

何杏宇,王威,杨桂松,等. 面向实时环境的车机协同包裹配送路径规划[J]. 智能计算机与应用,2024,14(7):10-19. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240702

面向实时环境的车机协同包裹配送路径规划

何杏宇^{1,2}, 王威¹, 杨桂松¹, 贾明权³

(1 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093;

3 中国西南电子技术研究所, 成都 610036)

摘要: 针对借助中转点进行跨区域包裹配送的路径规划问题, 现有规划方法大多忽略了中转点处实时环境变化对配送效率的影响, 本文提出了一种面向中转点实时环境的车机协同配送路径规划方法。该方法考虑了中转点之间的车辆和无人机的流量与简单环境参数, 并将这些参数结合各自到中转点的路段距离来分别计算车辆与无人机的配送成本。考虑到无人机能量与配送截止时间等约束, 该方法建立了以最小化配送成本为目标的数学模型, 并在两阶段求解, 在第一阶段使用遗传算法求解包裹由车辆配送的路径, 在第二阶段搜索出包裹由无人机配送的路径。仿真实验表明, 所提出的方法能够有效地降低包裹配送成本, 提高配送成功率。

关键词: 中转点; 跨区域包裹配送; 路径规划; 实时环境; 车机协同

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0010-10

Route planning of parcel distribution based on vehicle-UAV cooperation in real-time environment

HE Xingyu^{1,2}, WANG Wei¹, YANG Guisong¹, JIA Mingquan³

(1 School of Optic-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2 College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 3 Southwest China Institute of Electronic Technology, Chengdu 610036, China)

Abstract: Aiming at the problem of route planning for cross-regional parcel delivery by means of transit points, most of the existing planning methods ignore the impact of real-time environment changes at transit points on distribution efficiency. Therefore, a route planning method for vehicle-machine cooperative distribution oriented to real-time environment of transfer point is proposed. In this method, the flow of vehicle and UAV between transit points and simple environmental parameters are considered, and these parameters are combined with the road distance from each transit point to calculate the distribution cost of vehicle and UAV respectively. Considering the constraints of UAV energy and delivery cutoff time, a mathematical model aiming at minimizing delivery cost was established and solved in two stages. In the first stage, genetic algorithm is used to solve the path of parcel delivery by vehicle, and in the second stage, the path of parcel delivery by UAV is searched. The simulation results show that the proposed method can effectively reduce the delivery cost and improve the delivery success rate.

Key words: transit point; cross-regional parcel delivery; path planning; real-time environment; vehicle-uav collaborative

0 引言

网上购物的兴起, 产生了大量的包裹配送需求, 促进了物流行业的持续发展^[1]。网上零售研究表

明, 大多数消费者更倾向于即时购买, 并期望尽快获得商品, 因此越来越多的物流企业开始提供包裹当日配送服务, 以吸引更多的客户流量。但由于大部分消费者所购买的商品距离自身较远, 往往跨越城

基金项目: 国家自然科学基金(61802257, 61602305); 上海市自然科学基金(18ZR1426000, 19ZR1477600)。

作者简介: 何杏宇(1984-), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 物联网和移动群智计算; 王威(2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 车辆与无人机配送路径规划, 群智计算; 贾明权(1982-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 先进智能计算。

通讯作者: 杨桂松(1982-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 物联网与普适计算。Email: gsyang@usst.edu.cn

收稿日期: 2023-04-10

市中几个地理区域,若使用企业固有的配送资源将耗费大量的人力物力,由于包裹配送距离较远,包裹配送过程中所面对的环境会随时间变化,为降低跨区域包裹配送成本带来挑战。

为降低使用企业固有资源配送的成本,众包车辆的出现为跨区域包裹配送带来新的前景^[2]。与传统企业固定车辆配送不同,众包车辆利用城市环境中的车辆进行包裹配送^[3]。文献[4]根据乘客与包裹到目的地的轨迹进行拼车,使车辆在送客的同时完成包裹配送;文献[5]则提出使用出租车进行包裹配送。虽然众包的产生避免了企业对固有车辆的投入,但利用车辆进行一次性远距离包裹交付仍然会产生较高的成本。为此,一些研究者开始关注区域中能够暂时存储包裹的中转点,使包裹在中转点之间进行接力交付,实现包裹的远距离配送。文献[6]将区域中的超市作为包裹的中转点,根据出租车在中转点之间的流量信息以及包裹在中转点处的等待时间,规划包裹经过中转点的交付路径;文献[7]利用公交车进行包裹配送,将公交站点作为中转点,根据公交车的空闲容量与到达公交站点的的时间,规划出包裹的配送路径;文献[8-9]根据不同车辆通行轨迹的汇合点作为中转点,使包裹进行接力配送。

虽然众包车辆配送降低了企业配送成本,但使用车辆配送仍受地面环境影响。无人机以其不受道路限制的优势被应用于配送领域,例如,文献[10]规划基于城市道路网格交汇点的无人机包裹配送;文献[11]使用启发式算法规划无人机送餐配送;文献[12]规划无人机的医疗资源配送。但无人机能量有限,无法进行远距离配送,因此一些研究者使无人机从仓库出发,借助交通工具进行远距离配送。文献[13-14]提出无人机搭载公交车进行远距离配送,并规划出无人机携带包裹的配送路径;文献[15]提出无人机搭载火车进行配送;文献[16-17]考虑区域中存在能够为无人机提供充电的站点,基于充电站与搭载的车辆规划包裹交付路径。

本文分析发现,现有的跨区域包裹配送存在以下问题:

(1)对于使用中转点的众包车辆配送而言,在进行中转点的选择时,考虑中转点之间的时间跨度较大,导致在分析影响车辆配送的交通环境时,面临环境实时性不高的问题;

(2)对无人机跨区域配送而言,由于无人机需要搭乘车辆,难以发挥无人机不受道路限制的优势,

且无人机需要返回仓库,将增加企业的投入成本,降低了无人机的利用率。而随着无人机数量的增加,以及无人机续航能力的提高,无人机众包将成为现实,这意味在每个中转处存在能够将包裹配送至其他中转点处的无人机^[18]。

利用中转点处的无人机进行包裹配送能够降低成本,但这仍面临两个困难:

(1)当两个中转点之间的距离较远时,将不满足无人机飞行条件,因此只能根据交通环境情况,规划包裹经中转点由车辆交付的路径;

(2)在中转点处的环境实时变化,在不同时段的环境参数不同,需要根据变化的环境规划出适应环境的包裹配送路径。另外,车辆与无人机的特征空间不一致,使得在时变环境下很难统一求解规划路径,例如:车辆和无人机的载重、能耗等特征不一样,无人机不受道路环境限制,而车辆需要考虑实时交通环境带来的影响。

为此,本文提出一种面向中转点实时环境的车机协同包裹配送路径规划方法,借助区域中转点(如超市等),通过划分时段来获取中转点之间的车辆与无人机流量和简单气象参数,并结合两者在中转点之间的路段距离分别计算包裹由车辆或无人机配送的成本,以进行适应环境的低成本包裹配送。考虑到无人机能量约束与包裹截止时间等约束,本文建立了以最小总成本为目标的数学模型,并在两阶段求解。第一阶段,根据车辆到达中转点位置与所在的时段,获取车辆将包裹配送至其他中转点的通行时间成本,使用遗传算法规划出车辆完成包裹交付的路径;第二阶段,根据无人机能量与所面临的时段环境,搜索出包裹由无人机经中转点交付的路径。

1 系统模型与问题描述

1.1 系统模型

1.1.1 基本假设

由于本文主要关注包裹在中转点之间的配送路径,因此做出以下合理假设:

(1)不考虑无人机飞行过程中障碍物与偏移角度的影响,且无人机的飞行距离为直线距离;

(2)无人机的飞行速度初始为 v_U ,车辆在路段开始位置,时段 t_k 的正常平均通行速度为 v_k^t ;

(3)考虑到跨区域无人机能量限制,在满足无人机能量约束的前提下,当无人机位于中转点处时具有最大能量 E^U ;

(4) 本文假设在每个中转点处都存在能够配送包裹的车辆或者无人机;

(5) 假设本文考虑的中转点之间的环境因素为车辆与无人机流量以及中转点之间的简单气象参数因素。

1.1.2 时段划分与中转点定义

时段划分:为了进行实时环境的车辆路径规划, 本文将一天划分为 K 个等长的时段, 所有时段集合表示为 $t = \{t_1, t_2, \dots, t_K\}$, 其中第 k 个时段表示为 $t_k, 1 \leq k \leq K$ 。时段的划分有利于分析变化的环境, 从而选择出能够适应环境的车辆或者无人机参与配送包裹。

中转点定义:本文将区域中的超市作为中转点, 由于包裹在区域之间进行交付, 因此在区域中存在一组中转点集合 $CS = \{cs_1, cs_2, \dots, cs_M\}$, 其中第 m 个中转点表示为 $cs_m, 1 \leq m \leq M$ 。中转点的定义是为了避免包裹一次配送过高, 使包裹经过中转点进行接力交付。例如, 在图 1 中, 整个区域中存在 14 个中转点位置, 分别使用 cs_1 到 cs_{14} 表示, 这 14 个中转点分别位于不同的区域内, 表明包裹不仅在区域内部进行中转, 还将会在区域之间中转。

1.1.3 任务定义与场景描述

任务定义:在本系统中, 包裹任务 T_n 表示为一个四元组 $T_n = \{T_n^{st}, T_n^{ed}, t_n^{start}, t_n^{ed}\}$, 其中, T_n^{st} 表示包裹所在起点位置, T_n^{ed} 表示包裹所在终点位置, t_n^{start} 表示任务发布时刻, t_n^{ed} 表示截止时刻。根据已有研究, 若中转点 cs_m 附近 500 m 内含有包裹的起点 T_n^{st} 或者终点 T_n^{ed} , 则将该中转点作为包裹的起点或终点, 并规划包裹经中转点的配送路径, 因此路径是包含时段在内的中转点到中转点之间的序列, 中转点之间的包裹由无人机配送将被标记^[6-7]。

场景描述:本文利用中转点之间存在的车辆与无人机进行跨区域包裹接力配送, 以规划包裹的交付路径。如图 1 所示, 包裹的起点在 T_n^{st} , 配送至终点 T_n^{ed} 所在位置, 由于包裹的起点和终点距离较远, 因此需要将包裹在中转点之间进行接力配送。在图 1 中, 区域中存在中转点 $CS = \{cs_1, cs_2, \dots, cs_{14}\}$ 。由于包裹的起点 T_n^{st} 距离中转点 cs_1 较近, 因此将包裹的起点位置更新为 cs_1 , 当选择中转点进行接力时, 考虑到在当前时段 t_1 的 cs_1 到其他中转点之间的交通流量与距离, 例如: 虽然 cs_1 到 cs_2 的距离较近, 但交通流量大较为拥堵, 导致通行时间较大; 以及虽然 cs_1 到 cs_4 的通行时间较小, 但是到达 cs_4 后的后续

包裹的配送成本高。同时还需要计算由无人机将包裹从 cs_1 配送到 cs_2 的成本, 最终通过对比选择车辆配送包裹到中转点 cs_{11} , 配送成本更小。当在时段 t_2 到达中转点 cs_{11} 进行规划下一中转点时, 发现使用无人机进行包裹配送至中转点 cs_7 的成本更低。同理, 在时段 t_3 从中转点 cs_7 选择到 cs_8 时, 按照从 cs_1 到 cs_{11} 同样的方法。由于 cs_8 为路径终点, 最终形成包裹交付路径 $(cs_1, t_1) \rightarrow (cs_{11}, t_2) \rightarrow (cs_7, t_3) \rightarrow (cs_8, t_4)$, 其中 $(cs_1, t_1) \rightarrow (cs_{11}, t_2)$ 表示在中转点位置 cs_1 时段 t_1 选择车辆配送包裹到中转点 cs_{11} ; $(cs_{11}, t_2) \rightarrow (cs_7, t_3)$ 在中转点 cs_{11} 时段 t_2 使用无人机配送。

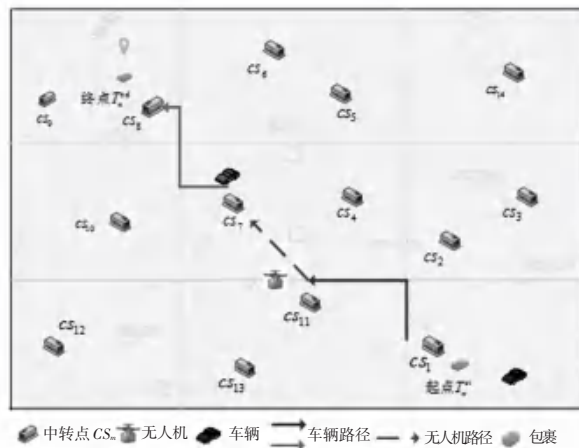


图 1 包裹跨区域配送路径图

Fig. 1 Cross-region package distribution route diagram

1.2 问题描述

本文旨在利用中转点之间的车辆或者无人机协同进行包裹的接力交付, 以在截止时间之前最小化包裹的配送成本。这将面临 3 个问题:

(1) 中转点之间实时变化的流量参数与简单气象参数将影响包裹配送的时间与成本;

(2) 需要根据实时环境参数, 分别计算车辆与无人机的配送成本, 以选择适合环境的参与者进行包裹交付, 从而发挥各自的配送优势;

(3) 车辆与无人机的特征空间不同, 在进行中转点规划时, 使用统一的线性规划方法难以求解, 且无人机能量有限, 还需要根据无人机的能量限制, 考虑某些中转点之间只能由车辆配送的情况。

2 车机协同路径规划模型

2.1 环境参数

1) 中转点之间流量参数

流量是影响车辆配送效率的重要因素之一。在

中转点 cs_m 到中转点 $cs_{m'}$ 的车辆流量越大,包裹在中转点处停留的时间越短,包裹成功率就越高。但当流量大到一定程度时,将会导致区域通行路段拥堵,包裹配送时间增加。本文使用 $TI_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k}$ 表示当前时段 t_k , 车辆从中转点 cs_m 到中转点 $cs_{m'}$ 的流量参数,使用线性回归预测时段 t_k 内该路段的流量参数,如公式(1)所示,无人机流量参数如公式(2)所示。

$$TI_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k} = \lambda_1 t_k + \zeta_1 \quad (1)$$

$$TI_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} = \lambda_2 t_k + \zeta_2 \quad (2)$$

其中, λ_1 和 ζ_1 表示车辆拟合的线性回归参数, λ_2 和 ζ_2 表示无人机拟合的线性回归参数。

2) 中转点之间的气象参数

气象参数是影响配送的重要因素,气象条件的恶劣程度直接影响着配送效率,例如,风速较强的天气不利于无人机配送包裹。另外,跨区域配送包裹的配送距离较远,就不得不考虑区域中转点之间随时间变化的气象参数。因此,本文使用 w_k 表示时段 t_k 天气因素恶劣程度参数,可以通过预测获得,分为9个等级,从1到10表示恶劣程度依次增加。本文的天气恶劣程度主要考虑为对车辆或者无人机配送速度的影响,对于车辆的配送速度而言,表示如公式(3)所示:

$$v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k} = \frac{v_V^k}{\ln(e + e^{w_k})} \quad (3)$$

其中, $v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k}$ 表示车辆 V 在时段 t_k 从中转点 cs_m 到中转点 $cs_{m'}$ 的通行速度, $\ln(e + e^{w_k})$ 表示天气恶劣程度对车辆的速度影响。对无人机而言,天气恶劣程度对其影响较大, e^{-w_k} 表示天气恶劣程度对无人机配送速度 $v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k}$ 的影响,表示为公式(4):

$$v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} = v_U \cdot e^{-w_k} \quad (4)$$

2.2 目标函数

1) 无人机飞行成本

若满足无人机能量与载重约束,使用无人机在时段 t_k 将包裹从中转点 cs_m 配送到中转点 $cs_{m'}$ 会产生对应的能耗成本 $Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k}$, 其成本计算为公式(5):

$$Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} = \frac{D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U \cdot P^U \cdot \text{cost}_U}{v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} \cdot e^{-(TI_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} + \sigma_1)^2}} \quad (5)$$

其中, $D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U$ 表示从中转点 cs_m 到中转点 $cs_{m'}$ 的直线距离,本文使用欧式距离; cost_U 表示每单位时间的能耗; P^U 表示每单位时间能量消耗的成本价格; σ_1 表示调节参数。

2) 车辆的通行时间成本

当车辆在时段 t_k 将包裹从中转点 cs_m 配送到中转点 $cs_{m'}$, 将产生燃料消耗成本 $Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k}$, 为了方便表示,使用 TI_{V_k} 替代 $TI_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k}$, 本文定义车辆单位时间的能耗价格 P^V , 车辆的燃料消耗成本表示为公式(6):

$$Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k} = \frac{P^V \cdot D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^V}{v_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k} \cdot e^{-(TI_{V_k}^{cs_m \rightarrow cs_{m'}} + \sigma_2)^2}} \quad (6)$$

其中, $e^{-(TI_{V_k}^{cs_m \rightarrow cs_{m'}} + \sigma_2)^2}$ 表示流量,越小则包裹等待时间长、越大则可能拥堵,都会导致成本增加, σ_2 表示调节参数。

2.3 数学模型建立

包裹 T_n 在中转点之间配送,由于包裹的起点和终点位置的中转点已知,本文将包裹 T_n 起点所在的中转点表示为 cs_n^{start} , 终点所在中转点表示为 cs_n^{end} , 去除这两个中转点的剩余中转点集合表示为 CE 。基于此,本文将建立以下数学模型:最小化包裹配送的总成本目标函数,如公式(7):

$$Z = \min \sum_{cs_m \in \{cs_n^{\text{start}}, CE\}} \sum_{cs_{m'} \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\}} [y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U \cdot Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k} + y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^V \cdot Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{V_k}] \quad (7)$$

其中, $y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U$ 表示从中转点 cs_m 配送到中转点 $cs_{m'}$ 是否由无人机配送,若为无人机配送则取值为1,反之为0;同理 $y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^V$ 表示是否由车辆配送,若是则为1,反之为0; $cs_m \in \{cs_n^{\text{start}}, CE\}$ 表示中转点从包裹起点开始出发。

条件约束式(8)表示如果中转点之间由无人机配送,则需要满足能量要求。

$$y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U \cdot \frac{D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U \cdot \text{cost}_U}{v_U} \leq E^U, cs_m \neq cs_{m'} \quad (8)$$

约束公式(9)表示包裹配送经过所有中转点的总时间要小于截止时间, $t_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^n$ 表示包裹 T_n 在两中转点之间的配送时间。

$$\sum_{cs_m \in \{cs_n^{\text{start}}, CE\}} \sum_{cs_{m'} \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\}} t_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^n \leq t_n^{\text{ed}} - t_n^{\text{start}}, \quad \forall cs_m \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\}, cs_m \neq cs_{m'} \quad (9)$$

约束公式(10)表示包裹 T_n 访问中转点的唯一性,即包裹从中转点 cs_m 进入,从 cs_m 出发。

$$\sum_{cs_m \in \{cs_n^{\text{start}}, CE\}} x_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^n = \sum_{cs_{m'} \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\}} x_{cs_{m'} \rightarrow cs_m}^n, cs_{m'} \neq cs_m \quad (10)$$

约束公式(11)、公式(12)表示决策变量的取值约束。

$$x_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^n, x_{cs_{m'} \rightarrow cs_m}^n \in \{0, 1\}, \forall cs_m \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\},$$

$$cs_{m'} \neq cs_m \quad (11)$$

$$y_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U, y_{cs_{m'} \rightarrow cs_m}^U \in \{0, 1\}, \forall cs_{m'} \in \{CE, cs_n^{\text{end}}\},$$

$$cs_{m'} \neq cs_m \quad (12)$$

3 启发式算法求解

3.1 第一阶段启发式遗传算法

遗传算法是解决路径规划问题的常用方法之一,具有快速的随机搜索能力和扩展性^[19-20]。算法的思路是模仿生物进化中优胜劣汰的过程,将问题的解建模为染色体集合,将解元素建模为染色体基因,并按照某种适应度规则选择出较优的个体,通过基因交叉、变异对个体进行重新组合,进而产生新一代个体的过程,重复这一过程,直到满足最优的求解目标为止。本文与仅规划车辆或者无人机路径不同,由于车辆与无人机的特征属性空间不同,需根据两者的不同属性分别进行求解。由于无人机的能量限制,使得包裹配送在某些中转点之间只能由车辆配送,难以规划出完整的仅由无人机交付的包裹路径。因此,需要先求解规划包裹由车辆进行中转点交付的路径,并在此基础上在搜索出满足无人机能量约束的包裹由无人机进行交付的路径。由于车辆路径受到道路交通环境影响,需要根据实时交通环境计算车辆的通行时间,并确定车辆到达下一中转点的时段。本文第一阶段求解车辆路径的算法如下:

1) 染色体编码及种群初始化

本文将所有的中转点编码为染色体的基因,与固定染色体基因编码不同,由于本文的中转点具有执行顺序,顺序不同,到达中转点的时间会发生变化,因此本文采用变长的染色体编码形式。由于包裹配送任务 T_n 具有起点和终点,且起点和终点所在位置分别对应不同的中转点,因此本文将配送包裹的起始中转点作为染色体的第一个基因,将终止中转点作为最后一个基因位置,然后将其他基因在这两个基因之间进行排列。3条染色体基因编码示例如图2所示,其中 cs_1 和 cs_5 分别表示起始中转点和终止中转点位置。

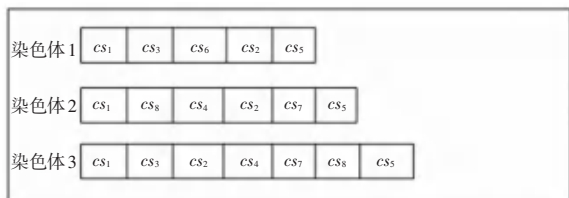


图2 染色体编码示例

Fig. 2 Chromosomal coding example

建立染色体编码规则后,本文系统建模将根据已知的区域中存在的中转点个数 $M - 2$ (除了包裹起终点外),随机生成长度为 l 的染色体,其中 $1 \leq l \leq M - 2$ 。在生成过程中,要求这 l 个基因互不相同,以保证每个中转点位置只被访问一次,还要求染色体上的 l 个基因随机排列。当染色体生成后,将根据起点基因所在时段,从前向后计算出车辆的通行时间与成本,并根据通行时间获得下一中转点所在时段,一直到终止中转点。若到达最后一个中转点时的时刻 t_{now}^V 超过任务的截止时间 t_n^{de} ,则该染色体为无效染色体,即求解失败。

2) 选择操作

选择操作是为了保存适应度大的染色体,淘汰适应度低的个体,以在下一代求解优化目标的过程中,通过交叉变异等操作产生新解,从而提高算法的全局搜索能力。本文中,由于任务具有截止时间,任务交付是否成功将作为适应度构建的重要部分。另外,考虑到交通环境实时变化,在中转点之间更高的车辆通行时间将导致更高的成本,并且中转点之间的直线距离过远不满足无人机飞行距离,将使中转点之间只能由车辆配送,不利于发挥无人机配送以降低成本的优势。因此,本文的计算个体适应度函数包括任务交付是否成功、染色体中两个相邻中转点之间的直线距离不满足无人机最大能量飞行距离占染色体路径段数的比例,以及相邻中转点通行时间较长占染色体路径段数的比例组成,本文使用 $Fit(CS_i)$ 表示染色体 CS_i 的适应度函数,如公式(13)所示:

$$Fit(CS_i) = \frac{AC_i \cdot count(TI) \cdot count(D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U)}{n} \quad (13)$$

其中, AC_i 表示任务是否成功完成,取值0或者1; n 表示染色体中基因之间的染色体路径段数,即包裹中转的路径段数; $count(TI)$ 表示在染色体中,基因之间车辆通行时间较长的段数; $count(D_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^U)$ 表示基因之间因距离太长,无人机无法飞行的路段数。

3) 交叉与变异操作

根据适应度函数计算出适应度值较高的个体,通过交叉变异操作以获得新的个体。首先从父代中选择若干对个体,在保证起点基因和终点基因不变的情况下,对中间的基因进行交叉,交叉分为切断交叉、单点交叉、多点交叉以及染色体内的交叉。切断交叉是在两个染色中截取不同的段,并将截取后的段嫁接在另一个染色体对应位置;单点交叉是分别

选中两个染色体的单个基因进行交叉互换;多点交叉是在单点的基础上进行多个交换;内部交叉为互换染色体内部位置。

染色体交叉过程如图 3 所示。染色体 1' 和 2' 表示经过染色体 1 和 2 交叉后的染色体。从切断交叉中不难看出,当两个染色体相关度较高时(基因重合度较高)交叉后,在同一条染色体中可能出现中转点重复访问的情况,这种情况将使交叉失败,因此在进行染色体随机交叉时,需根据两条染色体中

基因的重合度情况,选择合适的交叉方法。本文计算染色体相关度表示如公式(14)所示:

$$\rho(CS_i, CS_j) = \frac{\sum_{e \in E} 1}{e} - \frac{p}{|CS_i|} \cdot \frac{\sum_{e \in E} 1}{e} - \frac{q}{|CS_j|} \cdot \frac{\sum_{e \in E} 1}{e} \quad (14)$$

其中, $\rho(CS_i, CS_j)$ 表示染色体 CS_i 与染色体 CS_j 的相关程度; $|CS_i|$ 表示染色体 CS_i 的基因个数; p, q 分别表示在两个染色体中除了相同的基因外剩余不同基因的个数。

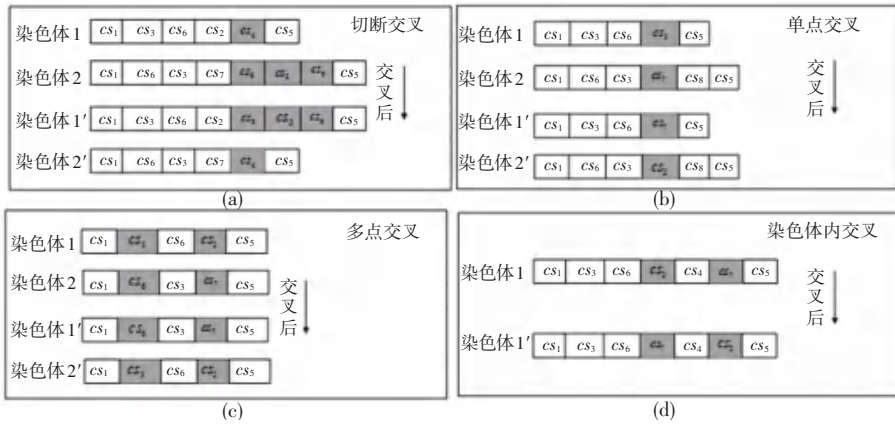


图 3 染色体交叉过程

Fig. 3 Chromosome crossing process

变异操作是为了避免算法陷入局部最优的操作,主要为选择染色体中的几个基因进行突变。在本文将中转点变成其他中转点,在变异时仍需注意,避免中转点重复访问。

3.2 第二阶段搜索无人机配送的路径

每次通过适应度值的计算选择包裹由车辆配送的路径后,对每个染色体 CS_i 使用局部搜索包裹在中转点之间符合条件的能够由无人机配送的路径,以降低成本。由于使用无人机替换车辆进行中转点的接力配送时,将会导致包裹到达所替换的中转点的时间改变,导致后续中转点配送时段发生变化。本文中保证任务在截止时间之前配送即可,包裹在中转点处可以等待。因此,本文将根据无人机替换车辆在中转点之间的配送情况,进行以下操作:

情况 1 从初始中转位置点开始,选择满足无人机能量约束所有中转点对,并计算使用无人机执行包裹在该中转点之间的配送成本 $Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k}$; 将 $Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^{U_k}$ 与车辆的执行成本 $Z_{cs_m \rightarrow cs_{m'}}^V$ 进行比较,若无人机成本小,则替换。当在一个染色体可行解中,有多条路径被无人机替换,则保持染色体中基因所在

的时段不变。本文定义衡量是否改变染色体中基因所在时段的参数,公式(15):

$$CH(CS_i) = \frac{r_U}{n} \cdot (1 - e^{cost_{new} - cost_{old}}) \quad (15)$$

其中, r_U 表示在搜索过程中,包裹可以由无人机执行配送的路段数量; $cost_{new}$ 表示包裹在中转点之间的配送由车辆替换成无人机后的新包裹配送成本; $cost_{old}$ 表示原仅由车辆执行配送的成本。

公式(15)表明,无人机替换路径越多,新路径成本越低,重新计算染色体中基因所在的时段将导致计算复杂,增加成本不确定性,故不改变原包裹在中转点配送所在的时段。

对应情况 1 的搜索无人机路径时,不修改中转点计算时段的情况如图 4 所示。图 4(a)表示染色体,中转点上方表示包裹从该中转点配送至下一中转点出发时所在时段,如包裹在时段 t_2 从中转点 cs_6 出发由车辆配送到下一个中转点 cs_7 ; 图 4(b)的二元组 (t_1, t_2) 表示无人机将包裹配送至 cs_6 的时段为 t_1 ,但包裹在 t_2 时段由车辆配送前往 cs_7 ,并到达 cs_7 的时段为 t_3 。由于配送跨越两个时段,则在计算车

辆通行时间时,参数取这两个时段的均值。

情况2 当无人机替换车辆路径较少,则可能存在根据无人机到达中转点的时间重新计算车辆后续到达中转点的成本,并继续搜索无人机路径,直至到包裹的终点。在形成新的路径后,取最小的规划方案保存。例如图5所示,当搜索无人机路径时,需重新计算包裹到达中转点的时间,因此从中转点 cs_1 开始,当发现由无人机配送包裹至 cs_6 会带来更小的成本,更新 cs_6 的出发时段由原来的 t_2 变为 t_1 。

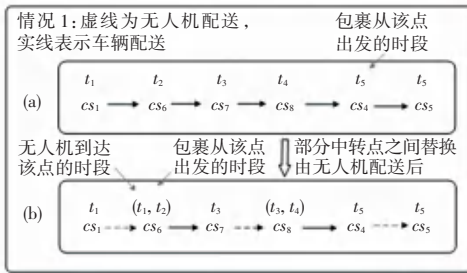


图4 搜索由无人机配送路径情况1图

Fig. 4 Search the delivery path by UAV 1diagram

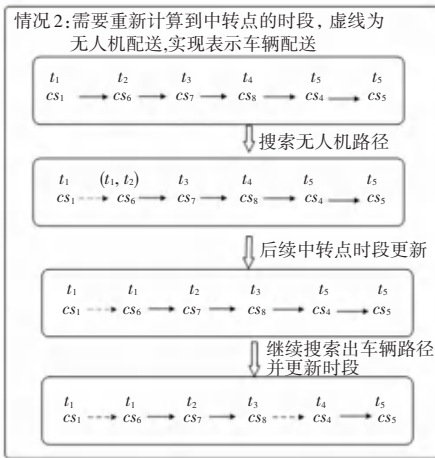


图5 搜索由无人机配送路径情况2图

Fig. 5 Search the delivery path by UAV 2diagram

3.3 算法实现伪代码

算法 协同包裹配送路径规划算法

输入 包裹起始中转点 cs_n^{start} ,终止中转点 cs_n^{ed} ,

除 cs_n^{start} 与 cs_n^{ed} 的中转点集合 CE ,总迭代次数 I_{iter} ,当前时段 t_k ,路径记录集合 vit

输出 含有到达中转点时段的中转点序列,且标记包裹由无人机配送的路段

1 初始化种群大小 S ,当前个体的数量 $i=0$,种群集合 SS ,令 $iter=0$

2 WHILE $i < S$:

3 随机生成长度为 l 的染色体个体 CS_i

4 从第一个基因所在时段 t_k 开始使用公式(6)计算到染色体 CS_i 下一个基因的通行时间成本,并根据通行时间获得到达下一个基因时所在的时段,依次计算直到到达最后一个基因位置

5 根据公式(13)计算该染色体个体 CS_i 的适应度值 $Fit(CS_i)$,将满足条件的个体加入到种群 SS 中

6 END WHILE

7 WHILE $iter < I_{iter}$

8 执行步骤2~6

9 WHILE $j < size(SS)$

10 使用第二阶段规划包裹由无人机配送的路径,搜索出满足无人机替换条件的路径后,保持各个基因所在的时段不变,将包裹由车辆配送的路径替换成无人机后,形成新染色体 CS'_j

11 对染色体 CS'_j 根据公式(15)计算是否需要更新基因所在时段重新计算路径成本,若不需要更新执行步骤12,需要更新则执行步骤13

12 将染色体中的基因与其所在的时段按顺序加入到集合 vit 中,并标记无人机路径,记录染色体 CS'_j 的路径执行成本 $costold$

13 若需要更新时段重新计算路径成本,则从第一个基因位置开始,搜索出可以由无人机替换的中转点路径,替换后从新计算包裹到达替换后中转点的时段

14 经无人机替换部分路径后的新染色体成本 $costnew$ 小于集合 vit 中的染色体成本 $costold$,则将该染色体更新到 vit 中,令 $costold = costnew$

15 END WHILE

16 将集合 SS 中的染色体按照定义规则进行交叉,变异生成新的染色体,并更新到集合 SS 中

17 $iter = iter + 1$

18 ND WHILE

19 由中转点与时段组成的包裹配送路径 vit ,其中标记包裹在中转点之间由无人机配送的路径

4 实验分析

为进一步验证本文所提出规划包裹路径方法的性能,进行仿真实验,为避免中转点生成分布过于密集,本文将根据设置中转点区域密度,在每个小区中随机生成中转点位置,随机生成任务的起点和终点位置,并按照正态分布生成车辆与无人机在路段的流量等相关参数。仿真实验中的主要参数设置见表1。

表1 参数设置

Table 1 Parameter settings

参数	取值范围
时段划分 L	48
中转点个数	[15-40]
无人机最大能量 E^U	160
每架无人机的速度 v_U	60/h
车辆每单位时间成本 P^V	0.5
无人机每单位能耗成本 P^U	0.2

4.1 对比算法

为了评估本文所提出的包裹配送路径规划算法的性能,本文引入基于最短路径优先的包裹路径规划算法和基于最小成本优先的包裹路径规划算法与本文所提出的算法进行比较。

最短距离优先算法是常见的路径规划算法之一,该方法考虑包裹在当前中转点到下一中转点的配送距离,并选择与包裹终点所在中转点方向上,最短距离的中转点作为包裹配送的下一个中转点。在本文中,执行该方法时需根据中转点之间的环境计算配送成本,并依据成本选择出两个中转点之间的车辆或者无人机配送包裹。

最小成本优先算法考虑的是包裹在中转点之间配送的成本。本文由于在中转点之间存在能够参与配送的车辆或无人机,因此该算法根据实时环境,计算出到相同中转点的车辆或者无人机的配送成本,以选择成本最小的参与者进行配送,同时将该最小成本作为包裹配送到中转点的成本,根据每个中转点的配送成本,选择最小配送成本的中转点作为包裹配送的下一中转点。

4.2 评价指标

1) 包裹平均交付成本

本文将包裹平均交付成本作为评价指标之一,包裹交付任务路径规划的目的在于降低配送成本,这也是本文的优化目标之一。本文将包裹平均交付成本表示为所有包裹交付成本与总包裹数量的比值,公式(16):

$$\text{包裹平均交付成本} = \frac{\text{所有包裹交付成本}}{\text{总包裹数量}} \quad (16)$$

2) 包裹交付成功率

本文将包裹交付成功率表示为能够在包裹截止时间内成功交付的包裹数量与总包裹数量的比值,取值范围为[0,1],公式(17):

包裹交付成功率 =

$$\frac{\text{包裹截止时间内成功交付的包裹数量}}{\text{总包裹数量}} \quad (17)$$

4.3 不同算法的性能比较

1) 中转点数量对包裹平均交付成本的影响

本文目的是使用中转点规划包裹配送的路径,为了说明中转点个数对包裹配送的影响,首先固定任务平均截止时间为4个小时,逐步增加区域中中转点的个数来评估不同算法的性能,如图6所示。从图6中可以看出,随着中转点数量的增加,包裹的平均交付成本下降,本文算法具有较低的包裹平均交付成本,因为最短距离优先算法选择中转点时,仅考虑当前包裹交付的最小距离,忽略了交付过程中车辆与无人机的包裹交付成本,存在距离小但包裹交付成本高的情况;最小成本优先则是仅考虑当前成本的影响,忽略后续包裹交付过程中的成本,从而导致包裹交付过程中,整体的交付成本较大。

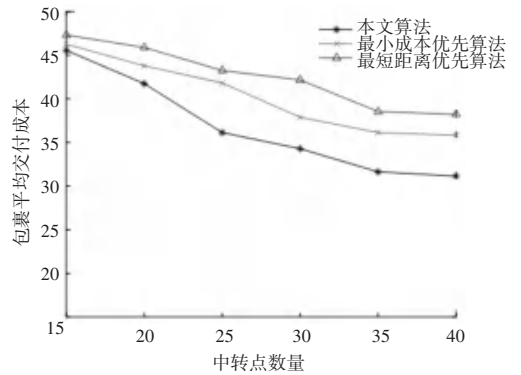


图6 中转点数量对包裹交付平均成本影响图

Fig. 6 Graph of the effect of the number of transfer points on the average cost of package delivery

2) 中转点数量对包裹交付成功率的影响

本文设置包裹截止时间均为4个小时,逐步增加区域中中转点的个数来评估不同算法的性能,如图7所示。本文算法交付成功率随中转点增加逐渐上升,其他两种算法增长缓慢。因为对于最短距离优先算法而言,选择包裹终点配送方向的中转点前进能够最快的到达包裹终点,但这将产生较大的配送时间成本,并且随着中转点增加,包裹选择的可能性增多,同时中转点之间的环境也影响着包裹的配送。对最小成本优先算法而言,选择成本小的中转点,将会导致后续成本的增加。因此,中转点数量增加时,并不能很明显的加大包裹配送的成功率。而对本文而言,中转点数量的增加,会产生更多的染色体个体,将探索更多可行的解空间,从而规划出优化路径,进而增加包裹交付的成功率。

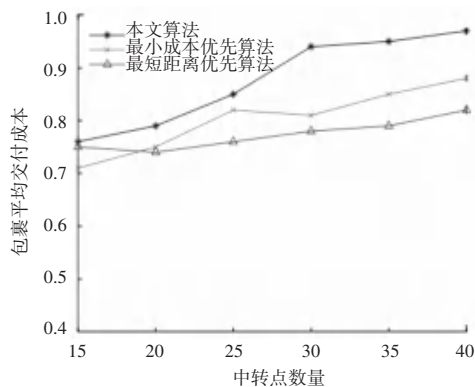


图7 中转点数量对包裹交付成功率的影响图

Fig. 7 Effect of the number of transfer points on the success rate of packages delivery

3) 包裹平均截止时间对包裹交付成本的影响

本文将中转点数量固定为20,逐步增加包裹配送的平均截止时间来评估不同算法的性能,情况如图8所示。随着时间的增加,包裹平均配送成本逐渐降低,因为本文的包裹在截止时间完成即可,包裹可以在中转点之间等待,随着时间的增加,3种算法有充足的时间配送包裹,能够有更多的时间探索包裹在其他时段配送的成本,从而降低了包裹的平均交付成本。从图8可以看出,本文算法具有更低的交付成本,这是因为其他两种算法只关注当前中转点的选择,忽略了当前选择对后续中转点选择的影响,从而产生较高的成本。

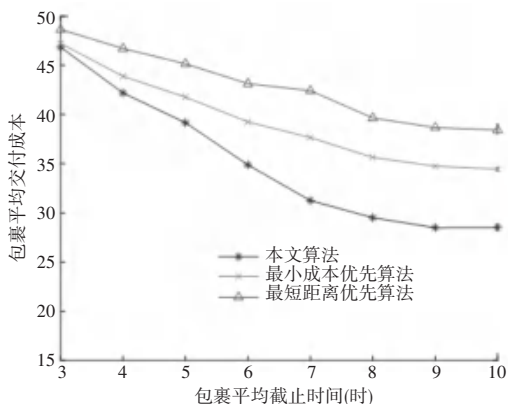


图8 包裹平均截止时间对包裹交付成本的影响图

Fig. 8 Effect of average delivery time on delivery cost of packages diagram

4) 包裹平均截止时间对包裹交付成功率的影响

本文固定中转点数量为20,逐步增加时间来评估本文算法性能如图9所示。随着包裹平均截止时间增加时,包裹的交付成功率逐渐增加,在7小时之

后3种算法交付成功率增加较为缓慢,但呈上升趋势。这是因为任务平均截止时间到达一定程度后,一些任务总能完成,但对于一些截止时间较短的包裹配送任务,则可能无法在包裹的截止时间之前完成。从图9可以看出,本文算法的包裹完成成功率高于其他两种算法,当时间增加,本文算法能够为一些截止时间较短的包裹规划出能够在其截止时间之前完成的路径,从而在一定程度上提高了包裹交付的成功率。

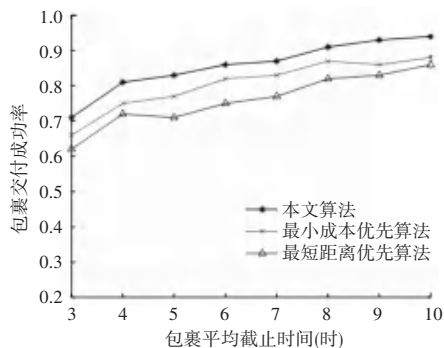


图9 包裹平均截止时间对包裹交付成功率的影响图

Fig. 9 Influence of the average parcel cut-off time on the success rate of parcel delivery

5 结束语

为降低跨区域远距离包裹交付路径的规划成本,本文借助区域中存在的能够使包裹进行接力交付的中转点,并利用中转点处存在的众包无人机与车辆进行包裹到下一中转点的配送。由于中转点之间的环境实时变化,本文提出了一种能够考虑中转点实时环境的车机协同的包裹配送路径规划方法,考虑了中转点之间车辆与无人机的流量与简单气象参数,并结合各自距离,在中转点处选择适应环境的车辆或者无人机进行包裹配送。考虑到无人机能量约束与包裹配送截止时间约束,本文建立了最小化配送成本的数学模型,并在两个阶段求解。第一阶段求解包裹由车辆经中转点配送的路径,在第二阶段搜索无人机路径。实验表明,本文所提出算法能够有效降低跨区域包裹配送成本,并提高成功率。在之后的工作中将考虑中转点之间更多的实时环境因素对配送的影响,以规划包裹交付路径。

参考文献

- [1] CHENG G Y, GUO D Q, SHI J, et al. Planning city-wide package distribution schemes using crowdsourced public transportation systems[J]. IEEE Access, 2019, 7:1234-1246.
- [2] ARSLAN A M, AGATZ N, KROON L, et al. Crowdsourced delivery—a dynamic pickup and delivery problem with Ad Hoc

- Drivers[J]. *Transportation Science*, 2019, 53(1):222–235.
- [3] ZHANG Xinglin, YANG Zheng, LIU Yunhao. Vehicle-based Bi-objective crowdsourcing [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(10):3420–3428.
- [4] ZHANG S Y, CHRISTOS M, JAMES J Q Y. Autonomous vehicle intelligent system: Joint ride-sharing and parcel delivery strategy [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10):18466–18477.
- [5] CHEN Chao, WANG Zhu, ZHANG Daqing, Crowdsourcing integrated transportation as a new form of citywide passenger-package delivery system [J]. *IT Professional*, 2020, 22(1):56–62.
- [6] CHEN Chao, ZHANG Daqing, MA Xiaojuan, et al. Crowddeliver: Planning city-wide package delivery paths leveraging the crowd of taxis[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(6):1478–1496.
- [7] CHENG Geyao, GUO Deke, SHI Jianmai, et al. Smart city-wide package distribution using crowdsourced public transportation systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(5):7584–7594.
- [8] HONG Huiting, LI Xin, HE Daqing, et al. Crowdsourcing incentives for multi-hop urban parcel delivery network[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:26268–26277.
- [9] CHEN Yueyue, GUO Deke, XU Ming, et al. Pptaxi: Non-stop package delivery via multi-hop ridesharing [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(11):2684–2698.
- [10] LIN Bin, NI Wei, LIU Renping, et al. Optimal routing of unmanned aerial vehicle for joint goods delivery and in-situ sensing [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(3):3594–3599.
- [11] HUANG Haiping, HU Chengxi, ZHU Jie, et al. Stochastic task scheduling in uav-based intelligent on-demand meal delivery system [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8):13040–13054.
- [12] LV Zhihan, CHEN Dongliang, FENG Hailin, et al. Digital twins in unmanned aerial vehicles for rapid medical resource delivery in epidemics [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(12):25106–25114.
- [13] HUANG Hailong, SAVKIN A V, HUANG Chao. Reliable path planning for drone delivery using a stochastic time-dependent public transportation network[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(8):4941–4950.
- [14] HUANG Hailong, SAVKIN A V, HUANG Chao. Drone routing in a time-dependent network; Toward low-cost and large-range parcel delivery [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(2):1526–1534.
- [15] HUANG Hailong, SAVKIN A V, HUANG Chao. Optimal control of a hybrid uav/train parcel delivery system [C]// *Proceedings of 2019 Chinese Control Conference. IEEE*, 2019: 6606–6609.
- [16] HUANG Hailong, SAVKIN A V. Deployment of charging stations for drone delivery assisted by public transportation vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(9):15043–15053.
- [17] LIU Bin, NI Wei, LIU Pingren, et al. Novel integrated framework of unmanned aerial vehicle and road traffic for energy-efficient delay-sensitive delivery [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8):10692–10707.
- [18] XIANG C C, ZHOU Y L, DAI H P, et al. Reusing delivery drones for urban crowdsensing [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(5):2972–2988.
- [19] EUCHI J, SADOK A. Hybrid genetic-sweep algorithm to solve the vehicle routing problem with drones [J]. *Physical Communication*, 2021, 44:1874–4907.
- [20] BERAHOU A, BENADADA Y. Dynamic vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup: formulation and resolution [C]// *Proceedings of the 5th International Conference on Logistics Operations Management. IEEE*, 2020: 1–8.