



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



多模式下的车辆和无人机联合配送模型与优化算法

贾兆红, 王少贵, 刘闯

引用本文:

贾兆红,王少贵,刘闯. 多模式下的车辆和无人机联合配送模型与优化算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2125–2132.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0349>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

车辆与无人机组组合配送研究综述

Review on vehicle-UAV combined delivery problem

控制与决策. 2021, 36(10): 2313–2327 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1315>

城市低空环境中多旋翼无人机在线航线规划方法

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

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

基于深度学习的四旋翼无人机地面效应补偿降落控制设计

Robust landing controller design for quadrotor unmanned aerial vehicle ground effects compensation via deep learning

控制与决策. 2021, 36(11): 2637–2646 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0184>

面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191–1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

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

多模式下的车辆和无人机联合配送模型与优化算法

贾兆红^{1,2†}, 王少贵¹, 刘 闯¹

(1. 安徽大学 互联网学院, 合肥 230000; 2. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 合肥 230000)

摘要: 无人机已广泛用于物流配送, 具有快速投递和低成本的优势. 针对远离仓库中心、交通受限制客户的需求, 在车机并行配送模式上引入车载无人机以服务该类客户, 提出多模式下的车辆和无人机联合配送模型及其路径优化问题. 该模型融合了车机协同配送模型和并行配送模型, 包括搭载无人机的卡车和独立的无人机舰队. 在此基础上建立以最小化交付时间为优化目标的混合整数规划模型, 并设计基于知识学习策略的多算子遗传算法来提高搜索效率. 实验结果表明, 与传统交付方式相比, 车辆与无人机联合配送模型可显著减少交付时间. 在大规模数据集上, 改进的遗传算法表现出更好的性能. 该研究成果可为解决物流配送中的复杂动态的“最后一公里”问题提供指导和参考.

关键词: 卡车无人机联合配送; 路径优化; 无人机; 遗传算法; 最后一公里

中图分类号: U492.3

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0349

引用格式: 贾兆红, 王少贵, 刘闯. 多模式下的车辆和无人机联合配送模型与优化算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2125-2132.

Vehicle and drones joint distribution model and optimization algorithm in multi-mode

JIA Zhao-hong^{1,2†}, WANG Shao-gui¹, LIU Chuang¹

(1. School of Internet, Anhui University, Hefei 230000, China; 2. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230000, China)

Abstract: Drones have been widely utilized in logistics delivery, offering advantages of fast delivery and low cost. In this study, we propose a multi-mode vehicle-drone joint delivery model and its path optimization problem to address the needs of customers located far from the warehouse center and facing transportation limitations. This model integrates the vehicle-drone collaborative delivery and parallel delivery models, incorporating trucks equipped with drones and independent drone fleets. Building upon this model, we establish a mixed integer programming model with the objective of minimizing delivery time and design a multi-operator genetic algorithm based on knowledge learning strategies to improve search efficiency. Experimental results demonstrate that the vehicle-drone joint delivery model significantly reduces delivery time compared to traditional delivery methods. The improved genetic algorithm exhibits superior performance on large-scale datasets. The findings of this research provide guidance and reference for tackling the complex and dynamic “last-mile” problem in logistics delivery.

Keywords: truck-drone joint distribution; routing optimization; drones; genetic algorithm; last-mile distribution

0 引言

电子商务的持续繁荣带动了快递行业的发展, 严重滞后的物流配送需要新的变革. 据报道, 全球包裹递送业务的总成本每年超过万亿人民币, 最后一公里配送成本占总成本的一半以上^[1]. 最后一公里配送, 指从下游配送中心到最终客户的货物运输过程, 是直接与客户面对面接触的最后一环^[2]. “最后一公里”

物流配送中, 通常由运输车辆来完成这一阶段. 然而, 大部分实际场景中, 由于基础设施不完善、交通规则繁琐以及地理条件复杂等制约, 导致部分客户无法直接得到车辆的服务, 使得快递在最后一公里的配送效率降低, 快递成本增加.

为了缓解车辆配送效率低和成本高等问题, 新型的配送工具无人机引起了国内外物流公司和电商平

收稿日期: 2023-03-24; 录用日期: 2023-10-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71971002).

责任编委: 刘德荣.

†通讯作者. E-mail: zhjia@mail.ustc.edu.cn.

台的广泛关注. 与卡车配送相比, 无人机具有飞行自由(不受路况和地理条件的限制)、操作灵活、绿色低碳等优点, 可以有效地减少人力成本^[3]. 考虑到无人机的运载能力、续航能力和抗干扰能力较弱等问题的制约, 卡车与无人机共同完成配送是目前较为优秀的方案, 可以有效减少车辆的配送压力, 使物流配送更加高效, 经济优势更加明显^[4].

文献[5]首次提出了无人机搭配车辆进行货物配送的车机协同配送(flying sidekicks traveling salesman problem, FSTSP)和车机并行配送(the parallel drone scheduling traveling salesman problem, PDSTSP)两种送货模式. TSP-D(traveling salesman problem with drone)在FSTSP的基础上假设无人机的空中飞行路线与车辆的地面行驶路线一致, 并且允许车辆在同一地点多次发射无人机^[6-8]. 文献[9-11]在TSP-D的基础上提出了多无人机协同工作的交付系统(traveling salesman problem with multiple drones, TSP-mD)及其对应的MILP模型和启发式方法. 文献[12]和文献[13]在TSP-mD的基础上引入一组携带一架或多架无人机的同质卡车, 提出了带有无人机的车辆路径问题, 建立了以完工时间最小化为优化目标的MILP模型, 并设计了简单的启发式求解算法.

考虑到车机协同模式中信息交互的复杂性, 在真实环境中无人机易受到干扰, 不容易实现空中交付^[14]. 许多研究人员将工作重心放到了车机并行配送模式(PDSTSP)上, 并提出了对应的MILP模型和启发式求解算法^[5, 15-17]. 在PDSTSP中包括3个决策点. 1) 将客户集合划分为无人机服务的客户集合和车辆服务的客户集合; 2) 针对车辆服务客户的集合需要考虑车辆交付过程中的路径优化问题; 3) 针对无人机服务客户集合需要考虑无人机的调度优化问题. 文献[18]和文献[19]在PDSTSP模型的基础上将一辆车拓展到多辆车, 提出了最小成本并行无人机调度车辆路径问题和混合元启发式求解方法. 文献[20]在PDSTSP模型上加入了一个提供货物存储和充电服务的无人机站点, 提出了带有无人机站的旅行商问题(traveling salesman problem with a drone station, TSP-DS), 并设计了MILP模型和启发式求解算法. 文献[21]将该问题延伸为无人机站的选址-路径问题.

车机并行配送模式中, 离仓库近的客户可以使用独立的无人机舰队服务, 远离仓库中心的客户可以使用车辆服务. 该模式存在以下问题: 城市老旧社区和偏远分散的农村地区的客户远离仓库中心; 受地理

因素和交通设施的限制, 部分客户很难或无法被车辆直接服务, 需要客户自取或者人工配送, 降低了客户的满意度, 增加了配送成本. 为了更好地解决上述问题, 本文融合车机协同配送与并行配送两种运输模式, 在后者的基础上引入车载无人机, 提出由一辆搭载无人机的卡车和一组独立的无人机舰队组成的卡车无人机联合配送模式及其旅行商问题(travelling salesman problem in the joint delivery mode of truck and drones, TSPJD).

本文的主要工作如下: 首先, 提出更符合实际配送场景的TSPJD问题模型; 其次, 建立以系统交付时间最小化为优化目标的MILP模型, 并在GUROBI求解器上进行验证; 然后, 考虑到传统的遗传算法容易出现进化停滞、早熟收敛等问题, 设计一种融合知识学习的混合多算子的改进遗传算法(improved genetic algorithm combined with knowledge learning strategy, IGA); 最后, 通过数值实验验证TSPJD的MILP模型的优势以及所提出算法的有效性.

1 TSPJD模型

1.1 问题描述

TSPJD中, 卡车和车载无人机协同工作, 独立无人机与它们并行工作. 卡车不仅可以执行运送任务, 还可以充当车载无人机的移动仓库, 方便无人机装载包裹并进行送货. 卡车搭载车载无人机从仓库出发, 为部分客户提供服务后返回仓库. 独立无人机在仓库与客户之间来回操作, 每次服务一个客户. 问题的基本假设如下: 1) 无人机和卡车的速度比是恒定的; 2) 每个客户的需求可以通过卡车、车载无人机或者一架独立的无人机来满足; 3) 无人机一次只能携带一个包裹, 每次投递后都必须返回仓库或者卡车恢复电量; 4) 不考虑无人机的装卸包裹时间; 5) 卡车需要在车载无人机起飞和降落期间保持静止; 6) 卡车的行驶距离根据城市街区距离计算, 无人机的飞行距离根据欧氏距离计算.

1.2 问题模型

假设仓库配送中心编号为0, C 为客户点集合, $C = \{1, 2, \dots, n\}$; n 为客户的数量; C_t 为只有卡车服务的客户集合; V_t 和 V_d 分别为车辆的行驶速度和无人机的飞行速度; D_{ij} 为卡车从客户点 i 到客户点 j 的行驶距离; \hat{D}_{ij} 为无人机从客户点 i 到客户点 j 的飞行距离; t_{ij} 为卡车从客户点 i 到客户点 j 的行驶时间; \hat{t}_{ij} 为车载无人机从客户点 i 到客户点 j 的飞行时间; \tilde{t}_i 为独立无人机从仓库配送中心到客户点 i 的飞行时间; x_{ij} 为卡车从客户点 i 到客户点 j 的次数, $x_{ij} = 1$,

说明车辆从客户点*i*出发服务客户点*j*; y_i^k 为第*k*架独立的无人机从仓库配送中心到客户点的次数,当 $y_i^k = 1$ 时,说明第*k*架独立的无人机从仓库配送中心到客户点*i*,然后返回仓库; m_{ij} 为车载无人机从客户点*i*起飞服务客户点*j*并再次返回客户点*i*的次数,当 $m_{ij} = 1$ 时,说明车辆从客户点*i*起飞服务客户点*j*然后再返回客户点*i*; u_i 为卡车路径中的第*i*个客户; Ω 为最后交付时间. TSPJD的MILP模型表示如下:

$$\min \Omega. \tag{1}$$

$$\text{s.t. } \Omega \geq \sum_{k \in K} \sum_{\substack{i \in C_d \\ i \neq j}} y_i^k \times \tilde{t}_i; \tag{2}$$

$$\Omega \geq \sum_{i \in V} \sum_{\substack{j \in V \\ i \neq j}} x_{ij} \times t_{ij} + m_{ij} \times \hat{t}_{ij}; \tag{3}$$

$$\sum_{i \in V} x_{0i} = 1; \tag{4}$$

$$\sum_{j \in V} x_{j0} = 1; \tag{5}$$

$$\sum_{i \in V} x_{ij} = 1, \forall j \in C_t; \tag{6}$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} x_{ij} = \sum_{\substack{h \in V \\ j \neq h}} x_{jh}, \forall j \in V; \tag{7}$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} x_{ij} + \sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} m_{ij} + \sum_{k \in K} y_j^k = 1, \forall j \in V; \tag{8}$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} x_{ij} \geq \sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} m_{ij}, \forall j \in V; \tag{9}$$

$$u_i - u_j + n \times x_{ij} \leq n - 2, \forall j \in V, j \neq i; \tag{10}$$

$$1 \leq u_i \leq n + 2, \forall i \in C; \tag{11}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i \in V, \forall j \in V; \tag{12}$$

$$m_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i \in V, \forall j \in V; \tag{13}$$

$$y_i^k \in \{0, 1\}, \forall i \in C, \forall k \in K; \tag{14}$$

$$u_i \in \mathbb{R}, \forall i \in V; \tag{15}$$

$$\Omega \in \mathbb{R}, \forall i \in V. \tag{16}$$

其中:式(1)为目标函数,即整个系统的交付时间最小化;式(2)表示完工时间不小于所有独立无人机的服务时间;式(3)表示完工时间不小于卡车和车载无人机的服务时间;式(4)和(5)表示卡车只能从配送中心出发一次,返回一次;式(6)表示所有无人机无法服务的客户都得到车辆的服务;式(7)表示卡车在服务过程中的出度入度流量守恒,即当卡车到达一个客户配送点时卡车必须从这个客户点离开;式(8)表示每个客户点只能被卡车、车载无人机或者独立无人机服务一次;式(9)表示卡车访问车载无人机往返过程所经过的每个顶点;式(10)~(14)为决策变量域.

2 改进的遗传算法

IGA的算法流程如图1所示.

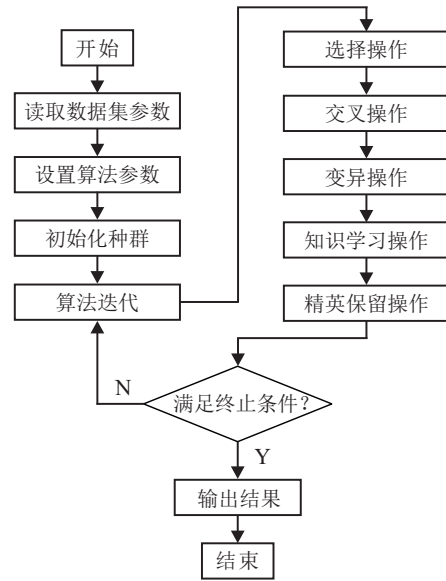


图1 遗传算法工作流程

2.1 编码描述

算法编码使用“0”“1”“-1”三种标志位. 如果该客户被车辆服务,则用0表示;如果该客户被车载无人机服务,则用-1表示;如果该客户被独立无人机服务,则用1表示. 对于 C_t 集合里面的客户只能用卡车服务(用0表示);对于其他的客户,随机选择一种交付方式来服务. 图2展示了一个包含15个客户和1架独立无人机的TSPJD的解决方案. 该解决方案*X*可以确定该客户是被卡车服务(用0表示)或者车载无人机服务(用-1表示)或者独立无人机服务(用1表示). 从图2的示例可以看出:车辆服务的客户集合为1,3,5,6,7,9,11,12,14;车载无人机服务的客户集合为8,13;独立无人机服务客户的集合为2,4,10,15.

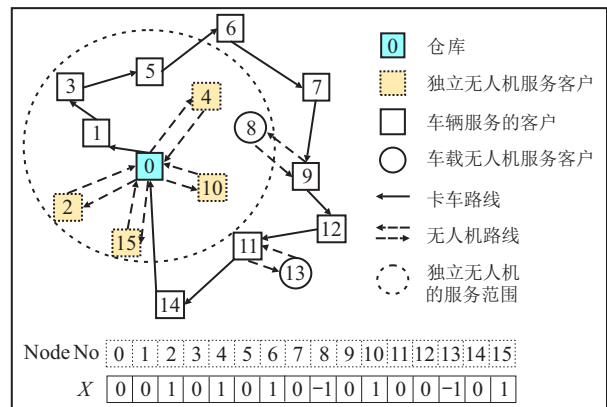


图2 解的编码

2.2 适应度函数

TSPJD问题的优化目标为最小化交付时间,包括独立无人机服务客户所需的交付时间 T_1 (对应于

TSPJD的MILP模型中的约束(2))以及卡车和车载无人机服务客户所需要的交付时间 T_2 (对应于TSPJD的MILP模型中的约束(3)). 独立的无人机服务客户的过程可以视为以最小化完工时间为目标的流水车间调度问题, 本文采用最长加工时间优先算法(longest processing time first heuristic, LPT)^[22]解决该问题, 从而确定一组独立的无人机的交付时间. 具体操作如下:

step 1: 初始化独立无人机舰队的服务客户集合 $S_u \leftarrow \emptyset$;

step 2: 遍历当前解决方案 X , 将 $X[i] == 1$ 的客户添加到 S_u 中;

step 3: 使用LPT算法获得独立无人机舰队的服务时间 T_1 .

卡车和车载无人机的服务过程分为3步: 首先, 获得卡车服务的客户集合和车载无人机服务的客户集合; 然后, 使用结合领域搜索思想的(Lin-Kernighan heuristic, LKH)算法^[23]来规划卡车服务客户的最短路径; 最后, 使用贪心算法根据服务时间依次选择在哪个客户点释放车载无人机服务该客户. 最终获得卡车和车载无人机的总体交付时间. 具体操作如下:

step 1: 初始化卡车的服务客户集合 $S_t \leftarrow \emptyset$;

step 2: 初始化车载无人机的服务客户集合 $S_{td} \leftarrow \emptyset$;

step 3: 遍历当前解决方案 X , 将 $X[i] == 0$ 的客户添加到 S_t 中, 将 $X[i] == -1$ 的客户添加到 S_{tu} 中;

step 4: 根据卡车的服务客户集合 S_t 获得卡车服务客户的距离矩阵集合 D_t ;

step 5: 根据车载无人机的服务客户集合 S_{td} 获得车载无人机服务客户的距离矩阵集合 D_{td} ;

step 6: 距离矩阵集合 D_t 结合LKH算法获取卡车最优路径 R_t 及其服务时间 T_t ;

step 7: 根据卡车最优路径, 使用贪婪算法获取车载无人机的最佳释放点, 从而获得车载无人机的服务时间 T_{td} ;

step 8: 根据卡车服务时间和车载无人机的服务时间获得 $T_2 = T_t + T_{td}$.

考虑到独立的无人机舰队与搭载无人机的卡车并行工作, 所以最后交付时间是 $\max(T_1, T_2)$.

2.3 遗传操作

2.3.1 选择操作

该算法使用轮盘赌选择法作为选择策略, 用于选择优秀的种群个体作为父代进行遗传操作. 对于最小化问题, 适应度值较小的个体会被赋予更高的选择

概率, 以便更有可能成为下一代种群的成员.

2.3.2 交叉操作

该算法采用单点交叉和多点交叉. 单点交叉如图3所示, 即随机选择一个基因位置作为交叉点位置, 然后将父代染色体 P_1 和 P_2 所选片段互换, 完成交叉, 从而生成子代 C_1 和 C_2 . 多点交叉如图4所示, 即随机选择多个基因位置作为交叉点, 然后将父代染色体与所选的交叉点片段互换, 完成交叉, 从而生成子代 C_1 和 C_2 .

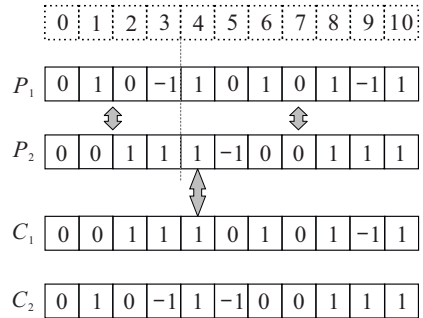


图3 单点交叉操作

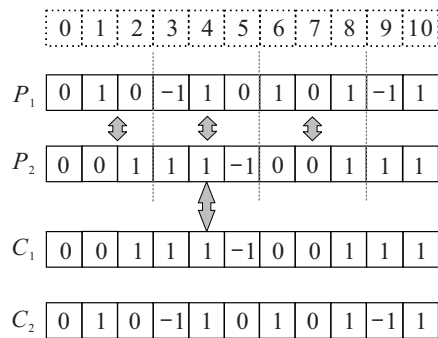


图4 多点交叉操作

2.3.3 变异操作

该算法采用随机变异和互换变异. 随机变异如图5所示, 即对个体 P_1 按照变异概率, 随机选择多个基因位置, 对这些基因位置的值进行改变, 形成新个体 O_1 . 互换变异如图6所示, 即按照变异概率, 随机选

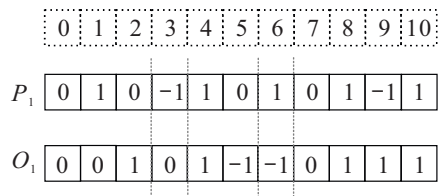


图5 随机变异操作

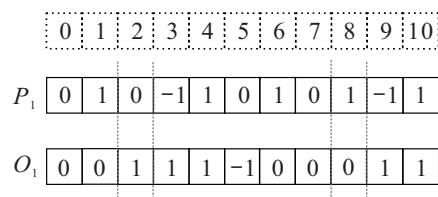


图6 互换变异操作

择两个基因位置进行交换,重复 n 次,形成新个体 O_1 .

2.3.4 学习操作

考虑到传统的遗传操作(交叉、变异)在种群进化的后期会频繁地破坏优秀个体的基因信息,导致种群容易早熟.基于此,本文提出基于精英个体的知识学习操作,该操作充分利用种群进化过程中出现的优秀个体的基因片段信息来指导种群的进化.因此,本文设置了历史最优个体存档集,以记录种群中的优秀个体.知识学习操作根据学习概率判断个体是否需要进行学习.具体过程如下:首先从历史最优集合中随机选取一个优秀个体;然后随机选择两个基因点位置,个体将学习优秀个体基因点之间的基因片段,并生成新个体,具体操作如图7所示.

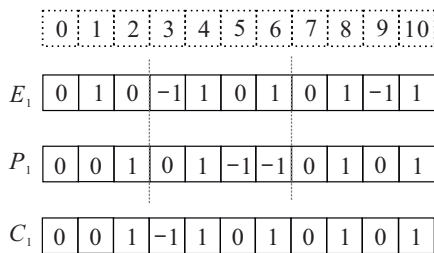


图7 学习操作

2.3.5 精英保留操作

合并父代种群和子代种群,并按照适应值的大小进行降序排列.然后,选取适应值最小的前 N (N 为种群大小)个个体,作为下一次进化的父代种群.

2.4 实验与结果分析

本节通过数值实验验证 TSPJD 模型的潜在优势以及 IGA 的求解能力.为了更加公平地评价 IGA 的求解能力,本文将贪婪随机自适应搜索算法 (greedy randomized adaptive search procedure, GRASP)^[24] 和车辆无人机路径算法 (truck and drone routing algorithm, TDRA)^[25] 修改后作为对比算法.对于 GRASP 算法,先通过 TSPJD 求解初始解,再通过局部搜索操作对该解决方案进行迭代优化.对于 TDRA 算法,先使用模拟退火方法生成初始解,再使用自适应大领域搜索算法对初始解决方案进行迭代优化. MILP 模型使用 PYTHON3 编程语言在 GUROBI 求解器上实现,涉及的启发式算法采用 PYTHON3 编程语言在 PYCHARM 编译器软件上编程实现.实验的运行环境是一台型号为 Intel(R)Core(TM)I5-7700U、8 GB 内存、64 位操作系统的计算机.

2.4.1 数据集设置

考虑到 TSPJD 是在 PDSTSP 基础上拓展而来的,本文分别选取文献[5]提出的客户规模为 10 的标准数据集作为小规模数据集;文献[15]提出的标准数据

集中客户规模为 48、52 以及 101 的 3 个案例作为中规模数据集;文献[15]提出的数据集中客户规模为 152、229 的两个案例作为大规模数据集来验证模型的性能以及启发式算法的效果.同时设置数据集中的所有客户无人机都可以服务.为了增加数据集的多样性,本文引入多个参数来拓展数据集.数据集的命名规则为 $M-L-V-N$. 其中: M 代表数据集的名字; L 代表仓库的位置 (0 代表客户集合的中心, 1 代表客户集合的左下角); V 代表无人机与卡车速度的比值 (默认卡车的速度为 1); N 代表独立无人机的数量 (无人机数量的上限设为 2).

2.4.2 参数分析

IGA 算法的种群数量设置为 50, 迭代次数设置为 50. 初步实验的结果表明,交叉概率 (c)、变异概率 (m)、学习概率 (l) 对于算法性能具有显著影响.为了明确参数的取值范围,每个参数均采用 4 个不同的水平,分别为 0.6, 0.7, 0.8, 0.9、0.1, 0.2, 0.3, 0.4 和 0.1, 0.3, 0.5, 0.7. 在客户数量为 48 的实例上,本文在 Minitab 软件上采用正交数组 L16 对 3 个 4 层次的参数进行分析验证. CO-ALNS 算法为每个实例运行 30 次,目标函数的平均值上报给 Minitab 软件.考虑到 TSPJD 的优化目标是 minimized system delivery time, 本文采用望小特性型的田口实验,通过调节参数组合使得 S/N 信噪比获得最小时得到最佳的参数.根据实验结果计算,可以计算出各参数对信噪比的反应图(图 8). 根据信噪比反应图可知,交叉概率 (c)、变异概率 (m)、学习概率 (l) 分别设置为 0.7、0.1 和 0.5 时,该算法的求解性能最好.

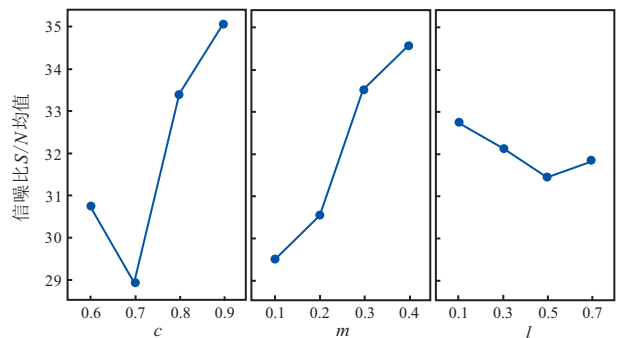


图8 因子对 S/N 比的反应图

2.4.3 消融实验

为了更好地评估 IGA 算法中学习策略的有效性,本文分别使用全配置的 IGA 算法以及去除学习策略的 IGA 算法 (GA) 在大规模数据集上进行消融实验.使用 IGA 算法和 GA 算法在每个实例上进行 30 次实验,表 1 给出了其最优解和解的平均值 (加粗代表效果更好). 数值实验结果表明,IGA 的求解能力优于

GA,从而表明学习策略对整体方法质量的重要贡献.

表1 IGA和GA的结果对比

算例	IGA		GA	
	最优值	平均值	最优值	平均值
PR152_0_1_1	95 579.8	99 200.8	98 292.6	100 968.5
PR152_0_1_2	88 897.8	91 851.8	89 396.6	92 390.0
PR152_1_1_1	93 404.9	96 737.3	97 623.2	103 335.8
PR152_1_1_2	88 825.6	90 710.4	93 284.8	98 237.9
GR229_0_1_1	2 304.5	2 546.9	2 428.3	2 578.9
GR229_0_1_2	2 114.0	2 265.8	2 169.5	2 307.2
GR229_1_1_1	3 056.8	4 098.5	3 329.7	5 167.8
GR229_1_1_2	2 424.2	2 617.5	3 062.4	3 439.4

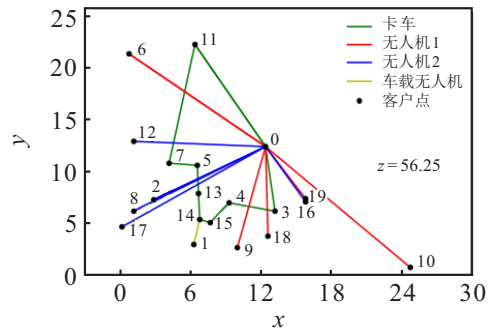
2.4.4 实验分析

首先,本文使用GUROBI求解器在小规模数据集上对比验证TSPJD、PDSTSP的MILP模型,以评估TSPJD相较于PDSTSP在物流配送“最后一公里”中的潜在收益,实验结果如表2所示.在相同的数据集上TSPJD模型的系统最后交付时间最小,说明在PDSTSP模型的基础上引入车载无人机既可以服务特殊场景下的客户,又能降低配送过程的系统交付时间.图9展示了PDSTSP以及TSPJD模型在MC1_0_2_2上的可视化结果.

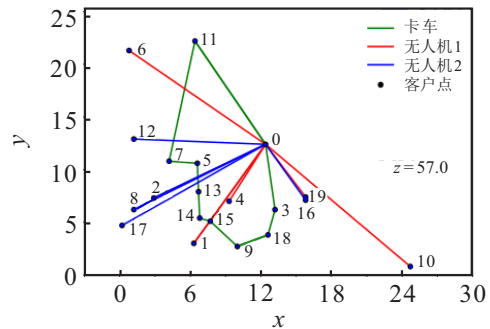
表2 数据集GR229上IGA和GA的求解结果对比

算例	IGA		GA	
	目标值	GAP/%	目标值	GAP/%
MC1_0_2_2	56.25	0.0	57.00	0.0
MC2_0_2_2	37.85	0.0	39.80	0.0
MC3_0_2_2	40.32	0.0	41.20	0.0
MC4_0_2_2	45.19	0.0	46.00	0.0
MC5_0_2_2	35.78	0.0	36.41	0.0
MC6_0_2_2	45.25	0.0	46.07	0.0
MC7_0_2_2	54.98	0.0	55.20	0.0
MC8_0_2_2	57.79	0.0	59.00	0.0
MC9_0_2_2	55.82	0.0	57.80	0.0
MC10_0_2_2	32.47	0.0	33.34	0.0

其次,本文在中等规模数据集上对比验证GUROBI求解器求解MILP模型与IGA算法的求解能力.对于IGA算法,每个算例都运行10次,获得最优解与解的平均值;对于GUROBI求解器,运行时间为3 600 s,获得其目标值和GAP值.实验结果如表3所示,可见IGA算法的求解性能优于GROUBI求解器(GA).随着数据集规模的扩大,GUROBI求解器无法在短时间内获得令人满意的解决方案.



(a) TSPJD



(b) PDSTSP

图9 结果对比

表3 GUROBI求解器与IGA的求解结果对比

算例	IGA		GA	
	目标值	GAP/%	目标值	平均值
Att48_1_2_1	32 874.0	20.8	32 818.9	33 598.8
Att48_1_2_2	32 503.0	19.6	29 285.3	30 573.2
Berlin52_1_2_1	7 641.9	19.2	7 587.2	7 724.5
Berlin52_1_2_2	7 430.4	15.9	6 473.9	6 664.9
Eil101_1_2_1	592.1	7.8	613.8	621.5
Eil101_1_2_2	549.9	7.2	547.1	559.8

最后,本文在大规模数据集上验证IGA、GRASP以及TDRA算法的求解能力.考虑到实验的公平性,各算法在每个案例上重复运行10次,获得最优值与平均值.表4和表5展示了3种不同方法解决TSPJD的实验结果.通过横向对比各算法在每个算例的最优值与平均值可以看出,IGA算法的求解性能显著高于GRASP算法以及TDRA算法.此外,根据表4和表5的实验结果可以看出,当配送中心内无人机的数量增加时,总体的完工时间也随之降低.这说明增加无人机的数量可以提高配送效率.

3 结论

“最后一公里”物流配送场景中往往会存在一些车辆无法或者很难直接服务的客户.对此,本文在并行配送模型的基础上引入车载无人机,提出了考虑车载无人机的车辆和无人机联合配送的旅行商优化问题(TSPJD),建立了以系统交付时间最小化为目标的

表4 数据集PR152上IGA、GRASP以及TDRA的求解结果对比

算例	IGA		GRASP		TDRA	
	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
PR152_0_1_1	95 579.8	99 200.8	312 764.2	283 721.8	96 057.4	100 794.1
PR152_0_1_2	88 897.8	91 851.8	144 797.7	157 160.8	89 316.7	91 699.3
PR152_0_2_1	82 850.6	84 691.6	136 968.8	156 831.2	83 572.1	84 745.9
PR152_0_2_2	75 662.7	77 532.9	87 100.4	88 616.0	76 969.4	78 139.5
PR152_1_1_1	93 404.9	96 737.3	455 077.8	524 527.2	96 688.2	105 633.3
PR152_1_1_2	88 825.6	90 710.4	223 447.4	247 875.3	91 450.1	93 225.1
PR152_1_2_1	82 594.2	83 205.3	221 232.9	252 565.4	83 380.2	85 961.6
PR152_1_2_2	77 425.7	80 281.3	114 589.3	127 804.2	79 259.7	81 464.6

表5 数据集GR229上IGA、GRASP以及TDRA的求解结果对比

算例	IGA		GRASP		TDRA	
	最优值	平均值	最优值	平均值	最优值	平均值
GR229_0_1_1	2 304.5	2 546.9	8 784.4	9 676.4	4 471.9	4 893.4
GR229_0_1_2	2 114.0	2 265.8	4 723.5	4 963.5	2 270.1	2 477.5
GR229_0_2_1	1 855.2	1 916.2	4 687.1	4 933.4	2 057.7	2 300.7
GR229_0_2_2	1 710.0	1 763.2	2 401.9	2 514.4	1 800.6	1 829.3
GR229_1_1_1	3 056.8	4 098.5	27 908.7	28 614.7	14 534.2	16 210.9
GR229_1_1_2	2 424.2	2 617.5	13 901.7	14 287.8	6 710.4	7 961.4
GR229_1_2_1	2 142.5	2 258.6	13 343.0	14 263.5	6 215.5	7 154.3
GR229_1_2_2	2 015.6	2 081.1	6 192.2	7 097.3	2 520.2	3 635.5

MILP模型,同时设计了融合知识学习的混合交叉变异的改进遗传算法.实验结果表明:TSPJD模型比传统的模型更具潜在优势;IGA算法比传统的启发式方法能够获得更优的结果,说明该算法具有较高的可行性和实用价值.TSPJD提高了卡车配送的灵活性,扩大了无人机的覆盖范围,降低了物流运输成本和能耗成本,为解决复杂动态的“最后一公里”带来了新的思路.

参考文献(References)

[1] Joeress M, Neuhaus F, Schröder J. How customer demands are reshaping last-mile delivery[J]. The McKinsey Quarterly, 2016, 17: 1-5.

[2] Wang X, Poikonen S, Golden B. The vehicle routing problem with drones: Several worst-case results[J]. Optimization Letters, 2017, 11: 679-697.

[3] Gevaers R, Voorde E V D, Vanelslander T. Characteristics and typology of last-mile logistics from innovation perspective in an urban context[C]. Transportation Research Board Annual Meeting. Washington D.C., 2011: 56-71.

[4] 任璇, 黄辉, 于少伟, 等. 车辆与无人机组组合配送研究综述[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2313-2327. (Ren X, Huang H, Yu S W, et al. Review on vehicle-UAV

combined delivery problem[J]. Control and Decision, 2021, 36(10): 2313-2327.)

[5] Murray C C, Chu A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, 54: 86-109.

[6] Ha Q M, Deville Y, Pham Q D, et al. A hybrid genetic algorithm for the traveling salesman problem with drone[J]. Journal of Heuristics, 2020, 26(2): 219-247.

[7] El-Adle A M, Ghoniem A, Haouari M. Parcel delivery by vehicle and drone[J]. Journal of the Operational Research Society, 2021, 72(2): 398-416.

[8] Vásquez S A, Angulo G, Klapp M A. An exact solution method for the TSP with Drone based on decomposition[J]. Computers & Operations Research, 2021, 127: 105127.

[9] Wang K Z, Yuan B, Zhao M T, et al. Cooperative route planning for the drone and truck in delivery services: A bi-objective optimisation approach[J]. Journal of the Operational Research Society, 2020, 71(10): 1657-1674.

[10] Cavani S, Iori M, Roberti R. Exact methods for the traveling salesman problem with multiple drones[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 130: 103280.

- [11] Murray C C, Raj R. The multiple flying sidekicks traveling salesman problem: Parcel delivery with multiple drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 110: 368-398.
- [12] Moshref-Javadi M, Lee S, Winkenbach M. Design and evaluation of a multi-trip delivery model with truck and drones[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2020, 136: 101887.
- [13] Schermer D, Moeini M, Wendt O. A matheuristic for the vehicle routing problem with drones and its variants[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 106: 166-204.
- [14] Lei D M, Cui Z Z, Li M. A dynamical artificial bee colony for vehicle routing problem with drones[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 107: 104510.
- [15] Mbiadou Saleu R G, Deroussi L, Feillet D, et al. An iterative twostep heuristic for the parallel drone scheduling traveling salesman problem[J]. *Networks*, 2018, 72(4): 459-474.
- [16] Dell' Amico M, Montemanni R, Novellani S. Matheuristic algorithms for the parallel drone scheduling traveling salesman problem[J]. *Annals of Operations Research*, 2020, 289(2): 211-226.
- [17] Dinh Q T, Do D D, Hà M H. Ants can solve the parallel drone scheduling traveling salesman problem[C]. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*. New York: ACM, 2021: 14-21.
- [18] Nguyen M A, Dang G T H, Hà M H, et al. The min-cost parallel drone scheduling vehicle routing problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 299(3): 910-930.
- [19] Mbiadou Saleu R G, Deroussi L, Feillet D, et al. The parallel drone scheduling problem with multiple drones and vehicles[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 300(2): 571-589.
- [20] Kim S, Moon I. Traveling salesman problem with a drone station[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 49(1): 42-52.
- [21] Schermer D, Moeini M, Wendt O. The traveling salesman drone station location problem[C]. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer International Publishing, 2019: 1129-1138.
- [22] Pinedo M, Hadavi K. *Scheduling: Theory, algorithms and systems development*[C]. *Operations Research Proceedings*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1992: 35-42.
- [23] Helsgaun K. An effective implementation of the Lin-Kernighan traveling salesman heuristic[J]. *European Journal of Operational Research*, 2000, 126(1): 106-130.
- [24] Ha Q M, Deville Y, Pham Q D, et al. On the min-cost traveling salesman problem with drone[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 86: 597-621.
- [25] Moshref-Javadi M, Hemmati A, Winkenbach M. A truck and drones model for last-mile delivery: A mathematical model and heuristic approach[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, 80: 290-318.

作者简介

贾兆红(1976—),女,教授,博士,从事计算智能、多目标优化算法、决策支持等研究, E-mail: zhjia@mail.ustc.edu.cn;

王少贵(1997—),男,硕士生,从事计算智能、车辆和无人机组组合配送优化等研究, E-mail: 17806281495@163.com;

刘闯(1990—),男,讲师,博士,从事计算智能、多目标优化算法、决策支持等研究, E-mail: chuang@mail.ustc.edu.cn.