

文章编号: 2095-2163(2019)04-0027-06

中图分类号: TP18

文献标志码: A

基于三支决策的无人机-车协同规划算法研究

刘委青, 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: 随着物流车、无人机技术的逐渐成熟以及在运输中的出众表现, 车辆与无人机协同作业的路径规划问题(VRPUAV)成为当前学术和工程界亟待解决的问题。本文基于车辆与无人机协同作业场景, 将运输问题划分为三粒度, 即“无人机数量为0”, “无人机数量不足”, “无人机数量充足”。采用蚁群算法和无人机物流车协同运输优化算法对3个子问题分别提出相应的解决策略; 最后通过仿真实验证明了算法在行驶成本与时间成本上的优化作用, 同时在运输物品总条件一定的前提下, 三类子问题的治略方案均能够正确求解出优化解, 且第2、3种场景较第1种, 第3种场景较第2种具有更优运输成本和客户等待时间成本, 充分证明了三支决策的合理和有效性。

关键词: 蚁群算法; 三支决策; 无人机物流车协同运输; 多目标车辆路径问题

Research on UAV-Car collaborative planning algorithm based on three-way decisions

LIU Weiqing, QU Mingcheng, WU Xianghu

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

[Abstract] With the gradual maturity of unmanned vehicles and unmanned aerial vehicle technology and outstanding performance in transportation, the route planning problem (VRPUAV) of vehicles and drones cooperation has become a problem that needs to be solved in the current academic and engineering fields. Based on the collaborative operation scenario of vehicles and drones, the paper divides the transportation problem into three granularities, namely, “the number of drones is 0”, “the number of drones is sufficient,” and “the number of drones is insufficient”, and uses ant colony algorithm and the cooperative optimization algorithm of drone and unmanned vehicle to propose corresponding solutions to each of the three sub-problems. Finally, simulation experiments are conducted to verify the optimization effect of the algorithm on driving cost and time cost. Under a certain premise, the governance solutions for the three sub-problems can correctly solve the optimal solution, and the second and third scenarios have better transportation costs and customer waiting time than the first and third scenarios is also better than the second in the similar variables. The cost has fully proved the reasonableness and effectiveness of the three-way decisions and treatment.

[Key words] ant colony algorithm; three-way decisions; UAV logistics vehicle coordinated transportation; multi-depots vehicle routing problems

1 研究概述

1.1 带无人机的车辆路径问题

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)是在现代物流配送领域具有重大研究意义的一类问题。目前来说, 对于单车场车辆路径问题研究已然取得了较为可观的研究成果^[1]。

对于多车场车辆开放式车辆路径问题(Multi-Depot Open Vehicle Routing Problem, MDOVRP)的研究也逐渐增多^[2]。陈美军等人^[3]提出了自适应的最大-最小蚁群算法来解决多约束下多车场车辆路径问题(Multi-Depots Vehicle Routing Problem

with Multiple Constraints, MDVRPMC), 同时在车辆行驶路径长度方面进行了优化。

而对于时间成本的优化, 王征等人^[4]提出的变邻域搜索算法取得了实质性的提高。曾正洋等人^[5]在应急物流中的累计时间式多车场车辆路径问题中提出的多起始点变邻域下降快速求解方法对客户累积等待时间成本也起到了一定程度的优化作用。凌海峰等人^[6]提出的结合K-means与细菌觅食算法改进的蚁群算法对带软时间窗的多车场开放式车辆调度问题(Multi-Depot Open Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows, MDOVRPSTW)也在相当程度上优化了算法效率。

作者简介: 刘委青(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 群组智能、无人机-车协同规划算法、群组智能; 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: 2019-05-31

随着无人技术的日益发展,众多国内外物流公司已陆续开始将无人技术应用到运输行业中。亚马逊、谷歌等公司于业界最早提出研发无人机空管系统的计划,并于2016年利用无人机首次完成货物送达任务。而在2017年又领先提出利用地面车辆与空运无人机协同运输的货物运输方式^[7]。然而随着无人驾驶技术日益发展和无人机在快递行业的拓展应用,此前对于车辆路径问题的求解方法也已显出一些不足,无人技术使得车辆路径问题有了更好的求解方法。

但是经研究可知,目前学术界对于无人技术在车辆路径问题研究较少。其中,Luo等人^[8]采用启发式优化算法对区域内单车载无人机与地面车辆执行巡航任务的路线问题提出了优化方法,Yu等人^[9]利用单无人机与移动充电车辆协同配合解决了区域内点遍历任务的广义旅行商问题(Generalized Traveling Salesperson Problem)模型向TSP(Traveling Salesperson Problem)问题模型的转化。然而这些文献主要目标拟在实现对区域内点的访问任务研究,并没有考虑无人机的承载能力和货物运输能力。为此,本文提出了一种新的研究场景:利用无人机和物流车协同运输完成对区域内各点的货物送达任务,即带无人机的车辆路径问题(Vehicle Routing Problem with Unmanned Aerial Vehicle, VRPUAV)。并借鉴二级车辆路径问题的解决思路对VRPUAV问题提出了解决方法。

1.2 三支决策

三支决策是由姚一豫教授提出的对于复杂问题求解典型方法之一^[10]。该方法的主要思想为“三分而治”,按照分治法将复杂问题转化为3个规模较小的问题,有针对性地解决3个小问题,从而提高决策质量,减少决策成本和降低决策时间。“三分”将全局“一”划分成“三”个独立的部分,即“一分为三”。“治略”针对各个部分开发相应的治理策略,以达到解决问题的成本最小化或利益最大化。

在VRPUAV问题中,系统性能与无人机的运输能力密切相关,而无人机运输能力与天气、损坏情况密切相关。例如在天气较差,能见度较低时,无人机不能完成飞行任务。而当无人机损坏,或者定期保养时,会导致无人机数量不足。只有当天气正常,所有无人机均无损坏情况时,方可正常飞行。所以无人机运输能力同样也涉及到3个粒度的问题。本文中,在该领域首次提出基于三支决策理论解决无人机物流车协同运输的优化算法,结合三支决策的

“三分而治”的基本思想,将无人机的运输能力作为分治的依据,将问题三分为“无人机数量为0”、“无人机数量充足”、“无人机存在且不足”三个子问题,针对这三个部分提出相应的治理策略实现等待时间成本和行驶成本的最小化。并通过实验数据证明了本文方法的有效性。对此拟展开研究论述如下。

2 带无人机协助运输的快件运输算法

2.1 VRPUAV问题描述

本文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 个快件收货点进行快递分发,且 m 个快件收货点上需要送达的总重量不同;同时根据无人机的最大配送重量 K 将快件收货点划分为重件点和轻件点。其中,无人机可完成轻件点的快递送达,物流车可完成任意快件点的送达任务。对于各个快件点而言,均具备最晚送达时间的不同要求和超时惩罚系数 pun_i 。每个快件点的时间成本为其超时时长 $T * pun_i$ 。物流车携带区域内所有快件和 $n(n \geq 0)$ 架无人机从快件分发中心出发,协同运输,以最小的行驶代价和最小的总时间成本,完成区域内所有快件点的送达任务。最后均回到快件分发中心。

2.2 求解过程

由于无人机有着最大配送半径的耐力限制,需要不断地往返于物流车进行充电,假设无人机可以直接更换电池后再次开始下一快件点的访问,且其时间忽略不计。这是一类二级车辆路径问题的变形,其中二级交通工具无人机的行驶路径是建立在物流车的行驶基础之上,因此借鉴二级车辆路径问题的求解思路,将区域内物流车和无人机行驶路径进行分层次求解。

由于无人机飞行速度较快,以空间直线距离行驶,不受地面交通状态影响,且单位行驶成本远低于物流车,因此要充分发挥无人机的配送优势。并根据此原则,依据无人机的数量,采用三支决策的主要思想,将问题整体分为3个部分,而且根据三分的结果,有针对性地设计策略和动作,达到成本的最小化。在本文中,由于无人机数量不同时,需要采取不同的处理策略,因此研究将无人机数量作为分治的依据。将问题划分为“无人机数量为0”、“无人机数量充足”、“无人机数量存在且不足”,并采用不同的策略进行解决,以达到行驶成本和时间成本的最小化。问题分治求解流程如图1所示。对以上3个子部分的处理策略可做阐释分述如下。

(1)如果无人机数量为0,将所有快件点归为重件点,直接调用蚁群算法求解物流车行驶路径,得到时间成本和行驶成本。

(2)如果无人机数量充足,先调用蚁群算法求解物流车关于物流车送达点的行驶轨迹,然后调用无人机物流车协同运输算法求解无人机的飞行轨迹,得到时间成本和行驶成本。

(3)如果无人机数量不足,动态调整快递任务,改变重件点和轻件点的比例,减轻无人机的运送压力。对于所调整的比例,每次调用蚁群算法求解行驶轨迹和无人机物流车协同运输算法求解行驶轨迹和飞行轨迹。并计算行驶成本和客户等待时间成本。不断调整,直到行驶成本和等待时间成本达到最优为止。

流车的行驶路径。

由于无人机需要从物流车上携带快件出发,飞往轻件点,成功送达后返回物流车。不断往返,直到左右轻件点上快件送达完毕,这样的协同运输方式使得无人机飞行路线的求解需要建立在物流车的行驶轨迹之上。在已知物流车行驶路径的前提下,需要根据无人机飞行速度,物流车行驶速度、当前路段路况等参数关于区域内各个已知位置和重量的轻件点对无人机飞行路线进行规划。求得每次无人机飞行路线的起飞点和降落点,以及此次飞行路线中完成送达的轻件点。在此基础上,可研究推得设计算法如下。

算法1 计算无人机关于轻件点的飞行路线

输入 重件点集合 $heavy = \{B_1, \dots, B_k\}$, 无人机速度 $flight_s$, 物流车速度 car_s , 无人机数量 num , 轻件点集合 $light = \{q_1, q_2, \dots, q_m\}$; 路网信息矩阵 G , 直接道路信息(起始路口, 终止路口, 路径长度 L , 拥塞系数 u)

输出 无人机对区域中所有轻件点的飞行路线, 物流车行驶时间, 重件点送达时间, 轻件点送达时间

步骤1 初始化, 根据蚁群算法求得物流车对于重件点的行驶次序, 根据 Dijkstra 算法得到物流车的行驶轨迹 $A[N] = \{p_1, \dots, p_n, p_1\}$; 其中, p_i 代表的是具体的路口点。

步骤2 对各个轻件点依照物流车行驶轨迹, 进行大致预处理, 进行路段分配, 指定各个轻件点的起飞和降落路段。并计算各个轻件点到物流车行驶轨迹的最短距离, 以及各个轻件点相对于行驶路径的单独起飞点和降落点。研发代码详见如下。

for $i \leftarrow 1$ to $|light| // |light|$ 为轻件点
 for $j \leftarrow 1$ to $N - 1$
 if $(\text{minimal} \{distance(q_i, p_j, p_{j+1})\} = \text{true}) k \leftarrow j$; // 找到距离 q_i 最近的直接道路

$d \leftarrow distance(q_i, p_k, p_{k+1})$; // d 为 q_i 与直接道路 $e_k = (p_k, p_{k+1}, L, u)$ 的距离

q_i 降落点 $q_i.end$ 为直接道路 $e_k = (p_k, p_{k+1}, L, u)$ 上距离 q_i 最近的点

q_i 起飞点 $q_i.start$ 满足如下等式:

$$\frac{d + (q_i \text{ 到 } q_i.start \text{ 的直线距离})}{flight_s} = \frac{(q_i.end \text{ 到 } q_i.start \text{ 的道路距离}) * u}{car_s}$$

步骤3 根据各个轻件点的降落点进行排序。

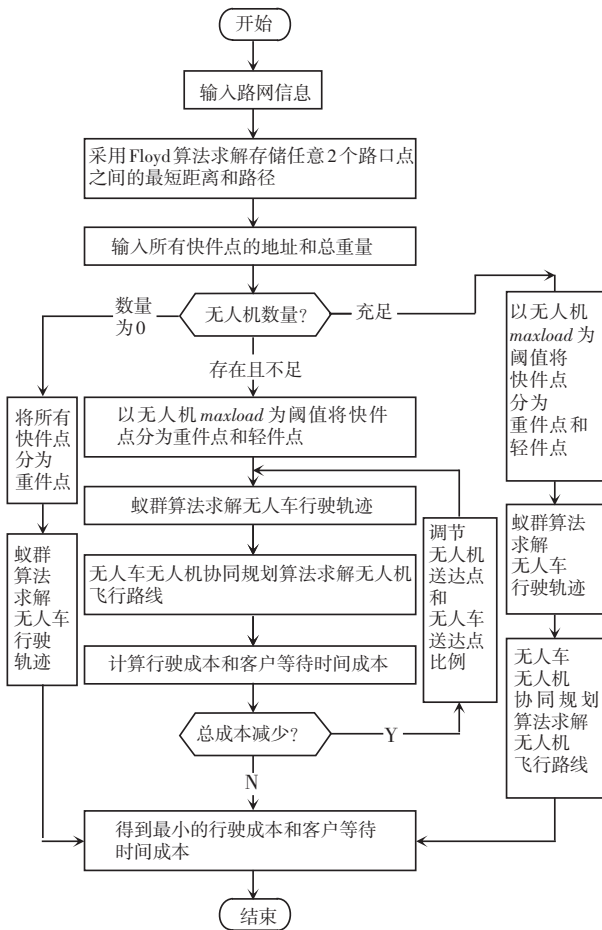


图1 问题分治求解流程

Fig. 1 Problem division and the process of solution

2.3 无人机配送路径规划算法

在该区域中,物流车将由快件中心出发,对各个重件点依序进行访问,最后回到快件中心,这是一个典型的 NP-hard 的问题。因此采用启发式搜索算法完成路径求解,本文采用蚁群算法来规划求出物

步骤4 根据各个轻件点的配送重量和无人机最大载重,对邻近轻件点飞行路径进行合并。并计算合并后飞行路径的起飞点和降落点。研发代码详见如下。

for $i \leftarrow 1$ to $|light| - 1$

if 当前无人机数量为 0,等待 i 点之前最先降落的无人机 $f, f.start \leftarrow f.end$

else 从空闲无人机中随机选择 $f, f.start \leftarrow q_i.end$

for $j \leftarrow i + 1$ to $|light|$

if $(q_i.w + q_j.w \leq K)$ // 如果两轻件点重量之和小于无人机最大载重

$q_i.w \leftarrow q_i.w + q_j.w$

$f.end \leftarrow q_j.end$

$j++$

else

$i \leftarrow j + 1$

$j \leftarrow i$; break;

步骤5 根据无人机数量和合并飞行路径,调整合并飞行路径起飞点和降落点。此次调整要满足使得物流车等待时间最小以及无人机飞行成本有限增加的原则。

步骤6 计算物流车等待时间,以及各重件点超时配送成本和轻件点超时配送成本,计算无人机飞行成本以及物流车行驶成本。

在给定区域中,已知物流车的行驶轨迹和轻件点分布的位置如图2中(a)所示;且已知无人机数量为1;调用无人机-物流车协同运输优化算法;首先对于(a)中所有轻件点,离其最近的直接道路,并算出无人机对其单点配送的飞行降落点,如图2中(b)所示。对于各个轻件点单点配送的飞行降落点计算无人机

对其进行单点飞行的起飞点,如图2中(c)所示。计算各个轻件点单点飞行的起飞点和降落点与车辆出发点的距离。并根据距离从小到大进行排序。根据排序后的结果和各个轻件点的重量对各个轻件点的单点飞行路径进行合并得到合并的飞行路线,如图2中(d)所示。由于当前无人机数量为1,所以每执行一次飞行任务时,就要等待上一次飞行路线结束。从而调整无人机起飞点和降落点得到最终的飞行路线如图2中(e)所示。

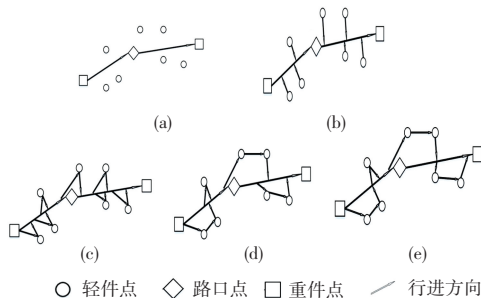


图2 无人机飞行路线求解示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the flight path of the UAV

3 实验结果与分析

3.1 实验平台与参数选取

本实验在处理器为 Intel (R) Core (TM) i5-3337U CPU@1.80 GHz 1.80 GHz,安装内存为 4.00 GB 的 64 位 Windows 系统上进行,实验环境为 Visual Studio 2016。并设定无人机速度与物流车速度比为 1.5:1,无人机单位行驶成本与物流车单位行驶成本为 1:5,无人机最大载重为 18。随机生成路网信息,随机生成若干组快件点的数量及其重量的实验数据见表 1。

表1 实验数据

Tab. 1 Experimental data

组号	第一组	第二组	第三组	第四组	第五组	第六组	第七组	第八组
快件点数	77	115	150	188	217	181	144	172

本实验以时间成本和行驶成本为判别依据,首先将带无人机的车辆路径问题和传统的车辆路径问题进行对比,验证无人机物流车协同运输优化算法的优势。随后,根据三支决策思想对带无人机的车辆路径问题所划分出的 3 个粒度,运用本文提出的对应的算法策略予以实现,观察是否能够得到 3 个子问题的优化解。最后,针对同一组数据,分别运用“无人机数量为 0”、“无人机数量充足”、“无人机数量不足”三个子问题中的策略进行求解,并对结果

加以比较分析,证明应用三支决策思想求解 VRPUAV 问题优化解的正确性。

3.2 无人机无人车协同运输算法优势验证实验

为了验证无人机无人车协同运输方式的优势,使用表 1 中前五组数据进行实验,与传统的蚁群算法(将所有快件点视为重件点)进行比较,以期能够获得服务时间成本和行驶成本的降低。

在协同运输算法中,无人机数量设置为 1,划分不同比例的快件点为轻件点,得到实验数据见表 2。

表 2 传统蚁群与无人物流车协同运输对比结果

Tab. 2 Ant colony VS drone unmanned vehicle coordinated transportation

对比结果	第一组		第二组		第三组		第四组		第五组	
	重件点	轻件点	重件点	轻件点	重件点	轻件点	重件点	轻件点	重件点	轻件点
	66	11	85	30	118	32	147	41	172	45
轻件点比例	14.29%		26.09%		21.33%		21.81%		20.74%	
传统蚁群	时间成本	1 073 322.677 00	1 558 923.298 00	2 343 243.939 00	3 944 155.609 00	4 968 258.925 00				
	行驶成本	19 313.040 00	22 648.000 00	26 550.200 00	31 314.000 00	33 900.000 00				
协同运输	时间成本	1 036 493.139 00	1 424 407.768 00	2 249 596.078 00	3 579 578.157 00	3 846 336.020 00				
	行驶成本	17 965.439 92	22 301.757 09	26 176.852 36	29 714.939 58	31 327.431 04				

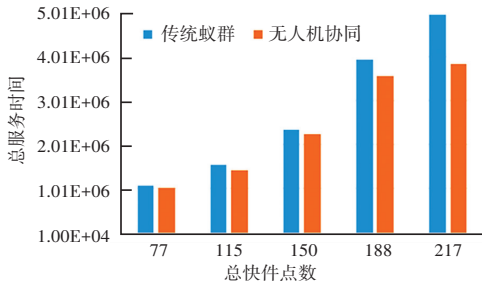
根据表 1、表 2 数据可得图 3。从图 3(a)、(b) 中可以看出,对于表 1 中第一到第五组实验数据,分别使用蚁群算法和无人机无人车协同运输算法时,后者服务时间成本和行驶成本均小于传统的蚁群算法所求得的结果,且算法优化作用随着快件点数增加而逐渐增大,与预期相符。证明了无人机无人车协同运输优化算法相比于传统蚁群算法在时间成本和行驶成本上的优化作用。

0 的情况,区域内所有快件点均为重件点,采用蚁群算法进行求解。对于无人机数量充足时,重件点数量为 74,轻件点数量为 98。采用无人机无人车协同运输优化算法,最少用 5 架无人机数量时可得到优化解。对于无人机数量不足时,设定无人机数量为 2,通过任务调整,将重件点数量设为 93,轻件点数量设为 79 后可得到优化解。三支决策对比实验结果见表 3,三支决策对应子问题的优化解如图 4 所示。

表 3 三支决策对比实验结果

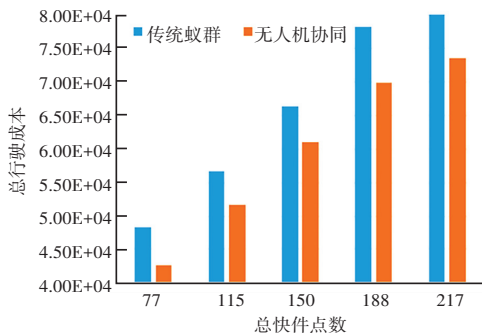
Tab. 3 Comparison of three-way decision experiments

	无人机数量为 0	无人机数量不足	无人机数量充足
行驶成本	70 763.8	57 922.957 91	57 082.483 13
时间成本	3 625 293.56	2 565 673.589	2 496 947.099



(a) 总服务时间结果对比

(a) Total service time results comparison



(b) 总行驶成本结果对比

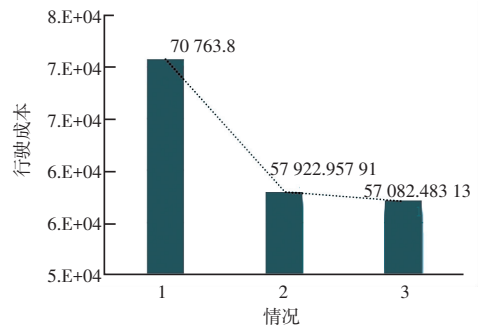
(b) Total driving cost results comparison

图 3 传统蚁群 VS 无人机无人车协同运输

Fig. 3 Ant colony VS drone unmanned vehicle coordinated transportation

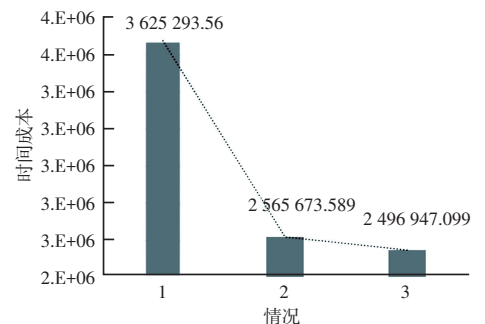
3.3 三支决策对比实验

对于表 1 中第八组数据,总快件点数为 172。随机散落在所构建的路网中,并采用所规定的实验参数。初始时,将重件点划分阈值 K 定为 18。分别执行“无人机数量为 0”、“无人机数量充足”、“无人机数量不足”三个粒度下的求解算法。对于无人机数量为



(a) 行驶成本

(a) Driving cost



(b) 时间成本

(b) Time costs

图 4 三支决策对应子问题的优化解

Fig. 4 The optimal solution of the three-way decision sub-problems

需要指出,在图4中,情况1、2、3分别表示“无人机数量为0”、“无人机数量不足”和“无人机数量充足”。由表3各子问题优化解可知,对于VRPUAV问题的求解,结合三支决策思想对问题进行划分,可以得到对应子问题的优化解。并且由图4中(a)和(b)可知,对于“无人机数量充足”和“无人机数量不足”,其时间成本和行驶成本均优于“无人机数量为0”的情形。在无人机数量不足时,可将重点阈值由18调整为16,从而得到接近于无人机数量充足时的优化解。实验结果符合实验预期,证明了三支决策应用的正确性。

3.4 实验总结

本文基于表1中随机生成的数据,共进行了4组实验。先是在无人机无人车协同运输算法优势验证实验中,由图4中数据可知,无人机无人车的协同运输算法(UAV数量为2时)相较于传统的蚁群算法,服务时间成本平均降低了4.52%,行驶成本平均降低了9.58%。这充分证明了无人机无人车协同运输方式相比于传统物流运输方式的优势。接着,在三支决策对比实验中,通过对3个粒度下实验结果的分析,证实了三支决策思想在当前问题中应用的有效性。以上四组实验数据均符合预期目标,由此表明了本文结合三支决策思想解决VRPUAV问题的方法策略在时间成本和行驶成本上的优化作用。

4 结束语

本文针对单一配送中心周边的大规模快件配送问题,在传统物流的解决方式之上,加入无人技术的配送因素。首先以最小化行驶成本和时间成本为目标,借鉴二级车辆路径问题的解决方法,将区域内快件点进行划分,提出了带无人机协助运输的快件配送方法,采用蚁群算法和无人机配送路径求解算法分别求解物流车行驶路径和无人机飞行路径。并通

过实验证明了与传统物流相比,无人机物流车协同运输方式在行驶成本和时间成本上的优势。随后结合三支决策的基本思想,将问题分解为“无人量为0”、“无人机数量充足”、“无人机存在且不足”三个粒度,并提出用蚁群算法,无人机物流车协同运输优化算法,和任务调整的算法和策略在三个子问题中得到了最优解。最后用实验数据证明了本文所提出的结合三支决策解决VRPUAV问题算法策略的正确性。

参考文献

- [1] SCHEUERER S. A Tabu search heuristic for the truck and trailer routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2006, 33(4):894-909.
- [2] MONTOYA-TORRES J R, FRANCO J L, ISAZA S N, et al. A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 79:115-129.
- [3] 陈美军, 张志胜, 史金飞. 多约束下多车场车辆路径问题的蚁群算法研究[J]. *中国机械工程*, 2008, 19(16):1939-1944.
- [4] 王征, 张俊, 王旭坪. 多车场带时间窗车辆路径问题的变邻域搜索算法[J]. *中国管理科学*, 2011, 19(2):99-109.
- [5] 曾正洋, 许维胜, 徐志宇, 等. 应急物流中的累计时间式多车场车辆路径问题[J]. *控制与决策*, 2014, 29(12):2183-2188.
- [6] 凌海峰, 谷俊辉. 带软时间窗的多车场开放式车辆调度[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(14):232-239.
- [7] 21世纪网. 今天,刘强东重磅宣布! 快递员慌了...[EB/OL]. [2018-02-28]. <https://view.inews.qq.com/a/20180228A0I7SG00? fro>.
- [8] LUO Z, LIU Z, SHI J. A two-echelon cooperated routing problem for a ground vehicle and its carried unmanned aerial vehicle[J]. *Sensors*, 2017, 17(5):E1144.
- [9] YU K, BUDHIRAJA A K, TOKEKAR P. Algorithms and experiments on routing of unmanned aerial vehicles with mobile recharging stations[J]. *Journal of Field Robotics*, 2018, 36(3):602-616.
- [10] YAO Yiyu. An outline of a theory of Three-Way Decisions [M]//Rough sets and current trends in computing. RSCTC 2012. *Lecture Notes in Computer Science*, Berlin/Heidelberg: Springer, 2012, 7413:1-17.
- [8] ANH L T, ARKHIPOV M Y, BURTSEV M S. Application of a hybrid Bi-LSTM-CRF model to the task of Russian Named Entity Recognition [M]// FILCHENKOV A, PIVOVAROVA L, ŽIŽKA J. *Artificial intelligence and natural language. AINL 2017. Communications in Computer and Information Science*. Cham: Springer, 2017, 789:91-103.
- [9] HUANG Zhiheng, XU Wei, YU Kai. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging [J]. *arXiv preprint arXiv:1508.01991*, 2015.
- [10] 杨锦锋, 关毅, 何彬, 等. 中文电子病历命名实体和实体关系语料库构建[J]. *软件学报*, 2016, 27(11):2725-2746.
- [11] LAFFERTY J, MCCALLUM A, PEREIRA F. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data [C]//Proc. 18th International Conf. on Machine Learning. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, 2001: 282-289.

(上接第26页)