

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.06.004

面向“最后一公里”的无人机需求预测

张 芳, 张洪海, 钱欣悦, 刘 皞

(南京航空航天大学民航学院, 南京 211106)

摘要: 针对“最后一公里”配送的无人机需求预测问题, 考虑无人机性能、空域环境和运输任务等限制条件, 分别以最大化快递运输量、最小化运输成本为目标函数, 建立多阶段无人机需求预测模型。考虑快递业务历史数据和影响因素, 建立组合预测模型预测快递业务量; 利用动态分配算法预测无人机快递分担量和无人机需求量。以某区域实际快递数据和低空飞行条件进行算例分析。结果表明, 本文提出的预测方法不仅可以根据配送中心业务量、工作时间和成本要求提供灵活的无人机需求方案, 还能够使得无人机的工作时间利用率达到 95% 以上。

关键词: 航空运输; 多阶段预测模型; 动态分配算法; 无人机物流; 需求预测

中图分类号: U8 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2021)06-0855-08

Demand Prediction for Drones Based on “Last Mile” Distribution

ZHANG Fang, ZHANG Honghai, QIAN Xinyue, LIU Hao

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: To forecast drone demand for “last mile” distribution, we consider many factors, including drone performance, airspace environment and transportation tasks. The objective function is to maximize the delivery volume and minimize transportation cost with a multi-stage unmanned aerial vehicle (UAV) demand forecasting model. Considering the historical express data and influencing factors, a combination forecasting method is used to solve the express delivery business volume. The dynamic allocation algorithm can calculate the drone delivery volume and obtain the optimal demand for the drone prediction. The actual express delivery data and low-altitude flight conditions in a certain area are analyzed as examples. The results show that the proposed prediction method can provide flexible demand schemes according to the requirements of the distribution center for unmanned aerial vehicles, working time and transportation costs.

Key words: air transportation; multi-stage forecasting model; dynamic allocation algorithm; unmanned aerial vehicle (UAV) logistics; demand forecasting

随着低空空域的逐步开放和无人机科学技术的发展, 无人机广泛应用于各种民用领域, 例如, 通信中继、物流运输、环境监控和抢险救灾^[1]。其中, 无人机物流是无人机应用的新兴领域之一^[2], 世界各国纷纷开展了有关无人机配送的研究, 无人机逐渐成为合适的包裹配送方式^[3], 成为解决物流“最后一公里”难题的有效手段。但是在新兴事物进入市场时, 需求预测是非常重要的环节。这在整个物

流无人机运输系统中有着举足轻重的地位。有效的物流无人机需求预测, 将有利于合理规划和建设物流基础设施、改进物流运输系统, 对提高物流运输效率、降低物流成本具有重要意义。

国内外不少研究阐述了物流无人机发展前景光明^[4-5]。虽然国外对物流无人机的需求预测研究较少, 但也已经开始。Marc 运用数据分析、对比分析的方法对美国 2050 年的物流无人机的需求量以

基金项目: 国家自然科学基金(71971114)资助项目。

收稿日期: 2020-05-18; **修订日期:** 2020-09-14

通信作者: 张洪海, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: honghaizhang@nuaa.edu.cn。

引用格式: 张芳, 张洪海, 钱欣悦, 等. 面向“最后一公里”的无人机需求预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(6): 855-862. ZHANG Fang, ZHANG Honghai, QIAN Xinyue, et al. Demand prediction for drones based on “last mile” distribution[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(6): 855-862.

及采用无人机进行包裹配送带来的经济效益进行了预测^[6];Lakshmi等以最大化运营商收益为目标,构建预测物流无人机的需求量的线性规划模型^[7];Doole等考虑无人机运输能力、城市区域人口占比等因素从悲观、乐观和实际3种概率取值上逐步确定无人机运输包裹数,进而确定物流无人机需求量^[8];Aurambout等利用区域内的人口和土地利用数据,根据经济可行性标准估算了无人机配送站点的潜在最佳位置,预估了受益人群范围及无人机数量^[5]。国内无人机需求的研究较少,但在物流需求预测方法研究上较为成熟,常用的有灰色预测模型^[9-10]、指数平滑模型^[10]和神经网络模型^[11]等。

纵观已有的研究成果,部分研究只是进行了需求预测方法的研究^[9-11],且未能体现无人机作为一种新兴运输方式在物流运输中的应用;部分虽然研究了物流无人机的需求预测,但要么直接给出运输分担率^[6-7],要么只考虑无人机运输能力和城市区域人口占比^[8]。总之,现有的研究都未考虑无人机的性能和任务要求,以及在飞行过程中的空域条件限制,使得预测结果缺乏一定的可信度。

为了丰富无人机需求预测的研究内容,本文借鉴道路交通需求预测“四阶段”法的研究思路:考虑区域经济发展水平(GDP)、居民可支配收入、社会消费品总额等快递需求影响因素;考虑无人机载重、续航时间等性能约束,考虑空域条件限制约束建立解决无人机需求预测的“四阶段”模型。结合模型特点,利用组合预测和常增长系数对快递需求生成预测模型和快递需求分布预测模型进行求解;设计动态分配算法,对无人机快递分担量预测模型和物流无人机需求架次预测模型进行求解。本文不仅在考虑无人机性能、环境限制等多种约束的基础上创造性地将传统交通需求预测“四阶段”法应用到物流无人机的需求预测上,还提出了相应的解决该问题的动态分配算法。

1 问题描述与建模

1.1 问题描述

“最后一公里”是指货物被运输到配送点后,再利用运输工具从配送点运送到客户手中,最终完成物流配送的环节。本文考虑无人机低空运行条件,预测将快递包裹从各配送点送至客户自提点的无人机需求量。为了使预测结果满足物流发展趋势要求,需要解决以下问题:

- (1) 预测满足无人机运输的快递需求量;
- (2) 在运输成本最小的情况下,预测配送点所需的无人机类型和数量。

1.2 模型假设

(1) 假设无人机运输货物时不考虑货物实际形状的影响;

(2) 假设物流无人机的续航时间不受所载货物质量的影响;

(3) 假设配送过程中无人机保持匀速飞行。

1.3 符号说明

C :客户自提点的集合;

A :配送点的集合;

M :无人机的集合;

D :被无人机运输的包裹集合;

T_i :配送点*i*要求的工作时长;

D_m :无人机*m*运输的包裹集合;

W_{\max}^m :无人机*m*的最大载货量;

L_{\max}^m :无人机*m*的最大飞行航程;

H_{\min}^m :无人机*m*的最小飞行高度;

H_{\max}^m :无人机*m*的最大飞行高度。

1.4 模型建立

本文从快递需求生成预测、快递需求分布预测、无人机快递分担量预测和无人机需求架次预测4个阶段逐步预测。

1.4.1 快递需求生成预测模型

本文结合指数平滑法和多元线性回归法对城市区域快递需求总量进行组合预测。指数平滑法和多元线性回归法的原理在文献[12]中有详细描述,这里不再赘述。

在得到两组预测结果的基础上,分别给两组结果一定的权重,进行组合预测

$$q_1 = \frac{\sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - 2 \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}} \quad (1)$$

$$q_2 = 1 - q_1 = \frac{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 - \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}}{\sum_{t=1}^n e_{1t}^2 + \sum_{t=1}^n e_{2t}^2 - 2 \sum_{t=1}^n e_{1t} e_{2t}} \quad (2)$$

式中: q_1 、 q_2 分别为多元线性回归和指数平滑法预测结果的权值; e_{1t} 、 e_{2t} 表示两种预测结果与实际值的差值,即残差;最终的预测结果使用加权算术平均进行计算: $\hat{y}_{Gt} = q_1 \hat{y}_{1t} + q_2 \hat{y}_{2t}$, \hat{y}_{1t} 、 \hat{y}_{2t} 分别为多元线性回归和指数平滑法在*t*时刻的预测值。

1.4.2 快递需求分布预测模型

利用常增长系数法对配送点到客户自提点的快递需求分布进行预测

$$X_{ij} = x_{ij} \frac{\sum_i Y_i}{\sum_i y_i} \quad (3)$$

式中: X_{ij} 、 x_{ij} 分别表示配送点*i*到客户自提点*j*之间的未来快递量和现状快递量; Y_i 、 y_i 分别表示配送点*i*所在区域内的未来快递需求量和现状快递需求量。

1.4.3 无人机快递分担量预测模型

物流无人机的运输影响因素主要从无人机自身性能和飞行限制条件 2 个方面来考虑,其中,无人机自身性能包括无人机最远航程、无人机续航时间、无人机电重限制等。无人机飞行限制条件包括无人机飞行高度限制、无人机飞行空域限制等。

(1) 无人机性能约束

① 航程约束

从配送点*i*到客户自提点*j*间的距离 l_{ij} 要满足无人机飞行的最远航程 L_{ij}^m

$$l_{ij} \leq L_{\max}^m \quad \exists m \in M \quad (4)$$

② 载货量约束

包裹*k*的质量 w_k 在无人机的最大载货量范围 W_{ij}^m 内才能被无人机运输

$$w_k \leq W_{\max}^m \quad \exists m \in M \quad (5)$$

(2) 空域条件限制

① 飞行高度限制

无人机*m*在低空空域飞行,飞行高度 h^m 要满足空域允许的最大、最小飞行高度 H_{\max} 、 H_{\min}

$$H_{\min} \leq h^m \leq H_{\max} \quad \forall m \in M \quad (6)$$

② 飞行速度限制

无人机*m*在低空空域飞行,飞行速度 v^m 要满足空域允许的最大、最小飞行速度 V_{\max} 、 V_{\min}

$$V_{\min} \leq v^m \leq V_{\max} \quad \forall m \in M \quad (7)$$

③ 空域类型限制

若配送点*i*或者客户自提点*j*处于无人机飞行禁飞区,则不能用无人机*m*配送

$$z_{ij}^m = \begin{cases} 0 & \text{配送点 } i, j \text{ 至少有一点在禁飞区} \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (8)$$

综上所述,建立无人机快递分担量预测模型如下

$$\max Z = \sum_{m=1}^M W^m \quad (9)$$

$$\text{s. t. } l_{ij} \leq L_{\max}^m \quad \exists m \in M \quad (10.1)$$

$$w_k \leq W_{\max}^m \quad \exists m \in M \quad (10.2)$$

$$H_{\min} \leq h^m \leq H_{\max} \quad \forall m \in M \quad (10.3)$$

$$V_{\min} \leq v^m \leq V_{\max} \quad \forall m \in M \quad (10.4)$$

$$z_{ij}^m = 1 \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (10.5)$$

式中: W^m 表示无人机*m*的快递运输量;式(9)为目标函数,表示无人机运输的快递业务总量;式(10.1~10.5)为无人机飞行的性能和环境约束。

1.4.4 无人机需求架次预测模型

本文在满足配送任务要求的基础上,以运输成本最小化为目标预测配送点物流无人机需求架次。通常运输成本包括时间成本和距离成本。

(1) 时间成本

本文假设当无人机提前和准时到达客户自提点时,时间成本系数 T_α 相同;当货物送达时间 t_{ij}^m 晚于客户要求时间 t_{ij}^{late} 送达时,要增加时间惩罚成本。具体表示为

$$T_\alpha = \begin{cases} a & t_{ij}^m \leq t_{ij}^{\text{late}} \\ a + \frac{(t_{ij}^m - t_{ij}^{\text{late}})b}{t_{ij}^m} & t_{ij}^m > t_{ij}^{\text{late}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: a 表示在客户规定时间内送达的时间成本系数; b 表示超出规定时间的惩罚系数。

(2) 距离成本

用 D_β 表示无人机运输过程的距离成本系数,不同的无人机运输成本系数计算如下

$$D_\beta = \begin{cases} c_1 & m \in M_1 \\ c_2 & m \in M_2 \\ \vdots & \vdots \\ c_n & m \in M_n \end{cases} \quad (12)$$

式中: c_1, c_2, \dots, c_n 表示不同机型的距离成本系数; M_1, M_2, \dots, M_n 表示不同类型无人机的集合,并且满足

$$M_1 \cap M_2 = \emptyset, \dots, M_1 \cap M_n = \emptyset, M_2 \cap M_n = \emptyset \quad (13)$$

$$M_1 \cup M_2 \cup \dots \cup M_n = M \quad (14)$$

式(13)表示一架无人机只属于一种机型类别;式(14)表示各无人机分类的集合包含了所有使用的无人机。

(3) 工作时限约束

考虑配送点工作时长有限制,而无人机又需要配送点控制,因此无人机的工作时长应不超过配送点*i*的要求的工作时长 T_i

$$\sum_{j=1}^J t_{ij}^m \leq T_i \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (15)$$

综上所述,建立无人机需求架次预测模型

$$\min T = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^J t_{ij}^m \cdot T_\alpha + \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^A \sum_{j=1}^J l_{ij}^m \cdot D_\beta \quad (16)$$

$$\text{s.t. } l_{ij}^m \leq L_{\max}^m \quad \forall m \in M \quad (17.1)$$

$$\sum_{k=1}^{D_m} w_k \leq W_{\max}^m \quad \forall m \in M, \forall k \in D_m \quad (17.2)$$

$$H_{\min}^m \leq h^m \leq H_{\max}^m \quad \forall m \in M \quad (17.3)$$

$$V_{\min}^m \leq v^m \leq V_{\max}^m \quad \forall m \in M \quad (17.4)$$

$$z_{ij}^m = 1 \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (17.5)$$

$$T_a = \begin{cases} a & t_{ij}^m \leq t_{ij}^{\text{late}} \\ a + \frac{(t_{ij}^m - t_{ij}^{\text{late}})b}{t_{ij}^m} & t_{ij}^m > t_{ij}^{\text{late}} \end{cases} \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (17.6)$$

$$D_\beta = \begin{cases} c_1 & m \in M_1 \\ c_2 & m \in M_2 \\ \vdots & \vdots \\ c_n & m \in M_n \end{cases} \quad (17.7)$$

$$t_{ij}^m = \frac{l_{ij}^m}{v^m} \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (17.8)$$

$$\sum_{j=1}^J t_{ij}^m \leq T_i \quad \forall i \in A, \forall j \in C, \forall m \in M \quad (17.9)$$

式(17.1~17.5)表示无人机飞行所满足的自身性能和飞行环境限制;式(17.6)表示无人机运输的时间成本系数;式(17.7)表示无人机运输的距离成本系数;式(17.8)表示无人机 m 从配送点 i 到客户自提点 j 所用的飞行时间;式(17.9)表示配送点 i 处的无人机 m 到客户自提点 j 所有的工作时间总和满足配送点工作时间要求。

2 模型求解

由于多元线性回归模型只考虑了影响快递业务的外在原因,指数平滑法只考虑快递业务量的历史发展趋势,因此使用组合预测的方法将两者结合起来预测快递业务需求生成量;整体的快递业务增长量总是与部分地区的快递业务增长相关,因此本文采用最简单的常增长系数法预测快递需求分布量;在运输成本最低的条件下求解无人机需求架次的问题,本质上属于车辆路径问题(Vehicle routing problem, VRP)的变体,由于存在多个自提点且自提点所在区域性质、包裹数量不同,且所需无人机性能参数不同,因此本文提出使用动态分配算法预测无人机快递分担量和无人机需求架次,该算法可以解决所研究问题参数可变性的问题,在进行计算时可以动态调整参数以使求解结果更优。算法总体流程如图1所示。

第1、2阶段的组合预测方法和常增长系数法求解过程较为简单,具体过程可参考文献[12]和图1,本文仅对第3、4阶段的动态分配算法详细描述。

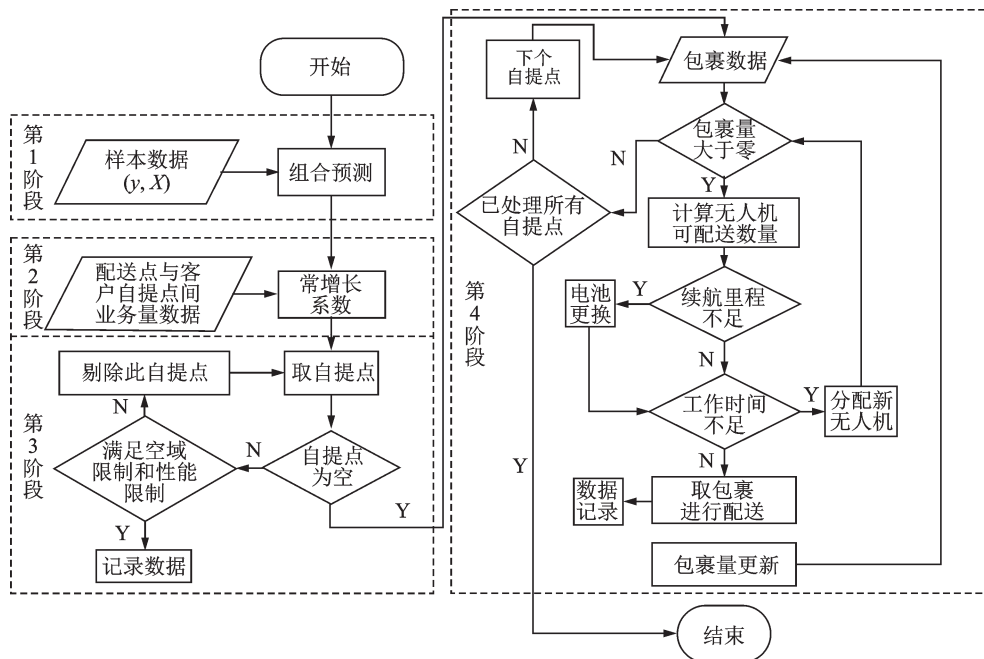


图1 求解流程图

Fig.1 Solution process

2.1 动态分配算法流程

在算法开始之前先做如下假定:配送点 s 到客户自提点 e 的包裹数量为 N_s^e ,算法步骤如下:

Step 1 获取自提点包裹量 N_s^e 。如果大于零,则求出无人机最大可配送包裹量,并进入 Step 2,否则进入 Step 3。

Step 2 判断无人机电量是否足以进行该次配送,如电量不足则更换电池。进入 Step 4。

Step 3 判断所有自提点是否都处理完毕,如果都已处理完毕则算法结束。否则转为处理下一个自提点,并进入 Step 1。

Step 4 判断无人机工作时间是否充足,如果不足则分配新的无人机并进入 Step 1,如果充足则将自提点包裹量更新为 $N_s^e = N_s^e - n$,进入 Step 1。

2.2 动态分配算法性能

算法中第 1、2 阶段的时间和空间复杂度为 $O(n)$,第 3、4 阶段的主体是循环次数为 n 的循环体,循环体内是对自提点包裹的分配,其时间复杂度为 $O\left(\frac{\tau_k}{W_{\max}^m} \cdot n\right)$,空间复杂度为 $O(n)$ 。由于 $\frac{\tau_k}{W_{\max}^m}$ 为常数,则算法整体的时间复杂度和空间复杂度均为 $O(n)$ (n 为样本数量)。算法的时间和空间复杂度均为线性,可以在样本有限的条件下很快得出运算结果。

3 算例验证与分析

3.1 样本数据及参数设置

为验证本文模型和算法求解问题的有效性,选取某地区 2012—2018 年的快递业务量、GDP、人均可支配收入和社会消费品零售总额的实际数据为样本数据,如表 1 所示。选取该区域内一个真实的配送点 2016 年某一天的业务量进行分析。该配送点有 96 个客户自提点,5 582 个包裹。根据该地区发布的低空使用条例,有 4 个客户自提点处于禁飞区,该配送点的示意图如图 2 所示。为了使无人机运输过程中的飞行尽量真实,本文参照现有市面上应用于物流运输的无人机性能参数进行仿真设置,如表 2 所示。

图 2 中左侧灰色区域是禁飞区,其内的自提点无法使用无人机配送,图中中心位置的大圆点是配送点,周围的小点是该配送点负责配送的客户自



图 2 配送点与客户自提点位置关系示意图
Fig.2 Schematic diagram of distribution points and customer self-lifting points

表 2 初始机型仿真数据

参数	值
最大载货量 W_{\max}^m /kg	10
最远航程 L_{\max}^m /km	18
飞行速度 v^m /($m \cdot s^{-1}$)	10
飞行升限 H_{\max}^m /m	120
单位距离运输成本 c_n /(元 $\cdot km^{-1}$)	0.2
单位运输时间成本 a /(元 $\cdot min^{-1}$)	0.1
时间惩罚成本 b /(元 $\cdot min^{-1}$)	5
无人机工作时长/h	8

提点。

3.2 算例结果分析

利用本文提出的求解方法对该地区未来年份的快递生成量进行预测,根据指数平滑预测原理,借助 Excel 利用快递业务量历史数据预测快递生成量;考虑数据可得性和文献[12]中的研究结论,选取 GDP、人均可支配收入、社会消费品零售总额等指标,利用 MATLAB 拟合多元回归预测模型

$$Y = -37.7396 + 0.004x_1 - 0.001x_2 + 0.00047x_3 \quad (18)$$

根据本文提出的算法,在上述各参数设置以及配送空域环境不变的前提下,利用 MATLAB 编程计算该配送点未来年份的无人机需求,预测结果和无人机分配情况如表 3 和图 3 所示。

表 1 快递需求预测样本数据

年份	快递业务量/亿件	GDP/亿元	人均可支配收入/(元 $\cdot 人^{-1}$)	社会消费品零售总额/亿元
2012	6	20 181.72	40 188	7 412.30
2013	9.5	21 602.12	43 851	8 556.96
2014	12.8	23 567.70	47 710	9 303.49
2015	17.1	25 123.45	49 867	10 131.50
2016	26	28 178.65	54 305	10 946.57
2017	31.2	30 632.99	58 988	11 745.96
2018	34.9	32 679.87	64 000	12 668.69

表 3 初始设置下无人机需求预测结果

年份	无人机数量/个	送达包裹数/个	受限包裹数/个	时间成本/元	距离成本/元	惩罚成本/元	总成本/元	运算时间/ms
2021	81	11 702	738	1 287	772	0	2 059	7
2022	91	13 351	841	1 464	878	0	2 342	5
2023	103	15 094	951	1 644	986	0	2 630	3
2024	115	16 930	1 067	1 845	1 107	0	2 952	3
2025	128	18 858	1 189	2 053	1 232	0	3 284	2

注:数据来自统计年鉴。

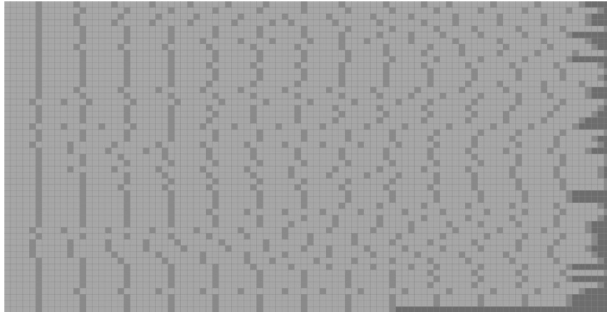


图3 无人机配送时刻甘特图(以2021年为例)
Fig.3 Gantt chart of UAV delivery time (the data of 2021)

图3中每一行代表一架无人机在配送中心工作时长范围内的工作情况,并以5 min为一个单元格进行划分,颜色依次加深表示无人机执行配送任务的时间、货物装载时间和无人机闲置时间,计算出无人机执行任务时间占比82%、货物装卸时间占比15%,无人机闲置时间仅占比3%,说明该配送算法能够极大地提高无人机工作时间利用率。

从表3可以看出,该算法可以在较短的时间内计算出该配送点所需性能参数如表2设置的无人机需求架次,表明该算法可以应用于配送点的无人机需求预测。

3.3 算法参数分析

在求解无人机需求时,无人机最远航程、无人机载重和无人机工作时间会对无人机需求产生影响。本文采用对照实验法分析参数 L_{max}^m 、 W_{max}^m 和工作时长对无人机需求结果的影响。

保持其他参数如表2中的设置不变,工作时长分别取8、10、12和24 h,在其他参数设置和空域环境相同的条件下进行多组对照实验,得出不同情况下无人机需求数量,结果如图4所示。

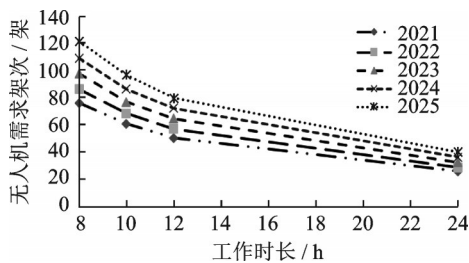
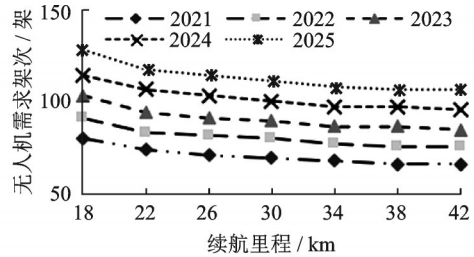


图4 不同工作时间下的无人机需求架次
Fig.4 Demand for UAV under different working hours

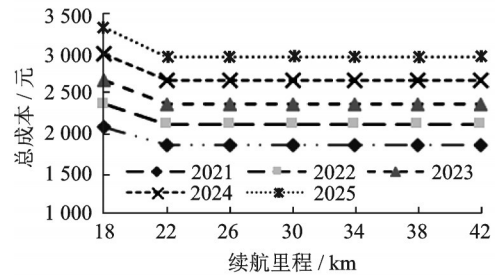
从图4可以看出,随着无人机工作时长的增加,无人机的需求架次降低,在无人机实际应用到物流配送时,可以根据配送点处的工作时间配置无人机需求量,做到既满足客户需求又能够降低无人机使用量,进而降低前期无人机购置的投资成本。

保持其他参数如表2中的设置不变,无人机的

续航里程分别取18、22、26、30、34、38和42 km,在其他参数设置和空域环境相同的条件下进行多组对照实验,得出不同情况下无人机需求数量,结果如图5所示。



(a) Demand for UAV under different voyages



(b) Total transportation cost under different voyages

图5 不同航程下的结果图

Fig.5 Results of different voyages

从图5(a)可以看出,随着无人机续航里程的增加,无人机的需求量降低,但是从图5(b)中可以看出,随着无人机续航里程的增加,运输的总成本先降低,后保持不变。这说明当无人机的续航里程满足配送点到客户自提点间的距离时,航程对运输成本的影响降低。

保持其他参数如表2中的设置不变,无人机的载货量分别取5、10、15、20、25和30 kg。通常随着载货量的增加,距离成本将增加,因此单位距离运输成本 c_n 的取值分别为0.18、0.2、0.23、0.3、0.4和0.5,结果如图6所示。

从图6(a)可以看出,随着载货量的增加无人机需求量会降低,但是从图6(b)可以看出,运输成本跟载货量的变化有关,而且呈现先降低后增加的趋势,并且在载货量15 kg时,运输成本最低。

以上是针对几个参数的灵敏度分析。通过分析发现无人机的需求与无人机工作时长、续航里程、载货量相关,结合配送点运输成本可以发现,无人机的续航时间并非越长越好,在达到配送点负责范围的续航要求后,通过增加无人机的续航里程并不能降低运输成本。而且载货量也不是越多越好,随着无人机载货量的增加,总成本先降低后增加,因此在购置无人机时要根据配送点的配送任务选择无人机机型。

不同的参数取值对应着不同的无人机机型,可

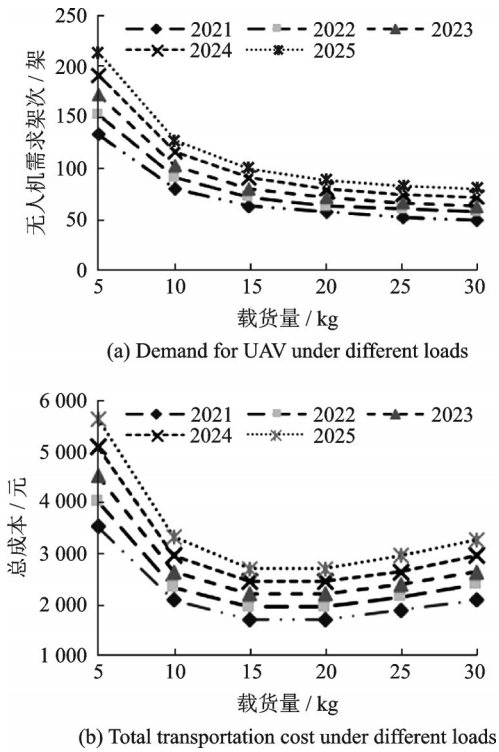


图 6 不同载重下的结果图

Fig.6 Results of different loads

以看出无人机不同机型的选取影响无人机的需求。为了使模型和算法更有利于实际应用,本文研究使用两种不同机型运输下无人机的需求情况,预测结果如图 7 所示。

从图 7(a)可以看出,当采用载货量是 25 kg 和 30 kg 的两种无人机混合运输时,无人机需求量最低;从图 7(b)可以看出,当采用载货量是 25 kg 和 30 kg 的 2 种无人机混合运输时,运输成本最低。

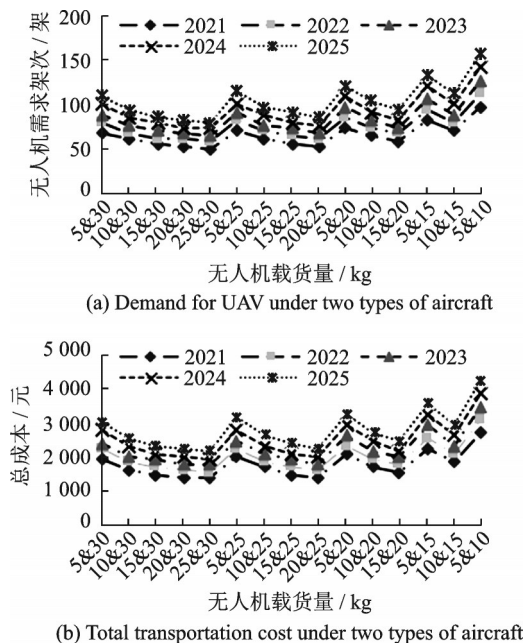


图 7 两种无人机运输下的结果图

Fig.7 Results under two types of aircraft

该结果与表 3 中的结果进行比较可以发现,无人机需求架次平均降低 30 架,运输成本也降低了 34%。因此在本文的模型下,该配送点可选择使用载货量是 25 kg 和 30 kg 的 2 种无人机混合运输。

4 结 论

(1) 本文构建的快递需求生成—快递需求分布—无人机快递分担量—无人机需求架次预测多阶段预测模型和运用的求解算法不仅能够使无人机的工作时间利用率达到 95% 以上,并且可以根据无人机参数的变化计算无人机需求。因此,该模型和方法不仅可以为配送中心无人机配置提供参考依据,还可以为未来无人机物流进入常态化提供需求预测方法。

(2) 由于目前对无人机物流配送的相关资料较少,缺乏实际无人机配送数据,只能通过快递业务量估算无人机配送数据,下一步将结合实际无人机数据研究无人机需求预测,进而验证预测方法的精度。

参考文献:

- [1] MARIO A R, ABRAHIM N. The uses of unmanned aerial vehicles—UAV’s (or drones) in social logistic: Natural disasters response and humanitarian relief aid [J]. *Procedia Computer Science*, 2019,149: 375-383.
- [2] BYUNG D S, KYUNGSUN P, KIM J H. Persistent UAV delivery logistics: MILP formulation and efficient heuristic[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018,120: 418-428.
- [3] SWANSON D. A simulation-based process model for managing drone deployment to minimize total delivery time[J]. *IEEE Engineering Management Review*, 2019, 47(3): 154-167.
- [4] 葛梦媛. 无人机技术在物流领域的应用[J]. *商情*, 2019(6): 197-198.
GE Mengyuan. Application of UAV technology in logistics[J]. *Shangqing*, 2019(6): 197-198.
- [5] AURAMBOUT J P, GKOUKAS K, CIUFFO B. Last mile delivery by drones: An estimation of viable market potential and access to citizens across European cities[J]. *European Transport Research Review*, 2019, 11(1): 1-21.
- [6] MARC P N. Future demand and benefits for small unmanned aerial systems (UAS) package delivery: AIAA-2017-4103[R]. USA: AIAA, 2017.
- [7] LAKSHMI V, ROBERT C, CATHERINE W, et al. Linear program and simulation model for aerial

- package delivery: A case study of amazon prime air in Phoenix, AZ: AIAA-2017-3936[R]. USA: AIAA, 2017.
- [8] DOOLE M, ELLERBROEK J, HOEKSTRA J. Drone delivery: Urban airspace traffic density estimation[C]//Proceedings of the 8th SESAR Innovation Days Conference. Salzburg, Austria: [s.n.], 2018.
- [9] XU N, GONG Y D, BAI J. Adaptive grey prediction model with application to demand forecasting of chinese logistics industry[J]. Journal of Grey System, 2019, 31(1): 128-140.
- [10] YAN P, ZHANG L, FENG Z Y, et al. Research on logistics demand forecast of port based on combined model[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1168(3): 032116.
- [11] DU B C, CHEN A L. Research on logistics demand forecast based on the combination of grey GM (1, 1) and BP neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1288(1): 012055.
- [12] 李小俊. 快递需求量组合预测模型构建及实证研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2017.
- LI Xiaojun. The combined model of express demand forecast and empirical study[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017.

(编辑:张蓓)