

# 基于三阶段优化的大无人机辅助小无人机物流配送方法

文旭鹏<sup>1</sup>, 伍国华<sup>1†</sup>, 夏扬坤<sup>2</sup>

(1. 中南大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075; 2. 中南林业科技大学 物流与交通学院, 湖南 长沙 410004)

**摘要:** 无人机包裹配送是近年来获得广泛关注的新配送方式, 相比于基于地面车辆的配送方式, 多无人机配送具有高效率、强时效性和灵活机动等优势. 因此, 本文提出了一种全新的异构多无人机物流配送模式, 即单架大无人机辅助多架小无人机进行的包裹配送. 该配送模式的新特点是: 大无人机携带多架小无人机到配送区域放飞, 多架小无人机分别配送所指派区域的包裹, 每架无人机在一次航行中可配送多个包裹, 多架小无人机同时进行配送. 为了高效的求解这个新配送问题, 文章设计了一种基于分而治之三阶段的迭代优化算法, 第1阶段采用聚类方法对客户点聚类并生成初始解; 第2阶段提出一种改进的变邻域搜索算法优化大无人机路径; 第3阶段使用动态规划方法优化小无人机路径. 这3个阶段不断迭代优化直至满足停止准则. 为了验证所提出算法的有效性, 在大量算例上进行了实验测试, 实验结果展示了所提出算法的求解效率和目标函数值显著优于其他对比算法. 文章所提出的新的异构多无人机配送模式及其求解方法, 为解决现代物流配送的痛点问题提供了一种全新方式与决策依据.

**关键词:** 异构多无人机; 物流配送; 路径规划; 分而治之

**引用格式:** 文旭鹏, 伍国华, 夏扬坤. 基于三阶段优化的大无人机辅助小无人机物流配送方法. 控制理论与应用, 2024, 41(8): 1386 – 1395

DOI: 10.7641/CTA.2023.20155

## Three stage optimization method for large UAV assist small UAV parcels delivery

WEN Xu-peng<sup>1</sup>, WU Guo-hua<sup>1†</sup>, XIA Yang-kun<sup>2</sup>

(1. School of Traffic & Transportation Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410075, China;

2. School of Logistics and Transportation, Central South University of Forestry and Technology, Changsha Hunan 410004, China)

**Abstract:** The unmanned aerial vehicle (UAV) parcel delivery is a new delivery mode that has received widely attention in recent years. Compared with the distribution mode based on ground vehicles, multi-UAV delivery has the significant advantages of high efficiency, strong timeliness and flexibility. Thus, this paper proposed a new delivery mode using heterogeneous multi-UAV, where a large UAV assists multiple small UAVs in parcel delivery. The large drone carries multiple small drones to the distribution sub-regions and launches them in sequence, and each UAV can deliver multiple parcels in a flight. To solve this new problem efficiently, we design a three-stage iterative optimization method. The first stage generates the initializing routes by a clustering method. The second stage optimizes the large UAV route by the proposed improved variable neighborhood search algorithm, and the third stage optimizes the small UAV routes by the dynamic programming algorithm. Extensive experiments are conducted and the results show that both the distance cost and runtime of the proposed algorithm are significantly superior to that of other comparison algorithms, which provide a new way and decision basis to solve the pain point of modern logistics delivery problems.

**Key words:** heterogeneous multi-UAV; logistics delivery; routing; divide and conquer

**Citation:** WEN Xupeng, WU Guohua, XIA Yangkun. Three stage optimization method for large UAV assist small UAV parcels delivery. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(8): 1386 – 1395

## 1 引言

随着自动化和人工智能技术的迅猛发展, 快递行业中无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)物流配送

研究持续升温, 无人机配送已经是物流行业发展的新业态和新模式, 无人机物流配送技术也成为了物流企业亚马逊、DHL和谷歌的研究热点<sup>[1-3]</sup>. 值得注意的

收稿日期: 2022-03-04; 录用日期: 2023-05-11.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: guohuawu@csu.edu.cn; Tel.: +86 13548596533.

本文责任编辑: 赵冬斌.

国家自然科学基金项目(62073341)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of China (62073341).

是, 亚马逊和顺丰企业正在构建“干线大型运输机+支线大型无人机+末端小型无人机”运输配送的三级物流体系, 其中, 干线、支线大型无人机是指燃油型无人机, 末端小型无人机是充电型小型无人机<sup>[4]</sup>. 相比于传统货车的基于曼哈顿距离配送方式<sup>[5]</sup>, 无人机可以将包裹以直线距离的方式配送到客户点所在位置, 基本不受路面障碍物的阻碍, 不用考虑路面交通状况的影响, 时效性更强, 配送效率更高.

目前, 多无人机物流配送研究仍处于起步阶段<sup>[6-12]</sup>. 亚马逊在2013年首次提出了一种基于无人机物品交付的空中旅行中心专利<sup>[13]</sup>. Jeong等人<sup>[14]</sup>提出了一种飞行仓库交付系统, 通过支持滚动时域方法实时使用所提出的模型. Wang等人<sup>[15]</sup>构建了一个空中仓库+航天飞机+小型无人机配送模型, 其中空中仓库是一个大型飞艇, 航天飞机从地面仓库获取货物补给到空中仓库, 空中仓库发射小无人机配送货物. Savuran等人<sup>[16]</sup>引入空中仓库的机动性因素, 来研究无人机规划问题, 发射并回收无人机, 提出了一种遗传算法的大飞行器 and 无人机协同的路径规划方法.

为了填补基于可移动型大无人机的异构多无人机物流配送问题的研究空白, 本文提出了基于大无人机辅助小无人机协同包裹配送问题, 与之前研究工作<sup>[13-16]</sup>不同的是, 本文研究具有以下新特点: 1) 大无人机携带多个小无人机飞向配送区域, 并放飞小无人机, 如图1(a)所示, 通过这种方式增加小无人机的续航能力; 2) 小无人机一次航行中可携带多个包裹, 并完成子区域的配送; 3) 小无人机完成包裹配送后飞回自动机场; 4) 之前研究工作中, 大无人机是空中仓库, 其位置是固定的, 而本文中的大无人机是可移动的, 允许携带多个小无人机到子区域放飞.

针对上述异构无人机的物流配送模式, 本文设计了一种新的启发式方法来辅助问题求解, 即基于三阶段优化的迭代优化框架的路径规划算法. 该框架的新特点是: 第1阶段使用聚类方法将客户点分成若干类来降低模型的求解复杂度; 第2阶段设计了变邻域搜索结合禁忌列表的算法来优化大无人机路径; 第3阶段使用经典的动态规划算法来优化小无人机的配送路径. 通过这种方式, 将复杂的大无人机+小无人机协同路径规划问题简化为易求解的子问题. 在这个框架中, 上述过程不断迭代优化, 如果不满足停止准则, 则重新聚类客户点, 重新规划大无人机、小无人机的路径方案. 直至满足停止准则, 则终止循环, 输出异构无人机物流配送方案.

综上, 本文在算法方面所做出的贡献总结如下: 1) 提出了一种基于三阶段分而治之的迭代优化算法. 将客户点聚类后, 设计不同的启发式算法分别对大无人机和小无人机的路径进行优化; 2) 提出了考虑小无人机载重的聚类调整算法, 采用经典的K-means聚类

算法结合异构多无人机物流配送的特点, 将该复杂问题分解为 $K$ 个易求解的子问题, 并生成了高质量的初始解; 3) 引入了动态规划算法快速规划小无人机的路径, 可快速求解出小无人机的最优路径; 4) 提出了模拟退火结合变邻域搜索的算法, 设计了多种基于异构多无人机物流配送问题的邻域算子, 来高效的优化大无人机的路径.



(a) 大无人机放飞小无人机



(b) 自动机场回收小无人机

图1 异构多无人机物流配送新模式

Fig. 1 New logistics distribution mode of heterogeneous multi-UAV

## 2 异构多无人机配送问题的数学模型

### 2.1 问题描述与假设

在异构多无人机配送问题中, 研究了两种不同构型无人机物流配送路径规划问题, 其中两种构型的无人机为: 一架大无人机和 $K$ 架型号一致的小无人机. 其中小无人机定义为eUAV, 大无人机定义为mUAV<sup>[17]</sup>. 配送前, 将配送区域划分为 $K$ 个子区域. 配送时, 大无人机仅在仓库和放飞点之间往返, 大无人机搭载 $K$ 架携带包裹的小无人机从 $S$ 点出发, 将小无人机运送到某个子区域的放飞, 大无人机放飞所有子区域小无人机后飞到 $E$ 点回收, 其中第 $i$ 个小无人机完成第 $i$ 个子区域的所有包裹配送任务后, 飞往自动机场回收. 大无人机的航程足够, 装载能力足够. 在配送过程中, 如果单个客户点的需求超过小无人机最大载重, 则进行需求拆分, 分批次直达满载送货, 直至满足该客户点需求.

为了简化异构多无人机物流配送问题, 模型假设如下: 1) 由1架大无人机和 $K$ 架小无人机完成配

送; 2) 每个客户点只能被一架无人机服务一次; 3) 不考虑大无人机送货, 大无人机只充当移动载体, 携带小无人机到子区域放飞; 4) 子区域中的客户点包裹总重量满足不超过小无人机的最大载重量 $Q$ ; 5) 每个子区域放飞1架小无人机, 小无人机可投送多个轻型包裹, 并由该架小无人机完成对应子区域内所有包裹配送; 6) 小无人机完成子区域所有客户点的配送后, 飞行到自动机场点回收; 7) 小无人机的数量是充足的, 其值 $K$ 由聚类算法的结果来确定; 8) 所配送的货物是同质型的货物, 没有优先级区分, 从而不考虑时间窗约束; 不考虑小无人机充电和小无人机取货等约束; 本问题的研究目的是合理的规划大无人机和小无人机的配送路径, 使得完成所有包裹配送后, 大小两种无人机的距离费用尽可能的小。

## 2.2 数学模型构建

针对异构多无人机物流配送问题, 在迭代优化框架基础上, 构建了基于分而治之的物流配送模型, 包括客户点聚类、大无人机路径优化、小无人机路径优化。

### 2.2.1 客户点聚类

在客户点聚类时, 需要给每一架小无人机分配配送任务, 考虑到小无人机的载重量有限, 需要满足以下约束条件(1):

$$\sum_{i \in C_k} q_i \leq Q, \quad k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad (1)$$

其中:  $C_k$ 是第 $k$ 聚类内的客户点集合,  $Q$ 是小无人机最大装载量,  $q_i$ 是客户 $i$ 的包裹重量, 式(1)考虑小无人机所配送区域的所有包裹总重量不大于小无人机的最大载重量。

### 2.2.2 大无人机路径优化

大无人机路径规划的最小航程定义为

$$\min F_1 = \sum_{k=1}^K \sum_{k'=1}^K d_{kk'} x_{kk'}, \quad (2)$$

其中:  $F_1$ 为大无人机的航行距离,  $K$ 为聚类中心的数量,  $k, k' \in \{1, \dots, K\}$ ,  $d_{kk'}$ 为从聚类中心点 $k$ 到聚类中心点 $k'$ 的距离,  $x_{kk'} = 1$ 时, 表示无人机从聚类中心点 $k$ 行驶到聚类中心点 $k'$ , 否则,  $x_{kk'} = 0, k \neq k'$ 。

大无人机路径规划满足约束条件, 即

$$\sum_{k=1}^K x_{kk'} = 1, \quad k' \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{k'=1}^K x_{kk'} \leq K - 1, \quad (4)$$

其中: 约束(3)表示大无人机只访问每个聚类中心点一次, 约束(4)表示大无人机的航线没有回路产生。

### 2.2.3 小无人机路径优化

小无人机被大无人机在子区域放飞后, 完成该子

区域的所有客户点的包裹配送, 然后飞到自动机场点进行回收。小无人机最小航程定义为

$$\min F_2 = \sum_{k=1}^K \left( \sum_{i=1}^{n_{C_k}} \sum_{j=1}^{n_{C_k}} d_{ijk} x_{ijk} \right), \quad i, j \in C_k, \quad (5)$$

其中:  $x_{ijk} = 1$ 表示第 $k$ 类中小无人机从客户点 $i$ 到客户点 $j$ , 否则,  $x_{ijk} = 0$ ;  $d_{ijk}$ 为 $C_k$ 中客户点 $i$ 到客户点 $j$ 距离。

小无人机路径规划满足约束条件, 即

$$\sum_{i=1, i \neq j}^{n_{C_k}} x_{ijk} = 1, \quad j = 1, 2, \dots, n_{C_k}, \quad (6)$$

$$k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad \sum_{i=1, i \neq j}^{n_{C_k}} x_{ijk} - \sum_{j=1, i \neq j}^{n_{C_k}} x_{jik} = 1, \quad (7)$$

$$k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad \sum_{i=1}^{n_{C_k}} \sum_{j=0}^{n_{C_k}} x_{ijk} d_{ijk} \leq D, \quad k \in \{1, 2, \dots, K\}, \quad (8)$$

其中: 约束(6)表示在每个聚类中每个客户点只被一架小无人机配送一次; 约束(7)限制小无人机到达客户点 $i$ 后, 必须离开客户点 $i$ ; 约束(8)确保小无人机总配送距离不能超过最大航程。

### 2.2.4 总体目标函数

考虑上述约束条件, 参考文献[18–19], 定义最小化异构多无人机物流配送过程中的距离费用为目标函数, 其中包括1架大无人机和 $K$ 架小无人机的距离费用, 如式(9)所示:

$$\begin{aligned} \min C &= C_{mUAV} + C_{eUAV} = \\ &= w_1 F_1 + w_2 F_2 = \\ &= w_1 \sum_{k=1}^K \sum_{k'=1}^K d_{kk'} x_{kk'} + \\ &= w_2 \sum_{k=1}^K \left( \sum_{i=1}^{n_{C_k}} \sum_{j=1}^{n_{C_k}} d_{ijk} x_{ijk} \right), \quad (9) \end{aligned}$$

其中:  $C_{mUAV}$ 为大无人机的距离费用,  $C_{eUAV}$ 为小无人机的距离费用,  $w_1$ 为小无人机的单位距离费用因子,  $w_2$ 为大无人机的单位距离费用因子。

## 3 基于分而治之的迭代优化算法

由于异构多无人机配送问题随着配送任务数量的增加, 计算复杂度急剧增加, 传统的精确算法和经典的启发式算法难以在较短的时间内计算生成高质量的路径配送方案<sup>[20–22]</sup>。此外, 由于异构多无人机物流配送问题是一种2E-RP的变体问题, 而2E-RP属于NP<sup>[23]</sup>难问题。因此, 提出了一种基于三阶段分而治之算法(three stage-based divide and conquer, TSDC)。所提出分而治之的目标是将复杂的异构多无人机协同物流配送路径规划问题分解为多个易于求解的子问题, 然后, 设计高效的优化方法来逐一求解和优化这

些子问题. 具体来说, 第1阶段为客户点聚类 and 初始解生成; 第2阶段为大无人机路径优化; 第3阶段为小无人机路径优化. 此三阶段相互迭代优化, 直至满足终止条件.

所提出的TSDC算法的实现途径及其优势如下: 在第1阶段中, 通过所提出的聚类策略, 将复杂的异构多无人机协同物流配送路径规划问题分解成 $K$ 个简单易求解的子问题, 与其他启发式算法的计算复杂度相比, 所提出的TSDC算法的优势在于能够极大降低问题的求解复杂度, 加快了计算效率; 在第2阶段中, 提出了基于模拟退火结合变邻域搜索算法来优化大无人机路径, 其优势在于, 基于模拟退火的机制能够根据Metropolis准则概率性的接受较差解, 从而避免陷入局部最优<sup>[24]</sup>, 基于变邻域搜索的算法能够较全面的搜索解空间, 并利用搜索过程信息引导解的搜索方向<sup>[25]</sup>; 在第3阶段中, 提出了动态规划的经典算法来求解和优化小无人机的路径规划, 由于聚类后, 每个聚类的客户点数量一般不超过10个, 其显著优势在于该算法可以快速的求解到小无人机的最优路径.

具体来说, 基于分而治之的迭代优化算法中3个主要阶段详细阐述如下.

### 3.1 阶段1: 初始解生成策略

提出了一种考虑无人机最大载重量的 $k$ -means聚类方法, 具体包含两部分, 首先, 使用 $k$ -means聚类方法生成初始聚类方案, 然后, 根据小无人机的最大载重量调整聚类方案. 聚类方案生成后, 得到大无人机的遍历点和小无人机的遍历点, 随机生成两者的路径规划.

$k$ -means聚类方法生成初始聚类方案具体原理如下. 首先, 构建客户点聚类的损失函数为式(10), 聚类中心计算公式为式(11), 然后, 迭代计算聚类中心直到满足终止条件, 即

$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x_i - v_j\|^2, \quad (10)$$

$$v_j = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x, \quad (11)$$

其中:  $C_i$  为第 $i$ 个聚类,  $v_j$  为聚类中心,  $x_i$  为客户点,  $J$  为聚类损失函数. 采用 $k$ -means聚类算法生成初始任务分配方案后, 为了满足子区域内的客户点配送任务的无人机组重约束, 需要对不同聚类中的客户点进行调整, 以达到最优的客户分配, 降低小无人机路径规划总航程. 在本问题的聚类调整算法中, 使用了如图2(a)–2(b)所示的邻域算子来实现对客户点进行调整. 客户点调整主要思想是根据小无人机组重能力约束; 如果第 $k$ 类中的客户包裹总重量超过小无人机的最大载重能力, 则需要将该类中的某个客户点分配给其他聚类, 或者交换两个相邻类中的边缘客户点. 考

虑小无人机组最大载重量的改进 $k$ -means聚类方法的步骤如下:

**步骤1** 根据式(10)–(11)中聚类中心, 计算 $k$ -means损失函数 $J$ , 如果 $J$ 收敛, 则输出初始聚类方案.

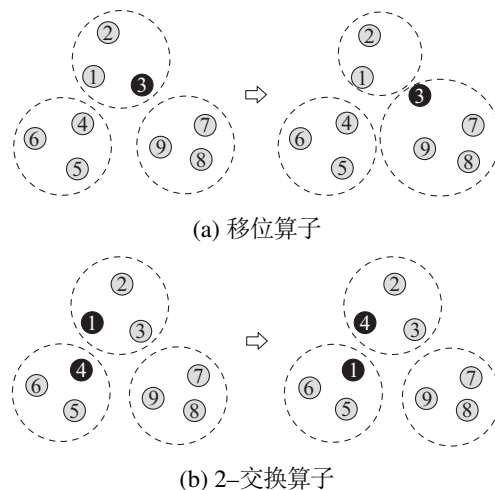


图2 聚类调整算子

Fig. 2 Clustering adjustment operator

**步骤2** 根据式(1), 如果第 $k$ 个聚类客户点集合 $C_k$ 的总包裹重量超过小无人机组重的一倍以上, 则令 $K \leftarrow K+1$ , 返回到步骤1进行重新聚类; 如果第 $k$ 个聚类客户点集合 $C_k$ 的总包裹重量超过小无人机组最大载重量, 转到步骤3进行聚类修复; 如果第 $k$ 个聚类客户点集合 $C_k$ 的总包裹重量小于小无人机组最大载重量, 该聚类方案可行, 循环结束.

**步骤3** 首先, 将第 $k$ 类中的客户点与聚类中心距离降序排序, 得到 $\{C_k^0, C_k^1, \dots, C_k^m\}$ . 然后, 将第1个客户点 $C_k^0$ 与其他类客户点集合进行降序排序, 转到步骤4.

**步骤4** 移位算子: 删除客户点 $C_k^0$ , 插入到类 $C_{k+1}$ 中, 如果类 $C_{k+1}$ 中所有包裹总重量不超过小无人机的最大载重量, 则终止遍历, 输出调整后的聚类方案. 否则, 依次插入到类 $C_{i+1}, C_{k+2}, \dots, C_m$ 中. 如果其他类中都不能插入客户点 $C_k^0$ , 则依次删除客户点 $C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^m$ , 插入到其他类中. 如果 $C_k$ 任何客户点移位到其他类中都不满足小无人机的最大载重量约束, 则转到步骤5.

**步骤5** 2-交换算子: 将类 $k$ 中的客户点 $C_k^0$ 与最近的其他类中客户点 $S_k^0$ 交换, 交换后, 如果该类所有客户点的包裹重量 $\sum_{i \in C_{k+1}} q_i$ , 小于小无人机的最大载重量 $Q$ , 则终止遍历, 输出调整后的聚类方案. 否则, 依次与其他类中的客户点 $S_k^1, \dots, S_k^m$ 交换. 如果 $C_k^0$ 与其他类中的客户点交换后均不满足要求, 则依次取出客户点 $C_k^1, C_k^2, \dots, C_k^m$ , 与其他类中的客户点交



换. 如果满足小无人机最大载重量约束, 则输出调整后聚类方案.

### 3.2 阶段2:大无人机路径优化算法

由于传统的精确算法无法在短时间内求解出高质量的解, 因此本文设计了一种启发式算法来优化大无人机路径规划问题, 称之为带禁忌列表的变邻域搜索算法(tabu-based variable neighborhood search, TVNS). 在大无人机路径规划问题中, TVNS 算法参考了货车与无人机协同配送的设置<sup>[10]</sup>, 大无人机在聚类的中心点放飞小无人机, 大无人机的航迹点为所有聚类的中心点集合, 大无人机路径优化转换为聚类中心的大无人机路径规划. TVNS算法利用了禁忌列表(Tabu)<sup>[26]</sup>, 并结合变邻域搜索算法(variable neighborhood search, VNS)<sup>[27]</sup>进行路径方案的搜索. 在TVNS算法中, 构建了两种变邻域算子来求解大无人机的路径规划问题, 分别为

1) 删除-插入算子: 将大无人机的某个航迹点删除, 插入到大无人机航迹序列中的另一个位置. 如图3(a), 将大无人机的航迹点2先删除, 然后插入到航迹点3之后, 航迹序列由 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3$ 变成 $1 \rightarrow 3 \rightarrow 2$ , 也即调换第 $k$ 架小无人机的子路径.

2) 2-交换算子: 在当前大无人机路径规划序列中, 选择两个航迹点进行交换. 如图3(b), 将大无人机的航迹点1和航迹点3交换位置, 航迹序列由 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3$ 变成 $3 \rightarrow 2 \rightarrow 1$ , 也即对两个小无人机的子路径进行交换.

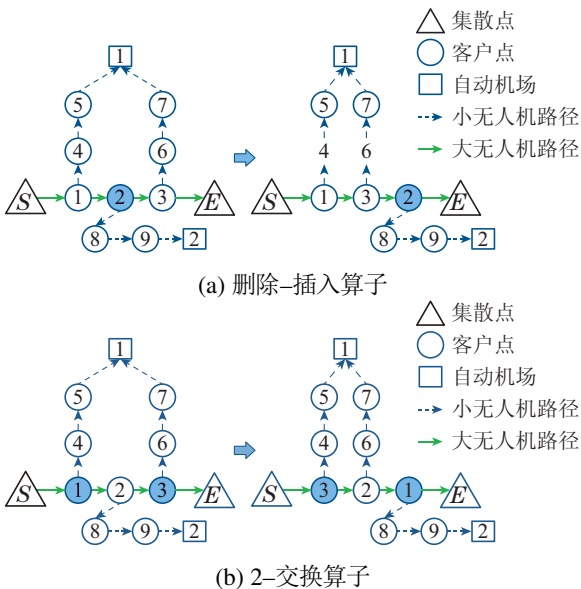


图3 变邻域算子

Fig. 3 Variable neighborhood operator

本文所提出的TVNS算法的主要步骤为

**步骤1** 初始化mUAV路径规划方案 $R_m$ .

**步骤2** 选择聚类中心点集合 $C_{\text{center}} = C_{\text{center}}^1$ ,

$C_{\text{center}}^2, \dots, C_{\text{center}}^k$ 作为mUAV的路径规划航迹点.

**步骤3** 结合禁忌列表 $T_b$ , 用变邻域VNS算法生成新的大无人机mUAV路径规划方案 $R_m$ .

**步骤4** 根据式(3)–(4)判断 $R'_m$ 是否为可行解. 如果 $R'_m$ 是不可行解, 则转到步骤3; 如果 $R'_m$ 是可行解, 根据式(2)计算新解 $R'_m$ 的大无人机的路径长度.

**步骤5** 根据模拟退火解的接受准则, 如果新生成的解 $R'_m$ 优于旧解 $R_m$ , 则完全接受新解; 如果 $\exp(\Delta f/T) > \text{random}(0, 1)$ , 则概率性接受新解.

**步骤6** 更新禁忌列表 $T_b$ .

**步骤7** 模拟退火的温度递进, 如果达到终止条件, 则输出当前最优解. 如果未达到终止条件, 则转到步骤3.

### 3.3 阶段3:小无人机路径优化算法

通过客户点聚类, 将配送区域分成 $K$ 个子区域, 每个小无人机配送子区域的包裹, 最终返回点 $P_i$ . 第 $i$ 个子区域的自动机场点 $P_i$ , 计算规则为

$$\min \arg \text{dist}(C_{\text{center}}^i, P_i), P_i \in P, \quad (12)$$

其中 $C_{\text{center}}^i$ 为第 $i$ 个子区域聚类中心点, 小无人机完成配送后返回到离聚类中心点最近的自动机场 $P_i$ .

因此, 第 $i$ 个小无人机的配送任务就是对第 $i$ 个聚类的客户点集合 $C_i$ 和自动机场点 $P_i$ 的路径规划问题. 通过客户点聚成 $K$ 类后, 小无人机平均配送的任务点数量为 $\bar{n}_d = n/K$ 个, 小无人机所需要配送子区域的客户点数量较少, 因此, 采用高效的动态规划搜索算法, 满足约束条件(6)–(8), 快速生成每个小无人机的路径 $r_i$ , 并根据式(5)计算小无人机的路径长度. 最后, 合并所有小无人机的路径为 $R_e$ .

## 4 实验与分析

为了对所设计的大、小无人机路径规划求解算法的有效性进行验证, 将所提出的算法与模拟退火算法(simulated annealing, SA)<sup>[28]</sup>、模拟退火结合禁忌搜索算法(SA with tabu search, SA-TS)<sup>[28]</sup>、模拟退火结合变邻域搜索算法SA-VNS<sup>[29]</sup>进行对比. 此外, 将所提出的异构多无人机算法在仿真案例上进行了测试, 并给出了重要参数的灵敏度分析. 本实验所有算法的运行硬件环境为: Intel(R) Core(TM) i79300H CPU, DDR4 2666 8\*2 G内存.

### 4.1 实验设置

1) 测试算例设置.

算例设置参考了Deville等人<sup>[28]</sup>在TSP-D问题中的设置, 大无人机平均行驶速度为40 km/h, 小无人机速度设为70 km/h. 针对包裹重量的设置, 亚马逊的一项调查显示90%~95%的包裹重量不超过5磅(约2.27 kg). 因此, 本实验参考文献[28], 将客户点包裹的

重量在0.1~2.0 kg区间范围内, 根据高斯分布随机生成客户点包裹重量. 此外, 实验测试算例包含4个规模的算例, 分别为大规模100个客户点、中等规模80客户点、中小规模60个客户点、小规模40个客户点.

### 2) 无人机相关参数设置.

根据文献[30]统计, 小无人机的最大载重量可达10~20 kg, 航行时间可达2~4 h. 因此, 本实验将小无人机的最大载重量 $D$ 设置为10 kg, 小无人机单次航行最大包裹配送量 $p_{\max}$ 设置为6, 单个包裹的最大重量 $w_{\max}$ 设置为2 kg. 根据文献[31]的设置, 小无人机的系数因子设置为 $w_1 = 0.498$ . 此外, 根据AT200货运无人机的真实参数<sup>[21]</sup>, 大无人机的系数因子设置为 $w_2 = 1.635$ , 大无人机的最大航程设置为2000 km, 也即有足够的航程支持所有小无人机包裹配送. 根据AT200的货仓容积有10 m<sup>3</sup>, 因此, 大无人机单次航行最大装载小无人机数量15架. 以上参数根据文献中设置, 满足本实验参数要求.

### 3) 对比算法设置.

本实验将所提出的TSDC算法与其他3种算法进行了对比, 分别是传统的模拟退火算法SA、模拟退火结合禁忌搜索算法SA\_TS、模拟退火结合变邻域搜索算

法SA\_VNS.

此外, 为了验证所提出的算法的有效性, 参照文献[20]的设置, 本实验引入Gap来衡量所提出的算法与对比算法的差距, 本实验的算法重要参数设置见表1.

表1 算法参数设置

Table 1 Algorithm's parameters setting

| 参数值                  | 参数说明          |
|----------------------|---------------|
| $T = 93^\circ$       | 模拟退火算法的初始温度   |
| $T_{\min} = 3^\circ$ | 模拟退火算法的终止温度   |
| $\rho = 0.99$        | 模拟退火算法的温度下降比率 |
| $T_l = 25$           | 禁忌列表的长度       |

## 4.2 求解算法对比与分析

为了验证所提出算法的有效性, 本实验将所提出的TSDC算法和模拟退火算法SA、模拟退火结合禁忌搜索算法SA\_TS、模拟退火结合变邻域搜索算法SA\_VNS, 在大规模100个客户点、中等规模80和60客户点和小规模40个客户点上进行对比, 每种规模都生成5个算例, 每个算例都运行10次, 这10次运行实验结果的平均值的记录在表2中.

表2 算法实验结果对比

Table 2 Comparison of algorithm experimental results

| 算例 | 客户数 | SA<br>距离费 | 运行时   | Gap   | SA_TS<br>距离费 | 运行时   | Gap   | SA_VNS<br>距离费 | 运行时   | Gap   | TSDC<br>距离费 | 运行时   |
|----|-----|-----------|-------|-------|--------------|-------|-------|---------------|-------|-------|-------------|-------|
| 1  | 40  | 58.29     | 27.58 | 29.56 | 56.67        | 27.94 | 27.55 | 43.08         | 36.31 | 4.69  | 41.06       | 20.68 |
| 2  | 40  | 59.41     | 27.88 | 30.85 | 53.55        | 28.93 | 23.29 | 43.73         | 35.61 | 6.06  | 41.08       | 19.37 |
| 3  | 40  | 60.28     | 29.17 | 33.13 | 58.3         | 27.36 | 30.86 | 45.15         | 37.22 | 10.72 | 40.31       | 18.93 |
| 4  | 40  | 55.31     | 28.97 | 28.26 | 54.51        | 28.02 | 27.21 | 43.5          | 34.72 | 8.78  | 39.68       | 18.57 |
| 5  | 40  | 60.92     | 26.59 | 32.34 | 58.41        | 25.22 | 29.43 | 42.67         | 35.81 | 3.4   | 41.22       | 19.36 |
| 6  | 60  | 76.32     | 48.18 | 33.66 | 72.8         | 45.29 | 30.45 | 53.33         | 52.76 | 5.06  | 50.63       | 29.72 |
| 7  | 60  | 73.08     | 46.35 | 29.2  | 70.79        | 43.24 | 26.91 | 52.86         | 54.79 | 2.12  | 51.74       | 28.58 |
| 8  | 60  | 78.11     | 43.57 | 34.09 | 74.15        | 44.31 | 30.57 | 54.58         | 57.39 | 5.68  | 51.48       | 30.43 |
| 9  | 60  | 78.45     | 46.02 | 37.2  | 72.39        | 43.42 | 31.94 | 51.17         | 55.18 | 3.71  | 49.27       | 27.99 |
| 10 | 60  | 76.2      | 45.14 | 34.84 | 70.48        | 43.9  | 29.55 | 49.95         | 51.87 | 0.6   | 49.65       | 27.85 |
| 11 | 80  | 89.36     | 63.48 | 31.95 | 85.01        | 62.81 | 28.47 | 62.42         | 77.61 | 2.58  | 60.81       | 39.56 |
| 12 | 80  | 94.89     | 63.43 | 37.29 | 92.21        | 59.57 | 35.46 | 68.04         | 74.66 | 12.54 | 59.51       | 40.16 |
| 13 | 80  | 94.24     | 58.91 | 33.89 | 87.92        | 60.78 | 26.64 | 65.19         | 81.01 | 4.43  | 62.3        | 40.79 |
| 14 | 80  | 97.17     | 66.94 | 37.04 | 91.45        | 65.69 | 33.1  | 61.6          | 83.17 | 0.68  | 61.18       | 40.86 |
| 15 | 80  | 98.22     | 65.77 | 39.73 | 90.59        | 60.17 | 34.65 | 61.96         | 79.59 | 4.45  | 59.2        | 41.91 |
| 16 | 100 | 109.25    | 74.56 | 38.11 | 96.27        | 72.37 | 29.76 | 71.88         | 94.12 | 5.93  | 67.62       | 49.18 |
| 17 | 100 | 105.53    | 72.42 | 35.36 | 103.57       | 67.29 | 34.14 | 70.27         | 89.35 | 2.93  | 68.21       | 46.79 |
| 18 | 100 | 107.34    | 75.3  | 33.1  | 102.06       | 72.74 | 29.64 | 75.38         | 91.52 | 4.74  | 71.81       | 51.08 |
| 19 | 100 | 109.45    | 85.85 | 36.46 | 102.42       | 69.35 | 32.09 | 72.72         | 87.69 | 4.36  | 69.55       | 47.47 |
| 20 | 100 | 103.86    | 76.78 | 34.27 | 98.73        | 71.15 | 30.85 | 72.93         | 89.28 | 6.39  | 68.27       | 49.65 |

从表2的实验结果可以看到, TSDC在所有规模的算例上的距离费用均低于其他算法的距离费用. 为了清晰的得到TSDC算法与其他算法之间的差距, 实验

计算了Gap值比较图. TSDC算法与其他算法相比之下, 其Gap值均为正数, 说明TSDC算法均优于其他对比算法, 具体来说, 分别在40客户点规模、60客户点规

模、80客户点规模和100客户点规模上的距离费用Gap值达到33.13%, 37.20%, 39.73%和38.11%, 这说明所提出的TSDC算法在求解质量上的优越性. 此外, 结合图5可知, SA, SA\_TS和SA\_VNS算法在所有算例上, 相比于TSDC算法的平均Gap值为34.07%, 30.25%和5.00%, SA\_VNS算法的Gap最小, SA的Gap值最大, 说明SA\_VNS算法性能最接近TSDC算法, 而SA的算法性能最差, 说明了变邻域搜索策略能够搜索到高质量的解. 此外, 随着客户点规模增大, 所有算法的距离费用显著增加, SA增加的程度最大, TSDC增加的程度最小. 从表2可知, SA\_TS比SA和SA\_VNS算法更少, 说明TS策略能够利用禁忌列表避免不必要的重复搜索. 随着客户点规模增大, 所有算法的运行时间显著增加, 比于其他算法的运行时间, TSDC算法运行时间最短, 验证了TSDC算法在求解效率上的高效性.

为了更直观展现不同算法的距离费用和的运行时间对比, 实验分别给出了不同算法在距离费用上的对比图(如图4(a)所示)和不同算法在运行时间上的对比图(如图4(b)所示).

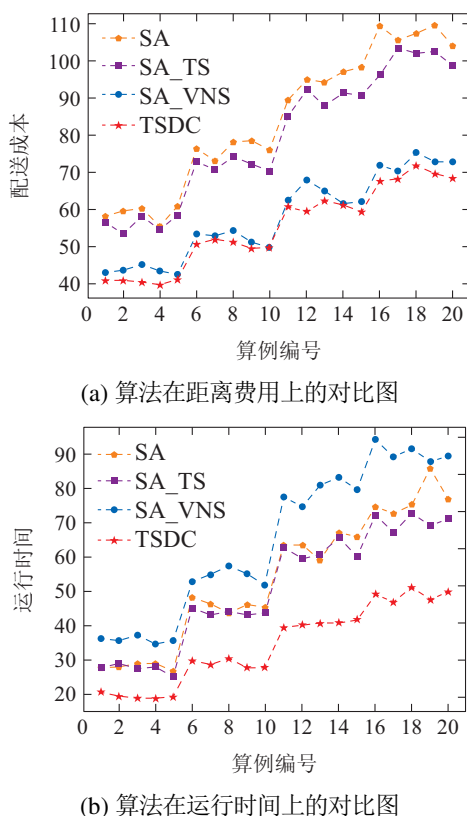


图4 对比算法在距离费用和运行时间上的对比图

Fig. 4 Comparison of algorithms in distance cost and running time

从图4(a)可以看出, 随着客户点规模从40, 60, 80到100个客户点增大, 所需距离费用明显增加. 在大规模100个客户点、中等规模80和60客户点和小规模40个客户点上, TSDC算法平均距离费用分别最大减少

30.88%, 33.86%, 36.06和35.48%. 总之, 在距离费用上, 所提出的TSDC算法在所有规模的算例上均低于SA, SA\_TS和SA\_VNS算法的距离费用. 相比于基于变邻域搜索的SA\_VNS和TSDC算法, TSDC算法的实验结果显著优于传统的SA和SA\_TS算法, 其原因可以推测为TSDC设计的变邻域搜索算子能够高效的根据问题特效进行解的搜索, 从而获得高质量的解. 进一步的, 所提出的TSDC算法优于SA\_VNS算法, 说明了所提出的基于三阶段分而治之的策略, 能够进一步优化异构多无人机的路径.

从图4(b)可以看出, 在大规模100个客户点、中等规模80和60客户点和小规模40个客户点上, TSDC算法平均所需的运行时间分别最大减少30.87%, 36.94%, 36.18和36.56%. 在配送时间上, 所提出的TSDC算法显著优于其他算法, 其原因可以推断为TSDC算法将异构无人机配送问题分解3个易求解的问题, 客户点规模经过分解成多个聚类后, 所采用的动态规划方法可快速搜索到小无人机的最优解, 所设计的TVNS算法可快速收敛到大无人机的满意解. 因此, 求解时间远低于基于模拟退火的算法SA, SA\_TS和SA\_VNS算法. 此外, 从图4(b)可以直观的看出, 采用禁忌列表TS的SA\_TS算法比SA\_TS的运行时间更少, 说明所提出的TSDC算法中的禁忌列表能够避免重复的搜索, 有效的节省运行时间.

为了进一步评估不同算法在不同算例规模客户点上的稳定性和离散分布情况, 实验给出了所提出的TSDC算法与SA, SA\_TS和SA\_VNS算法在40, 60, 80和100个客户点上的箱型图实验结果, 如图5所示.

从图5可以直观的看出, 在40, 60, 80和100算例上, TSDC的均值和中位数比SA, SA\_TS和SA\_VNS算法更小, 并且其上四分位数和下四分位数的差距在所有对比算法中最小, 说明所提出的基于分而治之的算法在求解异构多无人机配送问题中表现最稳定. 此外, 所提出的算法TSDC在中等规模和小规模的算例上离群点更少, 充分验证了其稳定性. 此外, 从图5可计算得到, SA和TSDC在大规模100客户点距离费用的标准差分别为2.152和1.498, 均比小规模40客户点距离费用的标准差1.974和0.589更大, 说明随着客户点规模增大, 距离费用波动更明显, 而且TSDC的标准差数值比其他算法更小, 说明所提出的基于分而治之算法的鲁棒性更强.

### 4.3 仿真配送案例实验测试与分析

为了验证算法的性能, 本实验采用仿真的方式, 在长沙市选取配送客户点, 来对异构多无人机包裹配送进行实验. 仿真配送算例的数据生成是根据文献[29]的方式, 将配送地图分为4个部分, 每个部分生成相同数量的客户点. 根据长沙市实际路网, 在长沙市地图

中选择80个坐标点作为配送客户点进行实验。

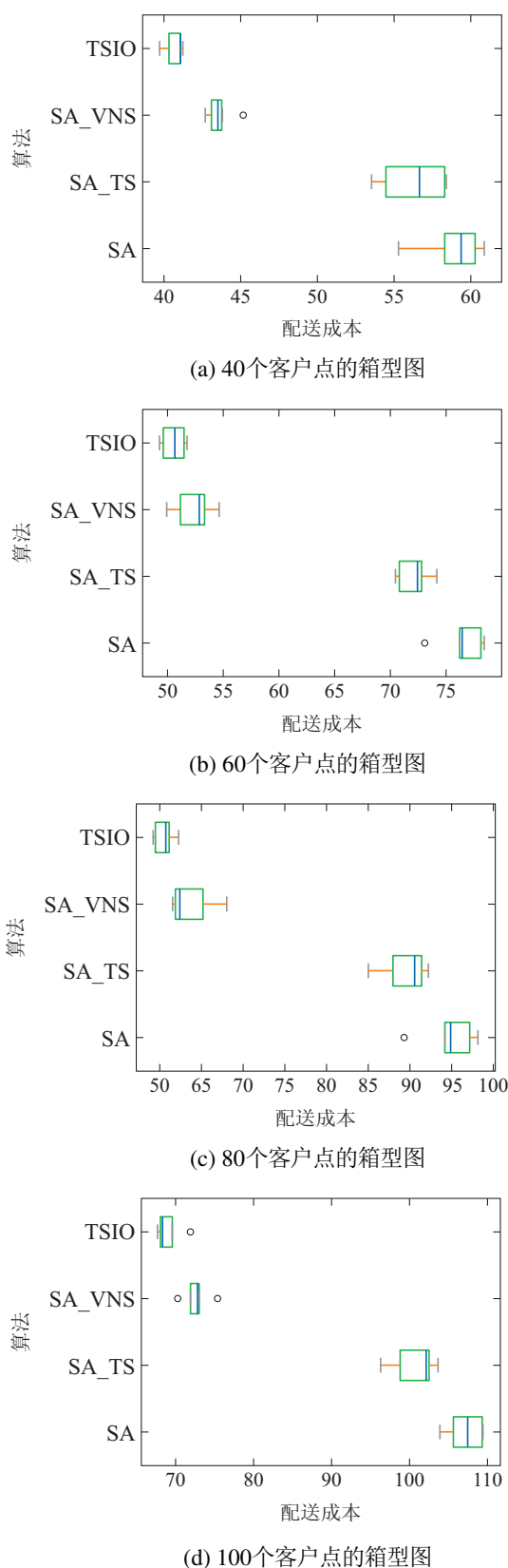


图5 算法在距离费用上的箱型图

Fig. 5 Box graph of algorithm on distance cost

根据客户点的位置,  $k$ -means的聚类获得初始聚类方案, 考虑小无人机的最大载重量, 调整聚类方案后

的聚类结果如图6(a)所示, 其中, 同一类的客户点标记为同一种颜色。从聚类结果来看, 整个配送区域聚成了12类, 并且每个聚类的客户点数量保持较为均衡。

参考文献[10]中的车机协同配送问题的设置, 大无人机的航迹点为聚类中心点集合, 并聚类中心点放飞小无人机。因此, 大无人机路径规划问题转换为以聚类中心点为集合的路径规划问题。实验结果展示在图6(b)中, 其中蓝色粗线条表示大无人机路径规划图。可以看出大无人机的路径综合考虑了小无人机的客户点聚类位置和大无人机近似最优路径。此外, 每架小无人机规划一条配送路径来完成对应聚类区域的包裹配送。为了提高自动机场使用率, 自动机场允许多个小无人机降落并回收。所有小无人机路径规划结果在图6(b)中, 其中, 不同颜色的细线条代表不同小无人机在子区域的规划路径方案, 红色五角星代表自动机场的位置。从图6(b)可以看出, 在8个候选自动机场中, 有1个自动机场未回收无人机, 其他7个自动机场均回收了1–3架数量不等的小无人机。

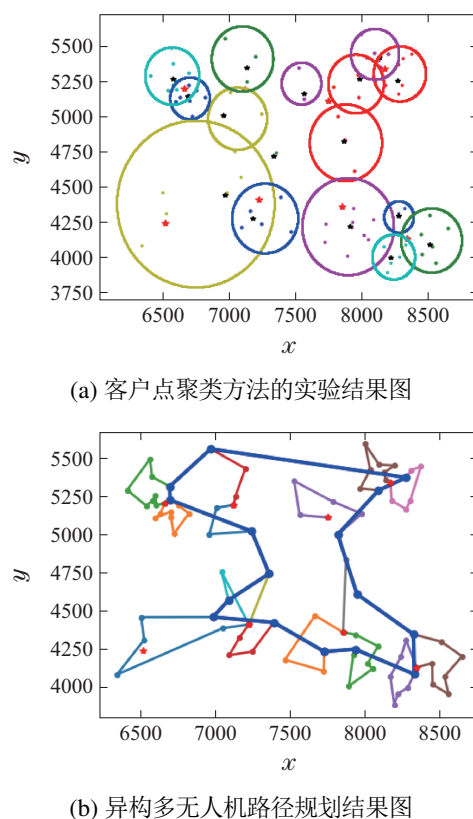


图6 真实算例上异构多无人机实验结果图

Fig. 6 Results of heterogeneous multi-UAVs on real instance

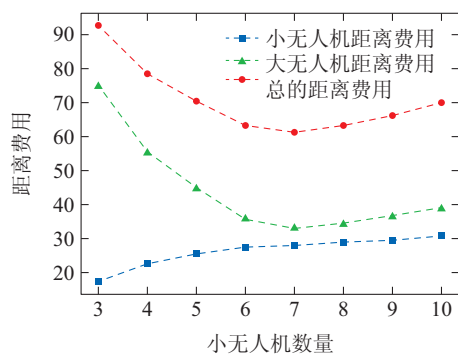
#### 4.4 仿真算例灵敏度分析

为了分析关键因素对异构多无人机距离费用的影响, 实验在仿真算例的情况下, 即80个客户点的中等规模, 对小无人机的数量和小无人机的载荷能力等两个关键因素进行了灵敏度实验与分析。

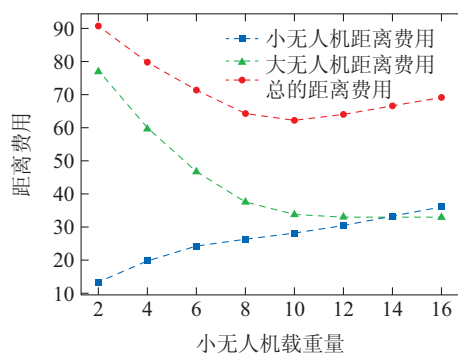


### 1) 小无人机的数量灵敏度分析.

虽然小无人机数量越多可节省配送时间,但总的距离费用更大,小无人机数量与总的距离费用之间需要保持平衡.因此,实验固定大无人机和小无人机飞行速度的情况下,对小无人机数量进行了灵敏度分析,将无人机的数量从3架增加到10架,实验结果如图7(a)所示.



(a) 小无人机数量的分析



(b) 小无人机载重量的分析

图7 小无人机灵敏度分析结果图

Fig. 7 Sensitivity analysis results of small UAV

从图7(a)可以看出,当小无人机数量由4架增加到7架时,总的距离费用显著下降,大无人机的距离费用也显著下降.与此同时,小无人机由于数量的增加,自身的距离费用增加.可以推断,受小无人机最大载重量和航程的限制,在该客户点规模情况下,无人机数量从4架增加到7架,单个小无人机可以在单位距离内交付更多的客户节点.此外,从图7(a)中可以看出,随着小无人数量增加大于7架时,小无人机的距离费用继续增加,而大无人机的距离费用也开始增加,在这种情况下,继续增加小无人机的数量无法降低总距离费用,说明当小无人机的数量在7架左右,单架无人机的配送的效率最高,而大无人机由于要放飞更多的无人机,其飞行距离更大,距离费用反而增加.综上所述,在中等规模数量的客户点下,当小无人机数量在7架时,异构多无人机的配送效率最高,距离费用最小,因此,根据客户点规模选择适当数量的小无人机能够最大节约总的距离费用.

### 2) 小无人机的最大载重量灵敏度分析.

在客户点数量固定情况下,分析小无人机的最大载重量对配送效率影响.实验将小无人机的最大载重量由3 kg提升到15 kg,分析其对总距离费用的影响.小无人机得最大载重量的灵敏度实验结果记录在图7(b)中.

从图7(b)可以看出,随着在小无人机的最大载重量从3 kg提高到6 kg时,异构无人机总距离费用和大无人机距离费用大幅下降,同时,小无人机距离费用上升.这说明增加小无人机的配送负担,可相应减轻大无人机配送效率低下带来的资源浪费.特别是当最大载重量为10 kg左右时,总的距离费用最小.当小无人机的最大载重量大于10 kg时,小无人机的距离费用上升程度反而更大,说明随着小无人机最大载重量的增加,小无人机的功率显著增加,小无人机的航行距离减少,小无人机的配送效率降低.此外,从图7(b)可以看出,当小无人机的最大载重量在2~10 kg时,增加小无人机的最大载重量,可提高小无人机有效利用率,小无人机配送效率显著提高.综述所述,在中等规模的客户点情况下,当小无人机最大载重量在10 kg时,异构多无人机的配送效率最高,距离费用最小,因此,选择适当小无人机最大载重量能够最大节约总的距离费用.

## 5 结论

本文提出了一种新的配送模式,即一架大无人机协助多架小无人机协同物流配送模式,该模式可发挥无人机速度快、能耗小、受交通环境影响小等优势.这种配送的新特点是:大无人机在一次航行中可同时携带多架小无人机,在配送区域放飞小无人机,但不回收小无人机.小无人机在一次航行中可配送多个包裹,多架小无人机同时对不同子区域进行包裹配送,最后,飞往自动机场回收.针对该配送模式,构建了最小化距离费用为目标的异构多无人机物流配送数学模型,设计了基于分而治之的三阶段迭代优化求解算法,该三阶段不断迭代优化,直至满足终止准则.大量的仿真实验结果表明,所提出的路径规划算法在求解效率上明显优于模拟退火算法,并且所提出的配送模式的距离费用显著低于卡车+无人机距离费用.

所提出的新的配送模式和求解框架,为现代物流末端配送的痛点问题提供一种新的方式与决策依据,特别是配送时效性强、附加价值较高、重量较轻的包裹,异构多无人机配送模式具有显著优势.然而,在问题模型构建时,没有考虑取送货、无人机到自动机场充电等复杂的约束条件,未来需要考虑实际场景中的因素来进一步研究异构无人机协同配送问题.

## 参考文献:

- [1] DORLING K, HEINRICHS J, MESSIER G G, et al. Vehicle routing problems for drone delivery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, 47(1): 70 – 85.
- [2] WANG Z, SHEU J B. Vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2019, 122: 350 – 364.
- [3] WEN X, WU G. Heterogeneous multi-drone routing problem for parcel delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2022, 141: 103763.
- [4] 36Kr research institute. *Unmanned Delivery Field Research Report*. (2020-8-17). <http://www.199it.com/archives/1072522.html>.
- [5] SACRAMENTO D, PISINGER D, ROPKE S. An adaptive large neighborhood search metaheuristic for the vehicle routing problem with drones. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 102: 289 – 315.
- [6] PANG Yan, LUO Huali, XING Lining, et al. A survey of vehicle routing optimization problems and solution methods. *Control Theory & Applications*, 2019, 36(10): 1573 – 1584.  
(庞燕, 罗华丽, 邢立宁, 等. 车辆路径优化问题及求解方法研究综述. 控制理论与应用, 2019, 36(10): 1573 – 1584.)
- [7] CHUNG S H, SAH B, LEE J. Optimization for drone and drone-truck combined operations: A review of the state of the art and future directions. *Computers & Operations Research*, 2020, 123: 105004.
- [8] PATCHOU M, SLIWA B, WIETFIELD C. Unmanned aerial vehicles in logistics: Efficiency gains and communication performance of hybrid combinations of ground and aerial vehicles. *IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*. Los Angeles: IEEE, 2019: 1 – 8.
- [9] KHOUFI I, LAOUITI A, ADJIH C. A survey of recent extended variants of the traveling salesman and vehicle routing problems for unmanned aerial vehicles. *Drones*, 2019, 3(3): 66 – 96.
- [10] BOONE A, SATHYAN, COHEN K. Enhanced approaches to solving the multiple traveling salesman problem. *AIAA SciTech Forum (AIAA)*, Kissimmee, FL, USA: Aerospace, 2015: 0889.
- [11] AGATZ N, BOUMAN P, SCHMIDT M. Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone. *Transportation Science*, 2018, 52(4): 965 – 981.
- [12] KIM S, MOON I. Traveling salesman problem with a drone station. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 49(1): 42 – 52.
- [13] DELFANTI A, FREY B. Humanly extended automation or the future of work seen through Amazon patents. *Science, Technology, & Human Values*, 2021, 46(3): 655 – 682.
- [14] JEONG H Y, SONG B D, LEE S. The flying warehouse delivery system: A quantitative approach for the optimal operation policy of airborne fulfillment center. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 22(12): 7521 – 7530.
- [15] WANG K, PESCH E, KRESS D, et al. The piggyback transportation problem: Transporting drones launched from a flying warehouse. *European Journal of Operational Research*, 2022, 296(2): 504 – 519.
- [16] SAVURAN H, KARAKAYA M. Efficient route planning for an unmanned air vehicle deployed on a moving carrier. *Soft Computing*, 2016, 20(7): 2905 – 2920.
- [17] POIKONEN S, GOLDEN B. The mothership and drone routing problem. *INFORMS Journal on Computing*, 2020, 32(2): 249 – 262.
- [18] SALAMA M, SRINIVAS S. Joint optimization of customer location clustering and drone-based routing for last-mile deliveries. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 114: 620 – 642.
- [19] DUKKANCI O, KARA B Y, BEKTA T. Minimizing energy and cost in range-limited drone deliveries with speed optimization. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 125: 102985.
- [20] LIU Y, LUO Z, LIU Z, et al. Cooperative routing problem for ground vehicle and unmanned aerial vehicle: The application on intelligence, surveillance, and reconnaissance missions. *IEEE Access*, 2019, 7: 63504 – 63518.
- [21] Aerospace. *AT200 Cargo Unmanned Aerial Vehicle*. <https://www.aerospacetechnology.com/projects/at200-cargo-unmanned-aerial-vehicle/>.
- [22] FAN Houming, LIU Hao, LIU Penfcheng, et al. Optimization of the concurrent distribution and gathering route of the heterogeneous vehicles with the fuzzy gathering demand. *Control Theory & Applications*, 2021, 38(5): 661 – 675.  
(范厚明, 刘浩, 刘鹏程, 等. 集货需求模糊的异型车同时配集货路径优化. 控制理论与应用, 2021, 38(5): 661 – 675.)
- [23] MOSHREF-JAVADI M, HEMMATI A, WINKENBACH M. A comparative analysis of synchronized truck and drone delivery models. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 162: 107648.
- [24] CHEN C, DEMIR E, HUANG Y. An adaptive large neighborhood search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and delivery robots. *European Journal of Operational Research*, 2021, 294(3): 1164 – 1180.
- [25] ROPKE S, PISINGER D. An adaptive large neighborhood search heuristic for the pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Science*, 2006, 40(4): 455 – 472.
- [26] OSMAN I H. Meta strategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. *Annals of Operations Research*, 1993, 41(4): 421 – 451.
- [27] HANSEN P, MLADENOVIC N, UROSEVIC D. Variable neighborhood search and local branching. *Computers & Operations Research*, 2006, 33(10): 3034 – 3045.
- [28] HA Q M, DEVILLE Y, PHAM Q D, et al. On the min-cost traveling salesman problem with drone. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 86: 597 – 621.
- [29] LIU Y, SHI J M, LIU Z, et al. Two-echelon routing problem for parcel delivery by cooperated truck and drone. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, 51(12): 7450 – 7465.
- [30] HAN Rui, LI Weiwei, SHEN Danyang. Research on the selection of UAV logistics distribution based on different external environment and carrying weight. *Air Transport & Business*, 2017, (12): 51 – 55.  
(韩睿, 李微微, 沈丹阳. 基于不同外部环境和运载重量的无人机物流配送选型研究. 空运商务, 2017, (12): 51 – 55.)
- [31] KUO Y, WANG C C. A variable neighborhood search for the multi-depot vehicle routing problem with loading cost. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(8): 6949 – 6954.

## 作者简介:

文旭鹏 博士, 目前研究方向为智能优化算法、智慧交通与物流系统等, E-mail: xupengwen0411@163.com;

伍国华 教授, 目前研究方向为智能优化与决策、计算智能、调度理论及应用、智慧交通与物流系统等, E-mail: guohuawu@csu.edu.cn;

夏扬坤 讲师, 研究方向为智能物流系统、交通运输规划与管理等, E-mail: jiaochyk166@163.com.