

1-20-2024

## Multi-UAV Collaborative Trajectory Planning Algorithm for Urban Ultra-low-altitude Air Transportation Scenario

Jie Cheng

*College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China,  
jiecheng@cafuc.edu.cn*

Yuan Zheng

*College of Computer Science and Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307,  
China, ranchozy@cafuc.edu.cn*

Chenglong Li

*College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;  
School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China*

Bo Jiang

*College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# Multi-UAV Collaborative Trajectory Planning Algorithm for Urban Ultra-low-altitude Air Transportation Scenario

## Abstract

**Abstract:** The rapid development of the drone industry has promoted the opening of low-altitude, forming a wave of ultra-low-altitude air transportation in cities sweeping over the world. However, the existing trajectory planning algorithms do not consider the division method and operating rules of the ultra-low-altitude airspace. They are not suitable for the collaborative trajectory planning of multiple UAVs in the urban ultra-low-altitude air transportation scenario, which may restrict the development of the ultra-low-altitude air transportation industry. This paper explores a multi-UAV collaborative trajectory planning method for urban ultra-low-altitude air transportation scenario based on the airspace flight altitude layer architecture. Specifically, the paper decomposes the original problem into two coupled subproblems: UAV flight altitude layer task assignment and multi-UAV single-altitude coordinated trajectory planning. It uses the task assignment solution based on mapping knowledge domains and the swarmbased improved artificial potential field method to solve these two sub-problems respectively. Simulation results show that the method can not only avoid the inherent defects of traditional methods in solving the cooperative trajectory planning sub-problem but also reduce the average number of iterations by 62.09% compared with the traditional method. At the same time, the simulation results also show that the proposed method solves the original problem fast and robustly, which can provide a feasible trajectory for multi-UAVs in urban ultra-low-altitude air transportation scenario.

## Keywords

trajectory planning, task assignment, multi-UAVs, mapping knowledge domains, artificial potential field, particle swarm algorithm

## Recommended Citation

Cheng Jie, Zheng Yuan, Li Chenglong, et al. Multi-UAV Collaborative Trajectory Planning Algorithm for Urban Ultra-low-altitude Air Transportation Scenario[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 50-66.

## 面向超低空物流场景的多机协同航迹规划算法

程洁<sup>1</sup>, 郑远<sup>2\*</sup>, 李诚龙<sup>1,3</sup>, 江波<sup>1</sup>(1. 中国民用航空飞行学院 空中交通管理学院, 四川 广汉 618307; 2. 中国民用航空飞行学院 计算机学院, 四川 广汉 618307;  
3. 北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

**摘要:** 无人机产业的迅猛发展促进了低空开放, 形成了国内外城市超低空物流运输的浪潮, 然而, 现有的航迹规划算法没有考虑空域的划分方式与运行规则, 不适用于城市超低空物流场景下多无人机的协同航迹规划, 桎梏了超低空物流行业的发展。针对该问题, 从实际需求出发, 在空域高度层架构的基础上探索适用于城市超低空物流场景的多无人机协同航迹规划方法。将原问题分解为无人机-高度层任务分配与多无人机单高度层协同航迹规划两个相互耦合的子问题, 并分别运用基于知识图谱的任务分配解法与基于粒子群算法的改进人工势场法对两个子问题进行求解。仿真实验表明, 该方法在求解单高度层协同航迹规划子问题中不但能够避免传统方法的固有缺陷, 平均迭代次数相较于对比方法也减少了62.09%; 同时, 仿真结果也表明所提方法可以快速鲁棒的解决原问题, 为城市超低空物流场景提供了切实可行的多机航迹规划方法。

**关键词:** 航迹规划; 任务分配; 多无人机; 知识图谱; 人工势场; 粒子群算法

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)01-0050-17

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1028

**引用格式:** 程洁, 郑远, 李诚龙, 等. 面向超低空物流场景的多机协同航迹规划算法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 50-66.

**Reference format:** Cheng Jie, Zheng Yuan, Li Chenglong, et al. Multi-UAV Collaborative Trajectory Planning Algorithm for Urban Ultra-low-altitude Air Transportation Scenario[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 50-66.

## Multi-UAV Collaborative Trajectory Planning Algorithm for Urban Ultra-low-altitude Air Transportation Scenario

Cheng Jie<sup>1</sup>, Zheng Yuan<sup>2\*</sup>, Li Chenglong<sup>1,3</sup>, Jiang Bo<sup>1</sup>(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;  
2. College of Computer Science and Technology, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;  
3. School of Electronic Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** The rapid development of the drone industry has promoted the opening of low-altitude, forming a wave of ultra-low-altitude air transportation in cities sweeping over the world. However, the existing trajectory planning algorithms do not consider the division method and operating rules of the ultra-low-altitude airspace. They are not suitable for the collaborative trajectory planning of multiple UAVs in the urban ultra-low-altitude air transportation scenario, which may restrict the development of the ultra-low-altitude air transportation industry. This paper explores a multi-UAV collaborative trajectory planning method for urban ultra-low-altitude air transportation scenario based on the airspace flight

收稿日期: 2022-08-31 修回日期: 2022-10-14

基金项目: 中央高校基本科研业务费重点项目(ZJ2021-03); 民航教育人才类项目(MHJY2022032); 民航飞行技术与飞行安全重点实验室开放基金(FZ2021KF13)

第一作者: 程洁(1997-), 女, 硕士生, 研究方向为无人机城市空中交通管理。E-mail: jiecheng@cafuc.edu.cn

通讯作者: 郑远(1993-), 男, 讲师, 博士, 研究方向为轨迹规划与计算机视觉。E-mail: ranchozy@cafuc.edu.cn

altitude layer architecture. Specifically, the paper decomposes the original problem into two coupled sub-problems: UAV flight altitude layer task assignment and multi-UAV single-altitude coordinated trajectory planning. It uses the task assignment solution based on mapping knowledge domains and the swarm-based improved artificial potential field method to solve these two sub-problems respectively. Simulation results show that the method can not only avoid the inherent defects of traditional methods in solving the cooperative trajectory planning sub-problem but also reduce the average number of iterations by 62.09% compared with the traditional method. At the same time, the simulation results also show that the proposed method solves the original problem fast and robustly, which can provide a feasible trajectory for multi-UAVs in urban ultra-low-altitude air transportation scenario.

**Keywords:** trajectory planning; task assignment; multi-UAVs; mapping knowledge domains; artificial potential field; particle swarm algorithm

## 0 引言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)用于城市轻小急件物流运输任务具有快速灵活、高效准时特点,大范围推广之后有望通过规模效应来降低部分城市物流配送服务(例如同城闪送)的运营成本,因此国内外厂商如美团、顺丰、讯蚁、Wing等多家公司在不同城市地区已开始无人机城市运输的运营探索与实践<sup>[1]</sup>。分析上述运行概念,轻小型无人机运行范围与市区密集的楼宇空间耦合,需通过无人机空管服务商来提供飞行前战略航迹规划,以消除计划任务航迹与静态楼宇障碍物之间的冲突,该项措施已被纳入到美国国家航空航天局(NASA)所提出的无人机空中交通管理框架(unmanned aircraft systems traffic management, UTM)中并形成了行业标准<sup>[2]</sup>。

在城市超低空(very-low-level, VLL)场景中,物流运输任务所需的航迹规划应该建构在城市空中交通的空域划设和运行规则基础之上,美国联邦航空管理局(Federal Aviation Administration, FAA)在107部规章中提出了轻小型无人机可在距离地面400英尺(约120 m)高度下飞行<sup>[3]</sup>,将120 m以下城市空域划为城市超低空空域,更进一步地,文献[4-5]提出将超低空空域按高度层(Layers)进行结构化的概念,这样的空域结构设置具有以下几方面优势:①高度层式的半结构化空域划设有利于从空域系统层面降低飞行器间的碰撞风险<sup>[6]</sup>;②保持在—

个水平高度层巡航更有利于降低多旋翼构型的无人机能耗,提高续航时间;③可使空管系统对于无人机航迹的可预测性更好,也从工程角度使UTM系统的战略航迹规划功能更简便,更具可操作性。

现如今,无人机发展水平已具备物流运输的相关条件。在国内,无人机商业配送运营的代表公司迅蚁于2019年获得了中国民用航空局颁发的全球第一张城市环境无人机物流试点运行牌照,正式开启了城市无人机物流的商业化运行,新冠疫情爆发后,迅蚁公司取得了运行和相关医疗卫生部门批准,构建起医共体配送网络<sup>[7]</sup>,至2020年年底总运营里程达到10万公里,其中医疗配送里程超过3万公里<sup>[8]</sup>;在国外,亚马逊、谷歌等巨头均考虑通过无人机物流提高业务效率,2014年,亚马逊获得FAA批准开展无人机送货试点运营,其电商物流应用场景主要在郊区,同时致力于测试无人机在社区间配送食品或药物;2019年谷歌公司旗下Wing公司获得FAA正式批准开启对商业包裹的试点运送。因此,基于城市物流场景多无人机协同路径规划是未来发展的必然趋势,但现如今针对多无人机任务分配和协同路径规划在密集障碍物的城市场景下的物流配送研究较少;同时,基于高度层划分的现有模型并不能完全适用于密集场景。综上所述,本文面向城市场景下超低空物流运输的无人机航迹规划算法充分考虑高度分层架构,基于无人机飞行前的战略规划阶段,先依据飞行器性能、空域占用情况、飞行任务整

体执行效率等因素对飞行器进行飞行高度层划分,在确定的高度层中进行多机的协同航迹规划,以此任务顺序将原有的多无人机协同航迹规划问题分解为高度层任务分配与多无人机单高度层协同航迹规划两个子问题,解决多无人机协同航迹规划问题。

针对任务分配领域,钟求喜等<sup>[9]</sup>结合遗传算法,应用进化算法进行任务分配,进化算法具有较好的收敛速度;牛双诚等<sup>[10]</sup>以多无人机协同任务分配为研究对象,搭建了基于区块链技术的协同任务规划平台,实现任务分配目标;王峰等<sup>[11]</sup>构建了混合变量多约束的无人机协同多任务分配问题模型,并提出基于协同进化的混合变量多目标粒子群优化算法进行求解,算法在收敛性与多样性上具有显著优势。

针对复杂城市地形条件下的航迹规划问题,国内外学者已有较多研究,多种算法被用于解决多架无人机航迹规划问题。Dai Wei等<sup>[12]</sup>针对城市空域中多无人机预规划问题,提出了一种AirMatrix概念用以划分城市空域,在此基础上提出基于先到先服务的无冲突A\*四维路径规划算法用以解决城市环境中的多无人机轨迹规划问题;Gallacher D<sup>[13]</sup>提出了无人机在城市环境中应用的巨大发展潜力及待解决的问题;Hoekstra J M等<sup>[14]</sup>探索了在空中交通管理(air traffic management, ATM)研究中空域设计对空域容量的影响,结果证明垂直分割空域更为合理;Stefano Primatesta等<sup>[15]</sup>提出了一种网格化后的基于城市环境的无人机风险感知路径规划策略,能够得到路径长度与风险成本最小化的单架无人机路径;张洪海等<sup>[16]</sup>针对栅格化城市区域物流环境,提出了一种改进A\*算法,能够求解得到单架无人机安全可行的路径;张启钱等<sup>[17]</sup>针对复杂低空物流环境,建立基于栅格化环境的多限制条件物流无人机路径规划模型,运用改进A\*算法能够获得单架无人机的最佳路径;另外,人工势场法<sup>[18]</sup>(artificial potential field method, APF)具有生成航迹较平滑、运算时间快等特点,广泛的应用于无人机航迹规划中,但传

统人工势场算法存在局部最优值、目标不可达等缺陷,针对上述问题,许多研究人员在原有基础上进行了改进。湛海云等<sup>[19]</sup>在动态势场中引入局部极小点判别机制跳出局部极小值;司徒华杰等<sup>[20]</sup>引入一种自适应概率选择目标采样点的策略;田广键等<sup>[21]</sup>在目标点处附加引力场组成引力集合;陈劲峰<sup>[22]</sup>设计逃离或穿越策略解决局部最优问题。

综合上述文献情况可知,面向无人机城市物流运输,大部分研究暂没有结合城市高度分层的空域结构来实现航迹规划。针对该问题,本文在城市空域高度分层架构基础上提出了面向城市超低空物流场景的多无人机协同航迹规划方法,在确定的高度层中进行多机协同航迹规划,将原问题拆解为无人机-高度层任务分配问题和多无人机单高度层航迹规划两个相互耦合的子问题,并提出相应的方法进行迭代优化求解。

## 1 环境设定与问题描述

### 1.1 环境设定

基于120 m以下的空域高度层架构,依据文献[23],将空域划分为层高15 m的多个高度层,符合无人机规模、无人机间安全距离等因素;并在两个高度层间设置避免冲突层(deconfliction-layer),当无人机现有路径存在潜在冲突且当前层无法有效避撞时,无人机可以飞行至避免冲突层,使无人机跳出现有路径高度层避免冲突;空域分层结构示意图如图1所示。

在城市场景中通常运用栅格化对异构的障碍物进行精细化、离散化的数字表达<sup>[24]</sup>。然而,较小的栅格边长严重影响离散空间轨迹方法的运算时间,通常规划效率较低<sup>[25]</sup>。因此,本文在采用较小栅格对障碍物进行精细化数字化的同时,也期望该栅格不会对后续航迹方法产生影响,故本文仅在障碍物数字化建模的过程中对环境进行离散化处理,而后续的航迹规划仍在连续空间中进行,进而降低栅格边长对后续算法运算时间的影响,提高整体算法的鲁棒性与计算效率。

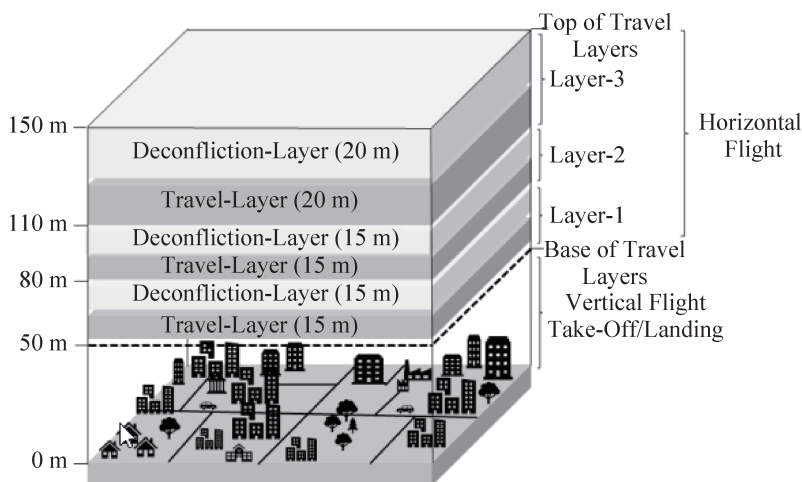


图 1 空域分层结构示意图  
Fig. 1 Airspace hierarchical structure

通常情况下, 以高度层的下界作为投影面, 将无人机抽象为质点、障碍物抽象为平面几何体, 在投影面中进行二维航迹规划。具体而言, 将环境建于直角坐标系下, 根据栅格边长  $l_{grid}$ , 将环境划分为  $u \times v$  个单元格。环境约束为

$$\{(x, y) | 0 \leq x \leq l_{grid} \times u, 0 \leq y \leq l_{grid} \times v\}$$

式中:  $(x, y)$  为栅格中心坐标;  $u, v$  分别为  $x$  轴和  $y$  轴对应栅格数。当障碍物不满一个栅格时, 按一个栅格计算, 每个栅格状态信息表示为

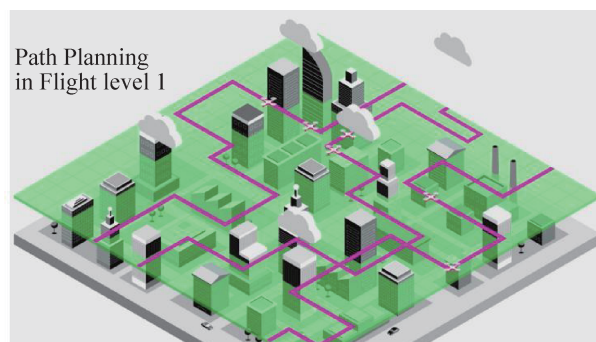
$$N_{(x,y)} = \begin{cases} 0, \text{无障碍物} \\ 1, \text{有障碍物} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $N_{(x,y)}$  为 0 表示无障碍物, 无人机可自由通行;  $N_{(x,y)}$  为 1 表示有障碍物, 无人机禁止通行;  $(x, y)$  为栅格中心坐标。

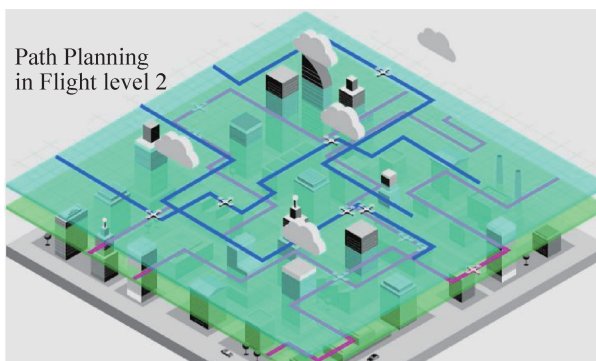
## 1.2 问题描述

依据上述 120 m 以下高度层空域架构, 假设多旋翼无人机在上升和下降阶段为垂直起降, 其巡航阶段在某一特定高度层中进行<sup>[26]</sup>。区别于单机的单高度层航迹规划, 多无人机在多高度层中进行航迹规划时, 需要依据多无人机单高度层的航机代价确定无人机的起飞次序与高度层的选择, 只有确定了具体的任务分配方案, 才能得到单无人机具体的飞行航迹规划结果。本文将城市超低

空物流场景下多无人机的协同航迹规划问题分解为无人机-高度层任务分配和多无人机单高度层航迹规划两个相互耦合的子问题分别求解, 进而得到全局代价较低的多无人机航迹规划结果。在两个高度层中的多无人机航迹规划效果如图 2<sup>[27]</sup> 所示。



(a) 高度层1航迹规划



(b) 高度层2航迹规划

图 2 高度层划分示意图

Fig. 2 Schematic diagram of flight altitude division

## 2 基本原理

### 2.1 人工势场法

人工势场法是 Khatib<sup>[28]</sup>提出的一种轨迹规划算法，其核心思想是构建目标点产生的引力势场及障碍物产生的斥力势场，使无人机在引力和斥力的共同作用下避开障碍物，向目标点不断前进。搜索轨迹过程中无人机受力分析如图3所示。

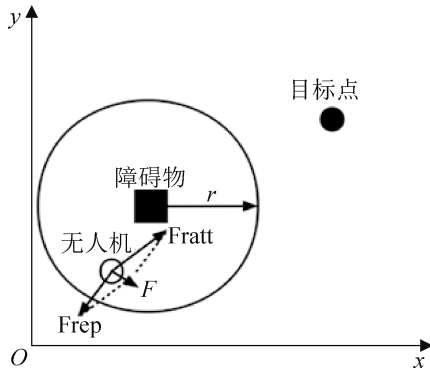


图3 无人机受力图  
Fig. 3 UAV force diagram

传统人工势场法中目标点在全局环境中产生的引力势场为

$$U_{\text{att}}(\mathbf{X}) = \frac{1}{2} k_{\text{att}} \rho^2(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g) \quad (2)$$

式中： $\mathbf{X} = (x, y)$ 为无人机当前位置向量； $\mathbf{X}_g$ 为目标点坐标； $k_{\text{att}}$ 为引力增益系数， $\rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g)$ 为无人机当前位置到目标点的欧几里得距离。

障碍物产生的斥力势场为

$$U_{\text{rep}}(\mathbf{X}) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o)} - \frac{1}{r} \right)^2, & \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o) \leq r \\ 0, & \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o) > r \end{cases} \quad (3)$$

式中： $\mathbf{X}_o$ 为障碍物坐标； $k_{\text{rep}}$ 为斥力增益系数； $\rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o)$ 为无人机当前位置到障碍物中心的欧几里得距离； $r$ 为障碍物斥力作用范围。

引力与斥力可以通过对势场函数进行负梯度求解得到<sup>[29]</sup>，无人机相应受到的引力与斥力为

$$F_{\text{att}}(\mathbf{X}) = -\nabla U_{\text{att}}(\mathbf{X}) = -k_{\text{att}} \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g) \frac{\partial \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_g)}{\partial \mathbf{X}} \quad (4)$$

$$F_{\text{rep}}(\mathbf{X}) = -\nabla U_{\text{rep}}(\mathbf{X}) =$$

$$\begin{cases} k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o)} - \frac{1}{r} \right) \frac{1}{\rho^2(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o)} \frac{\partial \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o)}{\partial \mathbf{X}}, \\ \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o) \leq r \\ 0, \rho(\mathbf{X}, \mathbf{X}_o) > r \end{cases} \quad (5)$$

若环境中存在多个障碍物，总势场由目标点产生的引力势场和所有障碍物产生的斥力势场叠加组成，表示为

$$U = U_{\text{att}} + \sum_{m=1}^n U_{\text{rep}}(\mathbf{X}_m) \quad (6)$$

无人机受到的合力为引力与斥力矢量总和，表示为

$$F = F_{\text{att}} + \sum_{m=1}^n F_{\text{rep}}(\mathbf{X}_m) \quad (7)$$

### 2.2 粒子群算法

粒子群算法是一种群体智能优化算法<sup>[30]</sup>，具有收敛速度快、需要调整的参数较少等优点，常用于解决优化问题<sup>[31]</sup>。当应用于航迹规划时，其核心思想是以粒子的位置、速度和适应度作为特征，在迭代过程中将全局最优粒子与局部最优粒子特征作为更新依据<sup>[32]</sup>，其中，全局最优粒子为每次迭代中适应度最优粒子，局部最优粒子为每次迭代中粒子自身适应度最优的粒子；在迭代过程中，得到每一代中的局部最优个体及全局最优个体，根据更新公式确定粒子下一速度与位置。

传统粒子群算法速度更新公式如式(8)(9)所示，位置更新公式如式(10)所示：

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 \zeta_1 (x_i^k - x_i^k) + c_2 \zeta_2 (x_g^k - x_i^k) \quad (8)$$

$$v_i^{k+1} = \begin{cases} v_{\max}, & v_i^{k+1} \geq v_{\max} \\ -v_{\max}, & v_i^{k+1} \leq -v_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (10)$$

式中： $\omega$ 为惯性权重系数， $\omega$ 越大粒子越容易探索未知路径； $c_1$ 为个体学习因子，表示局部最优粒子的影响权重； $c_2$ 为群体学习因子，表示全局最

优粒子的影响权重;  $\xi_1$  和  $\xi_2$  为两个(0,1)间的随机数, 增加粒子在搜索过程中的探索范围; 粒子速度范围为  $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 。

### 3 面向超低空物流场景的多机协同航迹规划算法

#### 3.1 算法整体框架

针对超低空划分高度层的物流场景航迹规划问题, 如何通过更改多无人机起飞次序及飞行高度层获得低成本无人机任务分配方案和飞行航迹显得至关重要。本文将城市超低空物流场景下的多无人机协同航迹规划问题分解为无人机-高度层任务分配和多无人机单高度层航迹规划两个相互耦合的子问题, 算法整体框架示意图如图4所示。本文运用动态规划求解基于知识图谱的无人机-高度层任务分配子问题, 如图4左侧虚方框所示, 从而得到无人机任务分配方案; 同时, 运用基于粒子群算法的改进人工势场法求解多机单高度层

航迹规划子问题, 得到无人机航迹结果, 计算航迹综合代价, 如图4右侧虚方框所示。两子问题间相互耦合、迭代优化, 最终得到优化收敛的多无人机的飞行任务分配方案和无人机航迹规划结果。

#### 3.2 基于知识图谱的无人机-高度层任务分配方法

近年来, 基于知识图谱的研究不断发展, 以可视化的图像直观地展现新兴交叉学科的趋势悄然兴起, 展现出了其在各类领域的应用前景; 陈锐等<sup>[33]</sup>介绍了知识图谱基本概念, 并阐述了知识图谱在各类领域中的应用前景; 胡泽文等<sup>[34]</sup>简述知识图谱在情报学领域中的应用及在其他学科或领域中的应用。基于此, 本文创新性的引入知识图谱架构, 应用于无人机-高度层任务分配问题, 将原子问题等价转换为知识图谱架构下的动态规划问题并进行求解, 实现了多无人机、多高度层的复杂任务分配。

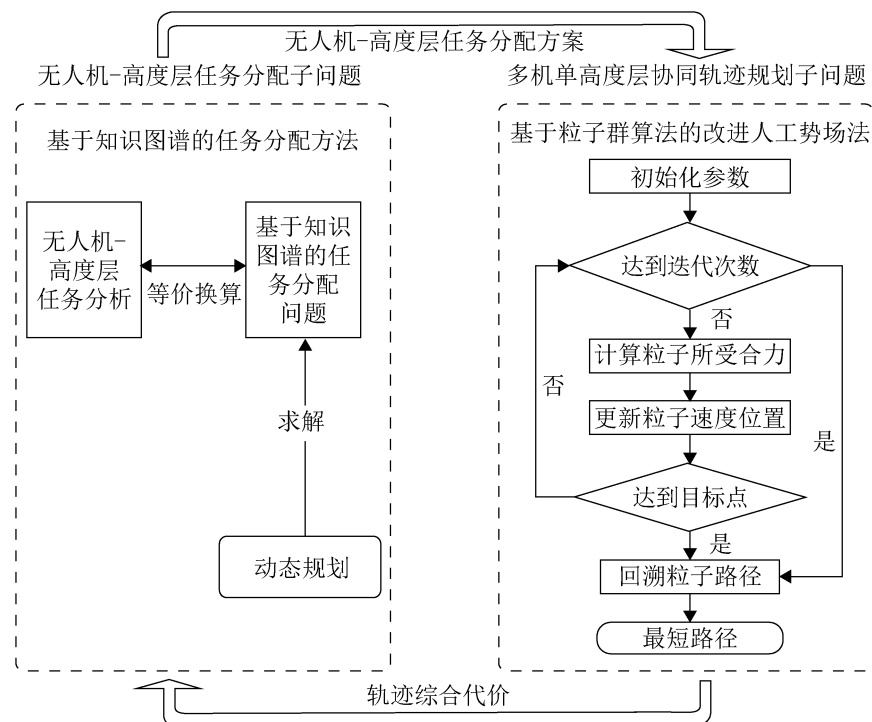


图4 整体算法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the algorithm



无人机-高度层任务分配问题为NP-Hard问题,既需要考虑无人机的起飞次序,还需要确定无人机的飞行高度层,现有方法不能在有限时间内得到最优解。知识图谱是结构化的语义知识库,用于以符号形式描述物理世界中的概念及其相互关系。其基本组成单位是“实体-关系-实体”三元组<sup>[35]</sup>,以及实体及其相关属性,构成网状知识结构,与无人机-高度层任务分配子问题具有相同架构。具体地说,在基于知识图谱的问题中,任务分配中的每架无人机可以等价于知识图谱中实体顶点集合 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ;而在综合代价空间中两架无人机之间的最短连线等价于原问题中顶点间连线组成的关系集合 $E = \{(v_i, v_j) | v_i, v_j \in V\}$ ;多无人机运用基于粒子群算法的改进人工势场法进行航迹规划的航迹代价等价于原问题中顶点间的代价值 $\omega(v_i, v_j)$ ;任务分配问题的目标函数为 $\min f(\mathbf{X}) = \sum_{\alpha}^{n-1} (\omega(v_{\alpha}, v_{\alpha+1}))$ 。因此,可以将任务分配子问题在综合代价空间中进行抽象描述,从而等价转换为基于知识图谱的无人机-高度层任务,运用动态规划方法进行求解。

以3架无人机在两个高度层的场景中同一时刻起飞为例,完成任务分配,基于知识图谱的无人机-高度层任务分配的示意图如图5所示,在同一高度层中,后序无人机会受到前序无人机作用力影响,航迹结果也随之变化,不同分配方式对应不同代价,因此无人机间连线的权值会随初始位置和高度层变化而变化。运用动态规划求解任务分配子问题,以最小航迹代价为目标,将子序列优化组合成新的序列,重复组合优化直至获得当前知识图谱架构下的最小代价顶点集合,该集合即最优无人机-高度层任务分配方案。

### 3.3 基于粒子群算法的改进人工势场法

针对多机单高度层子问题,本文充分发挥群智能优势,改进了传统人工势场法,实现了多无人机协同航迹规划。传统人工势场法在解决航迹

规划问题时计算简单、实时性好,但通常会出现局部最优问题<sup>[36]</sup>、目标点不可达问题<sup>[37]</sup>。针对以上问题,本文利用粒子群算法全局搜索能力强的群智能优势,从3个方面改进传统人工势场法:①通过附加无人机间的斥力,防止无人机间发生碰撞;②在目标点附近时,改进斥力势场函数,避免出现目标点不可达现象;③通过附加全局的启发引导和局部扰动的随机噪声,避免原人工势场法的局部最优缺陷。

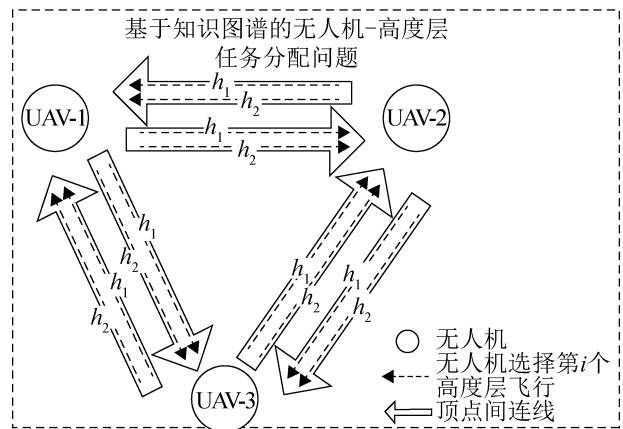


图5 任务分配的示意图

Fig. 5 Schematic diagram of task assignment

#### 3.3.1 针对多无人机规划场景的改进

传统的人工势场法没有考虑多无人机在超低空物流场景中运行的潜在冲突,针对该问题,本文通过在无人机之间增加额外的斥力来避免无人机之间的潜在冲突。在搜索航迹过程中,无人机所受斥力依据无人机所处位置而定,当不同无人机产生的搜索粒子之间的距离大于安全距离时,受到额外附加的斥力为0;反之,第 $i$ 架无人机中粒子受到第 $q$ 架无人机附加的斥力势场函数如式(11)所示,附加斥力如式(12)所示:

$$U_{\text{UAV\_rep}}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q)} - \frac{1}{r} \right)^2, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q) \leq r \\ 0, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q) > r \end{cases} \quad (11)$$

$$F_{\text{UAV\_rep}}(\mathbf{X}_i) = -\nabla U_{\text{UAV\_rep}}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} -k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q)} - \frac{1}{r} \right) \frac{1}{\rho^2(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q)} \frac{\partial \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q)}{\partial (\mathbf{X}_i)}, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q) \leq r \\ 0, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q) > r \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{X}_i$  为第  $i$  架无人机的位置坐标;  $\mathbf{X}_q$  为第  $q$  架无人机的位置坐标;  $r$  为斥力作用范围,  $\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_q)$  表示无人机间欧式距离。

### 3.3.2 针对目标点不可达问题的改进

当目标点附近存在障碍物时, 随着无人机逐渐靠近目标点, 目标点引力不断减小, 障碍物斥力不断增大, 因此会出现引力不足导致的目标点不可达问题。为解决该问题, 本文参考文献[38], 采用一种改进斥力势场方法, 避免无人机在目标点附近由于引力不足无法达到目标点。改进后第  $i$  架无人机的斥力势场函数为

$$U'_{\text{rep}}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)} - \frac{1}{r} \right)^2 \rho^n(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0), \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) \leq r \\ 0, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) > r \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)$  为第  $i$  架无人机当前位置到障碍物中心的欧几里得距离;  $n$  为[0,1]的常数。沿改进斥力势场函数梯度下降方向求得粒子所受斥力为

$$F_{\text{rep}}(\mathbf{X}_i) = -\nabla U'_{\text{rep}}(\mathbf{X}_i) = \begin{cases} F_{\text{rep1}} + F_{\text{rep2}}, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) \leq r \\ 0, \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0) > r \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $F_{\text{rep1}}$  与  $F_{\text{rep2}}$  如式(15)(16)所示:

$$F_{\text{rep1}} = k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)} - \frac{1}{r} \right) \cdot \frac{\rho^n(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_{ig})}{\rho^2(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)} \frac{\partial \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)}{\partial (\mathbf{X}_i)} \quad (15)$$

$$F_{\text{rep2}} = -\frac{n}{2} k_{\text{rep}} \left( \frac{1}{\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_0)} - \frac{1}{r} \right)^2 \cdot \rho^{n-1}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_{ig}) \frac{\partial \rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_{ig})}{\partial (\mathbf{X}_i)} \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{X}_{ig}$  为第  $i$  架无人机目标点坐标;  $\rho(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_{ig})$  为第  $i$  架无人机当前位置到该无人机目标点的欧几里得距离。从公式中可以看出, 随着无人机不断向目标点移动,  $F_{\text{rep2}}$  逐渐增大, 能够避免在目标点附近有障碍物时出现合力为0的情况, 使得无人机继续向目标点前进, 从而解决目标点不可达问题。

### 3.3.3 针对局部最优问题的改进

在运用传统人工势场法搜索航迹时, 存在无人机在飞行过程中运动到某一位置出现合力为0或引力与斥力共线的情况, 导致无人机静止或在原地徘徊无法继续前行, 使得不能规划得到可行航迹, 这种情况即算法陷入局部最优问题。为解决该问题, 本文通过附加全局的启发引导和局部扰动的随机噪声, 减少算法陷入局部最优的概率。

#### (1) 基于粒子群算法的附加全局启发引导

基于粒子群算法, 在每个粒子使用改进后人工势场法搜索航迹时, 一个粒子表示一个航迹点, 本文假设第  $i$  架无人机第  $j$  个粒子的位置坐标为  $\mathbf{X}_{ij}^k$ ,  $k$  表示迭代次数, 当  $k=0$  时表示为无人机初始位置, 可以由式(17)得到:

$$\mathbf{X}_{ij}^0 = \mathbf{X}_{is} + \varphi, \quad \varphi \in [-0.1, 0.1] \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{X}_{is}$  为第  $i$  架无人机的起始点坐标;  $\varphi$  为随机数。

由于粒子搜索步长相同, 本文认为最先到达目标点附近的粒子所经过的航迹点组成的航迹为无人机由起始点至目标点的最短航迹, 并且规定同一种群中某一粒子到达目标点附近后同种群中其余粒子停止迭代, 减少无效迭代, 提高算法效率。将粒子与目标点的欧几里得距离作为适应度函数, 如式(18)所示:

$$fit_{ib}^k = \min \left\{ \rho_{ij}^k(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ig}) \right\} \quad (18)$$

式中:  $fit_{ib}^k$  表示在搜索第  $i$  架无人机航迹时第  $k$  次

迭代中的最优适应度； $\rho_{ij}^k(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ig})$ 表示第 $k$ 次迭代中第 $j$ 个粒子 $(x_{ij}^k, y_{ij}^k)$ 与第 $i$ 架无人机目标点 $(x_{ig}, y_{ig})$ 的欧氏距离 $\rho_{ij}^k(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ig}) = \sqrt{(x_{ij}^k - x_{ig})^2 + (y_{ij}^k - y_{ig})^2}$ 。

在同种群中选择每次迭代中适应度最小的粒子作为全局最优粒子，对其余粒子附加牵引力，在减少算法陷入局部最优概率的同时提高搜索效率。全局最优粒子对其余粒子引力势场表示如式(19)所示，引力表示如式(20)所示：

$$U_{\text{att2}}(\mathbf{X}_{ij}^k) = \frac{1}{2} k_{\text{ib}} \rho^2(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ib}^k) \quad (19)$$

$$F_{\text{att2}}(\mathbf{X}_{ij}^k) = -k_{\text{ib}} \rho(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ib}^k) \frac{\partial \rho(\mathbf{X}_{ij}^k, \mathbf{X}_{ib}^k)}{\partial (\mathbf{X}_{ij}^k)} \quad (20)$$

式中： $k_{\text{ib}}$ 为全局最优粒子的引力增益系数； $\mathbf{X}_{ib}^k$ 为第 $k$ 次迭代中适应度最小的粒子位置。

### (2) 附加局部随机扰动

为进一步有效规避算法陷入局部最优，在粒子上附加随机大小的扰动力 $F_r$ ，其方向与粒子当前速度方向一致。假设第 $i$ 架无人机第 $j$ 个在第 $k$ 次迭代时粒子的速度为 $V_{ij}^k$ ，当 $k=0$ 时无人机初始速度为 $V_{ij}^0 \in [0, 1]$ ，限制粒子速度在 $[-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$ 范围内，因此附加局部随机扰动力 $F_r$ 大小范围仍为 $[-v_{\text{max}}, v_{\text{max}}]$ 。

### 3.3.4 位置更新公式

在迭代过程中，受到附加随机力的影响，速度随迭代次数的变化在一定范围内随机变化，有效扩大了粒子的搜索范围，进一步避免算法陷入局部最优。速度更新公式为

$$V_{ij}^{k+1} = \omega V_{ij}^k + c_2 \zeta_2 (\mathbf{X}_{ib}^k - \mathbf{X}_{ij}^k) \quad (21)$$

$$V_{ij}^{k+1} = \begin{cases} v_{\text{max}}, & V_{ij}^{k+1} \geq v_{\text{max}} \\ -v_{\text{max}}, & V_{ij}^{k+1} \leq -v_{\text{max}} \end{cases} \quad (22)$$

因此，在运用基于粒子群算法的改进人工势场法进行航迹搜索时，粒子所受的合力是由目标点产生的引力、当前全局最优粒子产生的引力、障碍物产生的斥力以及无人机间相互斥力组成。

第 $i$ 架无人机的第 $j$ 个粒子在第 $k$ 次迭代中所受合力为

$$\begin{aligned} F(\mathbf{X}_{ij}^k) = & F_{\text{att}} + F_{\text{rep}} + F_r = \\ & F_{\text{att}}(\mathbf{X}_{ij}^k) + F_{\text{att2}}(\mathbf{X}_{ij}^k) + \\ & \sum_{q=0}^{m-1} F_{\text{UVA\_rep}}(\mathbf{X}_{ijq}^k) + \sum_{o=0}^n F'_{\text{rep}}(\mathbf{X}_{ijo}^k) + \\ & F_r(\mathbf{X}_{ij}^k) \end{aligned} \quad (23)$$

式中：在第 $k$ 次迭代中， $\mathbf{X}_{ijq}^k$ 表示第 $q$ 架无人机的坐标， $\mathbf{X}_{ijo}^k$ 表示障碍物坐标； $m$ 为无人机数； $n$ 为障碍物数。

综上所述，基于粒子群算法的改进人工势场法引导粒子移动的位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{ij}^{k+1} = \mathbf{X}_{ij}^k + l \cdot \frac{F(\mathbf{X}_{ij}^k)}{\|F(\mathbf{X}_{ij}^k)\|} \quad (24)$$

式中： $l$ 为搜索步长。

### 3.3.5 改进算法步骤

基于粒子群算法的改进人工势场算法实现多无人机航迹规划流程图如图6所示。

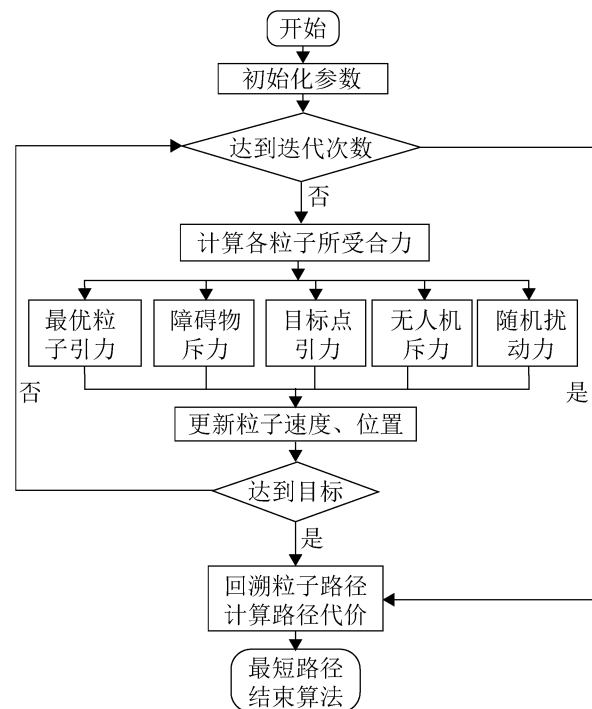


图6 改进算法流程图

Fig. 6 Flow chart of improved algorithm

具体步骤如下:

step 1: 参数初始化。初始化人工势场法步长、算法迭代次数、引力与斥力增益系数、粒子种群数、学习因子等相关参数; 确定粒子群初始位置与初始速度, 创建航迹点集合。

step 2: 判断是否达到迭代次数, 若是则结束算法; 否则继续迭代。

step 3: 计算每次迭代中各粒子适应度, 确定全局最优粒子; 计算当前粒子受到的目标点与全局最优粒子引力、障碍物与无人机斥力, 求得合力矢量。

step 4: 更新粒子速度、位置, 根据优化后更新公式计算粒子速度及下一位置。

step 5: 判断粒子是否到达目标点, 若是则结束算法, 生成最优航迹; 否则继续迭代, 转至step 2。

### 3.4 整体算法伪代码

面向城市超低空物流场景的多机协同航迹规划算法伪代码具体步骤如下:

针对无人机-高度层任务分配子问题的基于知识图谱的无人机-高度层任务分配解法的伪代码如下所示, 第1、2步为初始化过程; 第3~8步为循环迭代得到无人机任务分配方案。

**Algorithm: trajectory planning for multi-UAVs at multiple flight level layers**

**Fusion cost calculation sorting subproblem**

- 1: graph←A dic to stores nodes and path cost: cost\_value
- 2: initialization cost is 0 and queue is start point
- 3: **for** key in graph.keys() **then**
- 4:     cost[key]←Inf
- 5: **while** len(queue) < 0 **do**
- 6:     after traversing the initial node, loop to get the shortest path
- 7:     delete queue[0]
- 8:     return queue

基于多无人机单高度层航迹规划问题的基于粒子群算法的改进人工势场法的伪代码如下所示, 第1~6步为初始化过程; 第7~15步为粒子群迭代

搜索可行航迹; 第16步为计算可行航迹代价。

**Path planning subproblem computational cost**

- 1: Initialize the scene
- 2: start\_pos←randomly generated a (possizem\*1) matrix between(start-w, start +w)
- 3: path list←[]
- 4: current\_pos\_list←[]
- 5: **for** i in possizem **then**
- 6:     add start pos to current pos list and path list
- 7: **While** iters\_time < max\_iters **do**
- 8:     **if** particle not reach the endpoint **then**
- 9:         **for** i in possizem **then**
- 10:             add current pos[i] to path\_list[i]
- 11:             Fsum←calculate the force on a particle's current\_pos
- 12:             update the new pos←current\_pos
- 13:             iters← iters+1
- 14:             **if** particle reach the endpoint **then**
- 15:                 **break**
- 16:     cost\_value←the particle with least Euclidean distance in pathbest\_list
- 17:     return cost value

## 4 仿真结果与实验分析

为验证方法有效性, 本文在Python编程环境下进行仿真实验, 运用计算机配置为AMD Ryzen7 4800H CPU@2.90GHz 8核, 8 G运行内存。

由于不同超参数对无人机航迹规划的影响不同, 本文采用基于粒子群算法的改进人工势场法的超参数, 如表1所示。

### 4.1 仿真样例 A(多无人机单高度层协同规划场景)

在实验中, 设置地图尺寸为2 000 m×2 000 m, 栅格粒度 $l_{grid}$ 取100 m的场景1作为本文改进算法与传统人工势场法对比实验场景。两架无人机起始点与目标点位置如表2所示。

表 1 算法参数

参数	数值	意义
$p$	40	粒子种群数
Max_iters	500	最大迭代次数
$\omega$	1.5	惯性权重系数
$v_{max}$	1	粒子最大速度
$c_2$	2	群体学习因子
$k_{att}$	10	目标点引力参数
$k_{ib}$	0.3	最优粒子引力参数
$k_{rep}$	10	障碍物斥力系数
$r$	2	斥力作用范围
$l$	0.05	搜索步长

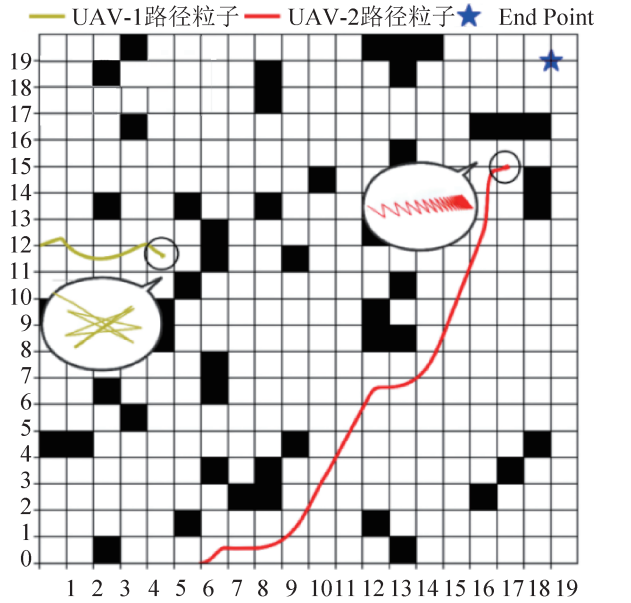
表 2 两架无人机起终点坐标

无人机编号	起始点	目标点
UAV-1	(0, 12)	(19, 19)
UAV-2	(6, 0)	(19, 19)

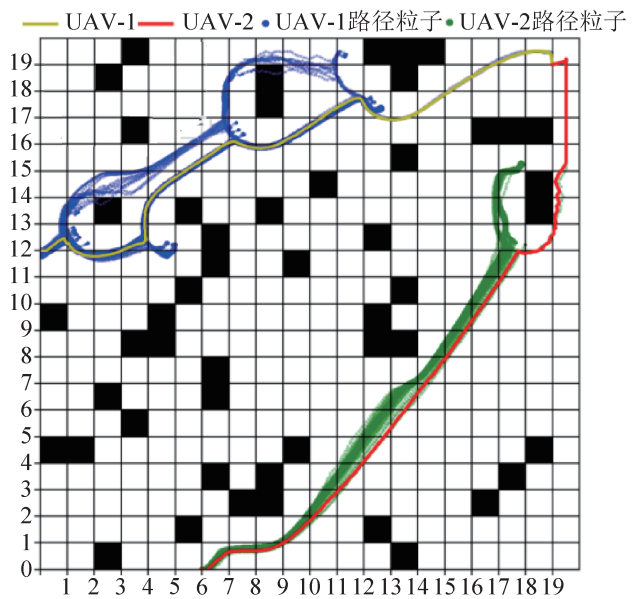
传统人工势场法的规划结果如图 7(a)所示，可以看出，采用传统算法进行航迹规划仿真时，UAV-1 在飞行过程中遇到“凹”形障碍物时会陷入局部最优点并在最优点附近震荡无法继续前行；而 UAV-2 的航迹在目标点附近存在障碍物时无法到达目标点，存在目标点不可达问题；本文所提的基于粒子群算法的改进人工势场法规划结果如图 7(b)所示，可以看出，本文方法能够有效避免 UAV-1 陷入局部最优点，图中蓝色散点表示的是粒子群在搜索目标点时的探索航迹，虽然部分粒子如图 7(a)中 UAV-1 航迹的黑色圆圈所示情况，陷入了局部最优位置，但改进后算法通过附加全局启发引导、增加位置扰动的方式，使得剩余粒子能够避开局部最优位置继续搜寻目标点，生成由起始点至目标点的可行航迹；同时，本文方法在改进斥力势场函数后，能够有效避免 UAV-2 出现目标点不可达问题。

分别对比改进前后算法规划无人机可行航迹的平均迭代次数和平均航迹生成时间，如表 3 所示，画出平均迭代次数对比图如图 8 所示。其中，传统人工势场法由于陷入局部最优、目标点不可

达问题无法生成可行航迹，因此平均迭代次数与平均航迹生成时间都为 $+\infty$ 。



(a) 传统算法航迹规划



(b) 改进后算法航迹规划

图 7 两架无人机航迹规划结果  
Fig. 7 Path planning results of two UAVs

表 3 改进前后算法评价指标对比  
Table 3 Comparison of evaluation indicators of two algorithms

算法	评价指标	
	平均迭代次数	平均航迹生成时间/s
传统算法	$+\infty$	$+\infty$
本文算法	554	2.606 3

图 8 中横坐标为平均迭代次数, 纵坐标为最优航迹中航迹点距目标点距离, 实线为传统人工势场法迭代次数, 虚线为改进算法迭代次数, 可以明显看出传统人工势场法规划两架无人机航迹时收敛速度较慢, 而本文提出的改进后算法迭代次数明显降低, 收敛速度大幅提升。

修改 UAV-1 的起始点为(12,5), 增加起始点为(16,0), 目标点为(10,10)的 UAV-3, 在场景 1 中进行 UAV-1 和 UAV-3 的航迹规划仿真实验, 结果如图 9 所示。可以看出, 传统人工势场法结果中无人机间距离较近, 如图 9(a)所示; 而基于粒子群算法的改进人工势场法航迹规划结果中无人机间距离明显增大, 如图 9(b)。通过上述实验可以证明, 改进后算法附加的斥力势场能够在多机航迹规划时保证无人机间安全距离, 从而提高无人机在飞行过程中的安全性。

通过仿真实验 1 结果可知, 基于粒子群算法的改进人工势场法较传统人工势场法平均迭代次数减少 62.09%, 能够有效规避航迹传统算法缺陷使得航迹可行性明显提升, 平均航迹生成时间也大幅提升; 同时, 附加斥力函数能够适应多无人机规划场景, 保证无人机在飞行过程中的安全性。

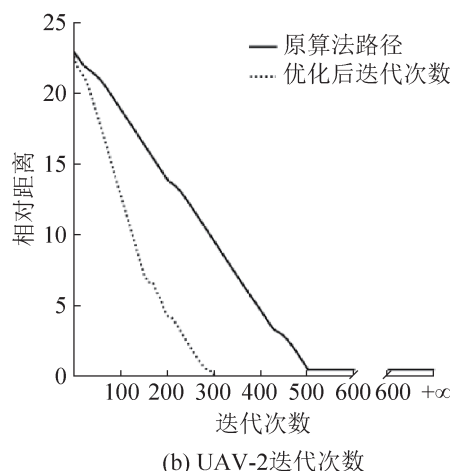
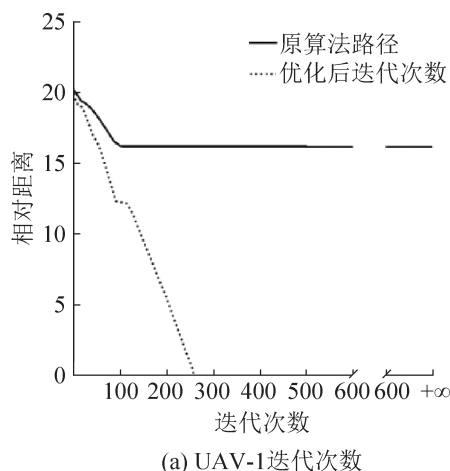


图 8 两架无人机迭代次数对比图  
Fig. 8 Comparison of iteration times of two UAVs

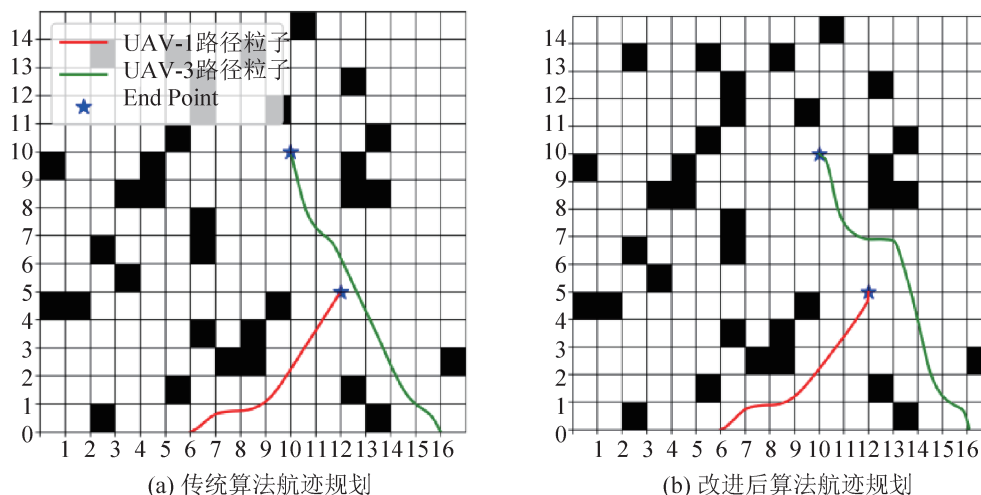


图 9 航迹规划结果对比  
Fig. 9 Path planning results of two UAVs

综上所述，基于粒子群算法的改进人工势场法在解决多机单高度层航迹规划问题时，能够有效规避传统算法缺陷、提高航迹可行性，大幅缩短规划时间，改进后算法能够较好的适应多无人机航迹规划场景。

### 4.2 仿真样例 B(超低空物流场景多机协同航迹规划仿真实验)

设置场景 2 的地图尺寸为 3 000 m×3 000 m，栅格粒度  $l_{grid}$  取 100 m，并具有 3 个高度层作为验证城市超低空物流场景下多无人机的航迹规划算法的仿真场景。在场景 2 中，将 15 架无人机的协同航迹规划作为研究对象，验证本文提出方法的可行性。假定 15 架无人机中具有 3 种不同任务等级，并且起飞时间也不相同，其中 UAV-7、UAV-13 优先级最高，08:00 起飞，UAV-3、UAV-4、UAV-10、UVA-14 优先级其次，08:15 起飞，其余无人机为相同等级且优先级最低，08:30 起飞。在航迹规划前，首先确定当前时间已起飞无人机，之后将时间和搜索步长进行映射，为后续无人机间有效避障奠定基础。

基于 15 架无人机的优先级，构建基于知识图谱的无人机-高度层任务分配框架，将运用基于粒子群算法的改进人工势场法求解得到的多无人机-单高度层航迹规划子问题航迹代价作为任务分配方案的代价值，运用动态规划-任务分配解法求解得到 15 架无人机在两个高度层中全局代价较低的

多无人机航迹规划结果。15 架无人机起终点坐标如表 4 所示。

首先，将无人机-高度层任务分配子问题等价于基于知识图谱的无人机-高度层任务分配问题进行求解。以优先级最高的 UAV-7 作为起始无人机，UAV-3 为第二架起飞无人机为例，构建基于知识图谱的无人机-高度层任务分配框架，如图 10 所示，其中， $w_i$  代表代价值； $h_1$  代表高度层 1， $h_2$  代表高度层 2， $h_3$  代表高度层 3；在同一高度层中，后序无人机受到前序无人机给予的斥力，保证无人机能够无冲突飞行。

表 4 15 架无人机起终点坐标  
Table 4 Starting and ending points of fifteen UAVs

无人机编号	起始点	目标点	起飞时间
UAV-1	(0,0)	(20,29)	08:30
UAV-2	(29,0)	(20,20)	08:30
UAV-3	(0,20)	(20,29)	08:15
UAV-4	(20,0)	(29,29)	08:15
UAV-5	(0,29)	(10,20)	08:30
UAV-6	(20,29)	(20,20)	08:30
UAV-7	(0,0)	(29,29)	08:00
UAV-8	(0,0)	(20,20)	08:30
UAV-9	(15,0)	(10,20)	08:30
UAV-10	(29,10)	(20,20)	08:15
UAV-11	(20,0)	(29,29)	08:30
UAV-12	(0,20)	(20,20)	08:30
UAV-13	(0,10)	(15,29)	08:15
UAV-14	(15,0)	(29,29)	08:30
UAV-15	(29,10)	(15,29)	08:30

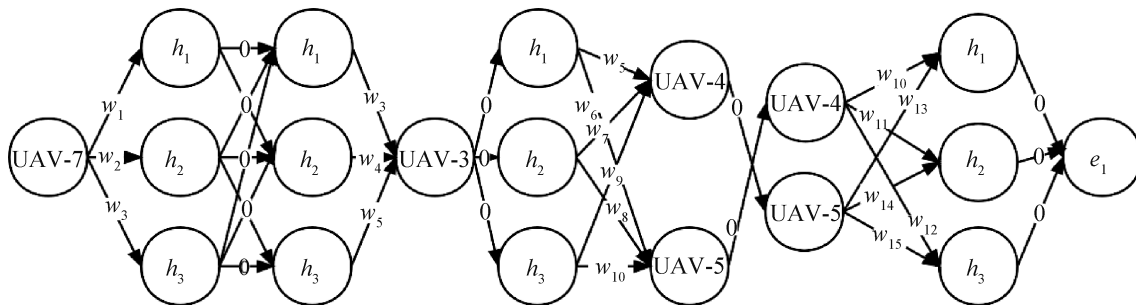


图 10 层任务分配框架  
Fig. 10 Task assignment framework

运用任务分配-动态规划解法分别计算各任务分配框架, 得到最优的任务分配方案。最优任务分配方案为: 08:00 起飞 UAV-7- $h_3$ ; 08:15 起飞: UAV-13- $h_2$ 、UAV-4- $h_3$ 、UAV-10- $h_1$ 、UAV-3- $h_3$ ; 08:30 起飞: UAV-9- $h_3$ 、UAV-8- $h_2$ 、UAV-1- $h_1$ 、UAV-14- $h_2$ 、UAV-11- $h_3$ 、UAV-2- $h_3$ 、UAV-12- $h_1$ 、UAV-5- $h_3$ 、UAV-15- $h_2$ 、UAV-6- $h_3$ 。

依据上述任务分配方案, 结果分别如图 11 (a)(b)(c)所示, 其中, 实现为优先级最高的 UAV-7; 点线为优先级次之的 UAV-3、UAV-4、UAV-10、UAV-13; 虚线为优先级最低的其余无人机。

计算各无人机在飞行过程中距最近无人机的欧式距离, 如图 12 所示, 图中纵坐标表示无人机与距离最近无人机间欧式距离, 横坐标表示时间, 即无人机起飞时间不同对应横坐标起点不同, 以及无人机飞行时间。在图 12(c)中 UAV-4 与 UAV-6 为相同终点, 因此终点处两无人机间距离较接近, 但不会发生冲突, 其余无人机间距离均大于 200 m, 在安全距离范围内。

综上所述, 本文所提出的面向超低空物流场景的多无人机协同航迹规划算法能够实现多无人机无冲突规划, 在两个高度层 3 000 m $\times$ 3 000 m 的场景中实现 12 架无人机航迹规划结果示意图如图 13 所示。

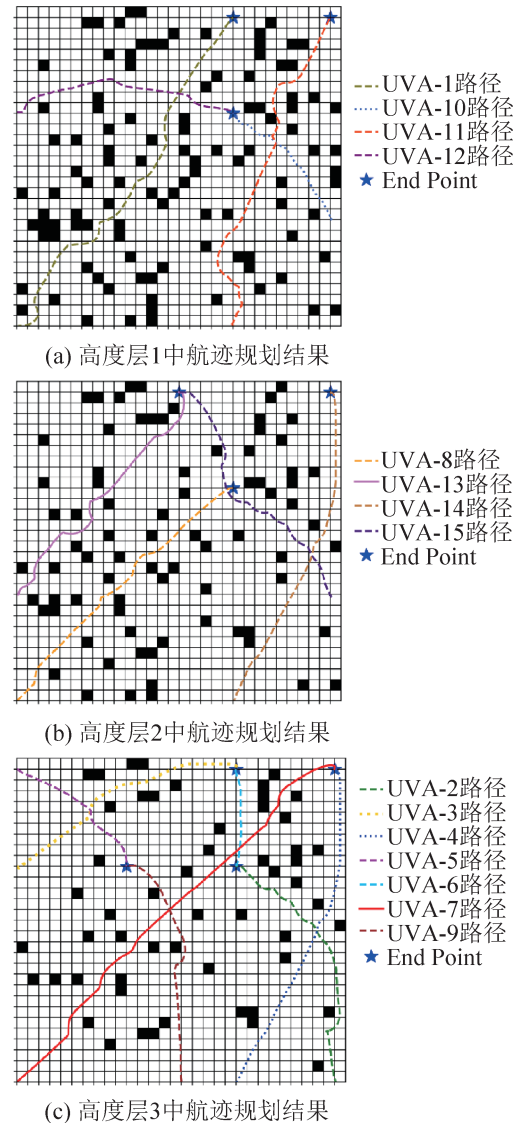
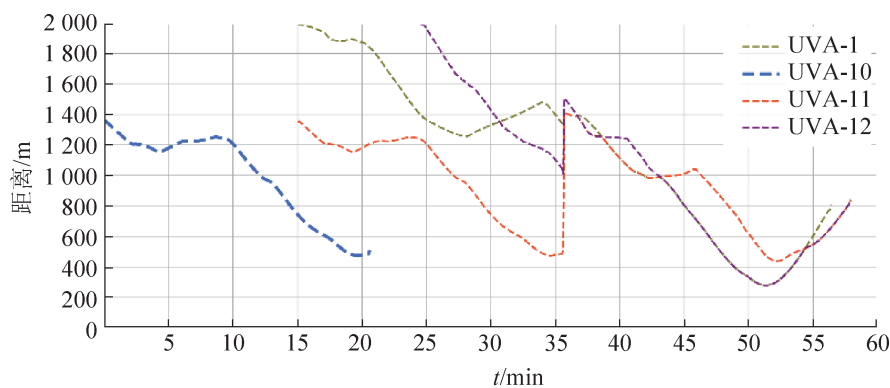


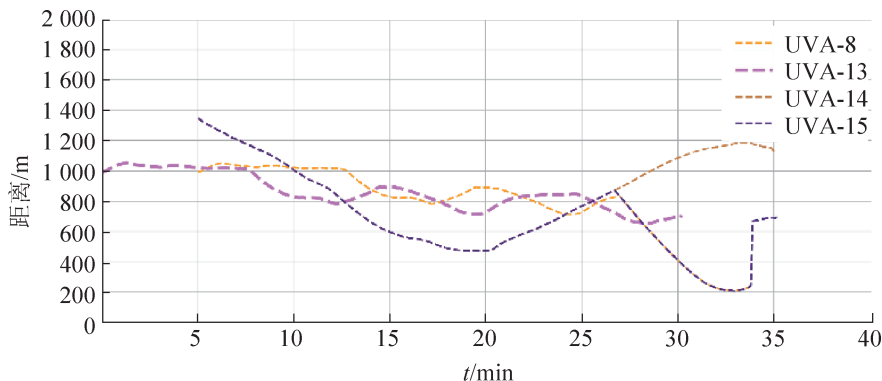
图 11 航迹规划结果

Fig. 11 Trajectory planning results

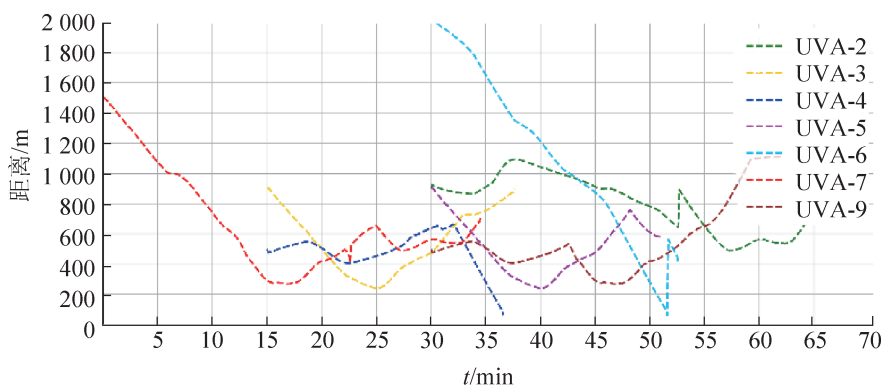


(a) 与最近无人机间距离示意图(高度层1)





(b) 与最近无人机距离示意图(高度层2)



(c) 与最近无人机距离示意图(高度层3)

图 12 与最近无人机距离示意图

Fig. 12 Schematic diagram of distance to the nearest drone

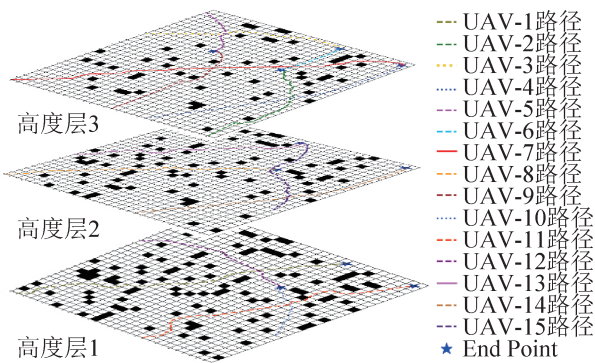


图 13 航迹规划结果

Fig. 13 Trajectory planning results

### 5 结论

针对超低空物流场景下的多无人机航迹规划问题, 本文提出了一种面向城市超低空物流场景的多无人机协同航迹规划算法, 将原问题划分为无人机-高度层任务分配及多无人机航迹规划两个

相互耦合的子问题分别求解。在运用基于粒子群算法的改进人工势场法求解多无人机航迹规划问题时, 较传统人工势场法迭代次数平均减少 62.09%, 有效规避传统算法缺陷的同时提高航迹可行性, 并大幅缩短规划时间, 提高了算法的实用性, 具有较好的鲁棒性; 在面向超低空物流场景的多机协同航迹规划问题中, 本文算法解决了超低空物流运输场景中多无人机航迹规划问题, 能够为多无人机任务分配方案提供切实可行的多机航迹规划结果。

本文对城市超低空无人机物流运输场景进行了抽象和理想化假设, 现实城市中地形障碍物还可能部分动态障碍物, 但以上不足并不影响改进算法的可行性。在复杂三维环境中采用全局航迹规划与局部航迹规划相结合的方式对多无人机航迹规划, 进一步提高算法实用性是本文后

续的研究方向, 能够更好的支撑实现未来城市超低空无人机物流场景的需求。

## 参考文献:

- [1] Homola J, Martin L, Cencetti M, et al. UAS Traffic Management (UTM) Technical Capability Level 3 (TCL3) Flight Demonstration: Concept Tests and Results [C]//2019 IEEE/AIAA 38th Digital Avionics Systems Conference (DASC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-8.
- [2] Goyal R, Reiche C, Fernando C, et al. Urban Air Mobility (UAM) Market Study[EB/OL]. (2018-10-05) [2022-08-18]. <https://ntrs.nasa.gov/citations/20190000519>.
- [3] Kopardekar P, Rios J, Prevot T, et al. Unmanned Aircraft System Traffic Management(UTM)Concept of Operations[C]//AIAA Aviation and Aeronautics Forum (Aviation 2016). [S.l.]: [s.n.], 2016.
- [4] Tim McCarthy, Lars Pforte, Rebekah Burke. Fundamental Elements of an Urban UTM[J]. Aerospace, 2020, 7(7): 85.
- [5] Pang Bizhao, Dai Wei, Thu Ra, et al. A Concept of Airspace Configuration and Operational Rules for UAS in Current Airspace[C]//2020 AIAA/IEEE 39th Digital Avionics Systems Conference (DASC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1-9.
- [6] Sunil E, Hoekstra J M, Ellerbroek J, et al. Metropolis: Relating Airspace Structure and Capacity for Extreme Traffic Densities[C]//Proceedings of the 11th USA/Europe Air Traffic Management Research and Development Seminar (ATM2015). [S. l.]: FAA & Eurocontrol, 2015: 1-10.
- [7] 汪场. 迅蚁: 末端即时配送延伸 "路空一体" 空中配送 "触角"-专访杭州迅蚁网络科技有限公司联合创始人庾航[J]. 交通建设与管理, 2020(3): 118-123.
- [8] 林舒仪, 张斌. 无人机物流配送行业未来发展研究-基于美团发布自研新型无人机的分析[J]. 物流工程与管理, 2022, 44(5): 104-106.  
Lin Shuyi, Zhang Bin. Research on the Future Development of UAV Logistics Distribution Industry-analysis of Self-developed New UAV Based on Meituan Release[J]. Logistics Engineering and Management, 2022, 44(5): 104-106.
- [9] 钟求喜, 谢涛, 陈火旺. 基于遗传算法的任务分配与调度[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37(10): 1197-1203.  
Zhong Qiuxi, Xie Tao, Chen Huowang. Task Matching and Scheduling by Using Genetic Algorithms[J]. Journal of Computer Research and Development, 2000, 37(10): 1197-1203.
- [10] 牛双诚, 晋玉强, 寇昆湖. 基于区块链的多无人机协同任务分配方法研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(5): 949-956.  
Niu Shuangcheng, Jin Yuqiang, Kou Kunhu. Research on Collaborative Task Allocation Method of Multiple UAVs Based on Blockchain[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(5): 949-956.
- [11] 王峰, 张衡, 韩孟臣, 等. 基于协同进化的混合变量多目标粒子群优化算法求解无人机协同多任务分配问题[J]. 计算机学报, 2021, 44(10): 1967-1983.  
Wang Feng, Zhang Heng, Han Mengchen, et al. Co-evolution Based Mixed-variable Multi-objective Particle Swarm Optimization for UAV Cooperative Multi-task Allocation Problem[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(10): 1967-1983.
- [12] Dai Wei, Pang Bizhao, Kin Huat Low. Conflict-free Four-dimensional Path Planning for Urban Air Mobility Considering Airspace Occupancy[J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 119: 107154.
- [13] David Gallacher. Drones to Manage the Urban Environment: Risks, Rewards, Alternatives[J]. Journal of Unmanned Vehicle Systems, 2016, 4(2): 115-124.
- [14] Hoekstra J M, Maas J B, Tra M A P, et al. How Do Layered Airspace Design Parameters Affect Airspace Capacity and Safety? [C]//7th International Conference on Research in Air Transportation. [S.l.]: [s.n.], 2016: 1-8.
- [15] Stefano Primatesta, Giorgio Guglieri, Alessandro Rizzo. A Risk-aware Path Planning Strategy for UAVs in Urban Environments[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2019, 95(2): 629-643.
- [16] 张洪海, 李翰, 刘焯, 等. 城市区域物流无人机路径规划[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(6): 22-29.  
Zhang Honghai, Li Han, Liu Hao, et al. Path Planning for Logistics Unmanned Aerial Vehicle in Urban Area[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(6): 22-29.
- [17] 张启钱, 许卫卫, 张洪海, 等. 复杂低空物流无人机路径规划[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(7): 1275-1286.  
Zhang Qiqian, Xu Weiwei, Zhang Honghai, et al. Path Planning for Logistics UAV in Complex Low-altitude Airspace[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(7): 1275-1286.
- [18] 戴健, 许菲, 陈琪锋. 多无人机协同搜索区域划分与路径规划[J]. 航空学报, 2020, 41(增1): 146-153.  
Dai Jian, Xu Fei, Chen Qifeng. Multi-UAV Cooperative Search on Region Division and Path Planning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S1): 146-153.
- [19] 湛海云, 陈华胄, 刘强. 基于改进人工势场法的多无人机三维编队路径规划[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(3): 414-420.

<http://www.china-simulation.com>

- Chen Haiyun, Chen Huazhou, Liu Qiang. Multi-UAV 3D Formation Path Planning Based on Improved Artificial Potential Field[J]. *Journal of System Simulation*, 2020, 32(3): 414-420.
- [20] 司徒华杰, 雷海波, 庄春刚. 动态环境下基于人工势场引导的RRT路径规划算法[J]. *计算机应用研究*, 2021, 38(3): 714-717, 724.
- Situ Huajie, Lei Haibo, Zhuang Chungang. Artificial Potential Field Based RRT Algorithm for Path Planning in Dynamic Environment[J]. *Application Research of Computers*, 2021, 38(3): 714-717, 724.
- [21] 田广键, 代冀阳, 应进, 等. 基于自适应分段势场法的多无人机航迹规划[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(11): 2368-2376.
- Tian Guangjian, Dai Jiyang, Ying Jin, et al. Multi-UAV Trajectory Planning Based on Adaptive Segmented Potential Field Method[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(11): 2368-2376.
- [22] 陈劲峰, 黄卫华, 章政, 等. 动态环境下基于改进人工势场法的路径规划算法[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2020(12): 6-9, 14.
- Chen Jinfeng, Huang Weihua, Zhang Zheng, et al. Path Planning Algorithm Based on Improved Artificial Potential Field Method in Dynamic Environment[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2020(12): 6-9, 14.
- [23] Tim McCarthy, Lars Pforte, Rebekah Burke. Fundamental Elements of an Urban UTM[J]. *Aerospace*, 2020, 7(7): 85.
- [24] 陈世明, 江冀海, 吴龙龙, 等. 受限空间自适应区域栅格化的优化路径规划[J]. *控制与决策*, 2012, 27(7): 1105-1108.
- Chen Shiming, Jiang Jihai, Wu Longlong, et al. Optimal Path Planning in Limited Space Based on Adaptive Regional Grid[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(7): 1105-1108.
- [25] 刘正锋, 张隆辉, 魏纳新, 等. 环境地图的栅格化及路径规划研究[J]. *舰船科学技术*, 2021, 43(7): 141-145.
- Liu Zhengfeng, Zhang Longhui, Wei Naxin, et al. Research on Gridding and Path Planning of Environmental Map[J]. *Ship Science and Technology*, 2021, 43(7): 141-145.
- [26] Balakrishnan K, Polastre J, Mooberry J, et al. Blueprint for the Sky: The Roadmap for the Safe Integration of Autonomous Aircraft[J]. *Airbus UTM*, San Francisco, CA, 2018.
- [27] AirMatrix. UTM Software for Drone Pilots and Governments [EB/OL]. [2022-08-18]. <https://www.airmatrix.io/>.
- [28] Khatib O. Real-time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(1): 90-98.
- [29] Yi Ziwei, Li Linheng, Qu Xu, et al. Using Artificial Potential Field Theory for a Cooperative Control Model in a Connected and Automated Vehicles Environment[J]. *Transportation Research Record*, 2020, 2674(9): 1005-1018.
- [30] Shi Y, Eberhart R C. Empirical Study of Particle Swarm Optimization[C]//*Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99*. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 1945-1950.
- [31] 张婷婷, 柴来. 多无人机多目标路径规划[J]. *指挥信息系统与技术*, 2020, 11(6): 32-36, 46.
- Zhang Tingting, Chai Lai. Path Planning for UAVs and Multiple Targets[J]. *Command Information System and Technology*, 2020, 11(6): 32-36, 46.
- [32] Li Zheng, Ruan Yi. Autonomous Inspection Robot for Power Transmission Lines Maintenance While Operating on the Overhead Ground Wires[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2010, 7(4): 25.
- [33] 陈悦, 刘则渊. 悄然兴起的科学知识图谱[J]. *科学学研究*, 2005, 23(2): 149-154.
- Chen Yue, Liu Zeyuan. The Rise of Mapping Knowledge Domain[J]. *Studies in Science of Science*, 2005, 23(2): 149-154.
- [34] 胡译文, 孙建军, 武夷山. 国内知识图谱应用研究综述[J]. *图书情报工作*, 2013, 57(3): 131-137, 84.
- Hu Zewen, Sun Jianjun, Wu Yishan. Research Review on Application of Knowledge Mapping in China[J]. *Library and Information Service*, 2013, 57(3): 131-137, 84.
- [35] 刘岍, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. *计算机研究与发展*, 2016, 53(3): 582-600.
- Liu Qiao, Li Yang, Duan Hong, et al. Knowledge Graph Construction Techniques[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2016, 53(3): 582-600.
- [36] 庄晓东, 孟庆春, 高云, 等. 复杂环境中基于人工势场优化算法的最优路径规划[J]. *机器人*, 2003, 25(6): 531-535.
- Zhuang Xiaodong, Meng Qingchun, Gao Yun, et al. Optimal Path Planning in Complex Environments Based on Optimization of Artificial Potential Field[J]. *Robot*, 2003, 25(6): 531-535.
- [37] 朱毅, 张涛, 宋靖雁. 非完整移动机器人的人工势场法路径规划[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(2): 152-158.
- Zhu Yi, Zhang Tao, Song Jingyan. Path Planning for Nonholonomic Mobile Robots Using Artificial Potential Field Method[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 152-158.
- [38] Ge S S, Cui Y J. New Potential Functions for Mobile Robot Path Planning[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2000, 16(5): 615-620.