C, et al. Trajectory Planning and Resource Allocation of Multiple UAVs for Data Delivery in Vehicular Networks [J]. IEEE Networking Letters, 2019, 1(3):107-110.
- [17] GUO Q, DU X, ZHANG Y, et al. Three-dimensional Path Planning of UAV Based on Improve Whale Optimization Algorithm [J]. Computer Science, 2021, 48(12):304-311.
- [18] ZHOU Y, LIU T, PENG J. Research on the trajectory design of a UAV-Mounted base station [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(10):166-175.
- [19] ZHANG Z, FU F, YIN Z. Research on Resource Allocation Based on Energy Efficiency in UAV System [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2021, 35(6):5.
- [20] BASTUG E, BENNIS M, MEDARD M, et al. Toward Interconnected Virtual Reality: Opportunities, Challenges, and Enablers [J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(6):110-117.
- [21] WU J, WANG H, WANG Y, et al. UAV Reactive Interfered Fluid Path Planning [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47:1-16.



LIU Xingguang, born in 1998, postgraduate. His main research interests include radio environment map and mobile edge computing.



ZHOU Li, born in 1988, Ph.D, postgraduate supervisor. His main research interests include intelligent communication network, wireless resource management and edge computing.

(责任编辑:何杨)