文章编号：1003-1421(2026)05-0047-11
引用格式：石学刚，李佳俊，邬林江，等. 基于时间窗的城市无人机群多航段协同配送[J]. 铁道运输与经济，2026，48(5)：47-57.
SHI Xuegang，LI Jiajun，WU Linjiang，et al. Multi-Leg Collaborative Delivery for Urban Drone Swarm Based on Time Window[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(5)：47-57.

基于时间窗的城市无人机群多航段协同配送

石学刚，李佳俊，邬林江，杨　洋

(中国民航大学 交通科学与工程学院，天津　300300)

摘　要：聚焦城市低空无人机配送成本高和效率低的问题，建立基于时间窗的无人机群多航段协同配送模型。该模型有效解决了点对点配送成本过高难题，可以显著降低城市无人机物流配送平均成本和时长，并满足多样化客户订单需求。研究以平均订单配送时长、无人机使用数和延误时间成本最小化为目标，综合考虑无人机续航、客户订单时效及载运重量等限制，构建基于高峰小时时间窗的无人机调度与路径优化模型。针对模型特点，设计亲近传播(AP)聚类对不同时段订单进行初步聚类，然后设计鲸鱼优化-变邻域搜索组合(WOA-VNS)算法求解，最后以深圳龙岗为例，设定订单需求高峰期大中型数据集，探究不同订单需求量与平均运距下模型和算法的有效性，得出不同市场阶段的低空配送企业发展策略，为城市无人机订单配送服务决策提供科学依据。

关键词：低空经济；时间窗；无人机群多航段协同；WOA-VNS；低空物流降本增效
中图分类号：U116；F252　　**文献标识码**：A　　**DOI**：10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250924001

Multi-Leg Collaborative Delivery for Urban Drone Swarm Based on Time Window

SHI Xuegang，LI Jiajun，WU Linjiang，YANG Yang

(School of Transportation Science and Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In view of the issues of high cost and low efficiency in urban low-altitude drone delivery, a time window-based multi-leg collaborative delivery model for drone swarm was established. The model effectively solved the difficulty of excessive cost in point-to-point delivery, significantly reduced the average cost and duration of urban drone logistics delivery, and met diverse customer order demands. By taking the minimization of average order delivery duration, number of drones used, and delay time cost as objectives and comprehensively considering constraints such as drone endurance, customer order timeliness, and payload capacity, a drone scheduling and route optimization model based on peak-hour time window was constructed. In view of the characteristics of the model, affinity propagation (AP) clustering was designed to conduct preliminary clustering of orders in different time periods, and then a whale optimization algorithm-variable neighborhood search (WOA-VNS) hybrid algorithm was designed for solution. Finally, by taking Longgang, Shenzhen as an example, large- and medium-sized datasets during the peak period of order demands were set to explore the effectiveness of the model and algorithm under different order demands and average transportation distances.

收稿日期：2025-09-24
通信作者：邬林江(2000—)，男，重庆人，中国民航大学交通科学与工程学院硕士研究生。
基金项目：天津市教委社会科学重大项目(2024JWZD41)；河南省机场集团有限公司揭榜挂帅项目(2025榜002)

Development strategies for low-altitude delivery enterprises in different market stages were derived, providing a scientific basis for decision-making in urban drone order delivery services.
Keywords: Low-Altitude Economy; Time Window; Multi-Leg Collaboration of Drone Swarm; WOA-VNS; Cost Reduction and Efficiency Improvement in Low-Altitude Logistics

0　引言

无人机作为低空经济“腾飞”的主要载体，具有运输速度快、受地形影响小、灵活性强等优点，同时，平均配送成本高依旧成为制约城市无人机物流大规模商业化推广的主要因素。目前，美团、顺丰等末端配送龙头企业已在深圳、上海等人口密集和经济发展水平较高的城市开展了无人机城市末端物流配送服务。据调研数据统计，截至2024年底，美团累计无人机配送订单量已超45万单，平均每单成本约为6~8元，远高于人工配送成本，除部分特定场景外，整体上尚未实现“转亏为盈”。随着无人机城市配送在各大城市进一步推广和订单需求的增长，探究无人机群的多航段配送模式，通过规模效益降低运输成本对提高运输效率具有现实价值。

在低空政策持续推动下，无人机运行相关的文献主要围绕应急救援[1]、医疗用品配送[2]、侦察测绘[3]、末端配送[4]等领域展开。其中，末端配送主要以路径规划为主，如Liu等[5]为城市末端订单配送设计了两阶段的启发式算法求解特定订单的配送路径，Zhang等[6]则对单个无人机配送路径设计了跳跃点搜索+马尔可夫决策组合算法以降低静态和动态障碍物相撞风险。部分学者将无人机续航作为路径优化的补充，如Honga等[7]和Cai等[8]针对无人机续航能力不足的问题探究了充电桩的布局方法，并联合无人机最小飞行里程进行路径规划；钟导峰等[9]以不同规模算例作为研究基础，探究卡车-无人机运输在加入铁路后的经济性差异，得到卡车-铁路-无人机协同在应急救援场景中具有很大的现实价值。另有部分研究认为无人机可作为传统末端配送模式的补充，如卢福强等[10]基于野狗优化算法得出无人机辅助骑手配送模式相比于传统单一的骑手配送能够减少外卖配送时间，蒋丽等[11]也设计了混合蚁群算法对卡车与无人机联合末端配送路径进行了优化。由于成本是商业化无人机运营始终不可规避的议题，沈丹阳等[12]将订单日均收益、无人机设备回收期和订单服务率作为研究目标，构建基于时间窗的共享无人机调度模型，并通过改进的阿尔法算法对模型进行求解。根据以上分析，现有研究多聚焦于点对点的配送模式，虽然Xiang等[13]在一定程度上探讨了多航段配送模式降低平均成本的问题，但基于订单量和平均配送成本的学术探讨还较少，在订单暴涨的情境下难以优化系统运行成本，因此探索无人机群的多航段配送模式对培育企业盈利能力和推动低空配送发展具有现实意义和理论价值。

另外，无人机作为高时效订单末端配送的运载工具，订单配送的时效性也将成为重要探讨对象，部分学者针对动态订单需求配送进行研究。如Jin等[14]和Xin等[15]将物资需求分为确定需求预分配与动态订单配送策略调整2个阶段，最大化满足了订单的及时性，Pina-Pardo等[16]将提高动态订单的满足率作为目标函数，基于马尔可夫模型探究卡车与无人机联合调度的订单配送优化策略，卢福强等[17]基于动态订单需求和亲近传播聚类算法(Affinity Propagation Clustering，AP聚类)设计了两阶段的路径优化求解策略；Wang等[18]在此基础上考虑了订单需求的不确定性使得模型更贴合实际；陈兆芳等[19]探究在受灾区域需求不确定场景下卡车-无人机协同配送的路径优化问题，并对比了不同算法在迭代过程中的求解效率。部分学者将续航与时间窗进行联合优化，如Li等[20]基于无人机配送的载重引起的续航限制和动态订单需求，采用聚类与自适应搜索算法验证了成本与服务时效可以同时满足；Cicek等[21]研究动态容量受限的选址-分配问题，提出启发式算法验证了算法在计算效率与解精度上的优势；Lakhwani等[22]构建了医疗物资配送的时间窗，通过实时订单对无人机调度，使配送时间缩短和资源利用率提升。不难看出，动态订单需求被大多数学者所讨论，但对于订单高峰期不同时间窗的订单配送策略探讨较少，随着低空末端配送订单需求的增多，订单需求在时间上分布出现显著差异，建立基于高峰小时的订单时间窗，并将不同时间窗的订单通

过无人机进行调度与路径优化具有研究价值。

针对上述问题，对无人机群多航段协同配送模式问题开展研究，拟将无人机群的点对点末端配送模式转为无人机群多航段协同配送模式。在充分考虑无人机续航能力及客户时间偏好等现实约束的基础上，引入高斯函数构建基于高峰小时的时间窗以模拟订单的随机分布特征。同时，设计了一种融合AP聚类与鲸鱼优化-变邻域搜索(Whale Optimization Algorithm-Variable Neighborhood Search，WOA-VNS)的组合优化算法，旨在适配不同规模算例下的求解需求。通过分析不同平均运距与订单需求下的系统配送成本，探究低空配送企业降本增效的路径，以期为企业在不同市场阶段的发展策略提供理论支撑与决策参考。

1　无人机群多航段协同配送模型

1.1　问题描述

无人机群的多航段配送是指在无人机接收到订单任务后，将根据预先设定的配送策略在一次配送任务中对多个订单进行前后配送，目的是降低经济成本和缩短配送时间，无人机群的多航段配送示意图如图1所示。城市无人机物流配送系统由无人机仓库、多类配送中心及客户构成。无人机仓库是核心，负责无人机运维、监控调度及信息处理；配送中心涵盖医药、餐饮等物资供应商，配送中心在接收仓库订单信息后将物资放置在装载点供无人机抓取；客户按需下单，发送订单信息和坐标到无人机仓库，系统形成“客户下单—仓库派机—任务与路径规划—无人机返回仓库”的闭环。其中，无人机在取到货物后会判断是否继续取得新的订单，直到取得分配的所有订单任务后才会进行配送任务，在完成配送任务后将会回到无人机仓库并更换电池，等待接收新的订单任务。

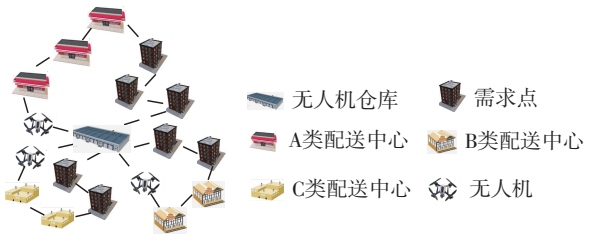


图1　无人机群的多航段配送示意图

Fig.1　Schematic diagram of multi-leg delivery by drone swarm

在整个无人机配送阶段，无人机群将会在订单时间窗口内协同完成区域内所有的订单需求并返回无人机仓库，假定无人机仓库选址为城市的地理中心。为了突出研究重点，进行以下假设：①无人机机型统一，仅考虑配送距离与货物重量对续航的影响；②仅货物重量限制无人机装载，装卸无需额外时间，无人机可多站取货、一次完成多订单配送；③无人机可在多高度层(均高于城市所在区域的最高建筑物)飞行且速度恒定，不考虑城市障碍物或无人机之间碰撞风险对飞行轨迹的影响，因此模型仅适用于无人机可上升至足够高度层、无高空障碍物遮挡的物流配送场景；④订单仅能在特定的时间节点产生，并且一架无人机在本时间窗完成配送任务后仅能在下一个时间窗才可以继续进行配送；⑤无人机需要完成所有物资装运后才能开始配送服务。相关的模型符号及含义如表1所示。

1.2　模型构建

1.2.1　目标函数

根据问题特点构建基于时间窗的订单配送选择与路径联合优化模型，通过将某一时间段H平均划分为h个子区间来探索基于时间窗整体的配送策略。要求所有的订单均在有限时间内被无人机接收，$|J|$表示客户订单数量，由于无人机的配送成本主要由无人机的固定使用成本、飞行电量损耗成本和订单延误成本构成，通过将三者进行换算可得以下关系式。

$$\min f=\frac{e\cdot w_{UA}^{h}+\sum_{h=1}^{H}\sum_{m=1}^{M}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}\left[u\cdot\left(t_{i,j}^{h,m}-t_{expectation}\right)+\rho\cdot\frac{\left(l_{i,i+1}^{h,m}+l_{j,j+1}^{h,m}\right)}{v}\right]}{|J|} \tag{1}$$

$$\Omega_{UA}=\max_{h\in H}\left\{\sum_{m\in M}x_{i,j}^{h,m}\right\} \tag{2}$$

$$t_{i,j}^{h,m}=\frac{\sum_{i=0}^{i}l_{i,i+1}^{h,m}+\sum_{j=1}^{j-1}l_{j,j+1}^{h,m}}{v} \tag{3}$$

$$\overline{d}=\frac{\sum_{h=1}^{H}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}l_{i,j}^{h}}{|J|} \tag{4}$$

$$l_{i,j}^{h}=\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2} \tag{5}$$

其中，式(2)表示配送的时间段H内需要的最多

表1　模型符号及含义

Tab.1　Model symbols and meanings

符号	参数	符号	参数
$M=\{1,2,\cdots,m\}$	仓库中无人机编号顺序集合	$I=\{1,2,\cdots,i\}$	配送站的编号顺序集合
$J=\{1,2,\cdots,j\}$	客户下单的编号顺序集合	u	超过客户期望时间后每分钟所产生的逾期成本，元
$x_{i,j}^{h,m}$	无人机m在h子区间完成配送中心i到需求点j的装载任务取值为1，否则为0	$l_{i,i+1}^{h,m}$	无人机m在任务分配阶段从配送站i到i+1所需的飞行距离，km
$t_{i,j}^{h,m}$	无人机m在h时间段配送中心i完成需求点j的订单装运到客户需求点的飞行时间，min	$l_{j,j+1}^{h,m}$	无人机m在配送阶段从客户需求点j到j+1所需的飞行距离，km
$l_{i,j}^{h}$	h子区间由配送站i到需求点j的直线距离，km	$(x_i,y_i)(x_j,y_j)$	分别表示配送站i与需求点j在城市中的横纵坐标
$t_{expectation}$	客户下单后期望送达时间，min	$w_i^{h,m}$	在h子区间无人机m在节点i的载重，kg
$\overline{d}$	城市中平均每个客户订单的配送距离，km	$q_j^{h,m}$	在h子区间无人机m在配送j需求点时的载重，kg
e	单架无人机除飞行产生的变动成本以外的成本，元	$w_{i,j}$	配送站i到需求点j需要配送的物资重量，kg
ρ	无人机飞行一小时的耗电成本，元	$y_{i,j}^{h,m}$	在h子区间无人机m完成配送中心i到需求点j的配送任务取值为1，否则为0

无人机数量，并将这一数量作为某段时间内的无人机固定使用成本；式(3)表示在h时间段内由配送中心i到需求点j的物资需求通过无人机m配送所花费的时间；式(4)表示整个无人机配送系统平均的供需距离；式(5)表示配送中心i与需求点j的直线距离。

1.2.2　无人机能耗

无人机的续航能力并不是无限的，而是随着运载订单的质量而发生变化，且续航里程与无人机电池容量成正比，与载重成反比。有如下表达式。

$$l_{\max}=\begin{cases}\dfrac{k\cdot v\cdot E_{battery}}{(w_{empty}+w_i^{h,m})^{3/2}}\\ \dfrac{k\cdot v\cdot E_{battery}}{(w_{empty}+w_j^{h,m})^{3/2}}\end{cases}\tag{6}$$

$$\sum_{i=1}^{I}\frac{l_{i,i+1}^{m}}{\dfrac{k\cdot v}{(w_{empty}+w_i^{h,m})^{3/2}}}+\sum_{j=1}^{J}\frac{l_{j,j+1}^{m}}{\dfrac{k\cdot v}{(w_{empty}+w_j^{h,m})^{3/2}}}\leqslant E_{battery}\tag{7}$$

其中，式(6)表示订单装运和卸载阶段无人机载重与最大续航之间服从负相关关系；w_{empty}为无人机空机和电池的质量，kg；$E_{battery}$为电池容量，mAh；配送全程将会以速度v进行匀速飞行；k为待定系数，式(7)中k被直接约去；式(7)保证无人机有足够的电量飞回仓库。

1.2.3　动态平衡调整

无人机在执行配送任务的过程中会不断装卸货物，因此需要保证配送过程中的动态平衡，有如下表达式。

$$w_{i+1}^{h,m}=w_i^{h,m}+\sum_{j\in J}w_{i,j}\cdot x_{i,j}^{h,m}\tag{8}$$

$$q_{j+1}^{h,m}=q_j^{h,m}-\sum_{i\in I}y_{i,j}^{h,m}\cdot w_{i,j}^{h,m}\tag{9}$$

其中，式(8)表示无人机在装载订单阶段的平衡关系，并且要求物资需求不能超过无人机最大可装载的重量；式(9)表示无人机在配送阶段的平衡关系。

1.2.4　订单时间约束

客户下达订单后并不会无限期地等待，而是保持在一个预期时间$t_{expectation}$内，超过这一时间将会产生逾期时间成本，直到$t_{endurance}$将不再接受无人机配送的订单，有如下关系式。

$$\sum_{m\in M}x_{i,j}^{h,m}=1\tag{10}$$

$$\sum_{j=1}^{J}y_{i,j}^{h,m}=\sum_{i=1}^{I}x_{i,j}^{h,m}\tag{11}$$

$$t_{i,j}^{m}\leqslant t_{endurance}\tag{12}$$

$$\sum_{i=1}^{i}\sum_{j=1}^{j}t_{i,j}^{h,m}+t_{i,j}^{h,m}\leqslant\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{j}t_{i,j}^{h,m}\tag{13}$$

$$x_{i,j}^{h,m}=\{0,1\}\tag{14}$$

$$y_{i,j}^{h,m}=\{0,1\}\tag{15}$$

其中，式(10)表示所有的订单需求将会由无人机配送唯一满足；式(11)表示所有装载的订单均在对应的需求点卸货；式(12)表示无人机运输订单的时间不能超过客户的最长可接受时间；式(13)表示无人机要先完成所有的订单装运后才可以进行配送服务；式(14)—(15)表示决策服从整数规划。

1.2.5　基于时间窗的订单需求函数

根据相关研究可知[17]，一天中客户订单量主要集中在中午及晚上2个高峰时段，相关文献通过设计高斯函数来模拟订单量的分布情况，即

$$g(\tau)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma}\exp\left[-\frac{(\tau-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \tag{16}$$

其中，$g(\tau)$表示订单下达的时间函数；τ表示需求所产生的时间，min。由于客户下达订单的不确定性，因此产生订单的需求点也是随机分布的，仅讨论平均运距和平均需求数对配送方案产生的影响。另外，客户下达订单的质量也是随机生成的，但每个订单的质量均围绕平均值$\overline{w}$分布，即

$$\overline{w}=\frac{\sum_{h=1}^{H}\sum_{m=1}^{M}\sum_{i=1}^{I}\sum_{j=1}^{J}w_{i,j}^{h,m}}{|J|}\qquad w_{\min}\leqslant w_{i,j}^{h,m}\leqslant w_{\max} \tag{17}$$

2　算法设计

由于订单需求的不确定性和无人机群的多航段配送求解规模过大，传统的启发式算法或元启发算法很难在有限时间内求得最优策略，需要将订单进行初步分类以缩小遍历的搜索范围，因此首先基于AP聚类算法对订单地理距离的负欧氏距离快速生成若干初始簇；然而，AP聚类算法仅考虑空间相似性，未优化无人机路径成本，可能导致簇内订单组合的不合理。此时，WOA-VNS混合算法通过全局探索与局部精细搜索相结合，以AP聚类结果为初始解，利用WOA算法的随机搜索能力跳出局部最优，再通过VNS对簇顺序、路径拆分等邻域结构进行精细化调整，从而达到优化总配送成本的目标。问题求解流程如图2所示。

2.1　AP聚类算法

（1）聚类：首先以城市中心为坐标原点将每个订单需求点转化为坐标，以时间段h内产生的订单作为数据集，通过迭代过程不断更新每个需求点的吸引度$r_{i+1,j}^{k+1}$和归属度$a_{i,j}^{k}$，其中k表示当前迭代的次数，直到订单需求数据集相似度达到最大，此时系统将会产生s个高聚类中心，这些聚类中心均满足无人机的续航、载重和时间限制，更新公式为

$$r_{i+1,j}^{k+1}=s^{k+1}-\max\{a_{i,j}^{k}+s^{k}\} \tag{18}$$

$$a_{i+1,j}^{k+1}=\min\{0,\ r_{i,j}^{k}\}+\sum_{i\notin\{i,j\}}\max\{0,\ r_{i,j}^{k}\} \tag{19}$$

$$a_{i,j}^{k}=\sum_{i\notin\{i,j\}}\max\{0,\ r_{i,j}^{k}\} \tag{20}$$

（2）迭代：在更新过程中可能会产生不可控的振荡，为确保收敛，需要加入阻尼因子λ，计算公式为

$$r_{i+1,j}^{k+1}=(1-\lambda)r_{i+1,j}^{k+1}+\lambda r_{i,j}^{k} \tag{21}$$

$$a_{i+1,j}^{k+1}=(1-\lambda)a_{i+1,j}^{k+1}+\lambda\cdot a_{i,j}^{k} \tag{22}$$

通过对吸引度和归属度的反复迭代，直到达到最大迭代次数，将会出现多个高聚类的初始簇群，结束时间段h内的计算，输出迭代后的簇群作为初始解集。

2.2　WOA-VNS算法

（1）WOA主循环：Mirjalili等[23]2016年提出的鲸鱼优化算法主要通过模拟鲸鱼包围、捕食和搜索猎物的行为来获得最优解。AP聚类仅能得到初始

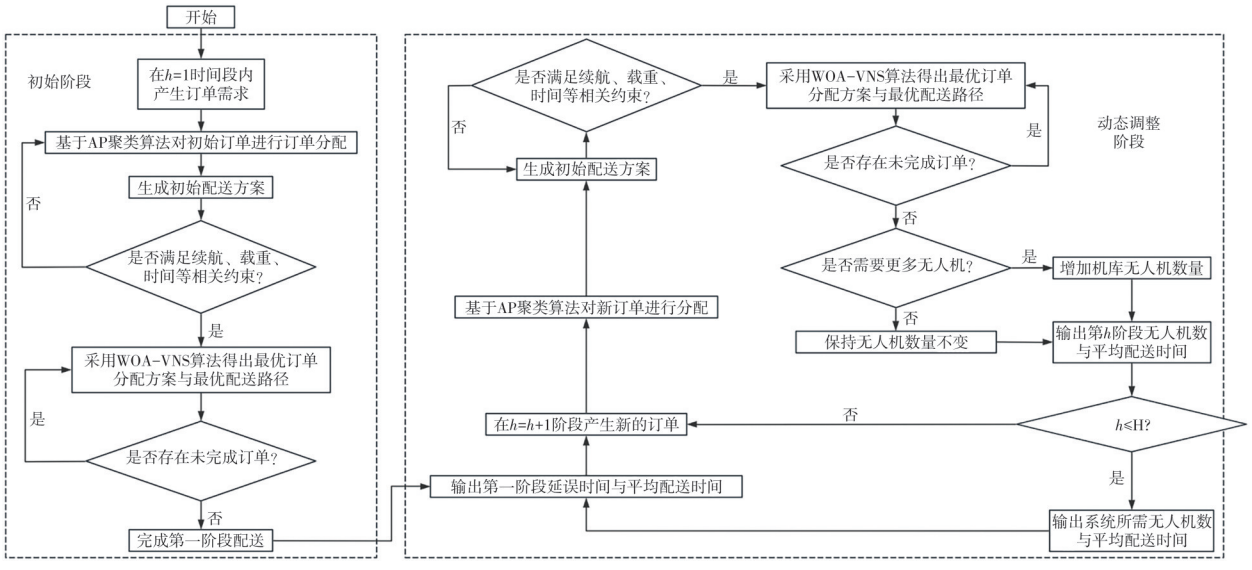


图2　问题求解流程

Fig.2　Problem solving flowchart

的种群从而避免全局搜索带来的效率较低问题，因此需要通过WOA算法对AP聚类的簇群进行检验，以保证每个簇群均能通过一架无人机载运所有物资并实现订单配送后返回仓库，为了统一和便于操作，将种群大小设定为100，最大迭代次数设定为K，从而有

$$\begin{cases} A_{\delta,\varepsilon} = 2a \cdot r_1 - a \\ C_{\delta,\varepsilon} = 2r_2 \\ a = 2 - \dfrac{k}{K} \end{cases} \tag{23}$$

式中，A，a和C为系数；δ为簇群中第m架无人机；ε为无人机所飞行的航段；r_1和r_2分别为[0，1]之间的随机数；k为当前簇群迭代的次数；K为设定的最大迭代次数100。

设定一个随机数$\beta \in [0, 1]$，根据随机数的取值范围可将鲸鱼的行为分为包围、捕食和搜索猎物，表达式分别为

$$\begin{cases} x_{\delta,\varepsilon}(k+1) = x_{p,\varepsilon}(k) - A_{\delta,\varepsilon}\left|c_{\delta,\varepsilon} x_{p,\varepsilon}(k) - x_{\delta,\varepsilon}(k)\right|, \ \beta \leqslant 0.5 \\ x_{\delta,\varepsilon}(k+1) = \left|x_{p,\varepsilon}(k) - x_{\delta,\varepsilon}(k)\right| e^{bl} \cos(2\pi l) + x_{p,\varepsilon}(k), \ \beta > 0.5 \\ x_{\delta,\varepsilon}(k+1) = X_{rand,\varepsilon}(k) - A_{\delta,\varepsilon}\left|c_{\delta,\varepsilon} X_{rand,d}(k) - X_{\delta,\varepsilon}(k)\right|, \ \beta \leqslant 0.5 \text{且} |A_{\delta,\varepsilon}| \geqslant 1 \end{cases} \tag{24}$$

通过对簇群的调整可以初步得出系统在每个时间段所需要的最大无人机数，但并没有对每架无人机的配送路径进行求解，因此需要通过VNS算法对初始生成的解集按照配送顺序进行精细化求解。

（2）VNS算法：该算法于1997年被Hansen等提出，主要思想是通过系统性地改变邻域结构从而探寻最优解，其求解的关键在于设定随机搜索和局部搜索的准则。本研究中，首先需要对WOA生成的簇群进行排列，如h时段内s簇群的初始探访顺序可以表示为$D_s^h = \{0, i_1, i_2, \ldots, j_1, j_2, \ldots, 0\}$，然后通过不断更新探访顺序对配送方案进行优化，直到满足停止准则结束，VNS算法流程如图3所示。

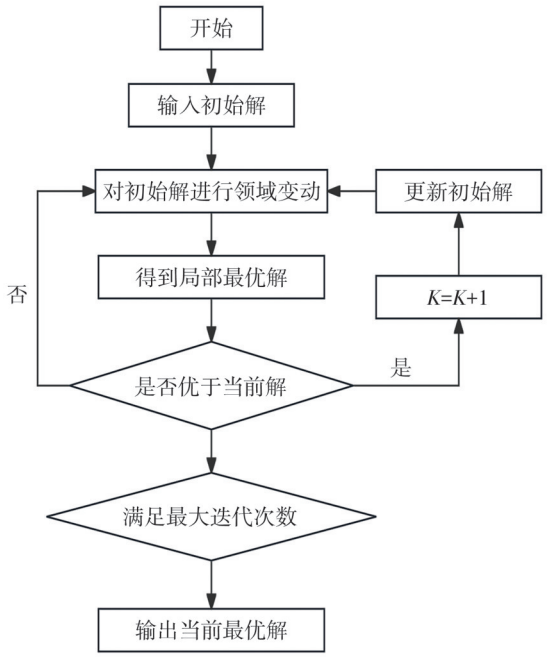


图3　VNS算法流程

Fig.3　VNS algorithm flowchart

3　仿真试验与结果分析

3.1　算例背景选择与基础算例设定

根据已有文献并结合相关调研数据，采用西咸新区MQ3-4M无人机作为配送机型，对模型与无人机参数设定如表2所示，为确保模型边界的严谨性，本研究结合MQ3-4M无人机的物理特性，通过平衡空载与满载理论航程反求k，最终取两者均值从而设定系数k为0.118，从而使能耗模型能够真实反映载重对续航的影响。同时，由于深圳是目前国内进行无人机配送的试点城市，故以深圳龙岗区政府为圆心构建无人机仓库，覆盖面积超过314 km^2，通过调研筛选有意向或已进行无人机配送服务的电商，选择区域内规模排名前3的药店A、热度排名前4的餐饮店B和知名度排名前5的大型超市C作为配送中心，并通过建立坐标轴的方式表示各配送中心类别及坐标如表3所示。采用数学软件求解，操作系统为华为window11，CPU为Intel-Core-Ultra 5-125H主频3.60 GHz。

3.2　仿真结果与分析

将研究的时间范围选定为某天11:30—12:30，

表2　模型与无人机参数设定

Tab.2　Parameter settings of model and drone

指标	参数	指标	参数
平均运行速度/(m/s)	16	最大载重/kg	10
无人机单位小时使用成本/元	10	最大飞行距离/km	28.8
飞行一小时耗电费/元	0.075	无人机每分钟延误成本/元	0.25
无人机重量(带电池)/kg	10	客户最长等待时间/min	5

表3　配送中心类别及坐标

Tab.3　Category and coordinate of distribution center

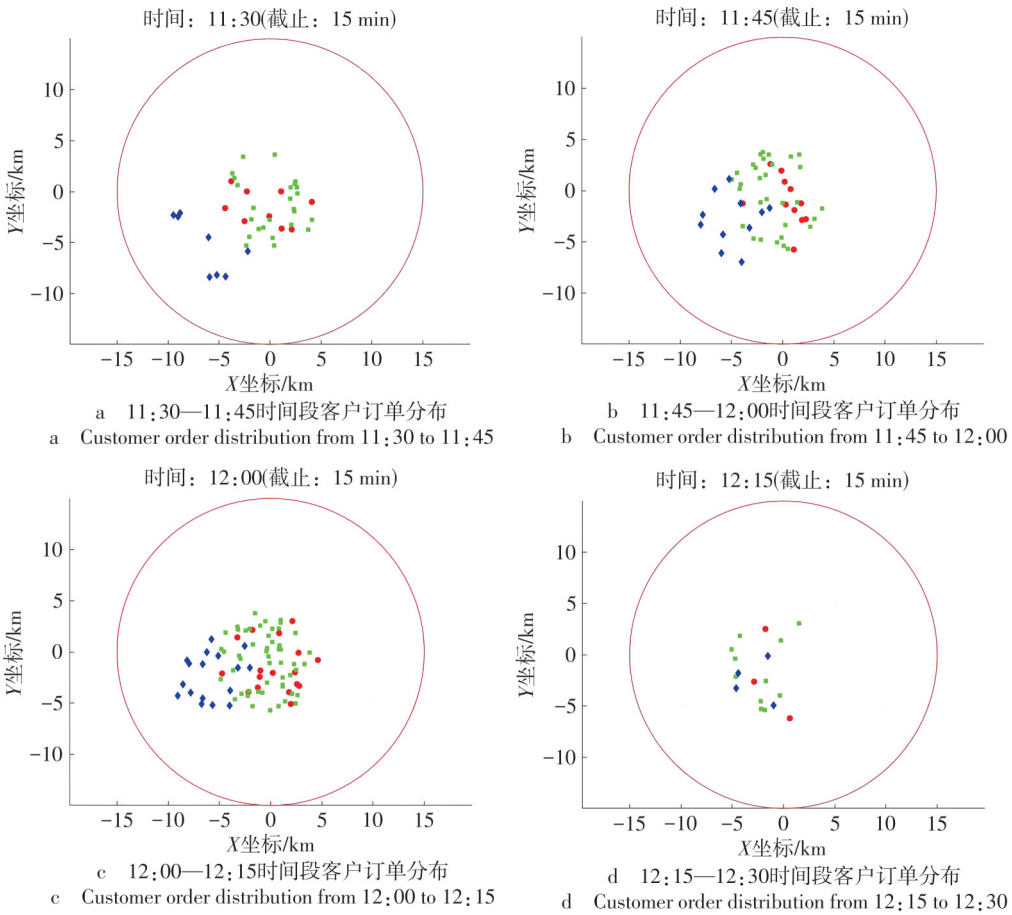
类别	坐标	类别	坐标
A	(2.79，0.24)	B	(3.35，1.12)
A	(−6，−8)	C	(−12.9，−7.45)
A	(3.25，3.25)	C	(−11.32，−11.32)
B	(−1.95，−3.38)	C	(11.8，2)
B	(0.35，0.35)	C	(−14.85，−2)
B	(−3.38，−1.95)	C	(2.66，0.5)

每15 min更新一次订单需求，初始需求数设定为200(医药、餐食和日用品需求比重为3∶4∶3)，且每类需求距各配送中心的平均距离为5 km，带时间窗的客户订单分布如图4所示(圆点为医药、正方形为餐食、菱形为日用品)。根据需求信息，将AP聚类、WOA算法和VNS算法的迭代次数分别设定为100，100和5，得出需求为200时不同时间窗无人机群多航段配送路径如图5所示。

根据图5可知，当城市低空配送订单需求为200时，城市配送系统中所需的最少无人机数为19架，平均每单的配送时间为5.315 min，远低于人力配送的平均时间，但每单配送的平均成本为4.766元，高于目前末端配送的人力成本。同时，根据不同时间段的配送路径不难看出，订单需求量较多的时间段(12∶00)每架无人机的平均单次配送航段明显高于较少订单量所对应的时间段(12∶15)，这代表在需求聚集区域开展多航段配送具有一定的商业前景。另外，选择无人机配送的订单一般对配送时间有着较高要求，因此订单延迟时间所造成的成本占比最高，此时配送企业租赁或购进更多无人机会导致无人机使用成本上涨，而选择延迟配送时间会导致配送质量降低，进一步导致延迟成本上涨甚至失去无人机配送的速度优势，配送企业仅能服务于部分对时间有极高要求的客户，从而陷入阶段性市场困境。

3.3　不同类型实验结果对比

为了充分对比不同订单平均运距和需求量对配



a　11∶30—11∶45时间段客户订单分布

a　Customer order distribution from 11∶30 to 11∶45

b　11∶45—12∶00时间段客户订单分布

b　Customer order distribution from 11∶45 to 12∶00

c　12∶00—12∶15时间段客户订单分布

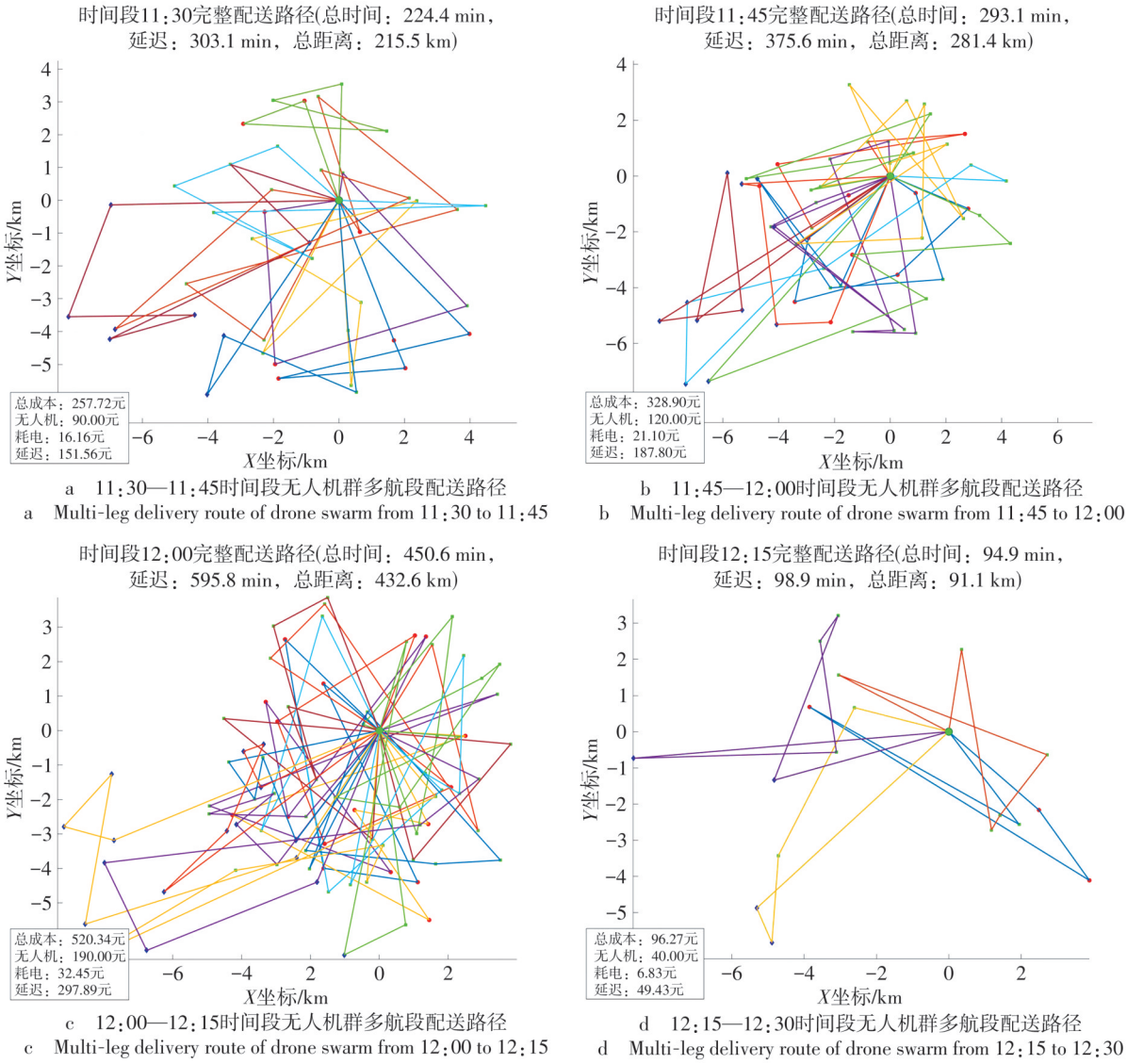
c　Customer order distribution from 12∶00 to 12∶15

d　12∶15—12∶30时间段客户订单分布

d　Customer order distribution from 12∶15 to 12∶30

图4　带时间窗的客户订单分布

Fig.4　Customer order distribution with time window



a　11:30—11:45时间段无人机群多航段配送路径
a　Multi-leg delivery route of drone swarm from 11:30 to 11:45

b　11:45—12:00时间段无人机群多航段配送路径
b　Multi-leg delivery route of drone swarm from 11:45 to 12:00

c　12:00—12:15时间段无人机群多航段配送路径
c　Multi-leg delivery route of drone swarm from 12:00 to 12:15

d　12:15—12:30时间段无人机群多航段配送路径
d　Multi-leg delivery route of drone swarm from 12:15 to 12:30

图5　需求为200时不同时间窗无人机群多航段配送路径

Fig.5　Multi-leg delivery routes of drone swarm with different time windows at demand of 200

送成本所造成的影响，研究拟探究平均运距范围为[6，8] km以及订单需求为[300，400，500]时低空末端配送网络中所需要的最小无人机数、每单平均配送时间以及平均配送成本，不同订单需求与运距下的无人机群多航段配送成本如表4所示。

根据表4中12组研究数据得出以下结论：从平

表4　不同订单需求与运距下的无人机群多航段配送成本

Tab.4　Multi-leg delivery cost of drone swarm under different order demands and transportation distances

平均运距/km	订单需求	无人机数/架	平均时间/min	平均成本/元	平均运距/km	订单需求	无人机数/架	平均时间/min	平均成本/元
5	300	29	5.19	2.985	7	300	29	7.54	4.63
5	400	38	5.42	3.14	7	400	38	6.94	4.31
5	500	48	5.53	3.17	7	500	49	7.40	4.54
6	300	29	6.45	3.80	8	300	29	8.47	5.26
6	400	39	6.42	3.76	8	400	39	8.19	5.08
6	500	49	6.34	3.84	8	500	50	8.36	5.32

均运距来看，在同一订单需求下，平均运距的增加对无人机的数量影响较小。例如，当订单需求为300时，平均运距从5 km增加到8 km，无人机数量保持29不变，然而，由于每单配送距离的延长，配送的平均时间和成本会相应增加。这主要对应着物流配送市场从“聚集区”向外部区域扩张，在这个阶段，配送企业无需配备更多无人机，但因为服务范围的扩大在运营成本和运输时间上将会增加。另外，在平均运距为5 km时，随着订单量的增加平均配送时间和成本增加，这主要是因为在订单“聚集区”内随着订单数量的增多原有的无人机数量将不再满足于现有的订单需求，但增加无人机所带来的成本将会大增，因此采用“多航段”配送的策略进行配送，这在一定程度上也增加了无人机的平均配送时间，从而带来配送的延迟成本增加；随着运距的增加，如平均运距为6~8 km和订单需求为300~400时，随着订单需求的增加，平均配送时间和成本均下降，这是因为订单需求将会产生规模经济效应使得边际成本降低。但随着订单需求的进一步增加，如订单需求为500时，同一运距下平均配送成本有所上升，原因在于当订单需求达到阈值时，对应的无人机需求数将会增加，而无人机成本是低空物流配送中的主要成本，因此对应的成本上涨。同时，较低的平均运距如6 km，无人机的平均配送时间降低，这主要是因为在较低的运距下聚集的订单量将会大幅度提高“多航段”配送需求，而随着运距的进一步增加，订单聚集度下降，从而导致整体的配送时间增加。

在同一平均运距下，随着订单需求的增多，平均每单的配送时间和配送成本会降低。以平均运距为5 km为例，随着订单数量从300增加到500，每公里的配送时间和配送成本逐渐降低，且这一趋势在平均运距增加时更为明显，如订单需求为300和400时，更远的平均运距下每单的配送成本和配送时间下降幅度更大。这是因为在固定订单需求下，更远的配送距离会使订单更为分散，在需求量较小时，平均配送时间和成本较高。但随着订单数增多，无人机数量也相应增加，在订单需求的高峰与低谷期，更多的无人机资源能够更好地调配，尤其在需求低谷期(如订单需求为400时在12:15有更多无人机可供使用而无需增加额外费用)能更高效地完成配送任务。这为低空配送企业提供了经营思路，即在订单需求暴增的情况下，企业应在更大范围内开展配送服务，以进一步增加订单需求，提高无人机的利用效率。

4　结论与建议

本研究考虑城市末端配送过程中无人机群的多航段协同调度与路径优化问题，通过分析不同订单需求规模和配送距离差异来探索相应场景下的无人机使用成本、延误成本和配送耗电成本最小化的配送策略，并运用AP聚类算法对客户订单进行预分组，WOA-VNS组合算法对方案进行精细化求解，最后以深圳龙岗为算例背景，设计基于时间窗的订单需求对模型进行检验，研究结论如下。

（1）经过多组数据对低空配送环境进行模拟测试，采用AP聚类和WOA-VNS组合算法能够应对中大规模的订单需求实时求解需要，验证了其在处理多约束、随机订单分布模型时的有效性与适用性，可以作为低空运力资源预分配的决策依据。

（2）多航段配送策略适用于中大型订单规模的城市区域，相较于传统单航段配送模式，其在平均配送时间和成本上具有显著优势，但配送成本依旧高于以人力为主的传统配送成本，仅能满足部分对时效要求较高的订单需求；并且，订单需求在时间上的分布不均衡，导致高峰期的无人机并未在低谷期达到最大化利用，在低空企业发展初始阶段易陷入局部困境。基于此，在“订单密度低、平均运距短”的市场初期阶段，建议低空配送企业制定基于不同时刻的差异化订单配送价格，引导客户错峰下单；同时，通过低空配送企业共享无人机来优化运力资源从而全面降低无人机配送成本。

（3）同一订单需求下，平均运距增加对无人机数量影响较小，但会延长配送时间和成本；随着订单需求的增加，更远的配送距离将会带来更高的配送成本和时间，而订单需求的增多将会引发“规模效应”，直到订单需求达到阈值导致无人

机数量需求增多。基于此，在“订单密度高、平均运距长”的市场成熟阶段，建议低空配送企业在市场从试运行向高速发展过渡、订单需求暴增时，采取每公里配送费和时效补偿策略，扩大配送范围，以降低每公里配送成本、缩短平均配送时间，提高无人机利用效率，实现降本增效。

但研究依旧存在诸多不足，如未考虑客户对订单时间需求的差异性、没有进行深层次探究多算法融合机制在提升多目标求解效率方面的潜力以及暂未考虑低空避障约束，在涉及复杂城市地貌的低空近地配送场景中，模型的适用性会受到限制，在后续的研究中将作为重点优化方向。

参考文献：

[1] JIN Z Y，NG K K H，ZHANG C L，et al. A Multistage Stochastic Programming Approach for Drone-Supported Last-Mile Humanitarian Logistics System Planning[J]. Advanced Engineering Informatics，2025，65：103201.

[2] 周忠宝，陈恩铭，李瑞阳，等. 基于多无人机的血液紧急配送问题研究[J]. 中国管理科学，2025，33(12)：171-184.
ZHOU Zhongbao，CHEN Enming，LI Ruiyang，et al. Research on Emergency Blood Delivery Problem Based on Multiple Drones[J]. Chinese Journal of Management Science，2025，33(12)：171-184.

[3] LI X D，LUO H，WANG G Q，et al. Optimizing Multi-Drone Patrol Path Planning under Uncertain Flight Duration：A Robust Model and Adaptive Large Neighborhood Search with Simulated Annealing[J]. Applied Soft Computing，2025，176：113107.

[4] 孔繁辉，姜　斌. 基于深度强化学习的多无人机协同配送路径组合优化研究[J]. 科技管理研究，2025，45(7)：194-206.
KONG Fanhui，JIANG Bin. Research on Optimization of Multi-UAV Collaborative Delivery Route Combination Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Science and Technology Management Research，2025，45(7)：194-206.

[5] LIU H S，TSANG Y P，LEE C K M. A Cyber-Physical Social System for Autonomous Drone Trajectory Planning in Last-Mile Superchilling Delivery[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2024，158：104448.

[6] ZHANG N，ZHANG M C，LOW K H. 3D Path Planning and Real-Time Collision Resolution of Multirotor Drone Operations in Complex Urban Low-Altitude Airspace[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2021，129：103123.

[7] HONG I，KUBY M，MURRAY A T. A Range-Restricted Recharging Station Coverage Model for Drone Delivery Service Planning[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2018，90：198-212.

[8] CAI L，LI J L，WANG K，et al. Optimal Allocation and Route Design for Station-Based Drone Inspection of Large-Scale Facilities[J]. Omega，2025，130：103172.

[9] 钟导峰，尹传忠，梁亚莉，等. 应急物资“火车-卡车-无人机”协同运输优化[J]. 铁道运输与经济，2025，47(8)：40-50，58.
ZHONG Daofeng，YIN Chuanzhong，LIANG Yali，et al. Optimization of Train-Truck-Drone Cooperative Transportation for Emergency Supplies[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(8)：40-50，58.

[10] 卢福强，汪　夏，毕华玲，等. 基于改进野狗优化算法的无人机-骑手联合外卖配送路径优化[J]. 管理工程学报，2026，40(1)：262-273.
LU Fuqiang，WANG Xia，BI Hualing，et al. UAV-Rider Joint Takeout Delivery Routing Optimization Based on Improved Dingo Optimization Algorithm[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management，2026，40(1)：262-273.

[11] 蒋　丽，王洪艳，梁昌勇. 新零售背景下卡车与无人机协同的电商物流末端配送优化[J]. 系统管理学报，2024，33(6)：1461-1470.
JIANG Li，WANG Hongyan，LIANG Changyong. Optimization of E-Commerce Logistics last Mile Distribution Based on Truck and Drone Collaboration in the New Retail Context[J]. Journal of Systems & Management，2024，33(6)：1461-1470.

[12] 沈丹阳，赵浩然. 基于改进阿尔法进化算法的共享无人机配送调度优化[J]. 机器人，2025，47(3)：405-415，426.
SHEN Danyang，ZHAO Haoran. Distribution Scheduling Optimization of Shared Drone Based on the Improved Alpha Evolution Algorithm[J]. Robot，2025，47(3)：405-415，426.

[13] XIANG C K，MO Y F，LIU W，et al. Path Pool Based Transformer Model in Reinforcement Framework for Dynamic Urban Drone Delivery Problem[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2025，177：105165.

[14] JIN Z Y，NG K K H，ZHANG C L，et al. A Risk-Averse

Distributionally Robust Optimisation Approach for Drone-Supported Relief Facility Location Problem[J]. Transportation Research Part E：Logistics and Transportation Review，2024，186：103538.

[15] XIN X，WANG S A，ZHANG T. Truck-Drone Supported Humanitarian Relief Logistics Network Design：A Two-Stage Distributionally Robust Optimization Approach[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2025，178：105231.

[16] PINA-PARDO J C，SILVA D F，SMITH A E，et al. Dynamic Vehicle Routing Problem with Drone Resupply for Same-Day Delivery[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2024，162：104611.

[17] 卢福强，蒋润雪，毕华玲，等. 动态订单下无人机辅助骑手外卖配送路径优化研究[J]. 中国管理科学，2026，34(2)：79-88.
LU Fuqiang，JIANG Runxue，BI Hualing，et al. Routing Optimization of Drone Assisted Riders Takeout Delivery under Dynamic Orders[J]. Chinese Journal of Management Science，2026，34(2)：79-88.

[18] WANG F L，LI H Q，XIONG H X. Truck-Drone Routing Problem with Stochastic Demand[J]. European Journal of Operational Research，2025，322(3)：854-869.

[19] 陈兆芳，李文静，黄文翰. 需求不确定下卡车-无人机协同的路径优化研究[J]. 铁道运输与经济，2025，47(10)：60-72.
CHEN Zhaofang，LI Wenjing，HUANG Wenhan. Research on Path Optimization of Truck-Drone Collaboration under Uncertain Demand[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(10)：60-72.

[20] LI S X，LIAO T J，WU G H，et al. Drone On-Demand Delivery Routing Problem Considering Order Splitting and Battery Swapping[J]. Computers & Industrial Engineering，2025，208：111388.

[21] CICEK C T，GULTEKIN H，TAVLI B. The Location-Allocation Problem of Drone Base Stations[J]. Computers & Operations Research，2019，111：155-176.

[22] LAKHWANI T S，SINJANA Y，KAPOOR A P. Queuing Theory for Efficient Drone Dispatch in Healthcare Logistics：An Empirical Analysis of System Performance[J]. Research in Transportation Business & Management，2025，61：101404.

[23] MIRJALILI S，LEWIS A. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software，2016，95：51-67.

(责任编辑　吴文娟)