



路网约束下异构机器人系统路径规划方法

陈梦清 陈洋 陈志环 赵新刚

Path Planning for Heterogeneous Robot System With Road Network Constraints

CHEN Meng-Qing, CHEN Yang, CHEN Zhi-Huan, ZHAO Xin-Gang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200806>

您可能感兴趣的其他文章

基于凸近似的避障原理及无人驾驶车辆路径规划模型预测算法

Convex Approximation Based Avoidance Theory and Path Planning MPC for Driver-less Vehicles

自动化学报. 2020, 46(1): 153-167 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170287>

轮手一体机器人能量次优重构规划方法

An Energy Suboptimal Reconfiguration Planning Approach to Wheel-manipulator Robots

自动化学报. 2017, 43(8): 1358-1369 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2017.c150752>

基于运动控制和频域分析的移动机器人能耗最优轨迹规划

Optimal Energy Consumption Trajectory Planning for Mobile Robot Based on Motion Control and Frequency Domain Analysis

自动化学报. 2020, 46(5): 934-945 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180399>

空间冗余机械臂路径规划方法研究

Research on Path Planning Method of Spatial Redundant Manipulator

自动化学报. 2019, 45(6): 1103-1110 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180191>

基于反步法的有限时间机器人环航控制器设计

Finite-time Standoff Tracking Control of Moving Target by Means of Backstepping for Non-holonomic Robot

自动化学报. 2019, 45(3): 540-552 <https://doi.org/10.16383/j.aas.2018.c170549>

具有不等式路径约束的微分代数方程系统的动态优化

Dynamic Optimization of Differential-algebraic Equations With Inequality Path Constraints

自动化学报. 2019, 45(5): 897-905 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180302>

路网约束下异构机器人系统路径规划方法

陈梦清^{1,2} 陈洋^{1,2} 陈志环^{1,2} 赵新刚³

摘要 由无人机 (Unmanned aerial vehicles, UAV) 和地面移动机器人组成的异构机器人系统在协作执行任务时, 可以充分发挥两类机器人各自的优势. 无人机运动灵活, 但通常续航能力有限; 地面机器人载荷多, 适合作为无人机的着陆平台和移动补给站, 但运动受路网约束. 本文研究这类异构机器人系统协作路径规划问题. 为了降低完成任务的时间代价, 提出一种由蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO) 和遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 相结合的两步法对地面机器人和无人机的路线进行解耦, 同时规划地面机器人和无人机的路线. 第 1 步使用蚁群算法为地面机器人搜索可行路线. 第 2 步对无人机的最优路径建模, 采用遗传算法求解并将无人机路径长度返回至第 1 步中, 用于更新路网的信息素参数, 从而实现异构协作系统路径的整体优化. 另外, 为了进一步降低无人机的飞行时间代价, 研究了无人机在其续航能力内连续完成多任务的协作路径规划问题. 最后, 通过大量仿真实验验证了所提方法的有效性.

关键词 异构机器人系统, 路径规划, 路网约束, 两步法

引用格式 陈梦清, 陈洋, 陈志环, 赵新刚. 路网约束下异构机器人系统路径规划方法. 自动化学报, 2023, 49(4): 718–730

DOI 10.16383/j.aas.c200806

Path Planning for Heterogeneous Robot System With Road Network Constraints

CHEN Meng-Qing^{1,2} CHEN Yang^{1,2} CHEN Zhi-Huan^{1,2} ZHAO Xin-Gang³

Abstract The heterogeneous robot system, composed of unmanned aerial vehicles (UAVs) and ground mobile robots, can give full play to the respective advantages of the two types of robots when performing tasks in cooperation. UAVs have the characteristics of flexibility, but they usually have limited endurance. Ground robots can bear large loads and are suitable for use as landing platforms and mobile replenishment stations for UAVs, but their movement is constrained by the road network. This paper studies the cooperative path planning of the heterogeneous robot systems. In order to reduce the time cost of the task, this paper proposes a two-step strategy combining ant colony optimization (ACO) and genetic algorithm (GA) to decouple the routes of mobile robot and UAV, and plans the routes of mobile robot and UAV at the same time. In the first step, ant colony optimization is used to search for feasible routes of the mobile robot. In the second step, we derive the model of the UAV's optimal path and use the genetic algorithm to solve it. The UAV path length is returned to the first step to update the pheromone in the road network. Then, we realize the overall optimization of the heterogeneous collaborative system path. In order to further reduce the flight time cost of UAVs, this paper also studies the problem of cooperative path planning for UAVs to continuously complete multiple tasks within their endurance capabilities. Finally, a large number of simulation experiments verify the effectiveness of the proposed method.

Key words Heterogeneous robot systems, path planning, road network constraint, two-step strategy

Citation Chen Meng-Qing, Chen Yang, Chen Zhi-Huan, Zhao Xin-Gang. Path planning for heterogeneous robot system with road network constraints. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(4): 718–730

收稿日期 2020-09-29 录用日期 2021-03-19

Manuscript received September 29, 2020; accepted March 19, 2021

国家自然科学基金 (61573263, 62073250) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61573263, 62073250)

本文责任编辑 诸兵

Recommended by Associate Editor ZHU Bing

1. 武汉科技大学机器人与智能系统研究院 武汉 430081 2. 冶金自动化与检测技术教育部工程研究中心 武汉 430081 3. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016

1. Institute of Robot and Intelligent System, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081 2. Engineering Research Center for Metallurgical Automation and Measurement Technology of Ministry of Education, Wuhan 430081 3. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016

空中无人机 (Unmanned aerial vehicles, UAV) 和地面机器人在自己的工作领域内都可以发挥很好的作用, 但是都各有优缺点. 如, 微型无人机行动自由、视野开阔, 在搜索和检测目标方面具有不可替代的优势, 但是无人机单次续航时间通常有限. 地面机器人具有智能驾驶、载荷能力强、续航时间长的特点, 缺点是只能在道路网络中行驶, 视野严重受限. 因此, 若将空中无人机与地面移动机器人结合构成异构协作系统, 让地面车作为无人机的着陆平台及能量补给站, 可以取长补短、优势互补, 大大拓展机器人系统代替人类完成任务的能力^[1-5]. 由无

人机和地面机器人组成的异构系统在任务调度、目标跟踪、定位与抓捕、合作建图、持续监测以及物流配送等方面都有广泛的应用前景^[6-10]. 本文对这一类异构机器人系统的路径规划问题展开研究.

目前对异构机器人系统的路径规划研究主要有两类, 一类是同时规划无人机和地面车的路线; 另一类是仅规划无人机的路线. 在第 1 类中, 不考虑地面车的运动范围, 即假设地面是完全空旷的, 允许地面车在二维平面上做任意运动, 同时规划地面车和无人机的路线. 第 2 类在第 1 类的研究基础上, 考虑实际环境中道路的限制, 但是事先为地面车选择一条路径, 然后仅规划无人机的路线, 通常约定无人机只允许在目标点或道路节点处起飞或降落.

对于第 1 类, 不考虑地面机器人运动范围的研究, 很多是关于带有无人机的旅行商问题 (Traveling salesman problem, TSP) 或者广义旅行商问题的研究^[11-12]. Murray 等^[13] 和 Ha 等^[14] 研究异构机器人系统的包裹投递, 允许无人机在客户处起飞或降落, 客户既可以被无人机访问, 也可以由地面车访问, 但是一次仅访问一个客户. 针对文献 [13] 研究的问题, Ham^[15] 允许地面车和无人机一次访问多个目标点. Klauco 等^[5] 在允许无人机一次访问多个目标点的基础上, 优化了目标点的访问顺序. Agatz 等^[11] 研究了地面车和无人机合作的 TSP 问题, 基于局部搜索和动态规划方法提出了一种启发式算法, 并将结果与小规模案例的最优解进行了比较. Freitas 等^[12] 的研究中允许目标点由地面车或无人机访问, 提出了一种混合启发式方法, 得到了无人机和地面车共同访问目标点的路径. Klauco 等^[6] 研究异构机器人系统的包裹投递问题, 并将研究的问题简化为混合整数规划问题. 陈洋等^[17] 给目标点加入邻域约束, 无人机只需要到达目标点的邻域, 进一步节省了完成任务的时间.

第 2 类研究结合了道路的实际情况, 地面车的运动受到路面障碍物或者建筑物的约束, 因而假定地面车选择了一条固定的路线, 在此情形下仅需规划无人机的路线. 现有研究只能限定无人机在特定位置起飞或降落. 例如: Ham^[15] 首先研究了地面车路径固定情形下的无人机路径规划问题. Maimi 等^[18] 研究了异构机器人系统在复杂环境中测绘的应用, 由于地面道路错综复杂, 需要为地面车事先选择一条道路, 允许无人机一次访问多个测绘点. Carlsson 等^[19] 研究了异构机器人系统进行物流配送的路径规划问题. 在地面车路径已知的基础上, 提出一种启发式方法求得无人机的路线. Mathew 等^[20] 将地面车的路径限制在一条道路上, 然后为无人机选择一些确定的地点, 在这些确定点处选择无人机的起

飞点和降落点, 从而得到无人机的路线.

现实中的车辆必须在道路上行驶. 因此本文的研究给异构机器人系统加入地面路网的约束, 使研究更接近实际情况. 由于人为给定地面车的路线会破坏异构机器人整体的最优性能, 因此本文将两者的路径计算放入同一个优化模型中, 不仅规划无人机的路径, 而且同时规划地面车的路径. 由 Carlsson 等^[19] 的研究可知, 当允许无人机在道路上随时起降时可降低时间成本, 因此本文的研究允许无人机在地面车上根据需要随时起飞, 进一步减少飞行时间和所需能量. 并且, 为了进一步缩短无人机的总飞行距离以节省能量, 本文考虑允许无人机在其续航时间范围内连续访问多个目标点.

由于地面车和无人机的路线之间相互耦合, 且由于地面路网的复杂性, 地面车的路线难以使用传统方法建立约束表达式对耦合关系进行描述, 因此本文提出使用蚁群算法 (Ant colony optimization, ACO) 和遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 相结合的“两步法”对地面移动机器人和无人机的路径进行求解, 两步之间通过信息素建立桥梁, 达到全局优化的目标, 研究思路如图 1 所示. 本文的贡献主要包括两个方面: 1) 建立了异构机器人在路网约束下的路径规划模型; 2) 提出一种两步法求解异构机器人系统的路径规划方法.

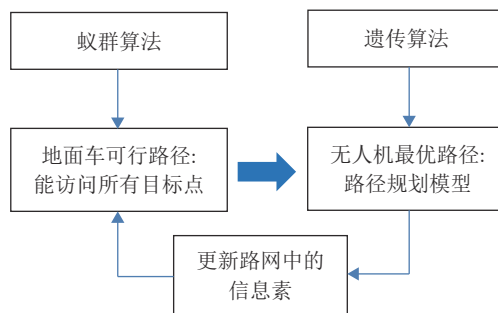


图 1 本文的研究思路

Fig. 1 Main idea of this study

1 异构机器人系统路径规划模型

1.1 问题描述

考虑有一个道路网络和若干待访问的目标点, 该访问任务由一架无人机和一台地面车组成异构机器人系统协作完成. 地面车充当移动平台为无人机的着陆和补能提供支持. 目标点的访问由无人机完成, 目标点的坐标和地面路网已知. 该过程可描述如下: 地面车携带无人机和相应的补能装置从起点出发, 无人机在地面路网中选择一条合适的路线行

驶到终点. 在行驶过程中, 地面车始终在道路上保持速度 v_c 行驶, 无人机需要在合适的时候从地面车上起飞去访问目标点, 且无人机以 v_h 的速度匀速飞行 (仅考虑地面的投影速度), 无人机每次起飞访问的目标点个数和顺序由规划结果决定. 在无人机离开地面车访问目标点的过程中, 地面车在路网中继续行驶, 到达合适的汇合点时, 无人机降落在地面车上补能, 由地面车载着无人机一起在路网中运动, 并在此期间完成能量补给, 直到下一个合适的起飞点起飞再去访问下一个目标点. 考虑到现实情况下电池充能时间较长, 所以补能的方式选择为自动更换电池. 如此往复, 直到完成所有目标点的访问之后, 无人机降落在地面车上随之一起运动到终点, 整个任务完成. 如图 2 所示的地面车具有为无人机自动更换电池的功能.

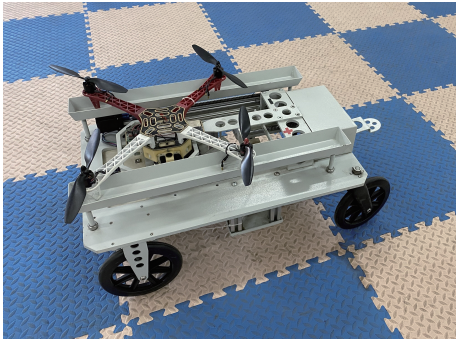


图 2 自动更换电池装置

Fig. 2 Automatic battery replacement device

上述问题在二维平面中的描述如图 3 所示. 目标点的坐标为 $q_i \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$, $i = 1, 2, \dots, N$ (N 为目标点个数), 地面路径段连接处节点为 $n_j \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$, $j = 1, 2, \dots, K$ (K 为连接点的个数). $S \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$ 为整个

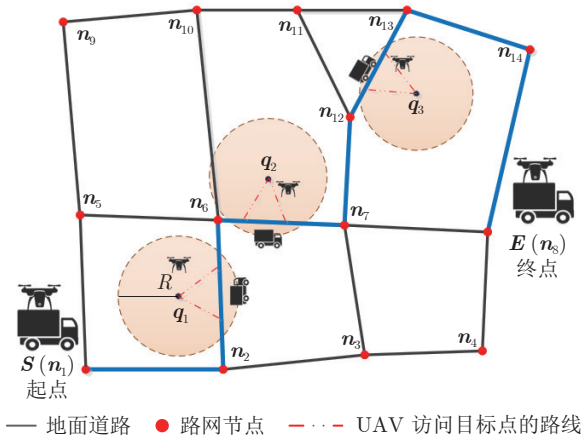


图 3 路网约束下异构机器人系统示意图

Fig. 3 Schematic diagram of heterogeneous robot system with road network constraints

任务的起点, $E \in \mathbf{R}^{2 \times 1}$ 为终点. 无人机的续航能力由无人机携带满格电池所能飞行的最大距离表示, 假设 U 表示无人机的最大续航时间, 则无人机续航能力为 $d_{\max} = U \times v_h$, 因此, 为了保证无人机能够安全返回, 无人机飞行范围的最大半径为 $R = d_{\max}/2$. 假设地面车携带了充足的能量, 能保证完成任务过程中持续运动, 并随时可为无人机提供足够的备用电池.

本文假设无人机和地面车可以相互识别, 道路网络中没有障碍和拥堵现象, 并且忽略无人机和地面车的加速度. 通过构建该系统的数学模型, 计算地面车的路线和无人机的起降点, 从而得到无人机的路线, 进而得到异构机器人系统的运动路径.

1.2 路径规划建模

本节在分析无人机路径时, 假设已知地面车的路径 (随机初始化), 而地面车的路径优化将在第 2.1 节采用蚁群算法求解.

由于地面路网由若干折线段连接而成, 难以用连续函数表示, 但是容易用一系列按顺序连接的离散点表示. 假设路径离散化后相邻两点之间间距为 l , 离散点的坐标按顺序存储在矩阵 $L \in \mathbf{R}^{M \times 2}$ 中, 其中 M 为离散点的个数. 因此无人机只需在矩阵 L 中选择其访问每个目标点的起飞点和降落点的编号, 编号确定后即确定了无人机的飞行路线.

1.2.1 目标点访问顺序建模

假设目标点序列为 $O = [q_1, q_2, \dots, q_N]$, 鉴于对这些目标点的访问顺序都是需要优化的, 设优化后的目标点序列为 $\tilde{O} = [\tilde{q}_1, \tilde{q}_2, \dots, \tilde{q}_N]$. 定义二值排列矩阵^[12] $P \in \mathbf{R}^{N \times N}$, $P_{i,j} \in \{0, 1\}$, 则有

$$\tilde{O} = OP = [\tilde{q}_1, \tilde{q}_2, \dots, \tilde{q}_N] \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^N P_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N P_{i,j} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, $P_{i,j} = 1$ 表示原第 i 个目标点 q_i 调整为第 j 个访问. 约束 (2) 表示优化顺序后, 无人机每次选择一个目标点进行访问. 约束 (3) 表示每个目标点仅被访问一次.

1.2.2 无人机路径建模

引入起飞逻辑矩阵 $\alpha \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 和着陆逻辑矩阵 $\beta \in \mathbf{R}^{M \times N}$, 其中 $\alpha_{i,j} \in \{0, 1\}$, $\beta_{i,j} \in \{0, 1\}$. $\alpha_{i,j} = 1$ 表示无人机在 L 的第 i 个点处起飞去访问目标点 \tilde{q}_j . 类似地, $\beta_{i,j} = 1$ 表示无人机访问完目标点 \tilde{q}_j 后

在 \mathbf{L} 中的第 i 个点处降落在地面车上。

引入 α 和 β 后, 得到约束式 (4) ~ (10)。

$$\sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^M \beta_{i,j} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^N (\alpha_{i,j} + \beta_{i,j}) \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n (\beta_{i,j} - \alpha_{i,j}) \leq 0, \quad n = 1, 2, \dots, M, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_{i,j+1} - \beta_{i,j}) \leq 0, \quad n = 1, 2, \dots, M, \quad j = 1, 2, \dots, N-1 \quad (8)$$

$$\frac{1}{v_h} \left(\left\| \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| + \left\| \sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| \right) \leq U, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

$$\frac{1}{v_h} \left(\left\| \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| + \left\| \sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| \right) = \frac{l}{v_c} \sum_{i=1}^M i (\beta_{i,j} - \alpha_{i,j}), \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

约束 (4) 表示无人机访问每个目标点时只能有一个起飞点. 类似地, 约束 (5) 表示无人机访问完每个目标点之后只能有一个降落点. 约束 (6) 表示 \mathbf{L} 中的每个点最多只允许无人机起飞或降落一次. 约束 (7) 表示无人机访问每个目标点时的起飞点必须在降落点之前. 约束 (8) 表示无人机起飞访问下一个目标点必须在访问完上一个目标点降落之后.

在约束 (9) 中, $\mathbf{L}_i \in \mathbf{R}^{1 \times 2}$ 表示矩阵 \mathbf{L} 的第 i 行向量, $\sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T$ 表示无人机访问目标 j 时的起飞坐标, $\sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T$ 表示无人机访问目标 j 之后的降落坐标. 约束 (9) 表示无人机每次访问目标点的飞行时间应该在续航时间范围内, 即无人机在能量耗尽之前就要回到地面车上进行补能. 约束 (10) 表示无人机访问每个目标点从起飞到降落的耗时与地面车从无人机的起飞点运动到无人机的降落点的耗时必须相同, 以避免地面车和无人机之间互相等待.

以无人机的飞行距离为代价, 构造如式 (11) 所示的目标函数.

$$\min f = \sum_{j=1}^N \left(\left\| \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| + \left\| \sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| \right) \quad (11)$$

根据以上模型, 该路径规划问题可以转化为如下所示的优化问题 P1:

$$\begin{aligned} \text{P1 } \min_{\mathbf{P}, \alpha, \beta} f \\ \text{s.t. } (2) \sim (10) \\ P_{i,j} \in \{0, 1\}, \quad 0 \leq i \leq N, \quad 0 \leq j \leq N \\ \alpha_{i,j}, \beta_{i,j} \in \{0, 1\}, \quad 0 \leq i \leq M, \quad 0 \leq j \leq N \end{aligned}$$

2 异构机器人系统路径规划算法设计

采用两步法对该路径规划问题求解. 第 1 步, 使用改进的蚁群算法 (Modified ACO, MACO) 在路网中为地面车选择一条能够到达终点并能使无人机访问到所有目标点的最短路线 R_s . 无人机能够成功访问到某个目标点的条件可参考图 3 中圆圈标示. 考虑无人机的续航能力, 只有地面车的路线经过以目标点为圆心, 以 R 为半径的圆时, 无人机才能访问到相应的目标点. 第 2 步, 将第 1 步得到的地面车路径 R_s 离散化, 对优化问题 P1 采用遗传算法, 求得对应于 R_s 的无人机的最优路径, 然后将无人机的飞行总距离返回到第 1 步中, 修改蚁群算法信息素的更新. 这种两步法称为 MACO-GA, 流程如图 4 所示, 其中左侧虚线框为第 1 步, 右侧虚线框

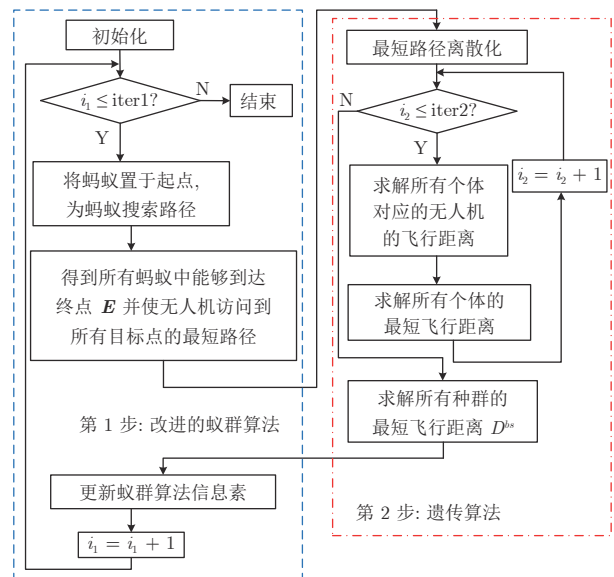


图 4 两步法的实现流程

Fig. 4 Two-step strategy implementation process

为第 2 步. $iter1$ 为蚁群算法最大迭代次数, $iter2$ 为遗传算法种群最大遗传代数.

2.1 改进的蚁群算法

如果蚂蚁选择的下一个运动节点能够使无人机在一定程度上访问更多的目标点, 即地面车运动经过的路线段穿越更多的图 3 所示的圆形区域, 则蚂蚁的这种决策有可能使所有的目标点在更短的时间内访问完成, 即在一定程度上缩短地面车路径的总长度. 因此, 对蚁群算法的启发函数改进为

$$\eta_{ij}(t) = \frac{y_{ij}}{d_{ij}} \quad (12)$$

式中, d_{ij} 是路径 (i, j) 的长度, y_{ij} 是该路径段穿越的圆圈的个数, 即地面车选择该路径段能够使无人机访问到的目标点的个数.

为了诱导蚂蚁选择能够使无人机的飞行距离更短的地面车路线, 将第 2 步得到的无人机路径长度用于第 1 步中蚁群算法信息素的更新, 改进后的信息素更新方法为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{bs}(t) \quad (13)$$

式 (13) 前两项的含义与传统蚁群算法相同, 其中 $\rho \in (0, 1)$ 为信息素的挥发系数; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为本次循环中路径 (i, j) 上信息素增加的总量, $\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$, 其中 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在时刻 t 播散在路径 (i, j) 上的信息素. 当蚂蚁从节点 i 运动到节点 j 时, $\Delta\tau_{ij}^k(t) = Qd_{ij}/L_k$, 其中, Q 为已知的信息素总量, L_k 为蚂蚁 k 的路径总长度.

式 (13) 的第 3 项 $\Delta\tau_{ij}^{bs}(t)$ 是根据第 2 步得到的最优无人机飞行路径而增加的信息素量. 假设当前迭代中地面车路线为 R_s , 在第 2 步计算中得到了与之对应的无人机全局最优路径 V_s , 则蚂蚁需要在路线 R_s 中释放额外的信息素. 释放量 $\Delta\tau_{ij}^{bs}(t)$ 定义为

$$\Delta\tau_{ij}^{bs}(t) = \begin{cases} \frac{GQ}{D^{bs}}, & \text{搜索到与 } R_s \text{ 对应的最优路径 } V_s \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中, 常量 G 表示蚂蚁释放额外信息素的增益, D^{bs} 表示无人机最优路径 V_s 的长度.

2.2 遗传算法设计

在第 2.1 节中, 由 MACO 得到了能使无人机访问到所有目标点的最短地面车路径 R_s . 本节将采用遗传算法并基于第 1.2 节中的模型对无人机的路线进行优化. 只要求得变量 \mathbf{P} , α 和 β , 则无人机的路线也随之确定. 在设计遗传编码之前, 先将这 3 个变量分为两组, \mathbf{P} 为一组, α 和 β 为另一组, 将

两组分别执行编码、选择、交叉和变异等操作.

2.2.1 编码方法

1) \mathbf{P} 的编码 ($code_1$)

$code_1$ 采用如下方式进行编码: 所有的初始染色体长度均为 N , 每个基因取值为 $1 \sim N$ 之间的整数, 并且每条染色体中的基因不重复. 显然, 该编码方式满足约束式 (2) 和 (3).

2) α 和 β 的编码 ($code_2$)

为了表示 \mathbf{L} 中起飞点和降落点序号的关系, $code_2$ 中的基因由 α 和 β 中的元素交替排列. 以 $M = 700$, $N = 4$, 目标点访问顺序为 $q_2 \rightarrow q_3 \rightarrow q_1 \rightarrow q_4$ 为例, 给出 $code_2$ 的一个编码示例如表 1 所示.

表 1 $code_2$ 的一个编码示例
Table 1 A sample of $code_2$

编码对象	编码内容							
$code_1$ 基因值	2		3		1		4	
$code_2$ 基因值	15	62	78	104	350	461	666	692
α, β 为 1 的元素	$\alpha_{15,2}$	$\beta_{62,2}$	$\alpha_{78,3}$	$\beta_{104,3}$	$\alpha_{350,1}$	$\beta_{461,1}$	$\alpha_{666,4}$	$\beta_{692,4}$

$code_2$ 中的所有染色体满足如下条件:

- 每个基因的取值范围为 $1 \sim M$;
- 每条染色体中的基因不重复;
- 每条染色体中的基因按升序排列.

按以上方式编码的 α 和 β 的染色体可直接满足约束式 (4) ~ (8), 仅有约束式 (9) 和 (10) 存在被违反的可能.

2.2.2 遗传操作的设计

1) 选择操作. 由于 $code_1$ 和 $code_2$ 的编码是一一对应的, 因此, 将 $code_1$ 和 $code_2$ 同时进行选择, 选择方法为转轮赌法. 假设种群规模为 W , $f(i)$ 为个体 i 的适应度值, 则第 i 个个体被选择的概率为

$$p(i) = \frac{f(i)}{\sum_{j=1}^W f(j)}, \quad \forall i = 1, 2, \dots, W \quad (15)$$

式中, $f(i)$ 由适应度函数计算得到, 将在第 2.2.3 节中介绍.

2) 交叉操作. $code_1$ 采用两点交叉, 交叉后染色体仍应满足: 每个基因取值范围为 $1 \sim N$, 并且每条染色体中的基因不重复; $code_2$ 采用单点交叉, 交叉后的染色体仍应满足第 2.2.1 节中的条件 a) ~ c).

3) 变异操作. $code_1$ 变异时采用倒置的方法, 即选中一段基因, 将该段基因倒置; $code_2$ 变异时随机选择 2 个相邻的起飞、降落点用随机产生的数字替换, 变异后仍要满足第 2.2.1 节中的条件 a) ~ c).

2.2.3 适应度函数的设计

根据前面介绍的编码方法和遗传操作方法可知, 约束式 (2) ~ (8) 均直接满足, 只有约束式 (9) 和式 (10) 可能被违反. 本文以式 (9) 和式 (10) 的违反量构造函数作为惩罚项加入目标函数中. 约束式 (9) 和式 (10) 的违反量分别如式 (17) 和式 (18) 所示. 个体的代价由目标函数与违反量之和组成, 即

$$f_p = f + \lambda_1 p_1 + \lambda_2 p_2 \quad (16)$$

$$p_1 = \sum_{j=1}^N \left(\max \left(\frac{1}{v_h} \left(\left\| \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| + \left\| \sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| \right) - U, 0 \right) \right) \quad (17)$$

$$p_2 = \sum_{j=1}^N \left| \frac{l}{v_c} \sum_{i=1}^M i (\beta_{i,j} - \alpha_{i,j}) - \frac{1}{v_h} \left(\left\| \sum_{i=1}^M \alpha_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| + \left\| \sum_{i=1}^M \beta_{i,j} \mathbf{L}_i^T - \sum_{k=1}^N \mathbf{q}_j P_{k,j} \right\| \right) \right| \quad (18)$$

其中, λ_1 , λ_2 分别为违反量 p_1 , p_2 的权重, 即惩罚因子, 可以根据经验取值. 当 λ_1 , λ_2 取较大值时, 违反量能够被快速消除, 但是优化问题 P1 可能会过快地收敛到局部最优值; 相反, 如果 λ_1 , λ_2 取较小值, 违反量的消除速度慢, 同时函数值 f_p 也收敛较慢, 更有可能找到全局最优解. 由于 f_p 的值越小表示越接近最优解, 而适应度值越大越接近最优解, 即适应度值与 f_p 的大小总体呈反比关系. 因此, 本文将适应度值设为 $fitness = 1/f_p$.

3 仿真实验

为了验证上述模型和算法, 本节在 3 种不同的场景中对该系统进行路径规划, 并分析结果, 其中改进蚁群算法和遗传算法的参数为多次实验得出的最佳参数, 目标点坐标随机生成, 但保证目标点与路网的距离小于无人机最大访问半径.

3.1 简单路网下的仿真

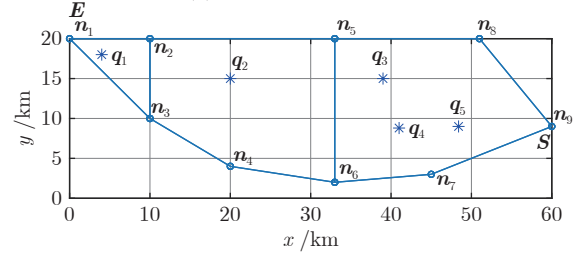
一个简单路网及其拓扑结构如图 5 所示, 其中 S 为起点, E 为终点, 实线为地面路网, 图 5(b) 中星号为目标点.

蚁群算法参数为: 迭代次数为 30, 种群大小为 300, $a = 1$, $b = 1$, $\rho = 0.3$, $Q = 1$, $G = 500$. 遗传算法参数为: 迭代次数 800, 种群大小 600, 选择概率 0.3, 交叉概率 0.3, 变异概率 0.3, $\lambda_1 = \lambda_2 =$



(a) 一个简单路网

(a) A simple road network



(b) 简单路网的拓扑图

(b) The topology of the simple road network

图 5 简单路网仿真

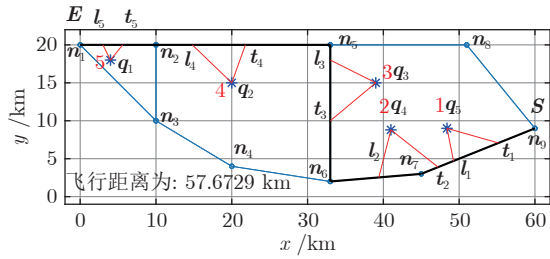
Fig.5 Simulation of a simple road network

500. 目标点坐标为: (0, 20), (10, 20), (10, 10), (20, 4), (33, 20), (33, 2), (45, 3), (51, 20), (60, 9).

地面车和无人机的路径规划结果如图 6 所示. 在图 6(a) 中, 粗实线为规划的地面车路线, 与各目标点相连的细实线为无人机路径, “ q ” 的下标和左边的数字分别为目标点的原始顺序和优化后的访问顺序编号, t_i 和 l_i 分别为无人机访问 q_i 时的起飞点和降落点. 由图 6(a) 可知, 无人机的飞行距离为 57.6729 km, 地面车的运动路径为: $S \rightarrow n_7 \rightarrow n_6 \rightarrow n_5 \rightarrow n_2 \rightarrow n_1 \rightarrow E$, 无人机访问目标点的顺序为: $q_5 \rightarrow q_4 \rightarrow q_3 \rightarrow q_2 \rightarrow q_1$, 即矩阵 P 的解为: $P_{1,5} = 1$, $P_{2,4} = 1$, $P_{3,3} = 1$, $P_{4,2} = 1$, $P_{5,1} = 1$, 其余元素为 0.

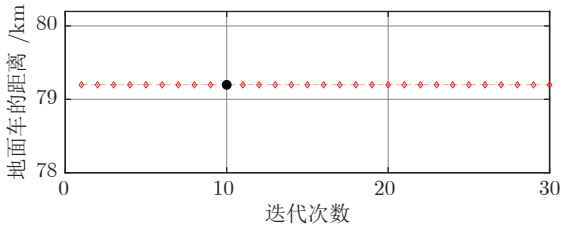
地面路径离散点的个数为 $M = 397$, 无人机起降点的编号依次为: 43, 72, 74, 114, 184, 224, 284, 318, 369, 382, 即对应 α , β 的解为: $\alpha_{43,5} = 1$, $\beta_{72,5} = 1$, $\alpha_{74,4} = 1$, $\beta_{114,4} = 1$, $\alpha_{184,3} = 1$, $\beta_{224,3} = 1$, $\alpha_{284,2} = 1$, $\beta_{318,2} = 1$, $\alpha_{369,1} = 1$, $\beta_{382,1} = 1$, α , β 矩阵其余元素均为 0. 矩阵 P 、 α 、 β 的解满足约束式 (2) ~ (9).

地面车路径长度的收敛曲线如图 6(b) 所示, 在蚁群算法的第 10 次迭代中得到了最短的无人机路线, 在图 6(b) 中, 该点用实心点标出. 由于目标函数是使无人机的飞行距离最短, 因此, 有必要对蚁群算法第 10 代的无人机的飞行状况进行分析. 无人机在蚁群算法第 10 代的距离收敛曲线如图 6(c) 所示. 图中实线为无人机的飞行距离, 即按式 (11) 求得的目标函数值, 由图可知, 目标函数在大约 400 代时收敛到稳定值. 点划线是按式 (18) 计算出



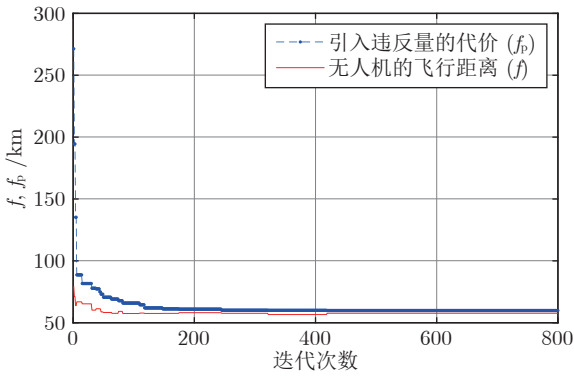
(a) 地面车和无人机的路径规划结果

(a) Path planning results of the ground vehicle and drone



(b) 地面车路径收敛曲线

(b) Convergence curve of the path of the ground vehicle



(c) 无人机飞行距离收敛曲线

(c) Convergence curve of the UAV flight distance

图 6 简单路网的仿真结果

Fig. 6 Simulation results on the simple road network

的带惩罚项的目标函数曲线 f_p .

无人机的起飞降落点坐标以及约束 (9) 和 (10) 的违反量如表 2 所示. 在表 2 中, t_a 为无人机访问每个目标点的耗时, 违反量的值为 0 时表示无人机的飞行时间未超出续航时间, 即约束 (9) 未被违反, 值为正数时表示约束被违反, 显然在本实验结果中约束 (9) 未被违反. t_g 为无人机访问每个目标点时地面车单独行驶的时间, $|t_a - t_g|$ 为访问每个目标点时无人机与地面车消耗的时间差, 根据第 1.2.2 节的建模, 该值应尽可能小. 在本实验结果中, 最大值发生在访问目标点 q_1 和 q_3 时, 为 0.0013 h, 相当于 4.68 s, 即无人机需等待地面车的时长为 4.68 s. 该时长很小, 在实际应用中可以接受, 而且如果提高路网的离散精度, 可以进一步减少甚至消除该时间差.

表 2 简单路网仿真中无人机的约束违反量 (h)

Table 2 UAV constraints violations in the simulation of the simple road network (h)

目标点	无人机 用时 t_a	约束 (9) 违反量 $\max(t_a - U, 0)$	地面车 耗时 t_g	时间差 $ t_a - t_g $
$\tilde{q}_1(q_5)$	0.1271	0	0.128	0.0009
$\tilde{q}_2(q_4)$	0.1599	0	0.160	0.0001
$\tilde{q}_3(q_3)$	0.1613	0	0.160	0.0013
$\tilde{q}_4(q_2)$	0.1392	0	0.140	0.0008
$\tilde{q}_5(q_1)$	0.0533	0	0.052	0.0013

3.2 复杂路网下的仿真

复杂路网及其拓扑结构如图 7 所示, 图 7(b) 中实线为地面路网, 星号为目标点.

蚁群算法迭代次数为 50, 种群大小为 300, $a = 1$, $b = 1$, $\rho = 0.3$, $Q = 1$, $G = 500$. 遗传算法参数为: 迭代次数 1000, 种群大小 1000, 选择概率 0.3, 交叉概率 0.4, 变异概率 0.4, $\lambda_1 = \lambda_2 = 500$. 目标点坐标为: (14, 12), (16, 25), (25, 24), (37, 19), (35, 29), (17, 33), (8, 36), (50, 46), (30, 45), (17, 45).

地面车和无人机的路径规划结果如图 8 所示. 由图 8(a) 可知, 无人机的飞行距离为 100.0022 km, 矩阵 P 的解为

$$P_{1,4} = 1, P_{2,2} = 1, P_{3,3} = 1, P_{4,1} = 1, P_{5,2} = 1 \\ P_{6,6} = 1, P_{7,7} = 1, P_{8,10} = 1, P_{9,9} = 1, P_{10,8} = 1$$

其余元素为 0. α , β 的解为

$$\alpha_{89,4} = 1, \beta_{109,4} = 1, \alpha_{134,5} = 1, \beta_{151,5} = 1 \\ \alpha_{192,3} = 1, \beta_{206,3} = 1, \alpha_{207,1} = 1, \beta_{269,1} = 1 \\ \alpha_{283,2} = 1, \beta_{300,2} = 1, \alpha_{314,6} = 1, \beta_{342,6} = 1 \\ \alpha_{343,7} = 1, \beta_{378,7} = 1, \alpha_{378,10} = 1, \beta_{407,10} = 1 \\ \alpha_{455,9} = 1, \beta_{475,9} = 1, \alpha_{533,8} = 1, \beta_{579,8} = 1$$

α , β 矩阵其余元素均为 0. 矩阵 P , α , β 的解满足约束 (2) ~ (8).

地面车路径长度的收敛曲线如图 8(b) 所示, 在蚁群算法的第 42 次迭代中得到了最短的无人机路线, 无人机在蚁群算法第 42 代的距离收敛曲线如图 8(c) 所示. 由图可知, 目标函数在大约 400 代时收敛到稳定值, 为 100.0022 km.

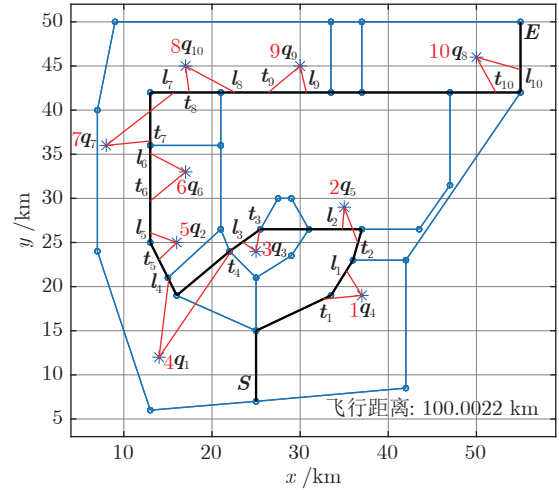
无人机的起飞降落点坐标以及约束 (9) 和 (10) 的违反量如表 3 所示. 约束 (9) 未被违反, 约束 (10) 的最大违反量为 0.0091 h, 表示地面车需等待无人机 32.76 s. 该时长很小, 在实际应用中可以接受.

3.3 复杂路网中发生交通中断情形

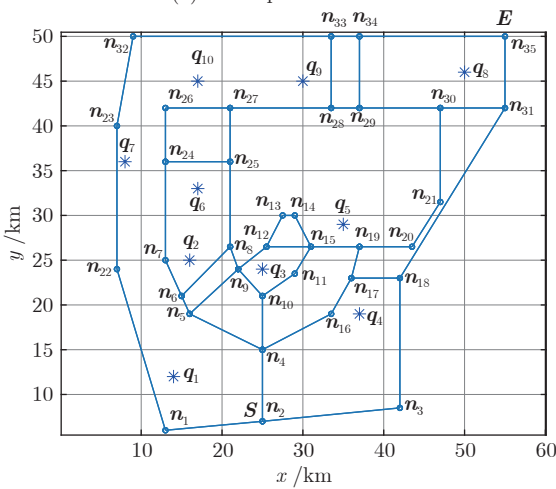
为了验证算法的可靠性, 本节假设路网中某路段因施工、故障等原因导致地面车交通中断, 因此



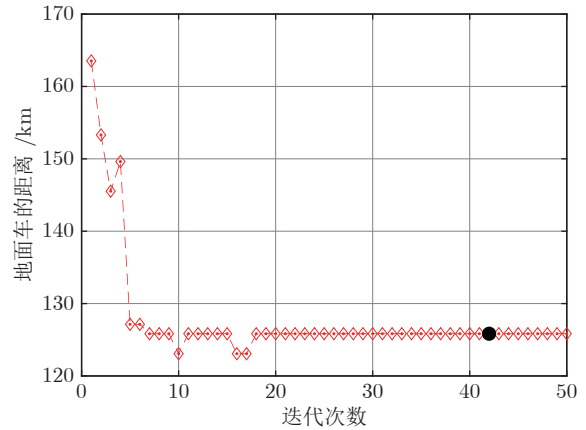
(a) 一个复杂路网
(a) A complex road network



(a) 地面车和无人机的路径规划结果
(a) Path planning results of the ground vehicle and UAV



(b) 复杂路网的拓扑
(b) The topology of the complex road network



(b) 地面车路径收敛曲线
(b) Convergence curve of the ground vehicle path

图 7 复杂路网仿真

Fig. 7 Simulation of a complex road network

需要重新规划路径. 不失一般性, 假设断开的路段为图 7(b) 中节点 n_{15} 和 n_{19} 之间的路段. 仿真参数中仅遗传算法种群大小改为 1 200, 其余参数均与第 3.2 节相同.

地面车和无人机的路径规划结果如图 9 所示. 由图 9(a) 可知, 无人机的飞行距离为 126.3833 km, 矩阵 P 的解为

$$P_{1,4} = 1, P_{2,2} = 1, P_{3,3} = 1, P_{2,2} = 1, P_{5,1} = 1$$

$$P_{6,6} = 1, P_{7,7} = 1, P_{8,10} = 1, P_{9,9} = 1, P_{10,8} = 1$$

其余元素为 0. α, β 的解为

$$\alpha_{196,4} = 1, \beta_{216,4} = 1, \alpha_{217,3} = 1, \beta_{267,3} = 1$$

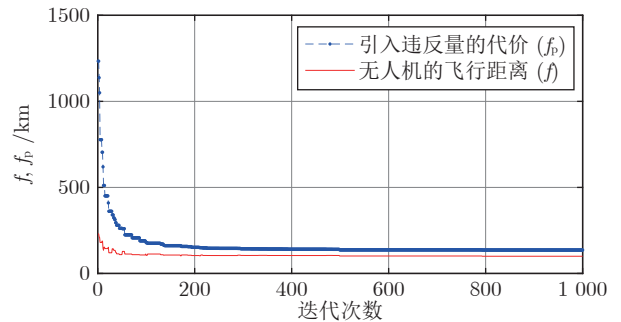
$$\alpha_{268,1} = 1, \beta_{323,1} = 1, \alpha_{328,2} = 1, \beta_{345,2} = 1$$

$$\alpha_{366,6} = 1, \beta_{393,6} = 1, \alpha_{396,7} = 1, \beta_{434,7} = 1$$

$$\alpha_{436,1} = 1, \beta_{456,1} = 1, \alpha_{503,9} = 1, \beta_{523,9} = 1$$

$$\alpha_{613,8} = 1, \beta_{641,8} = 1$$

α, β 矩阵其余元素均为 0. 矩阵 P, α, β 的解满



(c) 无人机飞行距离收敛曲线
(c) Convergence curve of the UAV flight distance

图 8 复杂路网仿真结果

Fig. 8 Simulation results on the complex road network

足约束 (2) ~ (8).

地面车路径长度的收敛曲线如图 9(b) 所示, 在蚁群算法的第 41 次迭代中得到了最短的无人机路线, 无人机在蚁群算法第 41 代的距离收敛曲线如图 9(c) 所示.

表 3 复杂路网仿真中无人机的约束违反量 (h)
Table 3 UAV constraint violations in the simulation of the complex road network (h)

目标点	无人机用时 t_a	约束 (9) 违反量 $\max(t_a - U, 0)$	地面车耗时 t_g	时间差 $ t_a - t_g $
$\tilde{q}_1(q_4)$	0.0859	0	0.086	0.0001
$\tilde{q}_2(q_5)$	0.0761	0	0.076	0.0001
$\tilde{q}_3(q_3)$	0.0482	0	0.048	0.0002
$\tilde{q}_4(q_1)$	0.2331	0	0.224	0.0091
$\tilde{q}_5(q_2)$	0.0668	0	0.066	0.0008
$\tilde{q}_6(q_6)$	0.1078	0	0.108	0.0002
$\tilde{q}_7(q_7)$	0.1643	0	0.164	0.0003
$\tilde{q}_8(q_{10})$	0.1042	0	0.104	0.0002
$\tilde{q}_9(q_9)$	0.0863	0	0.086	0.0003
$\tilde{q}_{10}(q_8)$	0.1084	0	0.108	0.0004

无人机的起飞降落点坐标以及约束 (9) 和 (10) 的违反量如表 4 所示. 显然约束 (9) 未被违反, 约束 (10) 的最大违反量为 0.001 h, 相当于 3.6 s, 即地面车需等待地面车 3.6 s. 该时长很小, 在实际中可以接受.

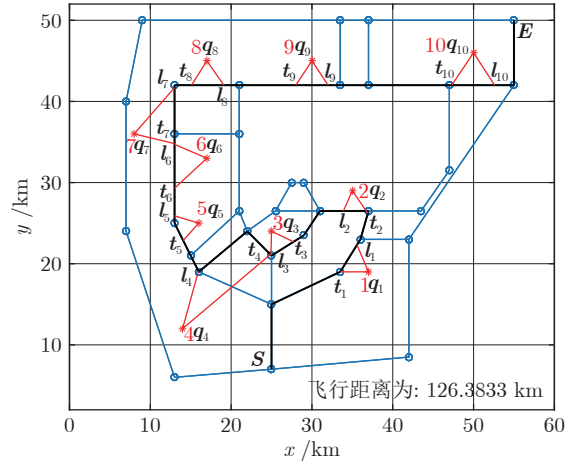
3.4 本文方法 MACO-GA 与 MACO-PSO 的对比

为验证本文所提 MACO-GA 方法的优越性, 将其与改进蚁群算法-粒子群算法 (MACO-Particle swarm optimization, MACO-PSO) 进行对比. 对比实验包括简单路网和复杂路网的路径规划, 对比结果如图 10、图 11、表 5 和表 6 所示.

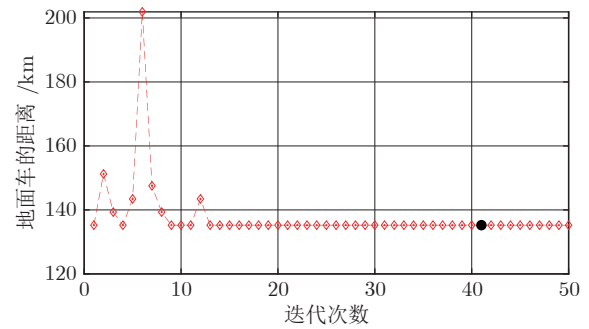
由图 10 和表 5 可以看出, 在简单路网中, MACO-GA 算法在迭代的前期收敛速度比 MACO-PSO 略慢, 但是稳定后可以获得更小的代价值, 并且算法每步平均运行时间远小于 MACO-PSO. 在复杂路网中, 算法运行具有类似的效果. 此外, 优化求解每步平均运行时间更少, 这表明本文提出的 MACO-GA 算法的时间复杂度比 MACO-PSO 更小. 以上对比分析表明了本文所提算法的有效性.

4 拓展 —— 一次访问多个目标点的路径规划

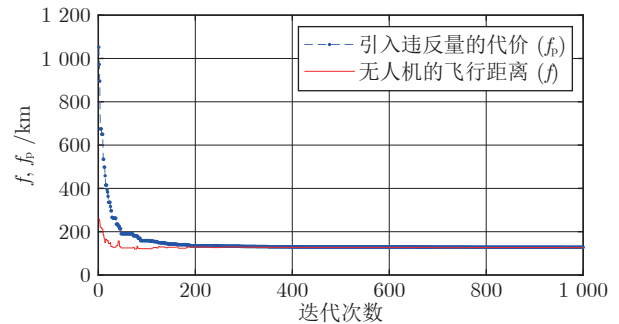
由于无人机的续航能力有限, 在前面的研究中, 仅允许无人机一次访问一个目标点便返回地面车上补充能量. 当多个目标点的距离较近时, 无人机可能有能力连续访问多个目标点后再返回地面车, 因此在前面的基础上, 考虑在无人机的续航能力允许的范围内, 一次性连续访问多个目标点, 进一步缩短无人机的飞行距离, 提高无人机执行任务的效率.



(a) 地面车和无人机的路径规划结果
(a) Path planning results of the ground vehicle and the UAV



(b) 地面车路径收敛曲线
(b) Convergence curve of the ground vehicle path



(c) 无人机飞行距离收敛曲线
(c) Convergence curve of the UAV flight distance

图 9 复杂路网交通中断时的仿真结果

Fig.9 Simulation results on the complex road network in case interruption

本节仍然采用第 3.3 节中改进蚁群算法和遗传算法相结合的两步法, 且蚁群算法部分和遗传算法部分中 P 的编码及遗传操作均不做改动, 仅将遗传算法中 α 和 β 的编码、交叉和变异操作以及遗传算法的适应度函数稍作改变.

4.1 编码方法

本节在染色体中引入 0 元素, 元素为 0 的基因

表 4 交通中断仿真中无人机的约束违反量 (h)

Table 4 UAV constraint violations in the simulation with traffic interruption (h)

目标点	无人机 用时 t_a	约束 (9) 违反量 $\max(t_a - U, 0)$	地面车 耗时 t_g	时间差 $ t_a - t_g $
$\bar{q}_1(q_5)$	0.1338	0	0.134	0.0002
$\bar{q}_2(q_4)$	0.2137	0	0.214	0.0003
$\bar{q}_3(q_3)$	0.1899	0	0.190	0.0001
$\bar{q}_4(q_1)$	0.2244	0	0.224	0.0004
$\bar{q}_5(q_2)$	0.0766	0	0.076	0.0006
$\bar{q}_6(q_6)$	0.1070	0	0.106	0.0010
$\bar{q}_7(q_7)$	0.1625	0	0.162	0.0005
$\bar{q}_8(q_{10})$	0.0910	0	0.092	0.0010
$\bar{q}_9(q_9)$	0.0981	0	0.098	0.0001
$\bar{q}_{10}(q_8)$	0.1074	0	0.108	0.0006

表 5 简单路网中的比较结果

Table 5 Comparison results in simple road network

算法名称	最优代价值	平均运行时间 (s)
MACO-GA	56.8479	0.1832
MACO-PSO	87.6916	0.3628

表 6 复杂路网中的比较结果

Table 6 Comparison results in complex road network

算法名称	最优代价值	平均运行时间 (s)
MACO-GA	116.8250	0.2453
MACO-PSO	331.2657	0.4873

在编码时随机产生 0 元素和非 0 元素. 除了需满足第 2.2.1 节中的约束条件 a) ~ c) 之外, 采用此编码方式的染色体需额外满足的约束条件为: 1) 0 元素和非 0 元素的个数均为偶数, 且 0 元素和非 0 元素均应成对出现; 2) 染色体的第一个和最后一个基因位不为 0, 且每一对 0 元素的第一个应该在偶数基因位; 3) 非 0 元素按升序排列.

以 $M = 700, N = 5$, 目标点访问顺序为 (2, 5, 1, 4, 3) 为例, 一个满足所有条件的染色体的例子如图 12 所示. 图 12 所示的染色体的含义为: 无人机起飞, 连续访问 q_2 和 q_5 后降落, 然后起飞连续访问 q_1 和 q_4 后降落, 然后起飞访问 q_3 , 降落, 整个访问过程结束.

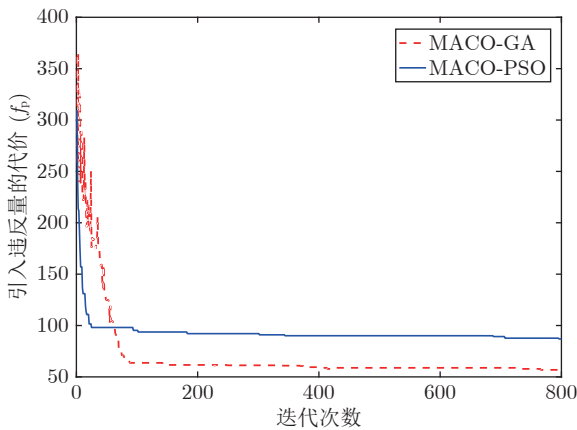


图 10 简单路网下的算法性能对比
Fig. 10 Performance comparison with simple road network

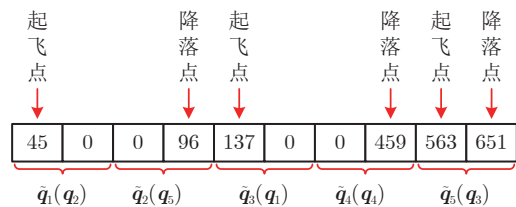


图 12 一个染色体实例
Fig. 12 A chromosome sample

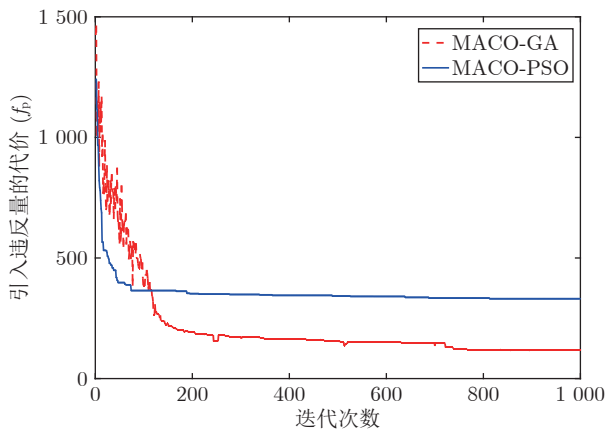


图 11 复杂路网下的算法性能对比
Fig. 11 Performance comparison with complex road network

位表示无人机在该目标点处不做起飞或降落的操作, 不为 0 的元素含义与第 2.2 节相同. 每条染色体

4.2 交叉操作与变异操作

交叉操作仍为单点交叉, 交叉与变异后仍需满足第 2.2.1 节中的约束条件 a) ~ c), 因此本节仅允许交叉点在染色体的奇数基因位处, 且交叉后每条染色体仍应满足非 0 元素升序排列. 对于变异操作, 选择一组起飞降落点, 重新产生一组数据代替原数据, 这组起降点需满足的条件为: 第 1 个元素为降落点, 第 2 个元素为起飞点. 以图 12 所示的染色体为例, 标示出该染色体中所有可以发生交叉和变异操作的位置如图 13, 图中下方的箭头 (第 3 个除外) 指出所有可以发生交叉操作的点, 椭圆框出所有可以发生变异操作的基因组 (图中仅画出 1 个指示箭头).

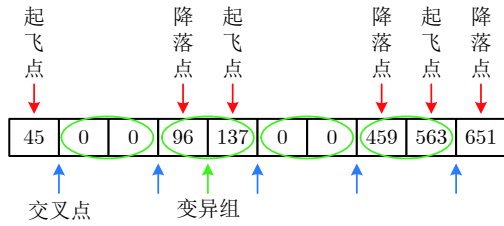


图 13 染色体的可行交叉变异位置

Fig. 13 Feasible positions of cross and mutation within a chromosome

4.3 仿真结果

由约束 (10) 可知, 在无人机的每次起飞出勤过程中, 无人机和地面车的耗时必须相等. 当目标点数目增加时, 无人机起降点的排列变得密集, 约束 (10) 将更加容易被违反. 而由于约束 (9) 和 (10) 之间的制约关系, 约束 (9) 也可能被违反. 因此, 为验证第 4.1 节和第 4.2 节中提出的模型与算法, 在图 7 所示的复杂路网中增加若干目标点进行仿真测试. 增加的目标点坐标为: (30, 29), (27, 25), (19, 46), (26, 47), 遗传算法部分参数修改如下: 离散精度 $l = 0.1$, 迭代次数 1000, 种群大小 2000, $\lambda_1 = 500$, $\lambda_2 = 350$, 其他参数不变.

4.3.1 一次访问一个目标点时的结果

为了对比分析算法拓展后能够减少无人机的飞行距离和违反量, 首先按第 3 节的算法求解无人机一次访问一个目标点时的路径规划结果, 如图 14 所示. 无人机的起飞降落点坐标以及约束 (9) 和 (10) 的违反量如表 7 所示. 由表 7 可知, 当无人机访问 q_{12} 和 q_1 时, 约束 (9) 被违反; 访问 q_{13} 时, 约

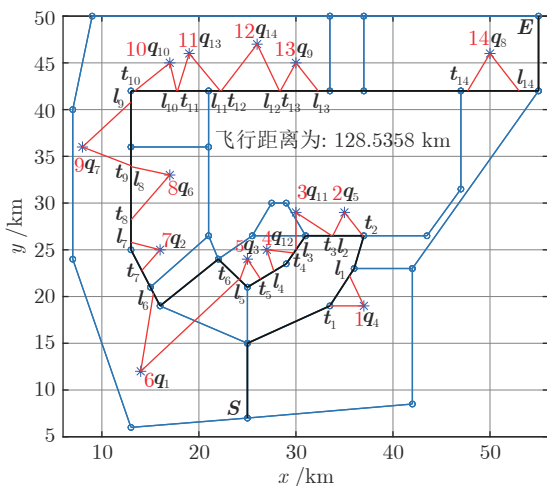


图 14 无人机一次访问一个目标点的路径规划结果

Fig. 14 Path planning results of drone visiting one point each time

表 7 无人机每次访问单个目标点时的约束违反量 (h)
Table 7 UAV constraint violations when it is allowed to visit one point each time (h)

目标点	无人机用时 t_a	约束 (9) 违反量 $\max(t_a - U, 0)$	地面车耗时 t_g	时间差 $ t_a - t_g $
$\tilde{q}_1(q_4)$	0.0784	0	0.076	0.0024
$\tilde{q}_2(q_5)$	0.0670	0	0.066	0.0010
$\tilde{q}_3(q_{11})$	0.0941	0	0.090	0.0041
$\tilde{q}_4(q_{12})$	0.0579	0.1921	0.058	0.0001
$\tilde{q}_5(q_3)$	0.0544	0	0.054	0.0004
$\tilde{q}_6(q_1)$	0.2512	0.0012	0.246	0.0052
$\tilde{q}_7(q_2)$	0.0669	0	0.066	0.0009
$\tilde{q}_8(q_6)$	0.1150	0	0.114	0.0010
$\tilde{q}_9(q_7)$	0.1368	0	0.136	0.0008
$\tilde{q}_{10}(q_{10})$	0.0863	0	0.086	0.0003
$\tilde{q}_{11}(q_{13})$	0.1033	0	0.088	0.0153
$\tilde{q}_{12}(q_{14})$	0.1303	0	0.120	0.0103
$\tilde{q}_{13}(q_9)$	0.0798	0	0.078	0.0018
$\tilde{q}_{14}(q_8)$	0.1068	0	0.106	0.0008

束 (10) 的违反量为 0.0153 h, 即 55.08 s, 比第 3 节中的违反量大很多.

4.3.2 一次连续访问多个目标点时的路径规划结果及比较分析

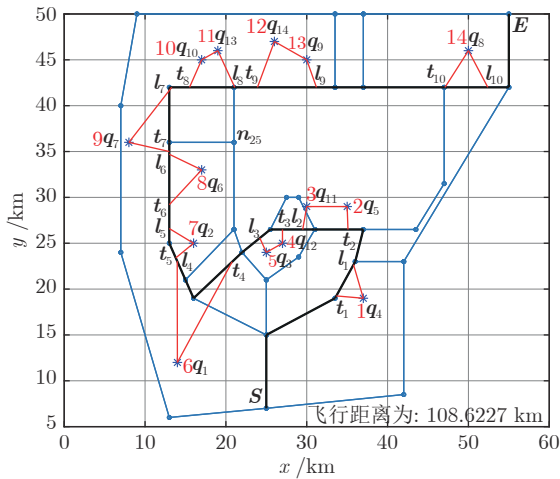
本节使用第 4.2 节的算法, 重新规划异构机器人系统的路径, 结果如图 15(a) 所示. 地面车路径长度的收敛曲线如图 15(b) 所示, 在蚁群算法的第 29 次迭代中得到了最短的无人机路线, 无人机在蚁群算法第 29 代的距离收敛曲线如图 15(c) 所示.

由图 15(a) 可知, 无人机的飞行距离为 108.6227 km, 无人机访问所有目标点的过程为: 第 1 次起飞访问 q_4 , 第 2 次起飞连续访问 q_5 和 q_{11} , 第 3 次连续访问 q_{12} 和 q_3 , 第 4 次访问 q_1 , 第 5 次访问 q_2 , 第 6 次访问 q_6 , 第 7 次访问 q_7 , 第 8 次连续访问 q_{10} 和 q_{13} , 第 9 次连续访问 q_{14} 和 q_9 , 第 10 次访问 q_8 . 无人机的起飞降落点坐标以及约束 (9) 和 (10) 的违反量如表 8 所示.

由表 8 可知, 约束 (9) 未被违反, 约束 (10) 的违反量最大值仅为 0.0020 h, 相当于 7.2 s, 即地面车需等待无人机 7.2 s. 由仿真结果可知, 算法拓展后不仅缩短了无人机的飞行距离, 而且减小了无人机和地面机器人互相等待的时间.

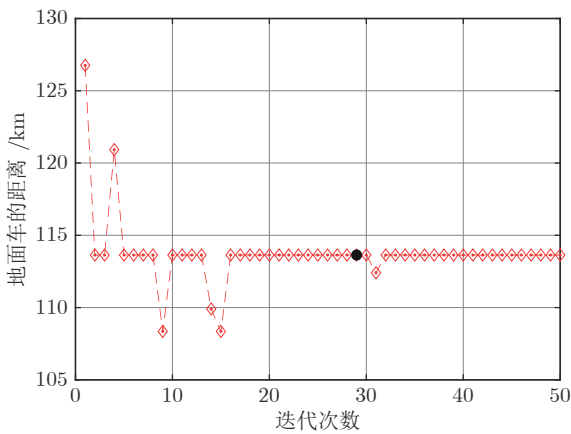
5 结束语

本文所研究的系统由一架无人机和一辆无人地面车组成, 其中地面车负载能力强并可以携带足够的能量或物资, 其能量在执行任务的过程中不会



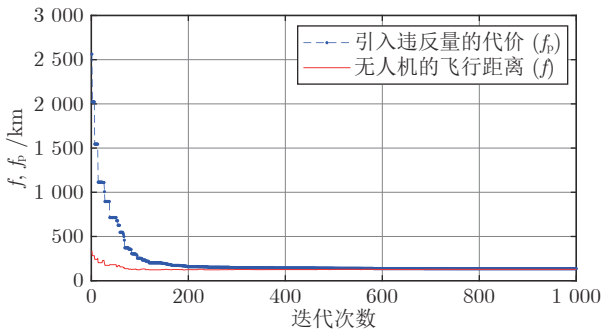
(a) 地面车与无人机的路径规划结果

(a) Path planning results of the ground vehicle and the UAV



(b) 地面车路径收敛曲线

(b) Convergence curve of the ground vehicle path



(c) 无人机飞行距离收敛曲线

(c) Convergence curve of the UAV flight distance

图 15 无人机一次访问多个目标点的路径规划结果

Fig. 15 Path planning results of drone visiting multi-points each time

耗尽, 而无人机的续航能力有限, 它在执行任务的过程中需要返回地面车上充电或更换电池. 地面车在路网中行驶, 由无人机去访问位于路网附近的目標点. 所有目标访问完成后, 无人机降落在地面车

表 8 允许无人机每次访问多个目标点时的约束违反量 (h)
Table 8 UAV constraint violations when it is allowed to visit multi-points each time (h)

目标点	无人机用时 t_a	约束 (9) 违反量 $\max(t_a - U, 0)$	地面车耗时 t_g	时间差 $ t_a - t_g $
$\tilde{q}_1(q_4)$	0.0811	0	0.0800	0.0011
$\tilde{q}_2(q_5, q_{11})$	0.1115	0	0.1120	0.0005
$\tilde{q}_3(q_{12}, q_3)$	0.0620	0	0.0630	0.0010
$\tilde{q}_4(q_1)$	0.2460	0	0.2440	0.0020
$\tilde{q}_5(q_2)$	0.0680	0	0.0680	0
$\tilde{q}_6(q_6)$	0.1099	0	0.1100	0.0001
$\tilde{q}_6(q_7)$	0.1458	0	0.1460	0.0002
$\tilde{q}_8(q_{10}, q_{13})$	0.1122	0	0.1120	0.0002
$\tilde{q}_9(q_{14}, q_9)$	0.1458	0	0.1460	0.0002
$\tilde{q}_{10}(q_8)$	0.1067	0	0.1062	0.0005

上一起运动到给定的终点.

本文考虑实际环境中道路网络的限制, 仅允许地面车在道路网络中行驶, 为了缩短完成任务的时间, 不仅规划无人机的路径, 还同时为地面车规划路径. 本文提出采用蚁群算法和遗传算法相结合的两步法解决了上述问题, 分别在 3 种不同的环境中验证了所提方法的有效性. 为了进一步缩短任务时间, 还研究了允许无人机每次出勤时连续访问多个目标点的路径规划问题.

由于要满足无人机的续航时间约束以及无人机与地面车无需互相等待的约束, 目标点的数量不宜过多. 如果目标点数目过多, 可能会引起无人机降落坐标点过于拥挤, 从而使得无人机需要等待地面车. 未来的工作中将考虑加入多个无人机来解决该问题. 虽然本文的方法在异构机器人协作规划中表现出优势, 但还没有得到实物验证. 后续工作将重点关注本文方法在空地异构协作机器人中的物理实现以及在协作投递、巡逻和监测领域的应用.

References

- Garone E, Naldi R, Casavola A, Frazzoli E. Cooperative mission planning for a class of carrier-vehicle systems. In: Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Atlanta, Georgia, USA: IEEE, 2010. 1354–1359
- Wu Wen-Liang, Zhou Xing-She, Shen Bo, Zhao Yue. A review of swarm robotic systems property evaluation research. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(5): 1153–1172 (武文亮, 周兴社, 沈博, 赵月. 集群机器人系统特性评价研究综述. *自动化学报*, 2022, **48**(5): 1153–1172)
- Ulmer M W, Thomas B W. Same-day delivery with heterogeneous fleets of drones and vehicles. *Networks*, 2018, **72**(4): 475–505
- Marinelli M, Caggiani L, Ottomanelli M, Dell'Orco M. En route truck-drone parcel delivery for optimal vehicle routing strategies. *IET Intelligent Transport Systems*, 2018, **12**(4): 253–261

- 5 Klačuo M, Blazek S, Kvasnica M. An optimal path planning problem for heterogeneous multi-vehicle systems. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2016, **26**(2): 297–308
- 6 Wang T, Huang P F, Dong G Q. Modeling and path planning for persistent surveillance by unmanned ground vehicle. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, **18**(4): 1615–1625
- 7 Ding Y L, Xin B, Zhang H, Chen J. A memetic algorithm for curvature-constrained path planning of messenger UAV in air-ground coordination. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). Toronto, ON, Canada: IEEE, 2020. 1465–1472
- 8 Ramasamy M, Ghose D. Learning-based preferential surveillance algorithm for persistent surveillance by unmanned aerial vehicles. In: Proceedings of the International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Arlington, VA, USA: IEEE, 2016. 1032–1040
- 9 Li Yong, Li Kun-Cheng, Sun Bai-Qing, Zhang Qiu-Hao, Wang Yi-Na, Yang Jun-You. Multi-robot multi-task coordination framework based on the integration of intelligent agent and Petri net. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(8): 2029–2049 (李勇, 李坤成, 孙柏青, 张秋豪, 王义娜, 杨俊友. 智能体 Petri 网融合的多机器人-多任务协调框架. 自动化学报, 2021, **47**(8): 2029–2049)
- 10 Sun G B, Zhou R, Di B, Dong Z N, Wang Y X. A novel cooperative path planning for multi-robot persistent coverage with obstacles and coverage period constraints. *Sensors*, 2019, **19**(9): 1–28
- 11 Agatz N, Bouman P, Schmidt M. Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone. *Transportation Science*, 2018, **52**(4): 965–981
- 12 Freitas J C D, Penna P H V. A variable neighborhood search for flying sidekick traveling salesman problem. *International Transactions in Operational Research*, 2019, **27**(1): 267–290
- 13 Murray C C, Chu A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, **54**: 86–109
- 14 Ha Q M, Deville Y, Pham Q D, Ha M H. On the min-cost traveling salesman problem with drone. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, **86**: 597–621
- 15 Ham A. Integrated scheduling of m -truck, m -drone, and m -depot constrained by time-window, drop-pickup, and m -visit using constraint programming. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, **91**: 1–14
- 16 Klačuo M, Blazek S, Kvasnica M, Fikar M. Mixed-integer SOCP formulation of the path planning problem for heterogeneous multi-vehicle systems. In: Proceedings of the European Control Conference (ECC). Strasbourg, France: IEEE, 2014. 1474–1479
- 17 Chen Yang, Tan Yan-Ping, Cheng Lei, Wu Huai-Yu. Path planning for a heterogeneous aerial-ground robot system with neighbourhood constraints. *Robot*, 2017, **39**(1): 1–7 (陈洋, 谭艳平, 程磊, 吴怀宇. 邻域约束下空地异构机器人系统路径规划方法. 机器人, 2017, **39**(1): 1–7)
- 18 Maini P, Sundar K, Singh M, Rathinam S, Sujit P B. Cooperative aerial-ground vehicle route planning with fuel constraints for coverage applications. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, **55**(6): 3016–3028
- 19 Carlsson J G, Song S Y. Coordinated logistics with a truck and a drone. *Management Science*, 2018, **64**(9): 4052–4069

- 20 Mathew N, Smith S L, Waslander S L. Planning paths for package delivery in heterogeneous multirobot teams. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2015, **12**(4): 1298–1308

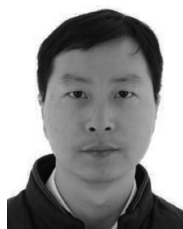


陈梦清 2020 年获得武汉科技大学硕士学位. 主要研究方向为移动机器人路径规划.

E-mail: cm1803759221@163.com

(CHEN Meng-Qing Received her master degree from Wuhan University of Science and Technology

in 2020. Her main research interest is mobile robot path planning.)



陈洋 武汉科技大学教授. 2012 年获得中国科学院沈阳自动化研究所博士学位. 主要研究方向为移动机器人建模, 规划与控制. 本文通信作者.

E-mail: chenyang@wust.edu.cn

(CHEN Yang Professor at Wuhan University of Science and Techno-

logy. He received his Ph.D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2012. His research interest covers mobile robot modeling, planning and control. Corresponding author of this paper.)



陈志环 武汉科技大学副教授. 2017 年获得华中科技大学博士学位. 主要研究方向为智能优化算法, 机器人控制. E-mail: czh@wust.edu.cn

(CHEN Zhi-Huan Associate professor at Wuhan University of Science and Technology. He received

his Ph.D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2017. His research interest covers intelligent optimization algorithm and robot control.)



赵新刚 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 2008 年获得中国科学院沈阳自动化研究所博士学位. 主要研究方向为智能机器人系统.

E-mail: zhaoxingang@sia.cn

(ZHAO Xin-Gang Researcher at Shenyang Institute of Automation,

Chinese Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2008. His main research interest is intelligent robot systems.)