

# 控制与决策

Control and Decision

基于高基尼不纯度的UAV&UGV协作监测系统路径规划

夏丹, 陈洋, 陈志环, 杨艳华

引用本文:

夏丹, 陈洋, 陈志环, 杨艳华. 基于高基尼不纯度的UAV&UGV协作监测系统路径规划[J]. *控制与决策*, 2024, 39(3): 804–812.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1155>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

[城市低空环境中多旋翼无人机在线航线规划方法](#)

An online route planning method for multi-rotor drone in urban environments

控制与决策. 2021, 36(12): 2851–2860 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0557>

[基于 \$\sigma\$ 正态概率区间分族遗传蚁群算法的移动机器人路径规划](#)

Path planning of mobile robot based on  $\sigma$  normal probability interval population division using genetic ant-colony algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2861–2870 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0745>

[大规模固定翼无人机集群编队控制方法](#)

Formation control of large-scale fixed-wing unmanned aerial vehicle swarms

控制与决策. 2021, 36(9): 2063–2073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0076>

[微型无人机集群低时延组网规划方法](#)

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

[凸优化与A\\*算法结合的路径避障算法](#)

Convex optimization and A-star algorithm combined path planning and obstacle avoidance algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2907–2914 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0351>

# 基于高基尼不纯度的 UAV&UGV 协作监测系统路径规划

夏丹, 陈洋<sup>†</sup>, 陈志环, 杨艳华

1. 武汉科技大学 机器人与智能系统研究院, 武汉 430081;
2. 武汉科技大学 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心, 武汉 430081)

**摘要:** 空地异构机器人系统由无人机和地面车组成, 通过两者相互协作完成持续监测任务可以提高工作效率、解决无人机续航能力不足的问题. 在该异构机器人系统中, 地面车可以为无人机进行补能, 保证监测任务的持续性. 由于周期性的监测路径极易发生监测规律信息的泄露, 提高无人机监测路径的随机性具有重要意义. 针对此问题, 引入基尼不纯度指标来评估监测路径的随机性, 以目标点的归一化访问间隔时间及其基尼不纯度的加权之和最小为优化目标, 建立无人机和地面车协作系统持续监测路径规划模型, 提升监测路径的隐私性. 采用蚁群算法对无人机监测路径和地面车补能路径进行优化求解, 验证了模型的有效性与合理性. 通过与其他算法比较, 说明了蚁群算法具有更快的搜索速度和运行效率.

**关键词:** 异构机器人; 路径规划; 持续监测; 基尼不纯度; 路径随机性; 蚁群算法

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A

**DOI:** 10.13195/j.kzyjc.2022.1155

**引用格式:** 夏丹, 陈洋, 陈志环, 等. 基于高基尼不纯度的 UAV&UGV 协作监测系统路径规划[J]. 控制与决策, 2024, 39(3): 804-812.

## Path planning of unmanned aerial vehicle & unmanned ground vehicle collaborative monitoring system based on high Gini impurity

XIA Dan, CHEN Yang<sup>†</sup>, CHEN Zhi-huan, YANG Yan-hua

1. Institute of Robotics and Intelligent Systems, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China;
2. Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** A heterogeneous robot system is composed of an unmanned aerial vehicle (UAV) and an unmanned ground vehicle (UGV). By cooperating with each other to complete continuous monitoring tasks, the work efficiency can be improved and the problem of insufficient endurance capacity of the UAV can be solved. In this heterogeneous robot system, the UGV can recharge energy for the UAV to ensure the continuity of the monitoring task. Since periodic monitoring paths are prone to leakage of monitoring regularity information, it is significant to improve the randomness of the UAV's monitoring path. Aiming at this problem, this paper introduces the Gini impurity index to evaluate the randomness of the monitoring path. With the optimization goal of minimizing the weighted sum of normalized visit interval time of target nodes and their Gini impurity, a continuous monitoring path planning model of the UAV & UGV cooperative system is established, which improves the privacy of monitoring path. Finally, the ant colony algorithm is used to optimize the UAV's monitoring path and the UGV's energy supply path, which verifies the validity and rationality of the model. Compared with other algorithms, it is proved that the ant colony algorithm has faster search speed and operation efficiency.

**Keywords:** heterogeneous robot; path planning; persistent monitoring; Gini impurity; path randomness; ant colony algorithm

## 0 引言

随着机器人制造技术的不断进步, 利用机器人进行监控巡逻可以节省大量人力物力. 巡检机器人

主要分为无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)和地面车(unmanned ground vehicle, UGV). 无人机飞行速度快、运动灵活、视野范围好, 但续航时间有限; 地

收稿日期: 2022-07-01; 录用日期: 2022-11-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62173262, 62073250).

责任编辑: 谢晖.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: chenya@wust.edu.cn.

面车载荷大、航程远,但视野范围不够广,运动受道路网络限制. 因此,两者皆难以单独完成持续监测任务. 建立UAV&UGV异构机器人协作系统,不仅可以有效提高工作效率,还能保证监测任务的持续性. 异构机器人系统在工业领域得到广泛应用<sup>[1]</sup>,但在异构系统的监测任务中,能量和道路网络约束以及路径安全性问题给持续监测任务带来了挑战.

一方面,无人机的续航时间有限,需借助地面车为其补能,而地面车运动受地面路网限制. Wei等<sup>[2]</sup>考虑了无人机电池载荷受限的问题,建立了带有能量约束的路径规划模型. Di Franco等<sup>[3]</sup>提出了一种能量感知的路径规划算法,目标是 minimized 能量消耗. Wu等<sup>[4]</sup>研究了UAVs & UGV系统在城市环境中的路径规划问题. 胡子峰等<sup>[5]</sup>使用地面车充当无人机的移动补给站,共同完成空-地协作巡逻任务. 以上文献大多只考虑了无人机能量约束或者道路网络约束,而本文将这两个因素均考虑在内,描述的空地协作持续监测任务更加贴合实际.

另一方面,现有研究中机器人路径大多是周期性的,路径的安全性能较差,目标区域容易遭受智能入侵,因此有必要提高机器人监测路径的随机性. Duan等<sup>[6]</sup>使用马尔可夫链设计随机监测策略,有效地应对智能入侵者的攻击; Janssen等<sup>[7]</sup>使用经验博弈论计算机场安全巡逻的最优路径; Xu等<sup>[8]</sup>采用路径熵最大化方法提升路径的不可预测性. 以上研究考虑了路径的安全性,但大多都没有提出评价路径安全性的具体指标. 随着多传感器融合的发展,信息量日益增多,基尼不纯度在数据预测<sup>[9]</sup>、故障诊断<sup>[10]</sup>等领域有着广泛应用,并且在信息量较大的特征分类问题中效果明显<sup>[11]</sup>. 因此,本文提出具有高基尼不纯度的路径规划模型,通过函数的不断迭代使得目标点访问间隔序列的基尼不纯度得到提高,可以解决大范围持续监测中的路径安全性问题.

针对以上问题,本文同时考虑无人机能量和地面路网的约束,并引入基尼不纯度的概念,从节点的监测频率和监测路径的随机性两个方面综合构建路径的优化指标,然后以该指标最小为目标建立协作监测路径规划模型,通过蚁群算法(ant colony optimization, ACO)求解得出无人机的最优监测路径和地面车补能路径. 本文的主要工作如下:

1) 考虑无人机能量、地面道路网络、目标点等待时间等约束,并引入基尼不纯度指标来定量评估监测路径的随机性,建立基于高基尼不纯度的协作系统持续监测路径规划模型;

2) 基于所建立的空地协作监测路径规划模型,利用蚁群算法求解,得到目标点平均访问间隔最短且路径安全性最佳的无人机监测路径和地面车补能路径,并通过不同算法对比说明蚁群算法的优越性.

## 1 路径规划问题描述及基尼不纯度

### 1.1 路径规划问题描述

对目标区域的全覆盖是持续监测的要求之一,当目标区域具有一定规模时,无人机有限的续航能力给监测任务带来了巨大的挑战,而空-地协作机器人系统为其提供了一种可行的解决方案.

本文基于一个已知的道路网络和若干待监测的目标点,围绕UAV & UGV协作系统的持续监测路径规划问题展开研究,总体研究思路如图1所示. 目标点的访问任务由无人机完成,将地面车作为无人机的移动补给站,两者协作共同完成持续监测任务. 本文的目的是在满足无人机续航时间、道路网络、目标点等待时间等约束的前提下,找到无人机的目标点访问路径序列和相应的地面车补能路径,从而同时提高目标点的访问频率和监测路径的随机性. 后续将利用课题组的相关器材,构建如图2所示的空-地协作监测系统.

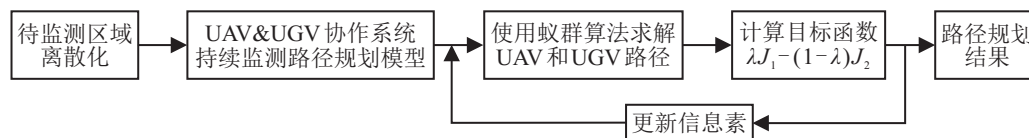


图1 总体研究思路

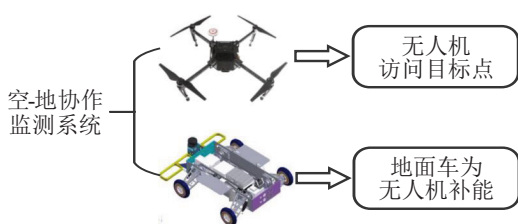


图2 空-地协作监测系统结构

武汉市某区域地图如图3所示,图3(a)为该区域的卫星地图,为了便于描述任务场景,将其转化为无向拓扑图  $G = (V, E)$ ,  $V$  为路网中道路节点的集合,  $E$  为边集. 由于地面车只能限制在道路网络中运动,无人机与地面车的汇合位置必在无向图  $G$  中的边集  $E$  上. 为了保证无人机的续航能力,将拓扑地图按  $\gamma$

进行等距离散化,如图3(b)所示.图中所有蓝点为可能的汇合点,红点为目标点,数字为对应目标点的编号, $S$ 为起点.无人机和地面车可以在某一离散点汇合并为无人机进行能量补给.

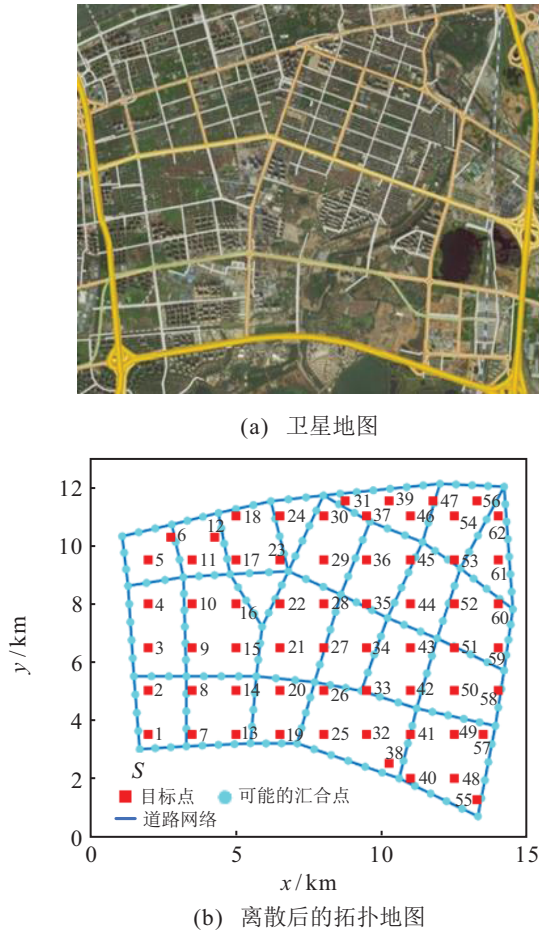


图3 武汉市某区域地图

在离散拓扑地图中,所有待监测目标点表示为 $\{1, 2, \dots, M\}$ ,  $V' = \{v_1, v_2, \dots, v_K\}$ 为所有潜在汇合点构成的集合, $M$ 为目标点数目, $K$ 为汇合点数目.引入邻接矩阵 $l \in \{0, 1\}^{K \times K}$ ,  $l_{ij} = 1$ 表示顶点 $v_i$ 与 $v_j$ 之间存在一条无向边(此时 $d_{ij}$ 为地面车从 $v_i$ 到 $v_j$ 所需的时间),其他情况 $l_{ij} = 0$ ,于是构成了边集 $E' = \{e_{ij}, \forall v_i, v_j \in V'\}$ .对于任意 $i, j \in \{1, 2, \dots, K\}$ ,顶点 $v_i$ 与 $v_j$ 之间的权重为

$$D_{ij} = \begin{cases} d_{ij}, & l_{ij} = 1; \\ \infty, & l_{ij} = 0. \end{cases} \quad (1)$$

定义目标点的访问状态矩阵为 $U \in \{0, 1\}^{H \times M}$ ,其中 $H$ 为监测的总步数,是一个足够大的正整数.由于无人机每步必须访问一个目标点,有

$$\sum_{s=1}^H \sum_{m=1}^M u_{s,m} = 1, \quad (2)$$

其中 $u_{s,m} \in U$ ,  $u_{s,m} = 1$ 表示无人机第 $s$ 步到达第 $m$ 个待巡目标点,否则 $u_{s,m} = 0$ .

## 1.2 路径规划问题的基尼不纯度定义

在保证目标点访问间隔较短的同时需要提高路径随机性,以防非法分子通过观察路径规律进而实施破坏.已有研究证明,基尼不纯度在取值上与熵近似,但其计算更加简单<sup>[12]</sup>,因此基尼不纯度也可以衡量数据的不确定性.基尼不纯度越高,说明数据的混乱程度越大,样本序列的不确定性也越大,数据越混乱.反之,基尼不纯度越低,说明数据的混乱程度越小,数据越有序.因此,本文引入基尼不纯度作为衡量持续监测路径随机性的指标,通过最大化目标点的访问间隔时间序列的基尼不纯度,降低各目标点相邻访问间隔的规律性,从而提高监测路径的隐私性.基尼不纯度的定义如下.

**定义1** 在分类问题中,假设序列 $Z$ 有 $N$ 个类,则序列 $Z$ 的基尼不纯度为

$$\text{Gini}(Z) = \sum_{n=1}^N p_n(1 - p_n) = 1 - \sum_{n=1}^N p_n^2. \quad (3)$$

其中: $n$ 是某个类别, $N$ 是类别数量, $p_n$ 是选中样本属于 $n$ 类别的概率, $1 - p_n$ 是该样本被分错的概率.

## 2 基于高基尼不纯度的路径规划模型

### 2.1 无人机状态方程

定义矩阵 $w_{s,k} = 1$ 表示无人机第 $s$ 步时跳转到汇合点 $k$ 进行充电后再跳到第 $s+1$ 步进行巡检,否则 $w_{s,k} = 0$ .矩阵 $R \in \mathbf{R}^{M \times M}$ 和 $Q \in \mathbf{R}^{K \times M}$ 分别表示由无人机飞行在各目标点之间、汇合点到目标点之间所需时间构成的矩阵.

定义无人机的续航时间矩阵为 $E \in \mathbf{R}^{1 \times H}$ ,  $E(s)$ 表示无人机完成第 $s$ 步监测时的剩余续航时间.下面对无人机的状态转移过程进行分析.根据图4,按照状态转移过程中是否包括充电环节可分为两种情况.

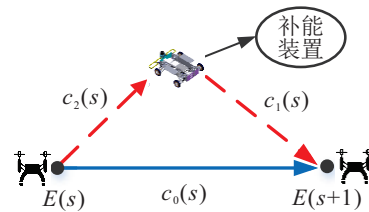


图4 第 $s$ 步到第 $s+1$ 步状态转移示意图

1) 无人机从第 $s$ 步直接到达第 $s+1$ 步时不到汇合点进行补能,有

$$w_{s,k} = 0, \quad k = 1, 2, \dots, K. \quad (4)$$

令二值变量 $\alpha(s) = \sum_{k=1}^K w_{s,k}$ ,则 $\alpha(s) = 0$ 与式(4)等价.无人机在此步内所耗飞行时间为

$$c_0(s) = U_s R U_{s+1}^T, \quad (5)$$

其中 $U_s$ 和 $U_s^T$ 分别表示矩阵 $U$ 的第 $s$ 行及其转置。

无人机的续航时间要足够支撑其前往下一目标点,且每步结束时需要更新无人机的剩余续航,则需满足

$$E(s) \geq c_0(s), \quad (6)$$

$$E(s+1) = E(s) - c_0(s), \quad (7)$$

其中 $E(s)$ 和 $E(s+1)$ 分别表示无人机完成第 $s$ 步和第 $s+1$ 步监测时的剩余续航时间。

2) 如果无人机从第 $s$ 步到达第 $s+1$ 步时降落至汇合点更换电池,则 $\alpha(s) = 1$ 。无人机在此步内所耗飞行时间为 $c_1(s) + c_2(s)$ ,有

$$c_1(s) = W_s Q U_{s+1}^T, \quad (8)$$

$$c_2(s) = W_s Q U_s^T, \quad (9)$$

其中 $W_s$ 表示矩阵 $W$ 的第 $s$ 行。此时无人机剩余续航时间约束及剩余续航时间的更新公式如下:

$$E(s) \geq c_2(s), \quad (10)$$

$$E(s+1) = E_0 - c_1(s), \quad (11)$$

其中 $E_0$ 表示无人机充满电后的最大续航时间。

由式(6)和(10)可得无人机续航时间约束为

$$E(s) \geq (1 - \alpha(s))c_0(s) + \alpha(s)c_2(s), \quad \forall s. \quad (12)$$

由式(7)和(11)可得无人机剩余续航的状态方程为

$$E(s+1) = (1 - \alpha(s))(E(s) - c_0(s)) + \alpha(s)(E_0 - c_1(s)). \quad (13)$$

## 2.2 目标点状态方程

由无人机状态方程可知,无人机到达相邻步目标点的时间关系为

$$t_{s+1} = t_s + \Delta(s). \quad (14)$$

其中: $\Delta(s) = (1 - \alpha(s))c_0(s) + \alpha(s)(c_1(s) + c_2(s))$ 为从第 $s$ 步到第 $s+1$ 步目标点所耗时间, $t_s$ 为无人机到达第 $s$ 步目标点的时间。

由于目标点的访问频率要求各有不同,本文为每个目标点设置等待时间阈值。在任何时刻,目标点的等待时间必须不超过允许的最大等待时间,有

$$A_{s,m} \leq T_m, \quad m = 1, 2, \dots, M, \quad \forall s. \quad (15)$$

其中: $A_{s,m}$ 为在第 $s$ 步时第 $m$ 个目标点的已等待时间, $T_m$ 为第 $m$ 个目标点允许的最大等待时间。

第 $s+1$ 步时,第 $m$ 个目标点的等待时间更新公式为

$$A_{s+1,m} = \begin{cases} A_{s,m} + \Delta(s), & u_{s+1,m} = 0; \\ 0, & u_{s+1,m} = 1. \end{cases} \quad (16)$$

综上,目标点等待时间的状态方程如下:

$$A_{s+1,m} = [1 - u_{s+1,m}][A_{s,m} + \Delta(s)], \\ m = 1, 2, \dots, M. \quad (17)$$

定义访问状态矩阵为 $L \in \mathbf{R}^{H \times M}$ , $L_{s,m}$ 为一个状态变量。若第 $s$ 步时第 $m$ 个目标点被访问,则 $L_{s,m} = t_s$ ,否则 $L_{s,m} = 0$ 。定义 $\mu_{s,m} = \sum_{i=1}^s u_{i,m}$ 为第 $s$ 步时第 $m$ 个目标点已被访问的次数。对于任意目标点,相邻两次访问间隔时间应小于于目标点的最大等待时间,则有如下约束:

$$\varphi_m(i) < T_m, \quad i = 1, 2, \dots, \mu_m. \quad (18)$$

其中 $\varphi_m = \{\varphi_m(1), \varphi_m(2), \dots, \varphi_m(\mu_{H,m})\}$ 为矩阵 $L$ 的第 $m$ 列 $L(:, m)$ 剔除零元素后得到第 $m$ 个目标点的访问时间序列,再经相邻元素求差组成的相邻访问间隔序列,且 $\mu_{H,m} = \sum_{i=1}^H u_{i,m}$ 。

## 2.3 路径规划模型

1) 初始化。当 $s = 1$ 时,当前计时从0开始,无人机需要从起点 $S \in V'$ 出发,各目标点等待时间也为0,即

$$t_1 = 0, u_{1,S} = 1, A_{1,m} = 0, \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (19)$$

2) 待监测点全覆盖约束。无人机相邻两次跳转不能访问同一个待巡目标点,且所有目标点必须在给定最大监测节点长度 $H \geq M$ 之内全部被监测到,则有

$$u_{s,m} + u_{s-1,m} < 2, \quad m = 1, 2, \dots, M, \quad \forall s; \quad (20)$$

$$\sum_{s=1}^H u_{s,m} \geq 2, \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (21)$$

3) 汇合时间约束。为避免无人机能量耗尽,地面车应该提前到达汇合点,等待无人机到达后为其更换电池,再继续执行监测任务。对于任意 $k_1, k_2 \in \{1, 2, \dots, H\}$ ,有

$$\sum_{s=k_1}^{k_2-1} \Delta(s) + W_{k_2} Q U_{k_2}^T - W_{k_1} Q U_{k_1}^T \geq W_{k_1} D' W_{k_2}^T, \quad (22)$$

其中矩阵 $D' \in \mathbf{R}^{K \times K}$ 表示地面车沿着路网在所有汇合点之间所需行驶时间构成的矩阵。

4) 目标函数。在持续监测任务中,节点访问频率和路径的随机性是体现路径好坏的两个重要指标。本文将监测频率和基尼不纯度结合起来对无人机的路径进行优化,综合利用了这两个评价指标的优点,对路径的评价更加全面,优化后的路径同时提高了目标点的访问频率和监测路径的随机性。

① 目标点访问间隔的归一化指标  $J_1$ . 访问间隔时间是指无人机相邻两次访问该目标点的时间差值, 该指标代表一个访问周期. 对某一目标点而言, 若相邻访问间隔时间较为合理, 则说明监测效率较高, 访问间隔太大会导致部分目标点长时间未被访问, 不满足监测频率要求; 访问间隔太小会造成不必要的资源浪费. 为了更清楚地反映监测效率的高低, 将目标点访问时间间隔进行归一化处理, 构建出指标  $J_1$  为

$$J_1 = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{\varphi_m(1) + \varphi_m(2) + \dots + \varphi_m(\mu_{H,m})}{\mu_{H,m} T_m}. \quad (23)$$

其中:  $\varphi_m(1), \varphi_m(2), \dots, \varphi_m(\mu_{H,m})$  为第  $m$  个目标点的相邻访问时间间隔,  $\mu_{H,m}$  为  $H$  步内第  $m$  个目标点的总访问次数.  $J_1$  的取值范围为  $(0,1)$ ,  $J_1$  越小, 表示各目标点的相邻访问间隔  $\varphi_m(i)$  越短, 访问频率越高;  $J_1$  越大, 表示各目标点的相邻访问间隔  $\varphi_m(i)$  越长, 访问频率越低. 为了保证目标点的等待时间  $A_{s,m}$  不超过允许的最大等待时间  $T_m$ , 在目标函数中考虑将指标  $J_1$  最小化, 从而提高目标点的访问频率.

② 监测路径的随机性指标  $J_2$ . 本文通过基尼不纯度指标来定量评价监测路径的随机性, 对于某目标点而言, 其访问间隔时间序列的基尼不纯度越大, 代表序列的有序程度越低, 说明该目标点的相邻两次访问之间的时间间隔有差异, 监测路径的安全性越高. 通过在目标函数中考虑使访问间隔序列的基尼不纯度最大化, 可以提高监测的随机性, 使得入侵者较难发现无人机的监测规律, 从而提高防范智能入侵的能力.

由于仿真实验设置在有限  $H$  步内进行, 各个目标点的相邻访问间隔时间数目也是有限的, 依据访问间隔与该目标点最大等待时间的占比, 按4等分向上取整后分为  $\{1, 2, 3, 4\}$  四种标签, 即

$$\varphi'_m(i) = \frac{1}{4} \left\lceil 4 \frac{\varphi_m(i)}{T_m} \right\rceil. \quad (24)$$

对于  $M$  个待巡目标点, 访问间隔时间序列的基尼不纯度的平均值为

$$\begin{aligned} J_2 &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \text{Gini}(\varphi_m) = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^{\mu_{H,m}} p(\varphi'_m(i))(1 - p(\varphi'_m(i))) = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ 1 - \sum_{i=1}^{\mu_{H,m}} (p(\varphi'_m(i)))^2 \right], \end{aligned} \quad (25)$$

其中  $p(\varphi'_m(i))$  为  $\varphi'_m(i)$  这类标签在第  $m$  个目标点序

列所有标签中出现的次数比例, 代表  $\varphi_m(i)$  在序列  $\varphi_m$  中出现的概率. 由式(25)可知,  $J_2$  的取值范围为  $(0,1)$ ,  $J_2$  值越大, 说明各节点的访问间隔时间差异越大, 则监测路径的随机性越高; 反之, 监测路径的随机性越低. 因此, 最安全路径为

$$L^* = \arg \max \sum_{m=1}^M \text{Gini}(\varphi_m),$$

$$\text{即 } L^* = \arg \min \sum_{m=1}^M [-\text{Gini}(\varphi_m)].$$

综上所述, 本文优化目标是使目标点访问间隔时间的归一化指标及其序列的基尼不纯度加权达到最小, 则协作系统持续监测路径规划模型如下:

$$\min \lambda J_1 - (1 - \lambda) J_2;$$

$$\text{s.t. 式(2), (12) ~ (15), (17) ~ (22).}$$

其中  $\lambda \in (0,1)$  表示权重系数, 用于权衡监测频率要求和监测路径随机性之间的重要性. 经过多次实验, 本文将  $\lambda$  的取值确定为 0.5.

针对上述优化模型, 本文考虑无人机能量、道路网络以及目标点等待时间等约束, 将目标点访问间隔归一化指标和监测路径的随机性指标结合起来, 作为路径规划模型的总优化目标. 因此, 通过求解该模型得到的监测路径兼顾了持续性和随机性, 更加符合现实需求.

### 3 模型求解算法设计

本文研究的 UAV & UGV 协作系统持续监测任务是指在给定的目标点集合中求解出无人机的访问序列, 从而提高目标点监测频率和监测路径随机性. 近年来, 许多智能仿生算法被应用于复杂的机器人路径规划场景, 其中蚁群算法计算能力强、运行效率高, 其禁忌表策略、转移概率和信息素更新机制使得路径规划问题的求解变得更加方便, 因此本文利用蚁群算法对模型进行求解.

#### 3.1 目标点的选择

在执行协作监测任务时, 无人机和地面车均从起点  $S$  出发, 无人机初始续航为  $U_{\max}$ . 当剩余续航比例  $U/U_{\max} > \delta$  时 (经多次实验, 设定  $\delta = 0.1$ ), 无人机选择访问目标点, 否则飞往汇合点. 根据信息素浓度  $\tau$ 、启发式函数  $\eta$ 、等待时间参数  $\xi$  计算转移概率, 并利用轮盘赌法为无人机选择飞往的下一个目标点. 此步结束时, 对目标点的访问次数、访问时间序列、剩余续航等进行更新. 每步结束后, 都要判断是否满足  $U/U_{\max} > \delta$ , 再执行下一步任务.

无人机访问目标点时的转移概率计算方法如下

所示:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta \xi(j)}{\sum_{v \notin \text{tabu}_k} [\tau_{iv}(t)]^\alpha [\eta_{iv}(t)]^\beta \xi(v)}, & j \notin \text{tabu}_k; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (26)$$

其中:  $\tau_{ij}(t)$  为信息素浓度, 目标点与汇合点之间的信息素浓度设置为1;  $\eta_{ij}$  为无人机从目标点  $i$  飞到  $j$  所耗时间的倒数; 为了使无人机飞往紧急程度较高的目标点, 令  $\xi(j) = \frac{1}{T_m - T_j}$ , 即目标点  $j$  剩余等待时间的倒数. 某目标点的剩余等待时间越短,  $\xi(j)$  的值越大, 无人机飞往该目标点的概率就越大; 反之, 飞往该点的概率就越小. 因为目标点等待时间  $T_j \in [0, T_m)$ , 故  $\xi(j)$  的取值范围是  $(0, 1/T_m]$ .

### 3.2 汇合点的选择

为防止无人机电量耗尽, 当无人机剩余续航比例  $U/U_{\max} \leq \delta$  时, 选择汇合点进行补能. 在补能过程中, 地面车必须提前到达汇合点, 待无人机到达后为其更换电池. 首先, 找出满足汇合时间约束 (12) 和 (22) 的可到达汇合点. 若不存在, 则当前蚂蚁寻路失败; 若存在, 则根据启发式函数  $\eta$  计算前往汇合点的转移概率, 并通过轮盘赌法选择汇合点降落, 此时无人机续航为  $U_{\max}$ , 然后对 UAV 路径、UGV 路径和到达时间等进行更新.

到达汇合点补能成功后, 再为无人机选择下一目标点继续执行任务. 每步任务结束后, 判断是否满足  $U/U_{\max} > \delta$ , 再执行下一步任务. 循环往复, 直至到达  $H$  步时, 当前蚂蚁成功找到满足约束条件的无人机监测路径和地面车补能路径.

### 3.3 设置挥发因子

信息素挥发因子  $\rho$  的大小是影响路径上信息素增量的重要因素, 反映了信息素的消失速度,  $\rho$  的取值范围为  $0 \sim 1$ .  $\rho$  较大会加快算法的收敛速度, 但可能会陷入局部最优;  $\rho$  较小则有利于找到全局最优解, 但会减慢算法的收敛速度. 因此, 本文按照迭代阶段设置不同的  $\rho$  值, 取值如下:

$$\rho = \begin{cases} 0.7, & \text{iter} < \text{iter}_{\max}/3; \\ 0.4, & \text{iter}_{\max}/3 \leq \text{iter} < 2\text{iter}_{\max}/3; \\ 0.2, & \text{iter} \geq 2\text{iter}_{\max}/3. \end{cases} \quad (27)$$

### 3.4 信息素更新

为了实验结果的直观性, 仿真实验设置在有限  $H$  步内进行, 即无人机的路径序列维度已知, 而目标点的访问顺序、汇合点位置和空地汇合时间是未知的. 在每次迭代完成后, 信息素只在目标点之间释放, 而目标点与汇合点之间的信息素浓度保持为1不变. 由

于能量、目标点等待时间、汇合时间等约束的限制, 可能产生蚂蚁寻路失败的情况, 此时将当前蚂蚁初始化, 使其重新寻路直至找到一条有效路径, 因此保存下来的路径均为符合条件的有效解.

传统蚁群算法中经常依据路径长度更新信息素, 而本文依据目标点访问间隔的归一化指标及其基尼不纯度的加权之和来更新蚂蚁路径的信息素, 当某只蚂蚁路径的代价函数越小时, 其在路径上释放的信息素越多, 下一代蚂蚁走该路径的概率越大, 使得迭代过程中生成的可行解逐渐向代价函数减小的方向收敛. 信息素更新公式如下:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^{N_c} \Delta\tau_{ij}^k(t). \end{cases} \quad (28)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q_0/J_k, & \text{蚂蚁}k\text{经过}(v_i, v_j); \\ 0, & \text{蚂蚁}k\text{不经过}(v_i, v_j). \end{cases} \quad (29)$$

其中:  $\tau_{ij}(t)$  为第  $t$  次迭代后  $v_i$  与  $v_j$  之间的信息素浓度,  $\Delta\tau_{ij}$  为信息素浓度的变化值, 信息素增量  $Q_0$  为常数, 蚂蚁  $k$  的路径代价  $J_k$  为  $J_1$ 、 $J_2$  的加权之和.

蚁群算法的求解流程如图5所示.

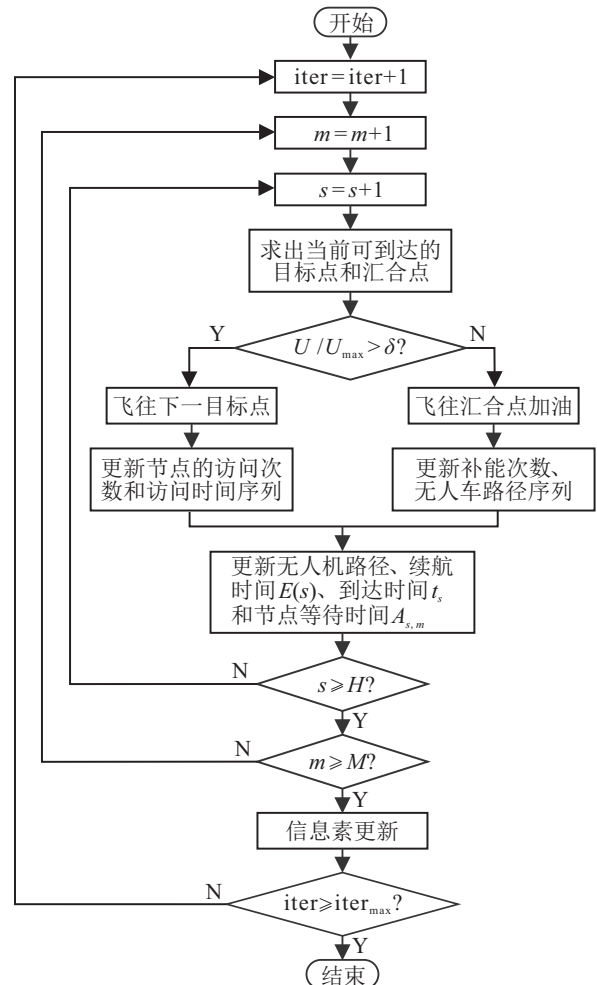


图5 蚁群算法求解流程

### 4 仿真实验结果分析

本文以1架无人机和1辆地面车构成的异构系统为例,协作完成 $H$ 步监测任务.通过仿真实验验证所建立数学模型的有效性.已知任务中包含62个目标点(1~62)和192个汇合点(1~192),按照从左往

右、从上往下的顺序为其进行编号.由于在实际场景中每个目标点的重要性和被入侵的概率各不相同,为了反映目标点的差异性,为每个目标点设置了等待时间阈值,大多数在140 min~180 min之间,其数值如表1所示.

表1 62个目标点的等待时间阈值 单位: min

目标点编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
$T_m$	160	165	170	165	160	165	175	160	155	165	170	165	160	145	150	155	160	160	165	145	150
目标点编号	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42
$T_m$	145	140	170	160	145	150	145	140	160	155	165	140	150	145	155	165	155	165	160	145	140
目标点编号	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	
$T_m$	150	140	150	165	175	155	165	150	145	160	145	155	160	155	170	165	175	160	165	150	

在仿真实验中,迭代次数 $iter_{max} = 200$ ,蚂蚁数量 $N_c = 100$ ,监测总步数 $H = 200$ ,信息素重要性因子 $\alpha = 1$ ,启发函数因子 $\beta = 1.7$ ,目标点数量 $M = 62$ ,汇合点数量 $N = 192$ ,信息素释放量 $Q_0 = 0.4$ ,无人机速度 $V_a = 70$  km/h,地面车速度 $V_g = 35$  km/h,无人机最大续航 $U_{max} = 70$  min,更换电池时间 $t_r = 3$  min,安全指数 $\gamma = 0.2$ , $n_1 = 20$ .本文所有仿真实例均在安装有Matlab R 2020a的计算机上实现.

#### 4.1 路径规划结果

实验结果如图6所示.其中: $S$ 为起点,红色点为待监测目标点,蓝色实线为无人机监测路径,红色虚线为地面车补能路径,数字标号为补能次数,蓝色圆

点为相应的汇合点.可以看出,无人机在执行 $H$ 步监测任务的过程中,共4次与地面车进行汇合补能,无人机在第50、95、137、184步时分别到达汇合点69、90、131、86与地面车汇合并进行能量补给.

地面车到达汇合点的时间分别为5.328、67.176、117.871、172.094,无人机到达汇合点的时间分别为55.411、110.291、166.530、226.349,单位为min.可以看出,每次补能时,地面车都会提前到达汇合点,待无人机到达后为其进行补能,继而执行下一步任务.以上结果满足式(22)汇合时间的限制,这是因为离散化地图的汇合点数量较多,使地面车能高效地配合无人机完成监测任务,避免无人机电量耗尽.

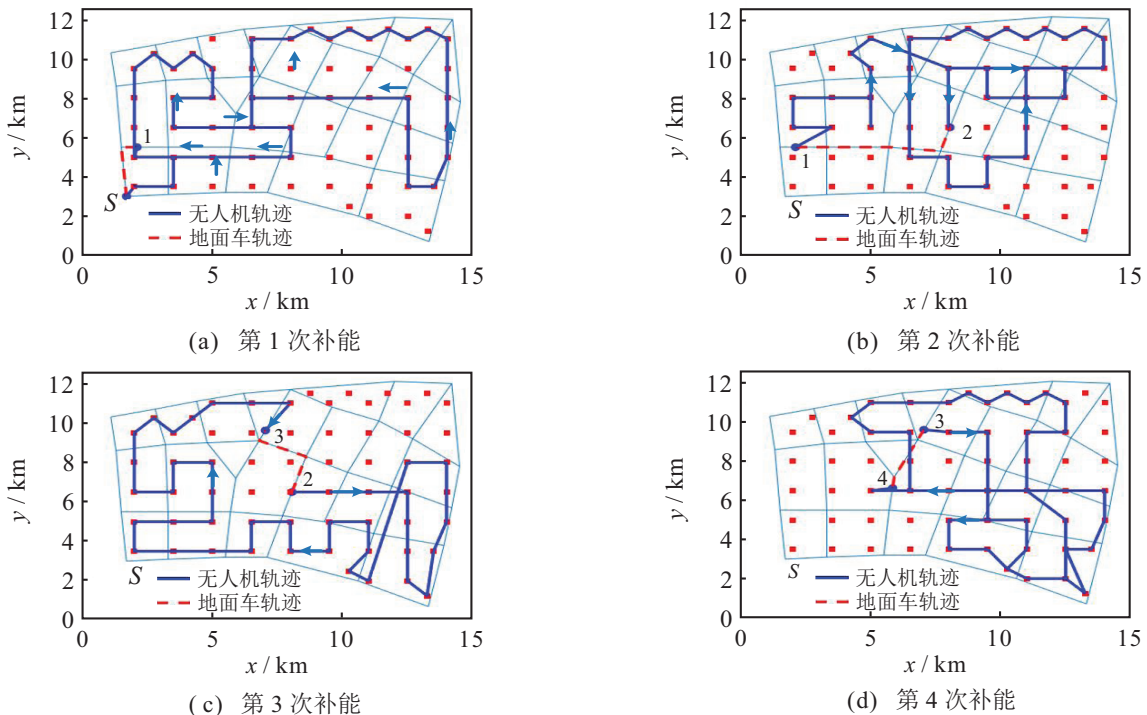


图6 无人机与地面车路径

### 4.2 算法有效性分析

图7为执行H步监测任务过程中无人机访问目标点的顺序图. 其中: 红点表示每一步监测任务; 横坐标为无人机到达每步目标点的时间, 总耗时为246.909 min; 纵坐标为62个目标点的编号, 纵坐标为0表示当前步无人机和地面车到达某汇合点进行补能. UAV汇合时间如下: 第1次为55.411 min ( $s = 50$ ), 第2次为110.291 min ( $s = 95$ ), 第3次为166.530 min ( $s = 137$ ), 第4次为226.349 min ( $s = 184$ ). 可以看出, 无人机的访问目标点顺序并没有明显规律性, 比较符合本文对监测路径随机性的要求, 验证了将基尼不纯度指标引入路径规划模型中可以提升路径的随机性.

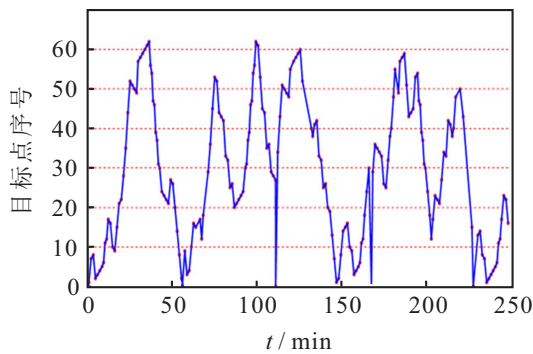


图7 H步内无人机访问目标点顺序图

图8为各目标点的相邻访问间隔柱状图, 横坐标为目标点编号; 绿色柱形高度代表各目标点的等待时间阈值; 蓝色圆点为相邻访问的间隔时间, 其数目为目标点的访问次数. 从图8可以看出, 蓝色圆点的纵坐标均小于相应柱形的高度, 说明各目标点的相邻访问间隔均不超过最大等待时间, 满足式(18)的约束. 对各个目标点而言, 蓝色圆点的纵坐标各不相同, 分布较为均匀, 说明目标点的访问间隔时间具有随机性, 监测路径的安全性得到了提高. 这是由于本文在优化目标中考虑了归一化访问间隔时间及其基尼不纯度, 并在计算转移概率和更新信息素时有所体现, 验证了所建模型的有效性与合理性.

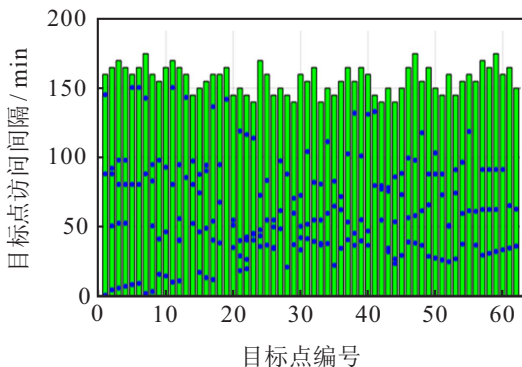


图8 目标点相邻访问间隔柱状图

### 4.3 不同算法性能分析

为了验证ACO算法的优越性, 将其与遗传算法(GA)进行对比, 迭代曲线如图9所示. GA算法在迭代114次时收敛, 最优目标函数值为-0.0489, 运行时间为548.279 s; ACO算法在迭代第96次时收敛, 最优目标函数值为-0.0725, 运行时间为365.768 s. 结果表明, ACO算法的求解效率高, 收敛速度快. 这是由于本文在计算转移概率和更新信息素时, 考虑了目标点等待时间和路径代价函数值, 使得蚂蚁更容易找到目标点访问间隔最短、监测路径随机性最高的局部最优解.

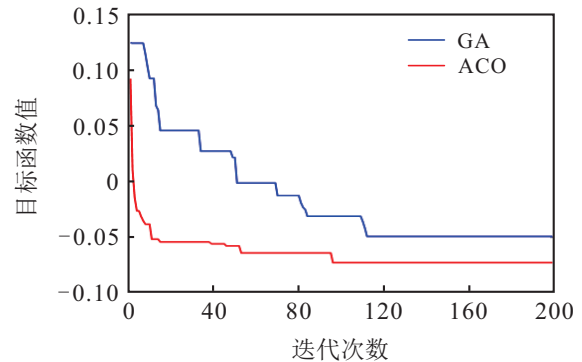


图9 目标函数迭代曲线

## 5 结论

本文研究了基于高基尼不纯度的UAV & UGV协作监测系统路径规划问题. 考虑了无人机能量、地面道路网络、目标点等待时间、空地汇合时间等多种约束, 以目标点的归一化访问间隔及其基尼不纯度的加权最小为目标, 建立持续监测路径规划数学模型, 并采用蚁群算法对该模型进行求解. 仿真实验表明, 该方法寻优能力强, 运行效率高, 可以得到无人机的最优监测路径和相应的地面车补能路径.

本文求解得到的监测路径周期性较弱, 监测路径的隐私性有所提高, 减少了安全隐患. 然而, 单个无人机难以满足大范围区域的监测频率要求, 后续研究将扩展到异构多机器人系统的协作监测任务中. 另一方面, 虽然仿真实验表明本文方法求解出的监测路径具有一定的随机性, 但还没有得到实物验证. 后续工作重点关注将本文方法应用于空地异构机器人平台中, 开展异构机器人系统的协作监测实验.

### 参考文献(References)

[1] Vemula S, Marquez S, Avila J D, et al. A heterogeneous autonomous collaborative system for powerline inspection using human-robotic teaming[C]. 2021 16th International Conference of System of Systems Engineering (SoSE). New York: ACM, 2021: 19-24.

- [2] Wei M H, Isler V. Coverage path planning under the energy constraint[C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 2018: 368-373.
- [3] Di Franco C, Buttazzo G. Energy-aware coverage path planning of UAVs[C]. 2015 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions. Vila Real, 2015: 111-117.
- [4] Wu Y, Wu S B, Hu X T. Cooperative path planning of UAVs & UGVs for a persistent surveillance task in urban environments[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(6): 4906-4919.
- [5] 胡子峰, 陈洋, 郑秀娟, 等. 空地异构机器人系统协作巡逻路径规划方法[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(1): 48-58.  
(Hu Z F, Chen Y, Zheng X J, et al. Cooperative patrol path planning method for air-ground heterogeneous robot system[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(1): 48-58.)
- [6] Duan X M, George M, Bullo F. Markov chains with maximum return time entropy for robotic surveillance[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2020, 65(1): 72-86.
- [7] Janssen S, Matias D, Sharpanskykh A. An agent-based empirical game theory approach for airport security patrols[J]. Aerospace, 2020, 7(1): 8.
- [8] Xu H F, Ford B, Fang F, et al. Optimal patrol planning for green security games with black-box attackers[C]. International Conference on Decision and Game Theory for Security. Cham: Springer, 2017: 458-477.
- [9] 乔健, 诸佳慧, 严康桓. 基于随机森林CART特征选择改进算法的电信客户流失预测模型[J]. 电信工程技术与标准化, 2022, 35(3): 78-82.  
(Qiao J, Zhu J H, Yan K H. Telecom customer churn prediction model based on improved random forest cart feature selection algorithm[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2022, 35(3): 78-82.)
- [10] 殷作洋, 吴肖锋, 仲伟坤. 基于随机森林的变压器故障识别与实例分析[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23): 63-67.  
(Yin Z Y, Wu X F, Zhong W K. Transformer fault recognition based on random forest and case analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(23): 63-67.)
- [11] 孙傲, 赵礼峰. 基于信息增益和基尼不纯度的K近邻算法[J]. 计算机技术与发展, 2019, 29(9): 51-54.  
(Sun A, Zhao L F. K-nearest neighbor algorithm based on information gain and gini impurity[J]. Computer Technology and Development, 2019, 29(9): 51-54.)
- [12] 钱晨. 基于遥测数据的卫星姿态控制系统故障检测方法[D]. 杭州: 浙江大学, 2021: 30-32.  
(Qian C. Satellite attitude control system fault detection method based on telemetry data[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021: 30-32.)

#### 作者简介

夏丹(1998—), 女, 硕士生, 从事机器人路径规划的研究, E-mail: 2132424837@qq.com;

陈洋(1980—), 男, 教授, 博士生导师, 从事移动机器人建模、规划与控制等研究, E-mail: cheniyag@wust.edu.cn;

陈志环(1989—), 男, 副教授, 硕士生导师, 从事复杂系统的控制器和观测器设计、机器人路径规划等研究, E-mail: czh@wust.edu.cn;

杨艳华(1983—), 女, 副教授, 硕士生导师, 从事机器人控制与规划、模型预测控制、鲁棒控制等研究, E-mail: yangyh@wust.edu.cn.