

文章编号: 1005-0523(2026)04-0046-09



面向动态需求的无人机物流配送中心选址研究

张悦乐, 胡 荣, 魏鼎功, 丁嘉豪

(南京航空航天大学民航学院, 江苏 南京 211106)

摘要: 针对城市环境下的物流配送中心选址问题, 兼顾城市动态发展情景和无人机(UAV)自身特性是提升选址方案科学性和实用性的关键。首先, 根据城市发展情况设置自然生成、环形扩散和定向开发3种不同的动态需求情景, 构建以选址成本和运行成本总和最小为优化目标的全覆盖选址模型。然后, 为提高模型求解精度, 利用栅格法对传统K-means聚类算法进行改进。最后, 通过数值仿真验证了模型与算法的可行性和有效性。结果表明: 改进的K-means聚类算法聚类效果更好; 采用动态策略的配送中心总成本低于静态策略; 除极其特殊的情景(如新建成本异常高或新增需求完全集中于某一时段)外, 动态策略均为更优选择。

关键词: 无人机; 物流配送中心; 动态需求; 选址; K-means聚类

中图分类号: V279

文献标志码: A

本文引用格式: 张悦乐, 胡荣, 魏鼎功, 等. 面向动态需求的无人机物流配送中心选址研究[J]. 华东交通大学学报, 2026, 43(4): 46-54.

Research on the Location Selection of UAV Logistics Distribution Centers Under Dynamic Demand

Zhang Yuele, Hu Rong, Wei Dinggong, Ding Jiahao

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

Abstract: For the location selection problem of urban logistics distribution centers, considering urban dynamic development scenarios and unmanned aerial vehicle (UAV) characteristics is crucial for improving the scientificity and practicality of location schemes. First, three dynamic demand scenarios, namely natural growth, ring expansion, and directional development, were established according to urban development patterns. A full-coverage location model with the objective of minimizing the sum of location cost and operating cost was then constructed. Next, to improve the solution accuracy of the model, the traditional K-means clustering algorithm was improved by using a grid-based method. Finally, numerical simulations verified the feasibility and effectiveness of the model and algorithm. The results show that the improved K-means clustering algorithm achieves better clustering performance; the total cost of distribution centers under the dynamic strategy is lower than that under the static strategy; and except for extremely special scenarios (e.g., abnormally high construction cost or newly added demand completely concentrated in a single year), the dynamic strategy is the better choice.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); logistics distribution center; dynamic demand; location selection; K-means clustering

收稿日期: 2025-08-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(U2433204, 52372315)

Citation format: Zhang Yuele, Hu Rong, Wei Dinggong, et al. Research on the location selection of UAV logistics distribution centers under dynamic demand[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2026, 43(4): 46–54.

传统地面物流配送模式存在配送时效差、碳排放高、运营成本高及覆盖范围有限等短板,已难以适应现代城市对高效绿色发展的要求。无人机凭借其高效、灵活的特性日益受到关注^[1]。目前,关于无人机物流配送中心的选址研究,根据规划周期内是否考虑时间因素带来的变化,可分为静态问题和动态问题两类。静态问题是指在整个规划周期内认为需求不随时间变化而变化,而动态问题则指在整个规划周期内,需求随时间推移而动态变化。针对静态问题,国内外研究主要关注需求点覆盖能力、选址成本、情景适配性等3个方向。在覆盖能力上,研究从满足基本航程约束^[2-3]演进至应对电池不确定性以提升可靠覆盖^[4],并进一步优化空间布局以最大化覆盖范围^[5];在选址成本上,目标从单一建设成本最小化^[6]拓展至建设与运行成本双目标优化^[7],再深化为纳入电池负载能耗的全生命周期成本最小化模型^[8];在情景适配性上,则从通用模型转向精准定制,涵盖在线餐饮时效与预算约束^[9]、多周期动态需求可靠性^[10]、应急救援配送^[11-14]、山区城市末端配送特性^[15]及未来城市空中交通无人机“接单问题”的优化^[16]。

现阶段针对动态问题的研究较少,现有文献在静态问题的基础上,额外关注动态需求^[17]、实时决策^[18]、实时交付^[19]和动态能耗^[20]4个方面。然而,在针对动态问题的研究中,多数研究未考虑需求点数量和位置随时间变化的问题,这会导致原先的配送中心不再处于最优位置,甚至无法服务全部需求点,造成运力浪费和客户流失。此外,相关研究忽略了配送中心系统建设成本,或者较少考虑无人机运输半径约束,致使相关结论难以进入实际应用^[21]。

针对以上问题,本文面向现代城市中的动态选址问题(即需求点会随着城市发展而变化),结合物流无人机自身特性约束,通过栅格法改进K-means聚类算法,在覆盖区域内实现对所有需求点的覆盖,并以无人机物流配送中心选址成本(即配送中心新建和扩建成本)与运行成本(即运输能耗成本和无人机维护成本)总和最小为目标,构建面向动

态需求的无人机物流配送中心选址模型,以获得更优的选址结果。

1 构建模型

1.1 基本假设

为了便于研究,本文作出以下假设:

- 1) 忽略气象、障碍物等外部因素对配送中心选址和无人机运输的影响;
- 2) 所有需求点的需求量均在无人机可承载范围内,且每个需求点有且仅有一个配送中心和一台无人机为其服务,但每个配送中心可以服务多个需求点;
- 3) 所使用的无人机均为同一型号,性能相同;
- 4) 无人机每次运输只服务一个需求点,配送路径为两点之间的直线。

1.2 目标函数

针对无人机物流配送中心选址问题,其成本主要包括选址成本和运行成本。

1.2.1 选址成本

选址成本包括配送中心新建和扩建成本,与配送中心服务的需求点数量有关^[22]。当新增需求点位于原有配送中心服务范围内时,扩建原有配送中心以服务新增需求点;当新增需求点不在原有配送中心服务范围内时,则新建配送中心进行服务。新建一个配送中心的成本可表示为

$$C_i^{\text{con}} = k_{\text{con}} \alpha_i \quad (1)$$

式中: C_i^{con} 为新建第 i 个配送中心成本,元; α_i 为第 i 个配送中心服务需求点的数量,个; k_{con} 为新建成本系数,元/个。

配送中心的扩建成本与新建成本有本质差异,其增长并非线性,而是在超出设计容量后加速上升。这一现象在交通规划与运营领域中有类似表现^[23]。配送中心在规划时存在最优运营容量,一旦超出则需扩建,成本将呈非线性上升。扩建一个配送中心的成本可表示为

$$C_i^{\text{exp}} = k_{\text{exp}} \alpha_i'^2 \quad (2)$$

式中: C_i^{exp} 为扩建第 i 个配送中心成本,元; α_i' 为第

i 个配送中心新增的服务需求点数量,个; k_{exp} 为扩建成本系数,元/个²。

1.2.2 运行成本

无人机运行成本主要包括运输能耗成本和无人机维护成本。借鉴文献[24]的成果,定义能耗系数 e 为

$$e = \frac{(T_e - T_f)QU}{T_e T_f M_{\max}} \quad (3)$$

式中: e 为能耗系数,W/kg; Q 为无人机电池容量,mA·h; U 为工作电压,V; T_e 为空机续航时间,min; T_f 为满载续航时间,min; $M_{\max}$ 为无人机最大可携带物品重量,kg。

以“能耗系数×时间×载重量”表示物流无人机的运输能耗^[24],表达式为

$$E_j^i = e M_j^i T_j^i = e \frac{M_j^i L_j^i}{3.6 v_j^i} \quad (4)$$

$$L_j^i = \sqrt{(Y_j^i - Y_i)^2 + (X_j^i - X_i)^2} \quad (5)$$

式中: E_j^i 为第 i 个配送中心到其服务的第 j 个需求点的无人机运输能耗,W·h; M_j^i 为第 i 个配送中心服务的第 j 个需求点的需求量,kg; T_j^i 为无人机运输时间,s; L_j^i 为第 i 个配送中心到其服务的第 j 个需求点的运输距离,km; v_j^i 为无人机运行速度,即运输速度,m/s;1/3.6 为单位转换系数; (X_i, Y_i) 为第 i 个配送中心的坐标, (X_j^i, Y_j^i) 为第 i 个配送中心服务的第 j 个需求点的坐标。

由于无人机返航时不携带任何货物,即 $M=0$,故返航时不产生物流运输能耗成本,则每年的物流运输能耗成本为

$$C_{\text{enc}}^a = \frac{\delta}{1\,000} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{a_i} E_j^i \quad (6)$$

式中: a 为无人机物流配送中心运行年数,即第 a 年; C_{enc}^a 为第 a 年的总物流运输能耗成本,元; δ 为物流运输能耗成本系数,元/(kW·h); n 为无人机物流配送中心的数量,个;1/1 000 为单位转换系数。

参考航空维修标准 MSG-3 (Maintenance Steering Group-3),无人机维护成本可以划分为定期检查成本、关键部件更换成本和意外维修成本,这三者均与飞行时长有关,故设置

$$C_{\text{MSG}} = \frac{(\partial + \varepsilon + \theta)}{3\,600} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{a_i} T_j^i \quad (7)$$

式中: C_{MSG} 为总维护成本,元; ∂ 、 ε 和 θ 分别为无人机定期检查、关键部件更换和意外维修的成本系

数,元/h;1/3 600 为单位转换系数。

1.2.3 总成本

综上,面向动态需求的无人机物流配送中心总成本引入贴现率 γ ,表达式为

$$\min C = \sum_{a=1}^A \left(\frac{C_{i,a}^{\text{con}} + C_{i,a}^{\text{exp}} + C_{\text{enc}}^a + C_{\text{MSG}}}{(1+\gamma)^{a-1}} \right) \quad (8)$$

式中: A 为规划周期年数; C 表示规划周期第 a 年的总成本,元; $C_{i,a}^{\text{con}}$ 为第 a 年的新建成本,元; $C_{i,a}^{\text{exp}}$ 为第 a 年的扩建成本,元。

1.3 约束条件

1.3.1 续航约束

由于无人机自身携带的电池容量有限,且无空中临时充电设施,为了保证安全运行,无人机执行物流运输任务时的运输距离不得超过其最大安全运输距离,即

$$L_j^i \leq L_{\max} \quad (9)$$

式中: $L_{\max}$ 为无人机最大安全运输距离,km。

1.3.2 载重量约束

受无人机自身特性影响,无人机携带物品的重量不能超过其最大载重量,表达式为

$$M_j^i \leq M_{\max} \quad (10)$$

1.3.3 任务约束

配送中心需对所有需求点进行服务。设每个需求点的状态为 P_j ,1 表示已服务,0 表示未服务,则无人机结束配送任务时应有

$$\sum_{j=1}^m P_j = m \quad (11)$$

式中: P_j 为第 j 个需求点状态; m 为所有需求点的数量,个。

1.3.4 服务约束

每个需求点有且仅有一个无人机物流配送中心为其服务。对于任意需求点 j ,设 S_i 表示该需求点被第 i 个配送中心服务的状态,1 表示被服务,0 表示未服务,则对于每个需求点有

$$\sum_{i=1}^n S_i = 1 \quad (12)$$

式中: S_i 为需求点被第 i 个配送中心服务状态; n 为所有配送中心的数量,个。

2 算法设计

2.1 K-means 聚类算法

K-means 聚类算法是设施选址领域常用的无监

督聚类算法,通过不断迭代使聚类结果对应的损失函数最小,从而确定簇中心。对于配送中心选址问题,在已知所有需求点的情况下,利用K-means聚类算法进行选址的基本步骤为^[25]:

步骤1:对所有需求点数据集进行预处理,根据实际情况筛选出所需需求点,形成待聚类需求点数据集,同时确定配送中心个数 K ,并设置差异阈值和最大迭代次数;

步骤2:从需求点数据集中通过随机抽样(不重复)选择 K 个不同的需求点,作为初始簇中心;

步骤3:遍历每个需求点,将其划分到距离最近的簇中心对应的簇中,得到 K 个不同的簇;

步骤4:对步骤3得到的 K 个簇,更新簇中心坐标为该簇内所有需求点坐标的算术平均值;

步骤5:计算新簇中心与上一轮簇中心的差异。若差异小于等于预设阈值,或者迭代次数已达到最大迭代次数,则转到步骤6;反之则转到步骤3;

步骤6:输出最终聚类结果(K 个簇中心的位置、每个点所属的簇以及簇内点的坐标等)。

由此可见,K-means聚类算法运算速度快、时间开销较小,适合处理大规模需求点的选址问题。但传统K-means聚类算法在应用于无人机物流配送中心选址时也存在一些缺陷:①聚类划分结果易受初始簇中心选取的影响。如果初始簇中心选择得离真实簇中心较远,算法可能收敛到非最优解。②未考虑需求点需求量对选址结果的影响。传统K-means聚类算法只考虑需求点与配送中心之间距离的影响,并未考虑需求点需求量对聚类结果的影响。③未结合无人机特性考虑问题。对于最终聚类结果,同一簇内可能存在需求点与配送中心之间距离大于无人机最大安全运输距离的情况,导致无法完成服务,从而造成客户流失。

针对传统K-means聚类算法的不足,本文考虑无人机运输半径约束和需求点需求量差异,结合栅格法提出一种优化初始簇中心选取的改进K-means聚类算法,以弥补传统K-means聚类算法的上述不足。

2.2 改进K-means聚类算法

针对以上分析,具体改进如下。

1) 针对初始簇中心的选取,本文结合栅格法进行改进。

2) 针对原始算法缺少对需求量考虑的问题,为

了体现高需求量需求点对配送中心的影响力,本文在更新簇划分和簇中心时,采用考虑需求量权重的加权距离,表达式为

$$X_l = \sum_j M_j' X_j' / M_j' \quad (13)$$

$$Y_l = \sum_j M_j' Y_j' / M_j' \quad (14)$$

式中: X_l 为第 l 个簇簇中心的横坐标; M_j' 为第 l 个簇内第 j 个需求点需求量; X_j' 为第 l 个簇内第 j 个需求点横坐标; Y_l 为第 l 个簇的簇中心的纵坐标; Y_j' 为第 l 个簇内第 j 个需求点的纵坐标。

3) 针对缺少无人机特性考虑的问题,在算法最后增加判断函数,确保所有需求点到配送中心的距离均不超过无人机最大安全运输距离 $L_{\max}$ 。

3 仿真研究

3.1 参数设置

3.1.1 需求点数据

未来需求点的增加存在多种不同情景,而不同情景对应的选址结果可能不同。为保证研究的严谨性和科学性,本文对多种不同情景进行整合,归纳为3种情景开展仿真。①自然生成情景:根据市场需求预测,需求点自然随机生成。②环形扩散情景:根据政府发展规划,需求点增加呈以圆心向外扩散的趋势,即每年在边界外2.5 km的圆环内增加新需求点。③定向开发情景:根据政府发展规划,后续4年每年开发一块未开发区域,需求点在规划开发区域内随机生成。

为了保证情景的统一性,3种情景均设置在40 km×40 km的区域内,并令坐标(20, 20)为其中心点。初始年存在300个需求点,后续4年每年新增30个需求点(均位于城市区域内,且与既有需求点不重合)。3种情景下的需求点分布如图1所示。

3.1.2 无人机参数

本文选取大疆M600 Pro作为无人机物流的主要机型,具体参数如表1所示。

设置需求点的需求量为1~6 kg的随机整数,假设无人机运输速度恒定 $V_T = 9$ m/s,考虑无人机的续航约束,设定无人机最大安全运输距离 $L_{\max} = 5$ km。

3.1.3 其他参数

由无人机参数计算可得

$$e = 12.08 \text{ W/kg} \quad (15)$$

根据南京市2024年电费收费标准,220 kV及

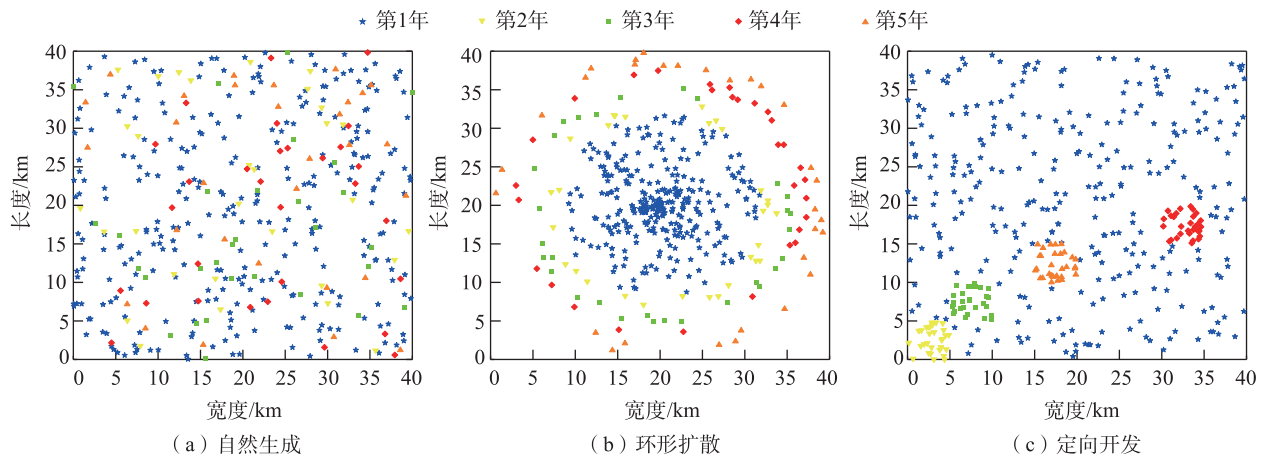


图1 3种情景需求点分布图

Fig. 1 Distribution map of demand points under three scenarios

表1 大疆 M600 Pro 参数
Tab.1 DJI M600 Pro parameters

参数	数值	参数	数值
标准空机质量/kg	9.5	满载续航时间/min	16.0
最大起飞质量/kg	15.5	电池容量/(mA·h)	4 500.0
最大载荷/kg	6.0	电压/V	22.2
空机续航时间/min	32.0	最大水平飞行速度 (无风环境)/(km/h)	65.0

以上电压等级的电价为0.58 元/(kW·h),故设置

$$\delta = 0.58 \text{ 元}/(\text{kW} \cdot \text{h}) \quad (16)$$

根据行业经验数据统计,设置

$$k_{\text{con}} = 10\,000 \text{ 元}/\text{个} \quad (17)$$

$$k_{\text{exp}} = 1\,000 \text{ 元}/\text{个}^2 \quad (18)$$

$$\partial = 9 \text{ 元}/\text{h} \quad (19)$$

$$\varepsilon = 146 \text{ 元}/\text{h} \quad (20)$$

$$\theta = 50 \text{ 元}/\text{h} \quad (21)$$

根据环亚经济数据库统计,1998—2024年中国人民银行平均年利率为2.25%,即

$$\gamma = 2.25\% \quad (22)$$

为模拟真实物流情景,设定本情景中1年为365 d,无人机每天运输1次,且能满足所有需求点

的需求。

3.2 结果分析

3.2.1 改进算法验证

无人机运输能耗成本是衡量配送网络效率的关键指标,其高低直接反映了不同需求簇之间的空间聚合程度。为系统验证本文所提改进算法的有效性,在3种典型城市发展情景下,分别采用静态策略和动态策略。对于每种情景和策略,均使用改进的K-means聚类算法与原始K-means算法(K值统一为改进K-means聚类算法得到的K值)进行配送中心选址,并比较两者在5年规划期内总运输能耗的差异。具体能耗结果如表2所示。

在所有6组对比中,改进算法得到的总运输能耗均显著低于原始算法,表明改进算法在降低物流配送能耗方面具有普遍有效性。其中,定向开发情景的静态策略可降低11.87%的配送能耗,降幅最大。此外,改进的K-means算法严格约束所有需求点必须位于其所属配送中心的无人机有效服务范围之内,从根本上避免了原始算法可能产生的服务盲区问题。鉴于改进算法在降低能耗和保障服务两方面的综合表现,后续分析均基于改进的

表2 不同情景、策略下使用不同算法的5年总运输能耗结果

Tab.2 Total transportation energy consumption using different algorithms under various scenarios and strategies over a five-year period

策略	自然生成		环形扩散		定向开发	
	改进	原始	改进	原始	改进	原始
静态	71 015.73	84 114.69	57 046.17	57 090.46	58 877.27	66 806.19
动态	76 917.70	83 621.50	89 963.44	90 911.66	74 795.25	79 186.21

K -means 聚类算法的结果。

3.2.2 选址结果

针对3种情景,分别采用静态策略和动态策略,选址结果如图2和图3所示。图中的点表示无人机物流配送中心,并以配送中心为母点生成 Voronoi 图,展示其服务范围。

对于未来新增的需求点,静态策略需要扩建或新建配送中心以满足全部服务需求。其中,环形扩散情景每年均需新建配送中心;由于存在扩建,3种情景下静态策略最终的配送中心数量均少于动态策略。

3.2.3 综合分析

将静态策略和动态策略的成本进行综合对比,结果如表3所示(表中所有成本均已换算为第1年

的贴现成本,括号内数值为静态策略的成本值)。

由表3可知,尽管动态策略需要较高的初始建设投资,但其通过一次性构建具有前瞻性的配送网络,彻底规避了后期因需求增长而产生的巨额设施新建与扩建成本,从而在5年规划期内实现了显著更低的总成本。同时,动态策略在不同城市发展情景下表现出总成本相对稳定的特点,而静态策略的成本则受情景影响较大。

新建成本是选址成本的最主要组成部分。为清晰、直观地量化新建成本这一关键参数的变动对选址成本的敏感程度,并为决策者评估新建策略的风险和吸引力提供直接依据,本次敏感性分析采用控制变量法,固定 $k_{\text{exp}}=1\,000$ 元/个²,只改变 k_{con} ,结果如图4所示。

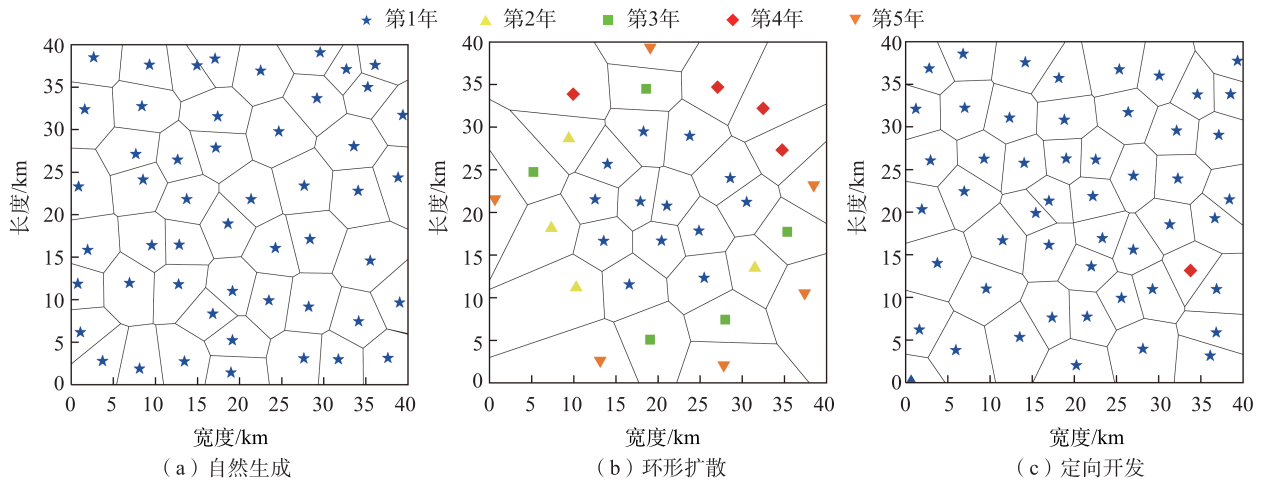


图2 3种情景采用静态策略的选址结果

Fig. 2 Location selection results under static strategy for three scenarios

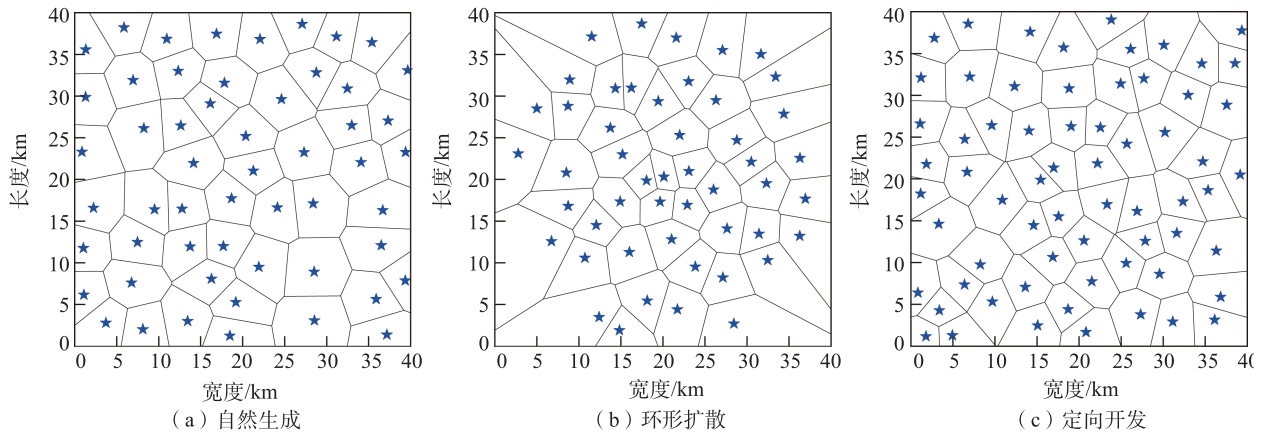


图3 3种情景采用动态策略的选址结果

Fig. 3 Location selection results under dynamic strategy for three scenarios

表3 采用动态(静态)策略的配送中心选址结果

Tab.3 Location selection results of distribution centers under dynamic (static) strategy

时间	指标/单位	自然生成	环形扩散	定向开发
第1年	新建满足/个	420(300)	420(300)	420(300)
	扩建满足/个	0(0)	0(0)	0(0)
	配送中心数量/个	54(51)	49(13)	65(50)
	成本/万元	420.026(300.028)	420.024(300.028)	420.023(300.026)
第2年	新建满足/个	0(0)	0(10)	0(1)
	扩建满足/个	0(30)	0(20)	0(29)
	配送中心数量/个	54(51)	49(17)	65(51)
	成本/万元	0.029(88.050)	0.027(48.932)	0.024(83.256)
第3年	新建满足/个	0(0)	0(11)	0(0)
	扩建满足/个	0(30)	0(19)	0(30)
	配送中心数量/个	54(51)	49(22)	65(51)
	成本/万元	0.031(86.116)	0.029(45.086)	0.026(86.115)
第4年	新建满足/个	0(0)	0(13)	0(1)
	扩建满足/个	0(30)	0(17)	0(29)
	配送中心数量/个	54(51)	49(26)	65(52)
	成本/万元	0.033(84.225)	0.031(39.232)	0.028(75.242)
第5年	新建满足/个	0(0)	0(10)	0(0)
	扩建满足/个	0(30)	0(20)	0(30)
	配送中心数量/个	54(51)	49(32)	65(52)
	成本/万元	0.036(82.375)	0.034(45.783)	0.029(82.373)

可见,在新建成本系数处于0~3.5万元/个的区间时,动态策略具有选址成本优势的参数范围覆盖率达55%~84%,占据绝对主导地位。但是,当新建成本系数显著增大时,存在静态策略成本更低的情况。为明确界定动态成本占优的条件,假设第1年初始需求点 L 个,未来 $a-1$ 年增加 F 个需求点,有

$$\begin{cases} W_{\text{dyn}} = (L+F)k_{\text{con}} + \sum_{a=1}^A \frac{C_{\text{dyn}}^a}{(1+\gamma)^{a-1}} \\ W_{\text{sti}} = Lk_{\text{con}} + \sum_{a=1}^A \frac{(D_a^2 k_{\text{exp}} + Q_a k_{\text{con}} + C_{\text{sti}}^a)}{(1+\gamma)^{a-1}} \\ \sum_{a=1}^A D_a + \sum_{a=1}^A Q_a = F \end{cases} \quad (23)$$

即

$$\begin{aligned} W_{\text{dyn}} - W_{\text{sti}} = & \left(\sum_{a=1}^A D_a + \sum_{a=1}^A \frac{(1+\gamma)^{a-1} - 1}{(1+\gamma)^{a-1}} Q_a \right) k_{\text{con}} - \\ & \sum_{a=1}^A \frac{D_a^2}{(1+\gamma)^{a-1}} k_{\text{exp}} + \\ & \sum_{a=1}^A \frac{C_{\text{dyn}}^a}{(1+\gamma)^{a-1}} - \sum_{a=1}^A \frac{C_{\text{sti}}^a}{(1+\gamma)^{a-1}} \end{aligned} \quad (24)$$

式中: W_{dyn} 为动态策略的总成本,元; L 为第1年初

始需求点数量,个; F 为未来增加需求点的总数,个; C_{dyn}^a 为动态策略的第 a 年成本,元; W_{sti} 为静态策略的总成本,元; C_{sti}^a 为静态策略的第 a 年运行成本,元; D_a 为第 a 年增加的需扩建配送中心服务的需求点数量,个; Q_a 为第 a 年增加的需由新建配送中心服务的需求点数量,个。

可得动态成本占优的关键条件

$$\frac{k_{\text{con}}}{k_{\text{exp}}} \leq \frac{\sum_{a=1}^A D_a^2}{\sum_{a=1}^A D_a} \quad (25)$$

式中:定义 $\frac{k_{\text{con}}}{k_{\text{exp}}}$ 为“建扩比”,即新建成本系数与扩建成本系数的比值,反映新建配送中心的相对成本高低; $\frac{\sum_{a=1}^A D_a^2}{\sum_{a=1}^A D_a}$ 为“扩服比”。即规划期内各年需通过扩建服务的新增需求点数量的平方和与其总和的比值:该比值综合反映了新增需求的波动程度,需求分布越集中,扩服比越大;需求增长越平稳分散,扩服比越小。

因此,除非在极其特殊的情景下(如新建配送中心的相对成本异常高,或者新增需求完全集中于

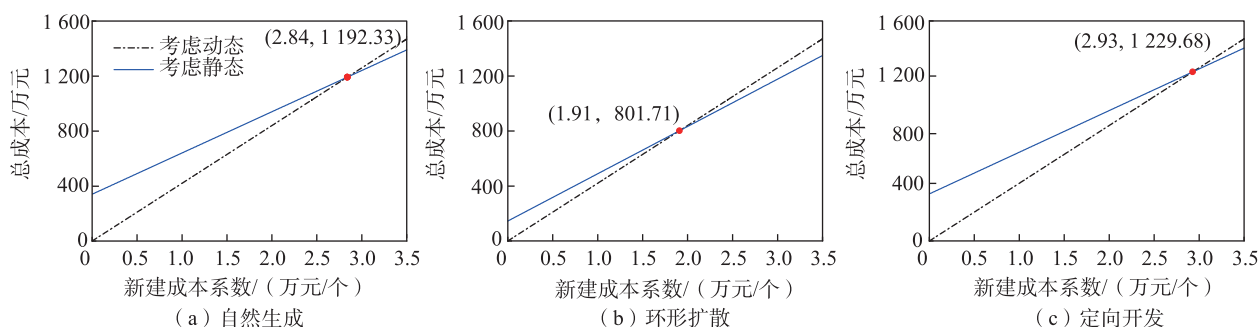


图4 改变新建成本系数时选址成本的变化

Fig. 4 Changes in total cost with changes in the new construction cost coefficient

单一年份),动态策略均是更优选择。

4 结论

1) 利用栅格法改进 K -means 聚类算法中的初始簇中心选取步骤,结果表明,改进的 K -means 聚类算法获得的结果聚类程度更高,最高可降低配送能耗 11.87%;同时增加无人机飞行距离约束,使其更符合无人机物流选址的实际需要。

2) 通过对 3 种典型城市发展情景的实证模拟,结果表明,与静态策略相比,动态策略在所有情景下总成本均显著降低。

3) 敏感性分析表明,除非在极其特殊的情景下(如新建配送中心的相对成本异常高,或者新增需求完全集中于单一年份),动态策略均是更优选择。

参考文献:

- [1] Chiang W C, Li Yuyu, Shang J, et al. Impact of drone delivery on sustainability and cost: realizing the UAV potential through vehicle routing optimization[J]. Applied Energy, 2019, 242: 1164-1175.
- [2] 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.
- [3] Chauhan D R, Unnikrishnan A, Figliozzi M. Maximum coverage capacitated facility location problem with range constrained drones [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 99: 1-18.
- [4] Chauhan D R, Unnikrishnan A, Figliozzi M, et al. Robust maximum coverage facility location problem with drones considering uncertainties in battery availability and consumption[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2021, 2675 (2) : 25-39.
- [5] Al-rabiaah S, Hosny M, Almuhaideb S. Drone location problem for coverage delivery with battery swapping stations[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3) : 1403.
- [6] Shavarani S M, Nejad M G, Rismanchian F, et al. Application of hierarchical facility location problem for optimization of a drone delivery system: a case study of Amazon prime air in the city of San Francisco[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 95(9): 3141-3153.
- [7] Shavarani S M, Golabi M, Izbirak G. A capacitated biobjective location problem with uniformly distributed demands in the UAV-supported delivery operation[J]. International Transactions in Operational Research, 2021, 28 (6): 3220-3243.
- [8] Torabbeigi M, Lim G J, Kim S J. Drone delivery scheduling optimization considering payload-induced battery consumption rates [J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2020, 97(3): 471-487.
- [9] Pinto R, Zambetti M, Lagorio A, et al. A network design model for a meal delivery service using drones[J]. International Journal of Logistics Research and Applications, 2020, 23(4): 354-374.
- [10] Chauhan D R, Unnikrishnan A, Figliozzi M, et al. Robust multi-period maximum coverage drone facility location problem considering coverage reliability [J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2023, 2677(2): 98-114.
- [11] Gentili M, Mirchandani P B, Agnetis A, et al. Locating platforms and scheduling a fleet of drones for emergency delivery of perishable items[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108057.
- [12] Ghelichi Z, Gentili M, Mirchandani P B. Drone logistics for uncertain demand of disaster- impacted populations [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 141: 103735.
- [13] Wang Xin, Jiang Ruiwei, Qi Mingyao. A robust optimization

- tion problem for drone-based equitable pandemic vaccine distribution with uncertain supply[J]. Omega, 2023, 119:102872.
- [14] Boutilier J J, Chan T C Y. Drone network design for cardiac arrest response[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2022, 24(5):2407-2424.
- [15] 梁晨, 曹博凯, 邢蓉, 等. 多层级物流末端配送无人机选址的LRP模型[J]. 中国储运, 2022(7):73-75.
Liang Chen, Cao Bokai, Xing Rong, et al. LRP model for location selection of UAV in multi-level logistics terminal distribution[J]. China Storage & Transport, 2022 (7):73-75.
- [16] 刘聪, 李佳骏, 党子欣, 等. 基于最优停机点选址的城市无人机任务分配模型研究[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2022, 31(6):719-726.
Liu Cong, Li Jiajun, Dang Zixin, et al. Research on urban UAV task assignment model based on optimal shutdown site selection[J]. Journal of Yunnan Minzu University (Natural Sciences Edition), 2022, 31(6):719-726.
- [17] Li Jun, Duan Yurong, Zhang Weiwei, et al. Vehicle routing optimization algorithm based on time windows and dynamic demand[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(3):369-378.
- [18] Xing Jiahao, Guo Tong, Tong Lu. Reliable truck-drone routing with dynamic synchronization: a high-dimensional network programming approach[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 165:104698.
- [19] Gu Ruixue, Liu Yang, Poon M. Dynamic truck - drone routing problem for scheduled deliveries and on-demand pickups with time-related constraints[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2023, 151:104139.
- [20] 任新惠, 王佳雪, 王梦琦. 考虑动态能耗的无人机配送选址路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(13):273-280.
Ren Xinhui, Wang Jiaxue, Wang Mengqi. Research on drone distribution location-path planning considering dynamic energy consumption[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(13):273-280.
- [21] 洪芳宇, 伍国华. 无人机物流配送问题与优化调度方法研究综述[J]. 华东交通大学学报, 2025, 42(3):1-11.
Hong Fangyu, Wu Guohua. A literature review on drone delivery problems and optimization scheduling methods for drones[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2025, 42(3):1-11.
- [22] 陈丽. 基于需求量预测的企业分销配送中心选址问题的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2009.
Chen Li. A study of allocation problem based on demand forecasting for enterprise's distribution center[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2009.
- [23] 李雨杭, 陈旭盈, 徐雨佳, 等. 融合天气因素的交通路网脆弱性综合评估模型研究: 以杭州亚运路网为例[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(12):164-171.
Li Yuhang, Chen Xuying, Xu Yujia, et al. Study on comprehensive assessment model of traffic network vulnerability incorporating weather factors: taking traffic network of Hangzhou Asian Games as example[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023, 19(12):164-171.
- [24] 费毓晗, 张洪海, 张连东, 等. 城市物流无人机运输路径规划[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2023, 47(1):79-84, 89.
Fei Yuhan, Zhang Honghai, Zhang Liandong, et al. Urban logistics UAV transportation path planning[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2023, 47(1):79-84, 89.
- [25] 许彦宸, 戴韬. 基于K-means算法和重心法求解多配送中心选址问题[J]. 物流技术, 2019, 38(6):69-73.
Xu Yanchen, Dai Tao. Solving multiple distribution center location allocation problem using K-means algorithm and center of gravity method[J]. Logistics Technology, 2019, 38(6):69-73.



第一作者: 张悦乐(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为无人机物流选址。E-mail: 2663809045@qq.com。



通信作者: 胡荣(1980—), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 研究方向为民航经济分析与优化、机场规划与环境保护、交通运输系统建模与优化。E-mail: hoorong@nuaa.edu.cn。

(责任编辑: 姜红贵)