

文章编号: 2095-2163(2020)09-0017-04

中图分类号: TP319

文献标志码: A

基于双目标优化的无人机-车快件派送算法研究

张 梦, 曲明成, 吴翔虎

(哈尔滨工业大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001)

摘要:随着无人机技术的逐渐成熟,越来越多的物流企业开始将无人机投入到快递运输过程当中,无人机和物流车协同配送的车辆路径问题成为当前学术界和工业界的热点问题。本文将无人机投入到配送过程中协助配送,更好地提升客户体验和满意度,提出了基于时间成本和行驶成本的无人机物流车协同配送优化算法这一个研究课题,随后提出了一系列算法并进行实验验证,包括二次聚类算法、基于禁忌搜索算法的无人机-车协同作业优化算法。实验结果证明了算法的正确性和在行驶成本与时间成本上的优化作用,充分说明本文将无人机投入到物流运输行业是具有实际意义的。

关键词:禁忌搜索算法;协同作业;车辆路径问题

Research on algorithm of UAV and logistic vehicles express delivery based on double optimization object

ZHANG Meng, QU Mingcheng, WU Xianghu

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[Abstract] With the gradual maturity of UAV technology, more and more logistics enterprises begin to put UAV into the express transportation process. The vehicle routing problem of UAV and logistics vehicle collaborative delivery has become a hot issue in the current academic and industrial circles. This paper puts UAV into the process of delivery to improve the customer experience and satisfaction. This paper puts forward the research topic of the optimization algorithm of collaborative distribution of UAV and logistics vehicles based on time cost and driving cost, and then a series of algorithms are proposed and verified by experiments, including the improved secondary clustering algorithm, the optimization algorithm of UAV and vehicle cooperation based on tabu search algorithm. The results show the correctness of the algorithm and the optimization effect on driving cost and time cost. It suggests that putting UAV into the logistics and transportation industry is of great significance.

[Key words] tabu search algorithm; cooperative operation; vehicle routing problem

0 引言

车辆路径问题是组合优化数学中的一类经典问题和热点课题,由 Dantzig 和 Ramser 在 1959 年提出,并采用了基于线性规划的求解过程^[1]。学术界目前倾向于认为该类问题的大型实例不能使用精确算法求解,必须寻求这类问题的有效近似算法。因此,更倾向于使用启发式算法,如禁忌搜索算法^[2]。

在此之后的几十年里,已经有大量的学者对该问题进行了深入的研究,又提出了动态车辆路径问题^[3],周鲜成等从动态要素的角度,将其划分为基于动态揽收、基于实时交通信息以及基于二者的 3 种类型^[4],众多学者也对此进行了相应的算法研究。针对动态揽收问题:Armas 等通过先规划初始路径,再根据实时信息动态调整的二阶段策略来求解动态车辆路径问题^[5];张文博等将新增客户需求的动态过程拆分成多个静态过程,从而达到成本最

小化^[6];Schyns 以响应时间最小化为优化目标,将定时更新策略和实时更新策略作比较,分析其针对动态揽收的响应效率^[7]。针对基于实时交通信息的问题:Wang 等通过对交通信息的预测,定时接收交通流,完成车辆路径的重新规划^[8];张杨等针对于随时会产生的交通拥堵道路信息,采取了将拥堵道路的起点作为新起点,重新进行路径规划的策略^[9]。针对基于二者的问题:Núñez 等采用了混合自适应的预测控制方法,完成路径的实时更新^[10];Wohlgemuth 等采用了分级聚类方法对顾客聚类,以便实时更新路径^[11]。

1 基于双目标优化的无人机-车快件派送算法

1.1 问题描述

本文具体的研究场景可以概括为:在仅有一个快件分发中心的区域中,对 $m(m \geq 1)$ 个快件收货点进行快件派送,且 m 个快件收货点上需要送达的

作者简介:张 梦(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:路径规划、人工智能算法;曲明成(1980-),男,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向:自动化软件工程、嵌入式计算;吴翔虎(1968-),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向:嵌入式计算、操作系统、高可靠软件工程。

收稿日期:2020-06-09

总重量不同;物流车主要对重件点派送,无人机对轻件点派送;各快件收货点根据其重要性可赋予不同的紧迫程度系数。最终达到无人机和物流车的总行驶成本最小,总时间成本最小。

本文所研究的问题场景除了在实际生活中的物流运输方面可以得到应用,在其他领域也具有重要的应用价值,例如:适用于灾区或者农村等局部通行能力较差的区域。

1.2 求解过程

首先将快件点数据作为快件点区域划分的输入,之后通过带约束的 *DBscan - Kmeans* 二次聚类算法,得到轻件点数据和等量重件点数据,以及以簇为基本单位的快件点集合。将快件点集合作为改进禁忌搜索算法的输入,得到物流车规划路径和无人机规划路径以及快件点的送达时间。计算最终的总成本作为输出。

1.3 二次聚类算法

在本问题场景中,由于快件点的分布不均,必然导致配送区域内各个子区域的紧迫程度和配送重量出现相应差异。由于无人机载重限制的束缚,使得无人机只能承担轻件的配送任务,而物流车承担重件的配送任务。由于无人机单次最远飞行距离的束缚,其配送必须建立在物流车的行驶规划路径之上。

结合 *DBscan* 和 *Kmeans* 算法做二次区域聚类,可以充分利用物流车最大承重和无人机最大通讯半径。将物流车最大承重、无人机最大通讯半径、无人机数目等约束条件添加到聚类算法中,第一次聚类使用 *DBscan* 算法,主要是针对聚类半径,即无人机最大通讯半径;第二次聚类使用 *Kmeans* 算法,主要是针对物流车最大承重,即 *Kmeans* 中 *K* 的值,最终对无人机数目的约束条件放宽调整。

1.4 改进禁忌搜索算法

由于禁忌搜索是以初始解为根开始迭代的,算法得出的结果受初始解影响较大,不同的初始解可能导向不同的局部最优解。在重新考虑时间成本,以及紧迫程度系数对于总代价的影响程度下,改进禁忌搜索算法如下:

Algorithm: 基于双目标优化的改进禁忌搜索算法。

Input: 快件点集合 *eps*, 无人机数目 *n*, 无人机最大承重 *uav_ml*, 区域划分簇 *C*, 轻件点集 *lgt_express_set*, 等量重件点集 *hvy_express_set*, 禁忌搜索算法参数。

Output: 物流车规划路径, 无人机规划路径。

1: 初始化各参数。循环轮数 $NcMax = 300$; 禁忌长度 t ;

2: 对于由二次聚类算法得到的区域划分簇 C , 计算每一簇的簇内紧迫程度系数均值, 采用二次轮盘赌原则选取簇并按选取顺序对簇进行标号, 在簇内路径规划;

3: 将簇内快件点编号 $1, 2, \dots, p$, 两两计算快件点之间的欧氏距离, 得到快件点距离矩阵;

4: 随机生成多个初始解(由编号组成) $X_1^{now}, X_2^{now}, \dots, X_m^{now}$, 并构造相应的禁忌表 $H_1 = NULL, H_2 = NULL, \dots, H_m = NULL$, 用于存储禁忌对象。禁忌长度重置为 $t = \lfloor \sqrt{C_p^2} \rfloor$;

5: 对于其中的每一个 X_k^{now} 。均做如下操作:

5.1: 由当前解 X_k^{now} 通过 2-交换方式生成若干邻域解, 确定候选集 $Can_N(X_k^{now})$, 候选集中不应包含禁忌对象。

5.2: 在候选集中基于双目标优化原则选取最佳解 X_k^{next} , 对当前解进行更新, $X_k^{now} := X_k^{next}$, 同时更新当前最优解 X_k^{best} 和禁忌表 H 。

6: 判断循环次数是否达到 300 次, 是则执行步骤 7, 否则执行步骤 5;

7: 达到循环次数后, 即可得到当前簇的最优行驶路径, 直到处理完所有簇为止;

8: 检索每个最优行驶路径的数字串, 统计轻件点的重量, 在当前扫描过的数字串所代表的轻件点的重量之和大于 N 架无人机的总容量时插入数字 0, 表明完成了 N 架无人机的一次起落, 加入到当前簇中;

9: 再次对于区域划分簇 C 进行处理, 按照标号顺序处理每一簇, 在簇内路径规划;

10: 检索簇内的最优行驶路径的数字串, 先将每个 0 分隔出的中间数列分别取出, 依次遍历, 做如下操作, 以构造物流车路径和无人机路径:

10.1: 遍历数列, 判断第一个数字标号所对应的快件点是否在等量重件点集中, 若不在, 将其加入等量重件点集中, 并将其加入物流车规划路径中; 若在, 直接加入物流车规划路径中。同时将其点选取为无人机的起飞点;

10.2: 继续处理后续的点, 若当前数字标号所对应的快件点 k 在等量重件点集中, 即 $k \in hvy_express_set$, 将其加入物流车规划路径中;

10.3: 若当前数字标号所对应的快件点 k 在轻件点集中, 即 $k \in lgt_express_set$, 将其加入待处理

轻件点集中。

11:统计本数列中等量重件点的个数 hvy_sum , 以及待处理轻件点的个数 lgt_sum :

11.1:若 hvy_sum 为 1 且 lgt_sum 小于等于无人机的个数, 则将该等量重件点选取为无人机的降落点, 采取单点无人机直飞所有轻件点, 将其路径加入无人机规划路径中, 返回步骤 10.1, 进行下一个数列的处理;

11.2:若 hvy_sum 为 1 且 lgt_sum 大于无人机的个数, 则将数列中最后一个轻件点加入等量重件点集中, 并选取为无人机的降落点, 更新待处理轻件点集, 若剩余点数小于等于无人机的个数, 则采取无人机直飞所有轻件点, 将其路径加入无人机规划路径中, 返回步骤 10.1, 进行下一个数列的处理; 若剩余点数大于无人机个数, 则进行步骤 12;

11.3:若 hvy_sum 大于等于 2, 且 lgt_sum 小于等于无人机的个数, 则将距离数列中最后一个轻件点最近的等量重件点选取为无人机的降落点, 无人机直飞所有轻件点, 将其路径加入无人机规划路径中, 返回步骤 10.1, 进行下一个数列的处理;

11.4:若 hvy_sum 大于等于 2, 且 lgt_sum 大于无人机的个数, 则将距离数列中最后一个轻件点最近的等量重件点选取为无人机的降落点, 进行步骤 12。

12:将上一步待处理轻件点集中的轻件点顺序标号作为初始解 X^{now} , 并构造禁忌表 $H = NULL$, 禁忌长度重置为 $t = \lfloor \sqrt{C_{lgt_sum}^2} \rfloor$;

13:对于初始解 X^{now} , 做如下操作:

13.1:由当前解 X^{now} 通过 2-交换方式生成若干邻域解, 确定候选集 $Can_N(X^{now})$, 候选集中不应包含禁忌对象。

13.2:在候选集中基于双目标优化原则选取最佳解 X^{next} , 更新当前解, $X^{now} = X^{next}$, 同时更新当前最优解 X^{best} 和禁忌表 H ;

14:判断循环次数是否达到 100 次, 是则执行步骤 15; 否则执行步骤 13.1。

15:达到循环次数后, 即可从步骤 10.1 得到当前的最优行驶路径, 检索最优行驶路径的数字串, 统计轻件点的重量, 在当前扫描过的数字串所代表的轻件点的重量之和大于无人机的容量的时候, 表明完成了一架无人机的一次起落。在其首尾加入起飞点和降落点之后, 将其路径加入无人机规划路径中, 返回步骤 10.1, 进行下一个数列的处理;

15:直到处理完整个数字串为止, 在重件点路径

中加入快件中心, 再进行下一簇的求解, 直到所有的簇都处理完成。此时得到了物流车规划路径和无人机规划路径。

设无人机数量为 2, 如图 1 中(1)所示, 经过第一次禁忌搜索算法后, 得到了一系列的数列, 取出有 0 间隔的其中一个数列: ①→②→③→④→⑤→⑥→⑦→⑧→⑨→⑩。取出重件点后, 得到重件点路径: ①→⑤→⑩。如图 1 中(2)所示, 将重件点①与⑩分别设为无人机的起飞点与降落点。剩下轻件点数列: ②→③→④→⑥→⑦→⑧→⑨, 将其作为初始数字串, 采用 2 交换方法进行邻域解的生成, 循环迭代后得到最优数字串, 再根据无人机的最大承重, 插入 0 作为间隔, 代表完成了一架无人机的一次起落。如图 1 中(3)所示, 最后得到了最优的数字串: ②→⑥→⑦→0→③→④→⑧→⑨, 即无人机路径: ①→②→⑥→⑦→⑩和①→③→④→⑧→⑨→⑩。

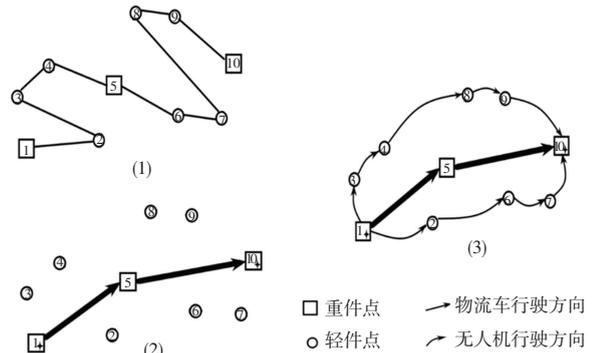


图 1 路径规划示意图

Fig. 1 Path planning diagram

2 实验结果与分析

2.1 实验平台与参数选取

本实验在处理器为 Intel (R) Core (TM) i7-8565U CPU @ 1.80GHz 1.99GHz, 安装内存为 8.00GB 的 64 位 windows 系统上进行, 实验环境为: JetBrains PyCharm Community Edition 2018.1.1 x64。实验数据均为 TSPLIB 库中 p-n101-k4 的数据。设定无人机速度与物流车速度比为 2:1, 单位行驶距离成本比为 1:5, 无人机最大载重为 18, 物流车最大载重为 400。

2.2 优势验证实验

将本文算法与传统的禁忌搜索算法(所有快件点使用物流车派送)进行对比, 来验证无人机-车协同作业的优越性, 即本文算法的有效性。实验采用的数据一共 101 个快件点, 无人机架数固定为 3 架, 划分不同的轻件比例进行实验测试, 得到实验数据见表 1。

表1 传统配送与无人机协助配送对比结果

Tab. 1 Traditional delivery VS UAV assisted delivery

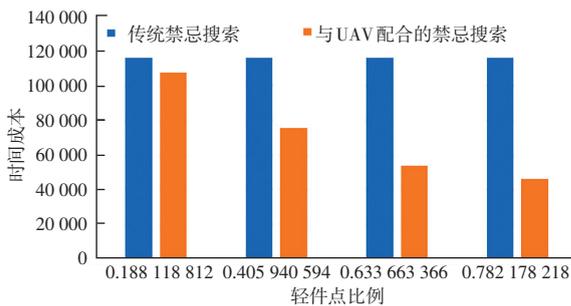
对比结果	第一组		第二组		第三组		第四组		
	重件点	轻件点	重件点	轻件点	重件点	轻件点	重件点	轻件点	
	82	19	60	41	37	64	22	79	
轻件点比例	18.8%		40.5%		63.4%		78.2%		
传统配送	时间成本(无量纲)								116 549.9
	行驶成本(无量纲)								857.184 3
无人机协助配送	时间成本(无量纲)	107 966.7	75 652.61	53 950.72			45 858.63		
	行驶成本(无量纲)	844.079 7	813.411 9	797.372 8			780.559 8		

本节实验根据表1和图2中(a)(b),可以明显看出,相较于使用传统禁忌搜索算法,本文的无人机-车协同作业算法在对快件点派送时的时间成本和行驶成本更小,这说明将无人机投入到物流运输行业是具有实际意义的,因此本文算法的有效性也得以证明。

径,通过实验证明了较之传统物流,本文所提出的算法在时间成本和行驶成本上具有更大的优势,说明将无人机投入到物流运输行业具有实际意义和巨大的应用前景。

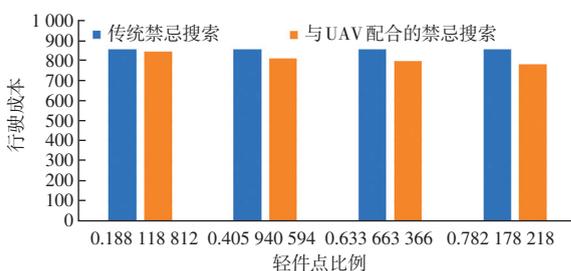
参考文献

- [1] DANTZIG G B, RAMSER J H. The truck dispatching problem [J]. *Management science*, 1959, 6(1): 80-91.
- [2] 段风华, 符卓. 有软时窗多车场开放式车辆路径及其禁忌搜索 [J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(36): 42-44.
- [3] PSARAFTIS H N. A Dynamic Programming Solution to the Single Vehicle Many-to-Many Immediate Request Dial-a-Ride Problem [J]. *Transportation Science*, 1980, 14(2): 130-154.
- [4] 周鲜成, 王莉, 周开军, 等. 动态车辆路径问题的研究进展及发展趋势 [J]. *控制与决策*, 2019, 34(3): 449-458.
- [5] ARMAS J D, BATISTA B M. Variable neighborhood search for a dynamic rich vehicle routing problem with time windows [J]. *Computers&Industrial Engineering*, 2015, 85(7): 120-131.
- [6] 张文博, 苏秦, 程光路. 基于动态需求的带时间窗的车辆路径问题 [J]. *工业工程与管理*, 2016, 21(6): 68-74.
- [7] SCHYNS M. Anantcolony system for responsive dynamic vehicle routing [J]. *European J of Operational Research*, 2015, 245(3): 704-718.
- [8] WANG J, NIU H. A distributed dynamic route guidance approach based on short-term forecasts in cooperative infrastructure-vehicle systems [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2018, DOI:10.1016/j.trd.2018.05.005.
- [9] 张杨, 黄庆, 卜祥智. 随机旅行时间局内车辆路径问题的模型及其算法 [J]. *管理工程学报*, 2006, 20(3): 82-84.
- [10] NUÑEZ A, SÁEZ D, CORTÉS C E. Hybrid predictive control for the vehicle dynamic routing problem based on evolutionary multiobjective optimization (EMO) [C]// Proc of the 17th World Congress Int Federation of Automatic Control. Seoul: The International Federation of Automatic Control, 2008: 13085-13090.
- [11] WOHLGEMUTH S, OLORUNTOBA R, CLAUSEN U. Dynamic vehicle routing with anticipation in disaster relief [J]. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2012, 46(4): 261271.



(a) 时间成本对比

(a) Comparison of time cost



(b) 行驶成本对比

(b) Comparison of driving cost

图2 传统配送与无人机协同配送对比

Fig. 2 Traditional delivery VS UAV assisted delivery

3 结束语

本文基于双目标优化原则,提出了无人机物流车协同配送场景,并提出了相应的解决算法。首先使用二次聚类算法对区域进行划分,随后采用改进禁忌搜索算法求解物流车行驶路径和无人机行驶路