

多无人机 3D 侦察路径规划

胡 腾^{1,2}, 刘占军^{1,2}, 刘 洋^{1,2}, 夏帅帅^{1,2}, 陈前斌^{1,2}

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065;
2. 重庆邮电大学移动通信重点实验室, 重庆 400065)

摘 要: 针对现有路径规划方案忽略侦察区域优先级以及缺乏对侦察区域中新发生事件的跟踪, 而导致规划路径不能适应动态环境和无法根据侦察区域重要性来执行优先侦察等问题。首先, 提出将侦察区域重要性作为必要优化指标, 与无人机能耗和飞行风险值等 7 个优化指标加权联合, 构成路径优化过程中评估生成路径的多目标效用函数, 从而使得规划路径可以反映侦察区域优先级特性。然后, 提出了基于事件检测的侦察区域重要性值更新机制以提升路径规划方案对动态环境的适应性。最后, 采用粒子群算法求解最优路径。仿真结果表明, 利用所提路径规划方案生成的侦察路径能最大限度优先覆盖重要侦察区域, 并且所提更新机制能够跟踪侦察区域中发生的新事件。

关键词: 多无人机路径规划; 3D 路径规划; 侦察区域优先级; 粒子群算法

中图分类号: V 279.2

文献标志码: A

DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2019.07.16

3D surveillance path planning for multi-UAVs

HU Teng^{1,2}, LIU Zhanjun^{1,2}, LIU Yang^{1,2}, XIA Shuaishuai^{1,2}, CHEN Qianbin^{1,2}

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. Key Lab of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To solve the problems that the existing path planning schemes lack environmental adaptivity and cannot execute the surveillance task according to the surveillance area priority, this paper proposes a multi-unmanned aerial vehicles (UAVs) 3D surveillance path planning scheme. In this scheme, we first introduce the surveillance area importance (SAI) value to symbolize the surveillance area priority, then combine it with other seven optimization indices to design the multi-objective utility function which is utilized to determine the fitness of generated trajectories. After that, an event detection-based SAI value updating mechanism is proposed to enhance the environmental adaptivity. Finally, the particle swarm optimization (PSO) is used to derive the optimal trajectories. Simulation results validate that the trajectories generated by the proposed scheme can give priority to surveil the important areas first and the SAI value updating mechanism can help to trace the new events occurred in the operation area.

Keywords: multi-unmanned aerial vehicles (UAVs) path planning; 3D path planning; surveillance area priority; particle swarm optimization (PSO)

0 引 言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)因为成本低、生存能力强以及机动性强等优点, 被广泛应用于收集传感器数据^[1-2]、灾情监控^[3]、山火追踪^[4]以及作为通信中继^[5-6]当中。这也使得近年来无人机数量急速增加, 同时大量非法无人机(illegal drone, IDr)的“黑飞”问题也给公共安全带来了诸多隐患。作为反无人机的一个重要手段, 监控无人机(monitored drone, MDr)被用于侦察特定区域来

探测并打击非法无人机。但由于 MDr 通常采用电池供电, 并且易受环境、无人机可操纵性等因素的影响, 所以如何为 MDr 设计出可行有效的最优飞行路径成为了保障侦察任务顺利完成的关键。

路径规划即寻求源点到目的地的一条最优路径, 通常被建模为一个最优化问题。为了得到最优路径, 相当一部分的学者已经提出了相应的优化算法。文献[7]使用了模拟退火算法在 2D 雷达受限环境获得了近似最优路径。在文献[8]中, A* 算法被用于求解 UAV 最优路径来收集无线

收稿日期:2018-08-23; 修回日期:2018-12-16; 网络优先出版日期:2019-04-17。

网络优先出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20190417.1707.028.html>

传感器网络(wireless sensor networks, WSN)中的传感器数据。但以上算法都是以 2D 路径规划为背景,对于环境复杂度较高的 3D 路径规划,需要建立更复杂的模型来获取最佳飞行路径。对于无人机的 3D 路径规划,算法如 D^* ^[9]、快速扩展随机树(rapidly exploring random tree, RRT)^[10]、仿生算法^[11-12]以及进化算法(evolutionary algorithm, EA)^[13-16]已经被广泛应用于解决各种实际问题。因为求解 UAV 最佳路径是一个 NP 完全问题^[17],仿生算法和进化算法因其擅于解决大量变量复杂优化问题的优势而成为 UAV 路径规划领域最具前景的优化方案之一。文献[14]利用了差分遗传(differential evolutionary, DE)算法的一个变种 JADE 来解决 3D 崎岖环境中的单个无人机路径规划。对于多无人机的路径规划,文献[15]基于 MCACEA(multiple coordinated agents coevolution EA)提出了一种多无人机路径规划算法,并且考虑了 11 个优化指标。文献[18]提出了一种基于可变邻域下降(variable neighborhood descend, VND)的基因粒子群(genetic-particle swarm optimization, genetic-PSO)算法。该算法利用局部搜索方法 VND 有效地解决了 PSO 收敛速度慢的缺点,但是无人机的执行时间和飞行距离是仅有的两个优化指标。

本文的目标是解决多个 MDr 的 3D 联合侦察路径规划。为了反映不同侦察区域的不同侦察优先级,我们引入了侦察区域重要性(surveillance area importance, SAI),并与无人机能耗、飞行风险值、无人机可操作性等 7 个优化指标加权联合,形成了用于优化生成路径的多目标效用函数。此外,为了增强所提路径规划方案对动态环境的适应性,还提出了一种基于事件检测的 SAI 值更新机制。这也使得本文所提路径规划方案明显区别于现有的多无人机联合优化方案。

1 系统模型和问题描述

1.1 问题描述

如图 1 所示,为了检测特定区域是否存在 IDr,多个相同配置的 MDr 被用于对某一特定区域实施侦察任务。出于安全因素考虑,MDr 应当避免侵入明令禁止无人机进入的敏感区域,即禁区(forbidden area, FA)。同时,为了避免被当做 IDr 击毁,MDr 还应避免飞入已经装有无人机探测系统(ground detection system, GD)的区域(ground-based detection system area, GBDSA)。在 MDr 执行侦察任务过程中,我们假设 MDr 之间可以通过无人机自组织网络(flying ad hoc network, FANET)进行通信,以此保证 MDr 之间可以对发生在侦察区域中的突发事件实现信息共享和彼此身份的鉴权,进而更加安全有效地完成指定侦察任务。此外,本文采用的 MDr 均假设为微型无人机。因此,为 MDr 进行路径规划时,能耗和环境风险值等因素也应充分考虑其中。

为了方便 MDr 进行侦察路径规划,侦察区域被划分成了一系列同等大小的栅格(称之为小区)。如图 2 所示,红色区域表示 MDr 禁止飞入的禁区和 GBDS 区域,虚线和实

线分别表示 MDr1 和 MDr2 的飞行侦察路径,其中,菱形表示 MDr1 途径的航点,实心圆则表示 MDr2 途径的航点。基于 MDr 所携带的图像处理传感器的搜索范围,我们假设 MDr 在一个航点上能够对 4 个小区实施侦察,即图中的蓝色区域表示 MDr 在一个航点上的可侦察范围。

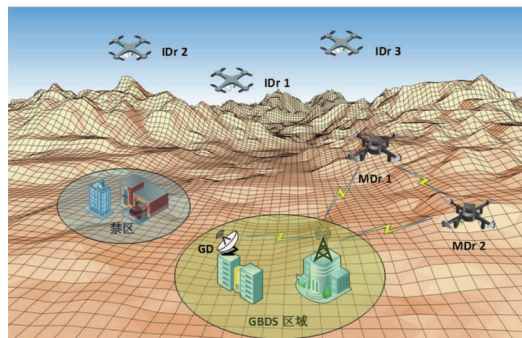


图 1 应用场景描述

Fig. 1 Operation scenario

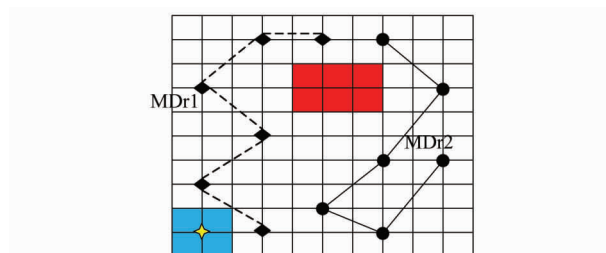


图 2 侦察区域处理和 MDr 航迹图示

Fig. 2 Example of operation area and MDr trajectories representation

1.2 地形表示

地形的建模(见图 3)采用 Foxhole Shekel 函数的一个变种来模拟,其公式表示为

$$\text{Alt}d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{10} \frac{0.1}{\sum_{j=1}^{10} (x_j - \eta_{ij})^2 + \gamma_i} \quad (1)$$

式中,参数 η 和 γ 用于控制地形的形状。采用这个函数的原因是因为其局部最大值可以视作现实地形中的“山峰”,并且可以根据实际需要调整参数产生不同的地形。

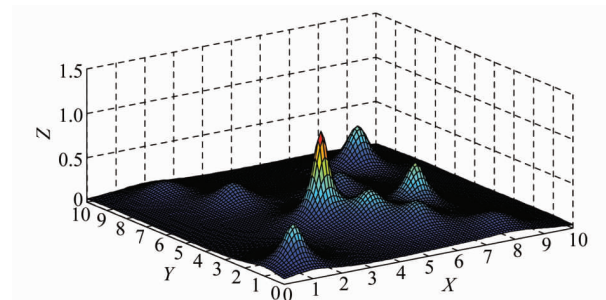


图 3 侦察地形图示

Fig. 3 Representation for terrain of surveillance

1.3 飞行路径表示

本文中所有生成的 UAV 飞行路径均由一串三维的航

点组成,因此一条可行飞行路径可表示为

$$\text{Path} = (w_1, w_2, \dots, w_{N_w}) \quad (2)$$

式中, $w_i = (x_i, y_i, z_i)$ 表示飞行路径上的第 i 个航点; N_w 表示飞行路径上的总航点数。

2 效用函数设计

在求解最优路径过程中,我们提出了一个包含8个优化指标的多目标效用函数,并通过最大化效用函数的值来

寻求MDr的最优侦察路径。

为了反映不同优化指标在优化过程中的不同的优先级特性,8个优化指标被分成了两类:第一类是约束条件,用于决定生成路径的可行性,包括地形约束、禁区约束、转向角约束、飞行坡度约束以及多无人机冲撞避免约束;第二类为目标函数,用于评估生成路径的好坏,包括能耗、飞行风险值和SAI。该分类方法和相应优化指标的计算公式如表1所示。

表1 优化指标分类

Table 1 Classification for optimization indexes

一、约束条件						二、目标函数		
名称	地形	禁区	转向角	飞行坡度	冲撞避免	能耗	飞行风险值	侦察区域重要性
缩写	TC	FAC	TAC	FSC	CAC	EC	FR	SAI
公式	(4)	(5)	(6-7)	(8-9)	(10-11)	(13-16)	(17-20)	(21-23)
优先级	1 st	1 st	1 st	1 st	1 st	2 nd	2 nd	2 nd
值	0	0	0	0	0	[0,1]	[0,1]	[0,1]

因此,效用函数被定义为

$$F_{\text{utility}} = F_{\text{objective}} + \text{TC} + \text{FAC} + \text{TAC} + \text{FSC} \quad (3)$$

式中, $F_{\text{objective}}$ 为无人机能耗、飞行风险值和SAI的加权目标函数。其余部分为约束条件,细节将阐述如下。

2.1 约束条件

约束条件是用于保证规划路径的可行性,本文的目标是对多个MDr进行联合路径规划。因此,就无人机的可操纵性、多个无人机的协同规划等方面提出了5个约束条件。当约束条件满足时,其值为0;当约束条件不满足时,其值等于 Q , Q 为一个负惩罚常数因子。就本文而言,当 Q 取值小于-1时,可以确保不可行路径的效用值总是小于可行路径的效用值。因此,路径优化过程中总能得到可行路径。

2.1.1 地形约束(terrain constraint, TC)

执行特定侦察任务时,MDr的飞行高度应当始终高于地形高度以避免发生冲撞事故,所以该约束条件建模为

$$\text{TC} = 0, \text{TC} = \sum_{i=1}^{N_w} \text{TC}_i$$

$$\text{TC}_i = \begin{cases} Q, & \text{如果 } z_i < \text{Altd}(x_i, y_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\text{Altd}(x, y)$ 为地形函数,用于返回位置 (x, y) 的地形高度值。

2.1.2 禁区约束(forbidden area constraint, FAC)

对于明令禁止无人机进入的区域,MDr执行侦察任务时应避开这些区域,以保障自身安全和公共安全。为了简便,本文规定所有的禁区均为矩形区域,因此该约束表示为

$$\text{FAC} = 0, \text{FAC} = \sum_{i=1}^{N_w} \text{FAC}_i$$

$$\text{FAC}_i = \begin{cases} Q, & \text{如果航点 } i \text{ 在 } \text{Rang}(x_j, y_j) \text{ 内} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$\text{Rang}(x_j, y_j) = \{l_x \leq x_j \leq u_x\} \cap \{l_y \leq y_j \leq u_y\} \quad (5)$$

式中, l_x 和 l_y 表示第 j 个禁区 $\text{Rang}(x_j, y_j)$ 的 x 轴和 y 轴

下界; u_x 和 u_y 则表示为其坐标轴的上界。

2.1.3 转向角约束(turning angle constraint, TAC)

转向角定义为无人机之前飞行方向和当前飞行方向在水平方向的夹角,如图4(a)所示。转向角用于保证飞行路径是否足够“平滑”。因此,任意两个航点之间的转向角必须小于最大可容忍转向角,所以转向角约束建模为

$$\text{TAC} = 0, \text{TAC} = \sum_{i=2}^{N_w-1} \text{TAC}_i$$

$$\text{TAC}_i = \begin{cases} Q, & \text{如果 } \theta_i > \theta_{\max} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中, θ_i 表示第 i 个航点的转向角; θ_{\max} 表示最大可容忍转向角,参考文献[12]给出了转向角的计算公式为

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{(x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1}) \cdot (x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)^T}{\|(x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})\|_2 \cdot \|(x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)\|_2}\right) \quad (7)$$

式中, $\|x\|_2$ 表示向量 x 的模。

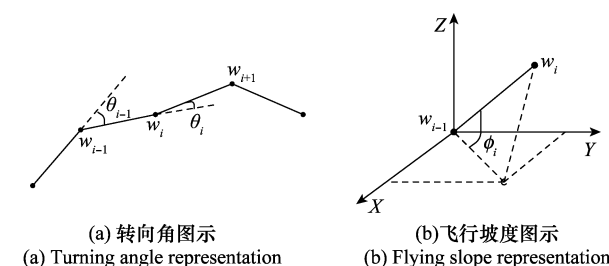


图4 无人机操纵性参数

Fig. 4 UAV maneuverability parameters

2.1.4 飞行坡度约束(flying slope constraint, FSC)

类似转向角,飞行坡度用于表征无人机在垂直方向上的可操纵性。飞行坡度定义为当前航点指向下一航点的方向与水平方向夹角的斜率,如图4(b)所示。

为了保证 MDr 在垂直方向上的可操纵性,任意两个航点之间的飞行坡度必须位于最大攀爬角和最大下潜角的斜率之间,即满足

$$FSC = 0, FSC = \sum_{i=2}^{N_w} FSC_i$$

$$FSC_i = \begin{cases} Q, & \text{如果 } r_i \notin [\tan(\alpha_{\max}), \tan(\beta_{\max})] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中, α_{\max} 和 β_{\max} 分别表示最大下潜角和最大攀爬角; r_i 表示第 i 个航点 (x_i, y_i, z_i) 的飞行坡度,其值等于 $\tan(\phi_i)$ 。参考文献[12]给出飞行坡度的计算公式为

$$r_i = \frac{z_i - z_{i-1}}{\|(x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})\|_2} \quad (9)$$

2.1.5 多无人机的冲撞避免约束 (collision avoidance constraint, CAC)

对于多个 MDr 联合路径规划,必须检测 MDr 侦察路径之间是否存在冲撞。通过引入参数最小安全距离 d_{\min} ,我们检测任意两个 MDr 侦察路径上的任意两个航点之间距离是否大于最小安全距离,以此来避免飞行路径在空间上冲撞。因此,该约束建模为

$$CAC = 0, CAC = \sum_{i=1}^{N_w^m} \sum_{j=1}^{N_w^n} CAC_{i,j}$$

$$CAC_{i,j} = \begin{cases} Q, & \text{如果 } d_{ij}^{mm} < d_{\min} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, d_{ij}^{mm} 表示第 m 个 MDr 侦察路径上的第 i 个航点 (x_i^m, y_i^m, z_i^m) 与第 n 个 MDr 侦察路径上的第 j 个航点 (x_j^n, y_j^n, z_j^n) 之间的距离,定义为

$$d_{ij}^{mm} = \sqrt{(x_j^m - x_i^n)^2 + (y_j^m - y_i^n)^2 + (z_j^m - z_i^n)^2} \quad (11)$$

2.2 目标函数

目标函数定义为无人机能耗、飞行风险值和 SAI 的加权和。其表述为

$$F_{\text{objective}} = -w_1 F_{\text{EC}} - w_2 F_{\text{FR}} + w_3 F_{\text{SAI}} \quad (12)$$

式中, F_{EC} 、 F_{FR} 和 F_{SAI} 分别表示能耗、飞行风险值和 SAI 函数。显然地,MDr 侦察路径的能耗和飞行风险值越低越好,而对于表征侦察效率的 SAI 值,则是越大越好。因此能耗和飞行风险值定义为负加权,SAI 定义为正加权。为了统一量化,3 个函数的值均被实施了归一化,即 $F_{\text{EC}}, F_{\text{FR}}, F_{\text{SAI}} \in [0, 1]$; $w_i (i=1, 2, 3)$ 表示各个目标函数的权重。

2.2.1 无人机能耗 (energy consumption, EC)

MDr 通常采用电池供电,意味着 MDr 必须在能源耗尽之前完成侦察任务。因此,降低能耗有助于 MDr 顺利完成侦察任务。假设 MDr 在执行任务时是匀速飞行,其能耗建模为

$$F_{\text{EC}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_w-1} EC_i}{\max EC} \quad (13)$$

$$EC_i = p_u \times t_{i,i+1} \quad (14)$$

$$t_{i,i+1} = \frac{d_{i,i+1}}{v} \quad (15)$$

式中, EC_i 、 $t_{i,i+1}$ 和 $d_{i,i+1}$ 分别表示 MDr 从第 i 个航点到第 $i+1$ 个航点的能耗、飞行时间和飞行距离; p_u 为 MDr 以速度 v 飞行在单位时间内的能耗; $\max EC$ 是能耗归一化常量,定义为

$$\max EC = (N_w - 1) \times p_u \times \frac{d_{\max}}{v}$$

$$d_{\max} = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2} \quad (16)$$

式中, X 、 Y 和 Z 为定义侦察空间各个坐标轴的上界。

2.2.2 飞行风险值 (flying risk, FR)

由于小型无人机体型小、重量轻的特点,因此容易受到天气(雪、雨等)的影响。同时,高飞行高度会遭遇更强的风力阻碍,因此飞行高度也会增加无人机被损坏的风险。基于上述,我们定义了两类风险值:

(1) 环境风险值

环境风险值具有较强的随机性和复杂性,因此很难建立准确的数学模型。为了简便,本文为侦察区域栅格的每一个坐标点(即飞行路径中的航点)初始化了一个随机的环境风险值。并把第 i 个航点与第 $i+1$ 个航点之间的环境风险值 $r_{i,i+1}^e$ 定义为这两个航点环境风险值的和。

(2) 飞行高度风险值

两个航点之间的飞行高度风险值正比于航点之间的绝对高度差,因此第 i 个航点 (x_i, y_i, z_i) 到第 $i+1$ 个航点 $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ 的飞行高度风险值 $r_{i,i+1}^h$ 定义为

$$r_{i,i+1}^h = \chi \times (z_{i+1} - z_i) \quad (17)$$

式中, χ 为正比例参数。

基于上述风险值,我们定义飞行风险值为

$$F_{\text{FR}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_w-1} FR_i}{\max FR} \quad (18)$$

$$FR_i = w_{\text{ER}} r_{i,i+1}^e + w_{\text{AR}} r_{i,i+1}^h, w_{\text{ER}} + w_{\text{AR}} = 1 \quad (19)$$

式中, FR_i 表示 MDr 从第 i 个航点到第 $i+1$ 个航点之间的飞行风险值; w_{ER} 和 w_{AR} 分别环境风险值和飞行高度风险值的权重; $\max FR$ 是归一化常量,定义为

$$\max FR = (N_w - 1) \times [w_{\text{AR}} \times \chi \times Z + w_{\text{ER}} \times (2 \times \max r^e)] \quad (20)$$

式中, $\max r^e$ 表示为最大初始环境风险值。

2.2.3 侦察区域重要值 (surveillance area importance, SAI)

在 MDr 规划路径过程中,SAI 值被引入用于表征侦察区域的侦察优先级。SAI 值越高,表示该区域就越重要,则 MDr 应越早实施侦察。因此,一条可用路径的 SAI 值定义为

$$F_{\text{SAI}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_w} SAI_i}{\max SAI} \quad (21)$$

$$SAI_i = \sum_{\text{cell } x \in N(i)} v_{\text{cell } x}(t) \quad (22)$$

式中, SAI_i 表示第 i 个航点的 SAI 值; $v_{\text{cell } x}(t)$ 表示小区 x 在 MDr 第 t 次飞行时 SAI 值; $N(i)$ 表示第 i 个航点所覆盖的小区集; $\max SAI$ 定义为归一化常量,表示为

$$\max \text{SAI} = N_w \times N_n \times V_{\max} \quad (23)$$

式中, N_n 和 V_{\max} 分别为 $N(i)$ 中的小区数和最大 SAI 值。

3 基于事件检测的 SAI 更新机制

本节提出了一种基于事件检测的 SAI 值更新机制。如果 MDr 在某一侦察区域内检测到 IDr 的存在, 即该区域有事件发生。为了进一步确认事件细节, 则该 MDr 应对该侦察区域实施二次侦察或者是把信息分享给其他 MDr, 让别的 MDr 对其实施二次侦察; 并且当某个侦察区域的 SAI 值相较其历史平均值发生陡变时, MDr 也应当特别注意该区域以防有特殊事件发生。此外, 当某个侦察区域在一定飞行次数仍然没有被侦察, MDr 应尽快对该区域实施侦察。对于 MDr 已经侦察过的区域, 事件再次发生的概率相对较低, 所以 MDr 应避免对该区域实施反复侦察, 导致侦察效率降低。基于上述, 我们定义了 4 种 SAI 值更新案例。

3.1 案例一

当在 MDr 在某个航点所覆盖的区域内检测到 IDr 时, 该航点覆盖的其他小区也应该进行细致侦察以避免 IDr 侵入, 因此应增加其覆盖的各个小区的 SAI 值。

即当 $|\text{SAI}_i(t) - \text{SAI}_i(t-1)| > th_{\text{event}}$ 时, 航点 i 所覆盖的区域有事件发生, 航点 i 所覆盖各小区的 SAI 值更新为

$$v_{\text{cell},x}(t) = \max[v_{\max}, \gamma_1 \times v_{\text{cell},x}(t-1)], \gamma_1 > 1 \quad (24)$$

式中, $\text{SAI}_i(t)$ 和 $v_{\text{cell},x}(t)$ 分别表示航点 i 和小区 x 在 MDr 第 t 次飞行时 SAI 值; v_{\max} 和 th_{event} 分别表示小区最大 SAI 值和事件发生门限值。

3.2 案例 2

当小区 x 的 SAI 值与其历史 SAI 平均值之间的绝对差值小于预定更新门限 th_{update} , 则该小区的 SAI 值不变, 否则利用 $\max[v_{\max}, f_{\text{cell},x}(t)]$ 进行更新。

$$v_{\text{cell},x}(t) = \begin{cases} v_{\text{cell},x}(t-1), & \text{如果 } |\overline{V_{\text{cell},x}(t-2)} - v_{\text{cell},x}(t-1)| < th_{\text{update}} \\ \max[v_{\max}, f_{\text{cell},x}(t)], & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

式中, $\overline{V_{\text{cell},x}(t-2)}$ 表示小区 x 从第 1 次飞行到第 $t-2$ 次飞行的 SAI 平均值; $f_{\text{cell},x}(t)$ 为一个更新函数, 定义为

$$f_{\text{cell},x}(t) = \log(\lambda \times |\overline{V_{\text{cell},x}(t-2)} - v_{\text{cell},x}(t-1)| + 1) \times v_{\text{cell},x}(t-1) \quad (26)$$

式中, λ 为控制参数常量。

3.3 案例三

当小区 x 超过预定的飞行次数门限 th_{flight} 仍未被 MDr 侦察, 则该小区 x 的 SAI 值应按式(27)进行更新

$$v_{\text{cell},x}(t) = \max[v_{\max}, \gamma_2 \times v_{\text{cell},x}(t-1)], \gamma_2 > 1 \quad (27)$$

3.4 案例四

当小区 x 已经被 MDr 侦察了, 其 SAI 值应降低以避免

对该小区重复侦察。因此小区 x 的 SAI 值更新为

$$v_{\text{cell},x}(t) = \min[v_{\min}, \gamma_3 \times v_{\text{cell},x}(t-1)], \gamma_3 < 1 \quad (28)$$

4 多无人机 3D 协同路径规划算法

本节提出了一种基于 PSO 和侦察区域优先级的多无人机 3D 协同路径规划算法, 用于规划多个 MDr 多次飞行的 3D 侦察路径。在该算法中, 首先利用 PSO 最大化第 2 节设计的效用函数的值来求取每个 MDr 的最优侦察路径。然后 CAC 被用于检测 MDr 侦察飞行路径之间是否存在冲突, 只有当 CAC 满足, 才输出一组飞行所有的 MDr 的侦察路径。在规划下一次飞行之前, 采用第 3 节提出的 SAI 值更新机制更新所有小区的 SAI 值。具体细节描述如下:

4.1 粒子群算法

PSO 作为一种进化启发式仿生算法, 广泛被用于解决各种优化问题。最初是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出^[19]。它的主要思想来源于鸟类的群体觅食行为: 当鸟群在觅食的过程中, 每个个体都会基于自己的收集到的信息和鸟群收集到的信息来更新自己的位置和飞行速度(即步长)。在标准 PSO 中, 每个粒子的位置矢量代表最优化问题的一个解决方案, 在本文中代表一条由若干三维航点所组成的完整飞行航迹, 即如式(2)所示。如果当 MDr 的航迹包含 8 个航点时, 则每个粒子的位置矢量便是一个 24 维的向量。

假设粒子数为 P , 每个粒子的维度为 D , 迭代次数为 N 。对于第 i 个粒子, $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 分别表示其位置矢量和速度矢量, 其个体极值 $\mathbf{P}_{i,\text{best}}$ 和全局极值 \mathbf{S}_{best} 为

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{i,\text{best}} = (p_{i1,\text{best}}, p_{i2,\text{best}}, \dots, p_{iD,\text{best}}) \\ \mathbf{S}_{\text{best}} = (s_{1,\text{best}}, s_{2,\text{best}}, \dots, s_{D,\text{best}}) \end{cases} \quad (29)$$

在 PSO 中, 每个粒子基于前一次迭代的速度矢量、个体历史最佳位置和全局历史最佳位置来更新当前迭代的位置矢量和速度矢量, 更新公式为

$$\begin{cases} v_{ij}^{k+1} = \omega \times v_{ij}^k + c_1 \times r_1 \times (p_{ij,\text{best}} - x_{ij}^k) + \\ \quad c_2 \times r_2 \times (s_{j,\text{best}} - x_{ij}^k) \\ x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \\ i = 1, 2, \dots, P; j = 1, 2, \dots, D; k = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (30)$$

式中, v_{ij}^{k+1} 和 x_{ij}^{k+1} 分别表示第 $k+1$ 次迭代时第 i 个粒子速度矢量和位置矢量的第 j 维值; r_1 和 r_2 表示 0 到 1 之间的随机值; ω 是一个惯性常量, 反映了当前迭代的速度对下一次迭代的速度的影响; 参数 c_1 和 c_2 体现了个体信息和全局信息对当前迭代的更新影响。

4.2 多无人机协同路径规划算法

本文所提多无人机 3D 侦察路径规划算法伪代码如算法 1 所示。首先, 初始化各个小区的 SAI 值并初始化 MDr 的飞行侦察次数为 N_{flight} 。步骤 3~步骤 30 对应算法主体, 主要功能是为多个 MDr 多次飞行规划无冲突的 3D 侦察路径。

算法 1 基于 PSO 多无人机联合路径规划算法

```

1: 设置飞行次数 =  $N_{\text{flight}}$ 
2: 初始化小区的 SAI 值
3: for  $i = 1 : N_{\text{flight}}$ 
4:   while (CAC 不满足)
5:    初始化 MDr 数 =  $N_{\text{MDr}}$ 
6:    for  $j = 1 : N_{\text{MDr}}$ 
7:     初始化迭代次数 =  $N$ 
8:     初始化粒子数 =  $P$ 
9:     初始化各个粒子的位置矢量  $\mathbf{x}_i^1$  和速度矢量  $\mathbf{v}_i^1$ 
10:    初始化各粒子个体极值  $\mathbf{P}_{i,\text{best}} \leftarrow \mathbf{x}_i^1$  和全局极值  $\mathbf{S}_{\text{best}} = \mathbf{x}_p^1$ 
11:    for  $k = 1 : N$ 
12:     for  $t = 1 : P$ 
13:      利用式(30)更新得到  $\mathbf{x}_i^{k+1}$  和  $\mathbf{v}_i^{k+1}$ 
14:      利用式(3)~式(9), 式(12)~式(23)计算  $\mathbf{x}_i^{k+1}$  的效用值
15:      if ( $F_{\text{utility}}(\mathbf{x}_i^{k+1}) > F_{\text{utility}}(\mathbf{P}_{i,\text{best}})$ )
16:        $\mathbf{P}_{i,\text{best}} \leftarrow \mathbf{x}_i^{k+1}$ 
17:      end if
18:      if ( $F_{\text{utility}}(\mathbf{P}_{i,\text{best}}) > F_{\text{utility}}(\mathbf{S}_{\text{best}})$ )
19:        $\mathbf{S}_{\text{best}} \leftarrow \mathbf{P}_{i,\text{best}}$ 
20:       $\text{Opt\_utility} \leftarrow F_{\text{utility}}(\mathbf{S}_{\text{best}})$ 
21:      end if
22:    end for
23:  end for
24:  利用式(28)更新 SAI 值
25: end for
26: 利用式(10)、式(11)判断 MDr 飞行路径是否存在冲撞
27: end while
28: 输出多 MDr 一次飞行的无冲撞飞行路径
29: 利用式(24)~式(28)更新 SAI 值
30: end for
31: 输出  $N_{\text{flight}}$  次飞行的所有飞行路径

```

PSO 被用于规划单个 MDr 的侦察路径, 对应步骤 7~步骤 23。首先, 随机初始化 P 个粒子的位置矢量 \mathbf{x}_i^1 和速度矢量 \mathbf{v}_i^1 , 并且初始化个体极值 $\mathbf{P}_{i,\text{best}}$ 和全局极值 \mathbf{S}_{best} 分别为 \mathbf{x}_i^1 和 \mathbf{x}_p^1 。其中, \mathbf{x}_i^k 和 \mathbf{v}_i^k 分别表示第 k 次迭代时第 i 个粒子的位置矢量和速度矢量。然后式(30)被用于更新得到下一次迭代各个粒子的位置矢量 \mathbf{x}_i^{k+1} 和速度矢量 \mathbf{v}_i^{k+1} , 当在更新过程中 \mathbf{x}_i^{k+1} 的某个维度的值超出可行域边界, 则把该值置为离它最近的边界值。再然后采用效用函数来计算 \mathbf{x}_i^{k+1} 的效用值, 如果 $F_{\text{utility}}(\mathbf{x}_i^{k+1}) > F_{\text{utility}}(\mathbf{P}_{i,\text{best}})$, 则把个体极值 $\mathbf{P}_{i,\text{best}}$ 更新为 \mathbf{x}_i^{k+1} 。当 $F_{\text{utility}}(\mathbf{P}_{i,\text{best}}) > F_{\text{utility}}(\mathbf{S}_{\text{best}})$, 更新全局极值 \mathbf{S}_{best} 为 $\mathbf{P}_{i,\text{best}}$, 并把最优效用值 $F_{\text{utility}}(\mathbf{S}_{\text{best}})$ 存储于

Opt_utility 中。直到迭代次数满足终止条件, \mathbf{S}_{best} 所对应的航迹便为 MDr 的最优侦察路径。将向量 \mathbf{S}_{best} 按顺序每 3 个一组进行分离, 然后对每组值的第 1 个和第 2 个值就近取整, 最终的得到的三维坐标便是 MDr 最优侦察路径的航点坐标。尽管这里采用了取整操作, 但是并不会影响 MDr 的侦察效果, 因为 MDr 的侦察范围是一个面而不是点, 因此在小区内任何一个点侦察都反映的是对该区域的侦察。

为了避免不同 MDr 对相同区域进行反复侦察, 降低侦察效率, 在为下一个 MDr 规划侦察航迹之前, 利用式(28)对已经侦察过的小区 SAI 值进行更新。当所有 MDr 的侦察路径规划完成, 采用 CAC 来检测 MDr 规划路径之间是否存在冲撞。如果 CAC 不满足, 则再一次回到步骤 5。只有 CAC 满足, 才输出所有 MDr 一次飞行的规划侦察路径。在规划下一次飞行之前, 采用式(24)~式(28)更新 SAI 值。当飞行次数等于 N_{flight} , 输出各次飞行各个 MDr 的规划侦察路径。

5 仿真结果及分析

为了验证所提路径规划算法和 SAI 更新机制的有效性, 我们利用 Matlab 进行了仿真验证。在仿真参数设置中, 每条 PSO 生成的路径由 8 个航点组成。对于 PSO 的参数设置, 参考文献[16]给出 $c_1 = c_2 = 1.496$ 和 $\omega = 0.7298$ 。本文的主要参数设置如表 2 所示。

表 2 主要仿真参数表**Table 2** Main simulation parameters

参数	符号	参数值
栅格大小	—	20×20
执行空间	—	$20 \times 20 \times 1.5$
MDr 数	N_{MDr}	2
MDr 单位功率	p_u	20
粒子数	P	32, 64, 128, 256, 512
迭代次数	N	50, 100
事件检测门限	th_{event}	20
飞行次数门限	th_{flight}	2
SAI 更新控制参数	$\gamma_1, \gamma_2 / \gamma_3$	1.5 / 0.2
最大转向角	θ_{max}	85°
最大下潜角	α_{max}	-30°
最大攀升角	β_{max}	30°
最小安全距离	d_{min}	0.2
初始 SAI 值	$v_{\text{cell}, x}^{\text{ini}}$	1~10
初始环境风险值	r^c	1~5
GA 交叉概率	—	0.8
GA 变异概率	—	0.1
GA 精英概率	—	0.01

为了说明本文选择 PSO 的合理性, 我们对比了 PSO 和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的算法收敛速度、最优效用值和程序运行时间。分别采用 PSO 和 GA 在 Matlab 2014a (主机 Intel® i5-7400, CPU@ 3.00 GHz, 8 G RAM, Windows 10 教育版) 上运行了 10 次, 并统计了 10 次试验算法的平均收敛速度 \bar{G}_a 、平均最优效用值 \bar{F}_{utility} 和平均程序

运行时间 \overline{ET} 。最终统计结果如表3所示,其中,PSO₂₅₆和GA₂₅₆分别表示粒子数为256和初始种群大小为256的粒子群算法和基因算法。

表3 算法性能指标对比

Table 3 Algorithm performance indexes comparison

算法	\bar{G}_u	$\bar{F}_{utility}$	\bar{ET}/s
PSO ₁₂₈	19.2	0.158	5.538
PSO ₂₅₆	18.8	0.172	10.995
GA ₁₂₈	52.2	0.057	38.532
GA ₂₅₆	44.3	0.073	42.839

通过对比表3中 PSO₂₅₆和 GA₂₅₆的平均收敛速度可以得知,PSO 平均只需 18.8 次迭代次数便可以收敛,而 GA 则需要平均 44.3 次迭代才能收敛,这是因为 PSO 在搜索最优值的过程中,并不需执行 GA 那样复杂的交叉变异操作。此外,PSO 隐含记忆性,上一次迭代的信息直接用于更新当前迭代的信息,但 GA 算法收敛速度很大程度取决于初始种群的优劣,因此受随机性影响较大,尽管我们采用的精英保留策略一定程度上加快了 GA 的收敛,但是仍然可以看到 GA 收敛速度还是明显不如 PSO。PSO 简单和收敛快的特点还表现在算法运行时间上面,可以看出 PSO₁₂₈ 平均程序运行时间仅为 5.538 s,而 GA₁₂₈ 则高达 38.532 s,相差接近 7 倍。快速的程序运行时间对于无人机航迹规划至关重要,尤其是在无人机实时航迹规划领域。并且对比算法的平均最优效用值 $\bar{F}_{utility}$ 还可以发现,PSO 的最优效用值也优于 GA,这是因为 GA 算法迭代后期种群的多样性减弱,导致其容易陷入局部最优。基于上述原因,我们最终选择了简单高效的 PSO。

如图5展示了本文所提多MDr路径规划算法不同粒子数对最优效用值的影响。可以看出,随着粒子数和迭代次数的增加,效用值更快速地收敛到一个稳定值。

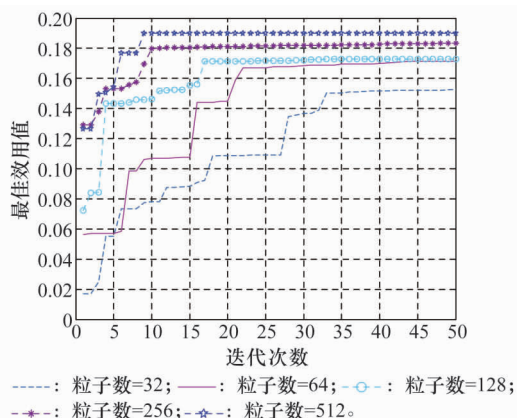


图5 不同粒子数对最优效用值的影响

Fig. 5 Optimal utility values for different number of particles

图6展示了3项优化指标(能耗,飞行风险值和侦察区域重要值)随迭代次数的变化。该组数据来源于MDr的第一次飞行。

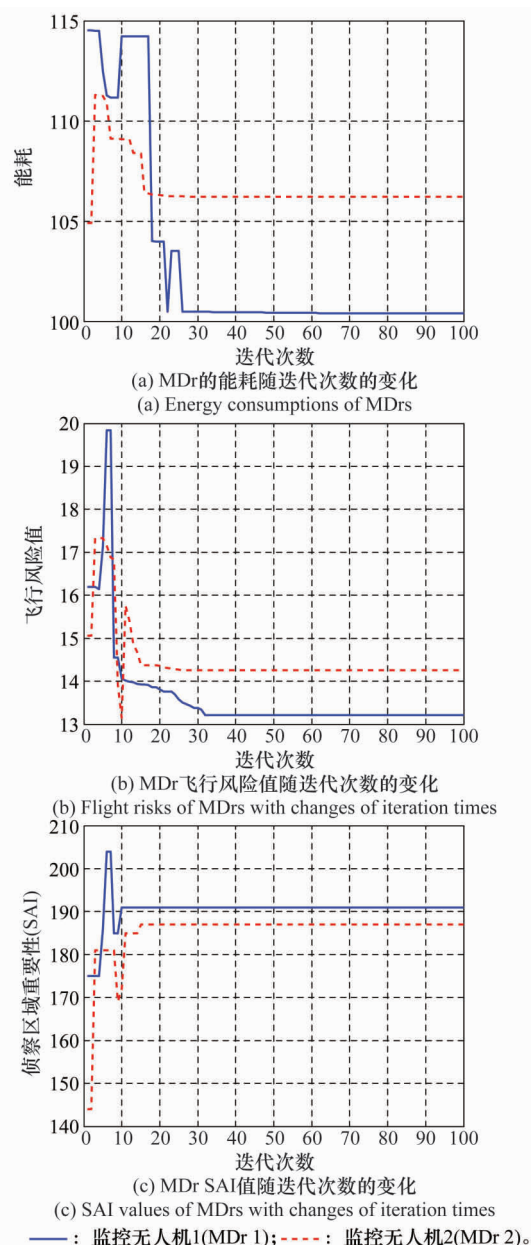


图6 PSO最优路径性能分析

Fig. 6 PSO optimal trajectories performance analysis

可以看出,随着迭代次数的增加,无人机的能耗和风险值逐渐减少并最终收敛到一个定值,而侦察区域重要值逐渐最大化并且也收敛到一个定值。此外,MDr 1 和 MDr 2 的最优 SAI 值分别为 191 和 187,并且二者的能耗差异小于 6。因此,本文提出的多无人机路径规划算法能够保证生成路径的之间的公平性。

本文所提路径规划算法是针对 3D 环境,所有生成的路径均为三维的,图7展示了MDr第一次飞行的3D飞行路径图。

如图8展示了两个MDr前3次的飞行路径2D投影图。其中蓝色区域和红色条纹区域分别表示禁区和事件检测区域。

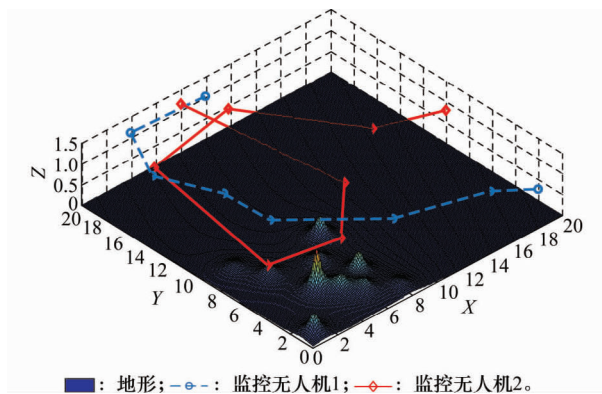
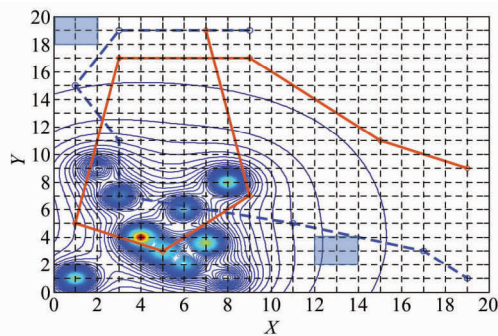


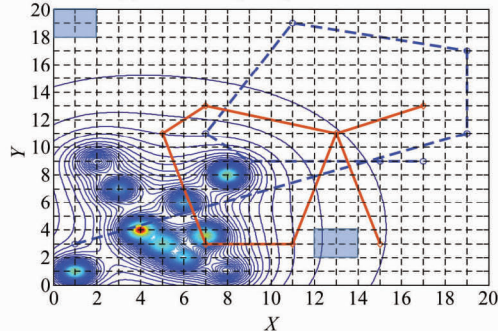
图 7 第一次飞行最优路径 3D 图示

ig. 7 Optimal trajectories of the first flight in 3D representation



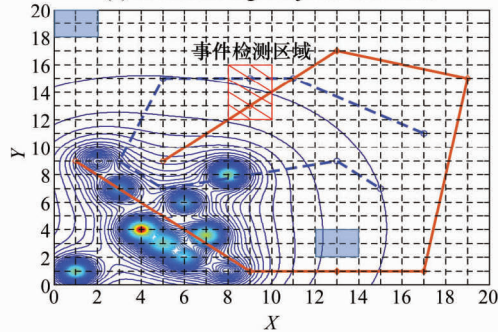
(a) MDr第1次飞行路径图示

(a) The first flight trajectories of MDrs



(b) MDr第2次飞行路径图示

(b) The second flight trajectories of MDrs



(c) MDr第3次飞行路径图示

(c) The third flight trajectories of MDrs

: 地形等高线; - - : 监控无人机1; - - : 监控无人机。

图 8 前 3 次 MDr 最优飞行航迹 2D 图示

Fig. 8 Optimal planning trajectories of the first three flights in 2D representation

对比图 8(a)和图 8(b)可知,第 1 次飞行和第 2 次飞行 MDr 所有航点之间没有重叠,这表明所提多无人机路径规划算法可以确保不会对已经侦察过的区域进行二次侦察,因此保证了较高的侦察效率。为了验证所提 SAI 更新机制对动态环境的适应性,我们在 MDr 完成第 2 次飞行后于节点(9,15)和(9,13)触发了两个事件。从图 8(c)可以看出,MDr 的第 3 次飞行轨迹覆盖了触发事件的两个节点,说明所提 SAI 更新机制可以帮助所提路径规划算法实现对侦察区域中发生新事件的覆盖。

为了量化验证所提 SAI 更新机制的有效性,如图 9 对比了固定 SAI 值和动态 SAI 值的 MDr 的累积最优效用值。可以看出,随着飞行次数的上升,动态 SAI 的 SAI 累计值相对固定 SAI 增长更快。这说明了本文所提的 SAI 更新机制能够帮助 MDr 在动态环境中侦察更多重要区域。

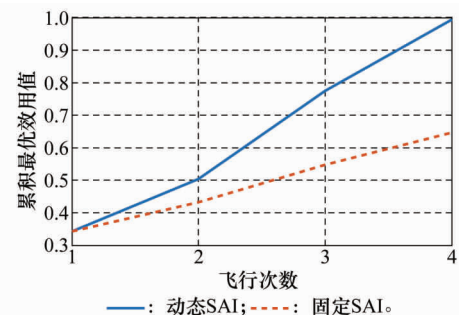


图 9 固定 SAI 和动态 SAI 累积最优效用值对比

Fig. 9 Cumulative utility values comparison between fixed SAI and dynamic SAI

6 结 论

无人机路径规划是无人机自主飞行控制的重要的技术组成,通常被建模成求解源点到终点飞行路径的最优化问题。现有路径规划方案一般都针对能耗、飞行距离等无人机本身物理限制出发进行飞行路径优化,没有涉及侦察区域侦察优先级这一优化指标,从而导致规划路径不能反映侦察区域侦察优先级特性。并且也缺乏对侦察区域中新发生的事件的跟踪,这也使得大部分路径规划方案不能适应动态环境的变化。针对以上问题,提出将侦察区域重要性作为必要优化指标,与无人机能耗、飞行风险值和无人机可操纵性等 7 个优化指标加权联合,构成路径优化过程中评估生成路径的多目标效用函数,这样就既保留了现有无人机路径规划方案中的传统优化指标,并且还能兼顾不同侦察区域的重要性差异特性。在此基础上,我们提出了一种基于 PSO 和侦察区域优先级的多无人机 3D 联合路径优化算法。并且为了提升所提路径规划方案对动态环境的适应性,还提出了一种基于事件检测的 SAI 值更新机制。仿真结果表明,所提路径规划算法能在最大化效用值的情况下,能为多个 MDr 规划出无冲突的飞行路径,并且在动态环境中具有较强的环境适应性。

参考文献:

- [1] YANG Q, YOO S J. Optimal UAV path planning: sensing data acquisition over IoT sensor networks using multi-objective bio-inspired algorithm [J]. IEEE Access, 2018, 6: 13671–13684.
- [2] ZHAN C, ZENG Y, ZHANG R. Energy-efficient data collection in UAV enabled wireless sensor network[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(3): 328–331.
- [3] MAZA I, CABALLERO F, CAPITAIN J. Experimental results in multi-UAVs coordination for disaster management and civil security applications[J]. Journal of Intelligent & Robotic System, 2011, 61(1/4): 563–585.
- [4] PHAM H X, LA H M, FEIL-SEIFER D, et al. A distributed control framework for a team of unmanned aerial vehicles for dynamic wildfire tracking[C]//Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2017: 6648–6653.
- [5] HE H, ZHANG Y, ZENG Y, et al. Joint altitude and beamwidth optimization for UAV-enabled multiuser communications[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(2): 344–347.
- [6] FREITAS E P D, HEIMFARTH T, NETTO I F, et al. UAV relay network to support WSN connectivity[C]//Proc. of the International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops, 2010: 309–314.
- [7] TURKER T, SAHINGOZ O K, YILMAZ G. 2D path planning for UAVs in radar threatening environment using simulated annealing algorithm[C]//Proc. of the International Conference on Unmanned Aircraft Systems. Denver, 2015: 56–61.
- [8] YOO S J, PARK J H, KIM S H, et al. Flying path optimization in UAV-assisted IoT sensor networks[J]. ICT Express, 2016, 2(3): 140–144.
- [9] CARSTEN J, FERGUSON D, STENTZ A. 3D field D: improved path planning and replanning in three dimensions[C]//Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2006: 3381–3386.
- [10] YANG K, SUKKARIEH S. Real-time continuous curvature path planning of UAVs in cluttered environments[C]//Proc. of 5th International Symposium on Mechatronics and its Applications, 2008: 1–6.
- [11] WANG Q, ZHANG A, QI L. Three-dimensional path planning for UAV based on improved particle swarm optimization[C]//Proc. of the 26th Chinese Control and Decision Conference, 2014: 3981–3985.
- [12] CHEN X, XU R, ZHAO J. Multi-objective route planning for UAV[C]//Proc. of the 4th International Conference on Information Science and Control Engineering, 2017: 1023–1027.
- [13] ZHENG C W, LI L, XU F J, et al. Evolutionary route planner for unmanned air vehicles[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2005, 21(4): 609–620.
- [14] YANG P, TANG K, LOZANO J A, et al. Path planning for single unmanned aerial vehicle by separately evolving waypoints[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2015, 31(5): 1130–1146.
- [15] BESADA-PORTAS E, TORRE L D L, CRUZ J M D L, et al. Evolutionary trajectory planner for multiple UAVs in realistic scenarios[J]. IEEE Trans. on Robotics, 2010, 26(4): 619–634.
- [16] ROBERGE V, TARBOUCHI M, LABONTE G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132–141.
- [17] SZCZERBA R J. Threat netting for real-time, intelligent route planners[C]//Proc. of the Information, Decision and Control, 1999: 377–382.
- [18] LI X, ZHAO Y, ZHANG J, et al. A hybrid PSO algorithm based flight path optimization for multiple agricultural UAVs[C]//Proc. of the 28th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 2016: 691–697.
- [19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942–1948.

作者简介:

胡 腾(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向为无人机路径规划和无人机自组织网络。

E-mail: ht1160916518@163.com

刘占军(1975—),男,教授,博士,主要研究方向为无线通信网络。

E-mail: liuzj@cqupt.edu.cn

刘 洋(1993—),男,硕士研究生,主要研究方向为无线通信和无线传输网络。

E-mail: ly_2017_cqupt@126.com

夏帅帅(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向为无线通信网络。

E-mail: 844841121@qq.com

陈前斌(1967—),男,教授,博士研究生导师,主要研究方向为个人通信、多媒体信息处理与传输、下一代移动通信网络、异构蜂窝网络。

E-mail: cqbc@cqupt.edu.cn