

# 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, 考虑城市动态发展情景和无人机自身特性是提升配送中心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种不同动态需求场景, 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 聚类算法加以改进。最后, 通过数值仿真验证, 证明了模型与算法的可行性与有效性。结果表明: 改进的 K-Means 聚类算法聚类程度更高, 最高可降低运输能耗 11.87%; 采取动态策略的配送中心总成本较静态策略总成本更低, 降幅可达 12.30% (环形扩散情景) 至 34.43% (自然生成情景); 除非在极其特殊的场景下 (如新建成本异常高或者新增需求完全集中于单一年份), 动态规划策略均是更优选择。

**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

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

Zhang Yuele, Hu Rong, Wei Dingong, Ding Jiahao

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

**Abstract:** Addressing the location selection problem for urban logistics distribution centers, incorporation of urban dynamic development scenarios and unmanned aerial vehicle(UAV) characteristics is crucial to enhance solution scientificity and practicality. First, three dynamic demand scenarios—*organic growth*, *radial expansion*, and *directional development*—were established based on urban development patterns. A full-coverage location model minimizing total location and operational costs was formulated. Subsequently, the traditional K-Means algorithm was enhanced using a grid-based method to improve solution accuracy. Numerical simulations demonstrated model feasibility and effectiveness, revealing that: (1)The improved K-Means achieved higher clustering accuracy, reducing transportation energy consumption by up to 11.87%; (2) Dynamic strategy yielded 12.30%–34.43% lower total costs than static strategy (minimal reduction in *radial expansion*; maximal in *organic growth*); (3) Dynamic strategy outperformed static strategy except under extreme instances (e.g., abnormally high construction costs or single-year demand concentration).

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

### 1 引言

传统物流配送模式存在时效性低、碳排放高、运营成本高及覆盖范围有限等痛点, 已难以适应现代城市对高效绿色发展的要求, 急需探索新型物流配送解决方案。无人机凭借其安全高效、灵活绿色的特性日益受到关注<sup>[1]</sup>。国务院在《“十四五”现代综合交通运输体系发展规划》中明确指出, 要“推广无人车、无人机运输投递, 稳步发展无接触递送服务”。而要实现无人机的大规模物流配送, 首先必须解决无人机物流配送中心的选址问题, 这是提高运行效率和降低运行成本的关键。同时, 社会发展, 生活水平提高, 需

投稿日期: 2025-08-08

基金项目: 国家自然科学基金 (U2433204; 52372315)

求也会随之动态变化。因此，研究无人机物流配送中心选址，特别是针对城市动态需求的选址研究，具有重要的理论和实践意义。

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、场景适配性等三个方向。在覆盖能力上，研究从满足基本航程约束<sup>[2-3]</sup>演进至应对电池不确定性以提升可靠覆盖<sup>[4]</sup>，并进一步优化空间布局以最大化覆盖范围<sup>[5]</sup>；在选址成本上，目标从单一建设成本最小化<sup>[6]</sup>拓展至建设与运行成本的双目标优化<sup>[7]</sup>，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<sup>[8]</sup>；在场景适配性上，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<sup>[9]</sup>、多周期动态需求可靠性<sup>[10]</sup>、应急救援配送研究<sup>[11-14]</sup>、山区城市末端配送特性<sup>[15]</sup>及未来城市空中交通无人机的“接单问题”的优化<sup>[16]</sup>。然而，三大方向虽各自深化，但是却仍呈割裂状态：覆盖强化常忽略成本激增，成本优化易牺牲场景适配性，而场景通用模型与实际应用难关联，亟需构建统一框架协同优化“高可靠覆盖-全生命周期成本-场景刚性约束”。

现阶段针对动态问题的研究较少，相关文献在静态问题的基础上，额外关注动态需求<sup>[17]</sup>、实时决策<sup>[18]</sup>、实时交付<sup>[19]</sup>和动态能耗<sup>[20]</sup>四个方面。但是在针对动态问题的研究中，多数研究又未曾考虑需求点数量和位置随时间变化的问题（会导致原先的配送中心不再处于最优位置，甚至不能服务全部需求点，造成运力上的浪费和客户丢失）。除此，相关研究忽略了配送中心系统建设成本<sup>[21]</sup>或者较少考虑无人机运输半径的约束，致使相关结论难以实际应用。

针对以上问题，本文面向现代城市的动态规划（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，覆盖区域范围内所有需求点，以无人机物流配送中心选址（即配送中心新建和扩建成本）和运行（即运输能耗成本和无人机维护成本）总成本最小为目标，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。

## 2 构建模型

### 2.1 问题分析

本文研究城市内服务于多个需求点的无人机物流配送中心选址问题。基于国务院发布的相关物流数据，“十四五”期间，社会物流总额保持稳定增长，2024 年社会物流总额达 360.6 万亿元，同比增长 5.8%，可以合理预测未来社会物流总额将继续呈现稳定增长态势。为了反映这一宏观趋势及其对末端配送网络的影响，本文设定研究区域内的需求点数量将逐年递增。

选址策略若仅基于当前（静态）需求点而忽略未来（动态）需求点的增长与分布，其结果可能并非全局最优。原因在于，随着时间的推移，新增需求点的出现可能使所选配送中心的位置偏离未来需求分布的重心。这可能导致配送效率下降（中心位置非最优），甚至更严重的是，部分新增需求点可能因超出配送中心的有效服务范围而无法获得服务（图 1）。

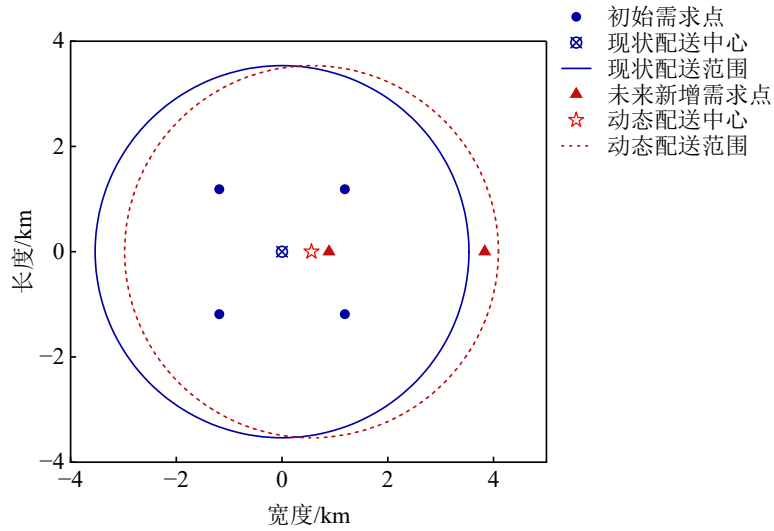


图 1 考虑静态与考虑动态需求对比示意图

Fig.1 Comparison diagram of considering static vs. dynamic demands

## 2.2 基本假设

为了方便深入研究，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) 所有的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进行服务，但是每个配送中心可以服务多个需求点。
- (3) 使用无人机均为同一型号，性能相同。
- (4) 无人机运输一次只服务一个需求点，配送路径为两点之间的直线。

## 2.3 目标函数

针对无人机物流配送中心选址问题，其成本主要涵盖选址成本和运行成本。

### (1) 选址成本

选址成本包括配送中心新建和扩建的成本，与其服务的需求点数量有关<sup>[22]</sup>。当新增的需求点在原有配送中心服务的范围内，扩建原有配送中心以对新增需求点进行服务；当新增的需求点不在原有配送中心服务范围之内，则新建配送中心进行服务。

#### a) 配送中心新建成本

新建一个配送中心成本可表示为：

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

式中， $C_i^{\text{con}}$  表示新建第  $i$  个配送中心的成本，元； $\alpha_i$  表示第  $i$  个配送中心服务的需求点的数量，个； $k_{\text{con}}$  表示新建成本系数，元/个。

#### b) 配送中心扩建成本

配送中心的扩建成本与新建有本质差异，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有着类似的表现<sup>[23]</sup>。配送中心在规划时有其最优运营容量，一旦超出需扩建，成本将非线性上升。因此，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， $C_i^{\text{exp}}$  表示扩造第  $i$  个配送中心的成本，元； $\alpha_i'$  表示第  $i$  个配送中心新增的服务需求点数量，个；

$k_{\text{exp}}$  表示扩建成本系数，单位为元/个<sup>2</sup>。

## (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。

### a) 运输能耗成本

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，mAh； $U$  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”表示物流无人机的物流运输能耗<sup>[24]</sup>：

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

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

式中， $E_j^i$  为第  $i$  个配送中心到其服务的第  $j$  个需求点的无人机物流运输能耗，Wh； $M_j^i$  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； $(X_i^i, Y_i^i)$  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  $M = 0$ ，故返航时无物流运输能耗成本，则每年的物流运输能耗成本为：

$$C_{\text{enc}}^a = \frac{\delta}{1000} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\alpha_i} E_j^i \quad (6)$$

式中， $a$  表示年数，即第几年，年； $C_{\text{enc}}^a$  表示第  $a$  年的总物流运输能耗成本，元； $\delta$  表示物流运输能耗成本系数，元/kWh； $n$  表示无人机物流配送中心的数量，个；1/1000 为单位转换系数。

### b) 无人机维护成本

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，其均与飞行小时有关，故设置：

$$C_{\text{MSG}} = \frac{(\partial + \varepsilon + \theta)}{3600} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\alpha_i} T_j^i \quad (7)$$

式中， $C_{\text{MSG}}$  为总维护成本，元； $\partial$ 、 $\varepsilon$  和  $\theta$  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；1/3600 为单位转换系数。

## (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  $\gamma$ ，有：

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

式中， $A$  表示规划周期年数，年； $C$  表示规划周期  $A$  年的总成本，元； $C_i^{\text{con}}_a$  表示第  $a$  年的新建成本，元； $C_i^{\text{exp}}_a$  表示第  $a$  年的扩建成本，元。

## 2.4 约束条件

### (1) 续航约束

由于无人机自身携带电池容量有限，且无空中临时充电所。为了安全运行，无人机需保证进行物流运输时的运输距离不超过最大安全运行距离，即

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

式中， $L_{\max}$  为无人机最大安全运行距离，km。

### (2) 载重量约束

受无人机自身特性影响，无人机携带物品重量不能超过其能携带的最大物品重量：

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

### (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， $P_j$  表示第  $j$  个需求点状态； $m$  表示所有需求点的数量，个。

### (4) 服务约束

每个需求点被且仅被一个无人机物流配送中心服务，对于任意需求点，设  $S_i$  表示此需求点被第  $i$  个配送中心服务状态，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， $S_i$  表示需求点被第  $i$  个配送中心服务状态； $n$  表示所有配送中心的数量，个。

## 3 算法设计

### 3.1 K-Means 聚类算法

K-Means 聚类算法是常用的选址方法之一，通过不断迭代使聚类结果对应的损失函数最少而确定聚类中心。对于配送中心选址，在已知所有需求点的情况下，利用 K-Means 聚类算法选址的基本步骤是<sup>[25]</sup>：

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的需求点，形成待聚类需求点数据集，同时确定配送中心个数，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，作为初始的簇中心；

步骤 3：遍历聚类中心的每个需求点，将需求点归入距离最近的簇中心对应的簇，可得  $K$  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的坐标的算术平均值；

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定的阈值，或者迭代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：输出最后的聚类结果（ $K$  个簇中心的位置、每个点所属的簇以及簇点的坐标等）。

具体流程如图 2 所示：

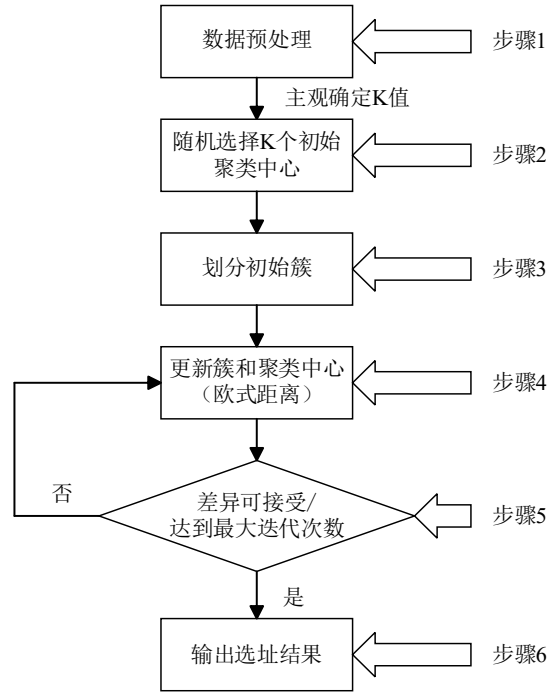


图 2 K-Means 聚类算法选址流程

Fig.2 Location selection process of K-Means clustering algorithm

由此可见 K-Means 聚类算法运算速度快，对时间开销较小，适合处理大规模需求点的选址问题。但传统 K-Means 聚类算法在应用到无人机物流配送中心选址方面也存在一些缺陷：

(1) 聚类划分结果易受初始聚类中心选取的影响。如果初始聚类中心选择得离真实的簇中心较远，算法可能会收敛到非最优解。(2) 未考虑需求点需求量对选址结果的影响。传统 K-Means 聚类算法只考虑了需求点与配送中心之间距离的影响，并没有考虑需求点需求量对聚类的影响。(3) 未结合无人机特性考虑问题。对于最后聚类的结果，同一簇内可能存在需求点于配送中心之间的距离大于无人机最大安全运输距离的情况，无法服务从而造成客户丢失。

因此，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的不同需求量，结合栅格法提出一种优化初始聚类中心选取的改进 K-Means 聚类算法，以弥补以上传统 K-Means 聚类算法的不足。

### 3.2 改进 K-Means 聚类算法

针对以上分析，具体改进部分如下：

(1) 针对初始聚类中心的选取，本文结合栅格法进行改进。

(2) 针对原始算法缺少对需求量的考虑，为了体现高需求量需求点对配送中心的影响力，本文在更新簇和聚类中心时，采用考虑需求量权重的加权距离，公式如下：

$$X_I = \sum M_j^I X_j^I / \sum M_j^I \quad (13)$$

$$Y_I = \sum M_j^I Y_j^I / \sum M_j^I \quad (14)$$

式中， $X_I$  表示第  $I$  个簇的簇中心的横坐标， $M_j^I$  表示第  $I$  个簇内第  $j$  个需求点的需求量， $X_j^I$  表示第  $I$  个簇内第  $j$  个需求点的横坐标； $Y_I$  表示第  $I$  个簇的簇中心的纵坐标， $Y_j^I$  表示第  $I$  个簇内第  $j$  个需求点的纵坐标。

(3) 针对缺少无人机特性的考虑，在算法最后增加判断函数，确保所有需求点距配送中心距离不超过无人机最大安全运输距离  $L_{max}$ 。

改进 K-Means 聚类算法具体选址流程如图 3 所示：

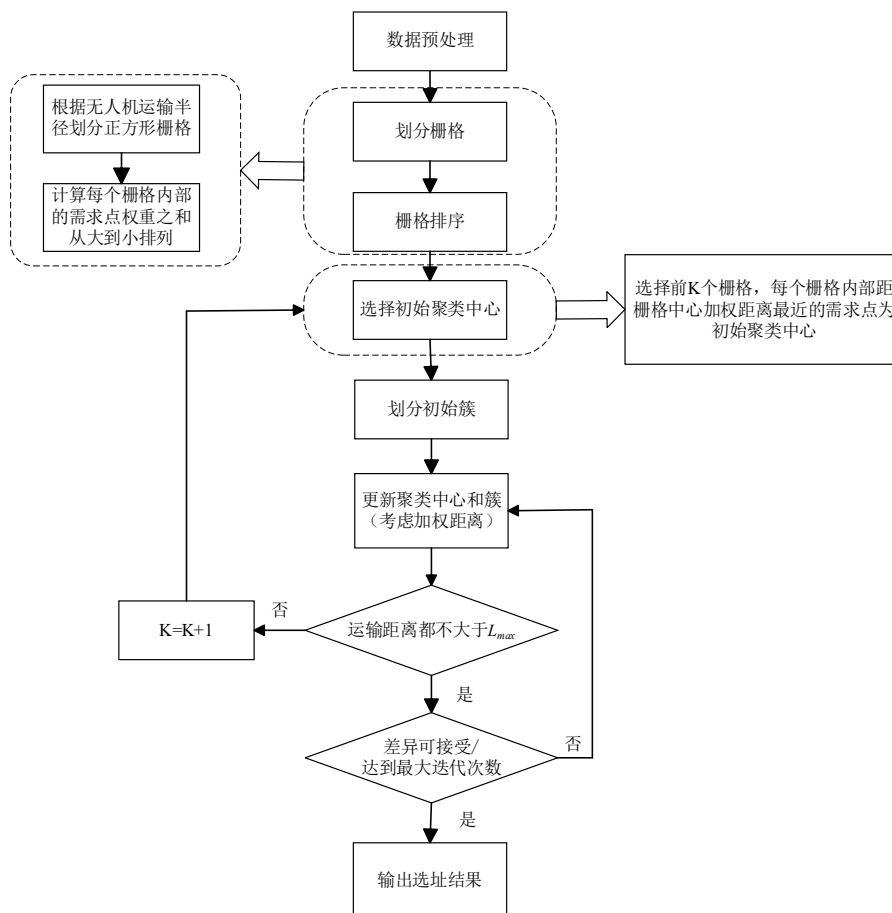


图 3 改进 K-Means 聚类算法流程

Fig.3 Process of improved K-Means clustering algorithm

## 4 仿真研究

### 4.1 参数设置

#### 4.1.1 需求点数据

未来的需求点的增加存在多种不同的情景，而不同的情景对应的选址结果可能不同。故本文为了研究的严谨性和科学性，对多种不同情景进行整合，整合为以下三种情景进行仿真。同时，为了保证情景的统一性，三个情景均设置在  $40 \times 40 \text{km}$  的区域内，并令坐标  $(20, 20)$  为其中心点，初始第一年存在 300 个需求点，后续四年每年新增 30 个需求点（在城市区域内，且与以往需求点不会重合）：

(1) “自然生成”情景：根据市场需求预测，需求点自然随机的生成。

(2) “环形扩散”情景：根据政府发展规划，需求点增加随圆心向外扩散，即每年在边界外 2.5km 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，后续四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。

三种情景需求点分布图如图 4 所示。

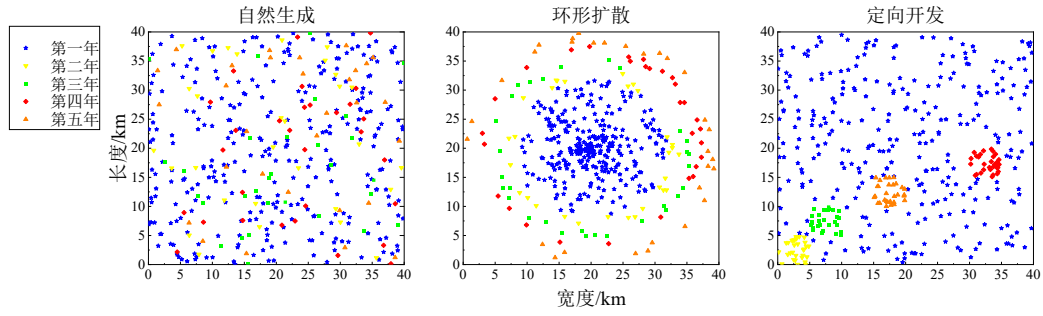


图 4 三种情景需求点分布图

Fig.4 Distribution map of demand points under three scenarios

#### 4.1.2 无人机参数

本文选取大疆 M600Pro 作为无人机物流的主要机型，具体参数如下表 1 所示：

表 1 大疆 M600Pro 参数

Tab.1 DJI M600 Pro Parameters

参数	数值	参数	数值
标准空机重量/kg	9.5	满载续航时间/min	16.0
最大起飞重量/kg	15.5	电池容量/mAh	4500.0
最大载重/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/(km/h) (无风环境)	65.0

设置需求点需求量为 1-6kg 的随机整数，取无人机运输速度恒定  $V_r = 9m/s$ ，考虑无人机的续航约束，令无人机最大安全运输距离  $L_{max} = 5km$ 。

#### 4.1.3 其它参数

由无人机参数计算可得

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

根据南京市 2024 年电费收费标准，220 千伏及以上收费 0.58 元/千瓦时，故设置

$$\delta = 0.58 \text{元} / \text{kWh} \quad (16)$$

根据行业经验数据统计，设置

$$k_{con} = 10000 \text{元} / \text{个} \quad (17)$$

$$k_{exp} = 1000 \text{元} / \text{个}^2 \quad (18)$$

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

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

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

根据环亚经济数据有限公司统计信息：1998 年-2024 年中国人民银行平均年利率值为 2.25%，即

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

模拟真实物流，设置在本场景中，一年有 365 天，无人机每天运输一次，能满足所有需求点需求。

## 4.2 结果分析

本文仿真环境如下：Windows11 操作系统，系统类型为 64 位操作系统，基于 x64 的处理器，12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H CPU(@) 2.70 GHz，机带 RAM 为 16.00GB，实验软件为 PyCharm Community Edition 2022.3，实验环境为 Python 3.9。

### 4.2.1 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，在三种典型城市发展情景下，分别采取静态策略和动态策

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, 并比较两者在五年规划期内总运输能耗的差异。具体能耗结果如表 2 所示。

表 2 五年内不同情景、策略下使用不同算法的总运输能耗结果

Tab.2 Results of total transportation energy consumption using different algorithms under various scenarios and strategies over five years.

运输能耗/Wh	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	710 15.73	841 14.69	570 46.17	570 90.46	588 77.27	668 06.19
动态	769 17.70	836 21.50	899 63.44	909 11.66	747 95.25	791 86.21

在所有六组对比中,改进算法得到的总运输能耗均严格低于原始算法,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%配送能耗,下降幅度最高。除此,改进 K-Means 算法严格约束了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 K-Means 聚类算法结果。

#### 4.2.2 选址结果

针对三种情景,分别采用静态策略和动态策略,选址结果如图 5 和图 6 所示。图中标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,展示其服务的范围。

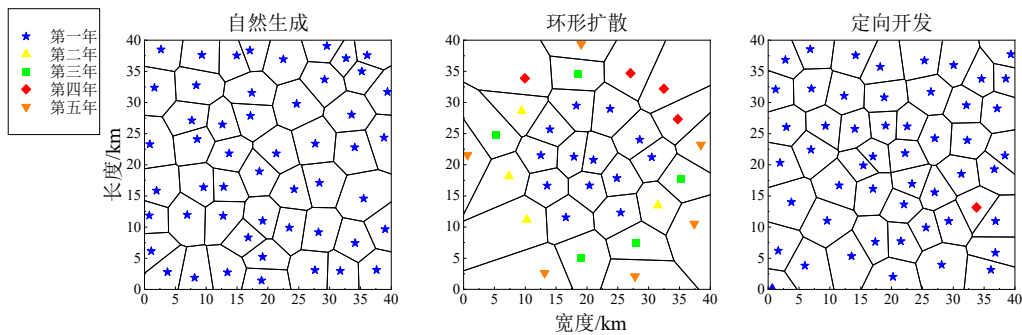


图 5 三种情景采取静态策略选址结果

Fig.5 Static strategy location selection results for three scenarios

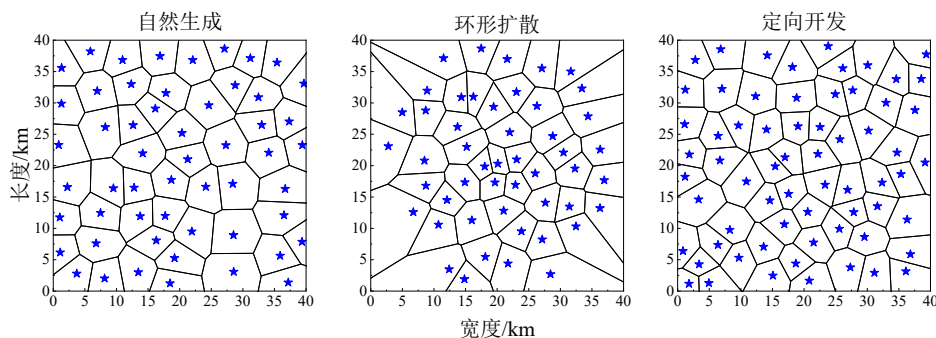


图 6 三种情景采取动态策略选址结果

Fig.6 Dynamic strategy location selection results for three scenarios

对于未来新增需求点,静态策略需要扩建或新建配送中心以全部服务,其中,“环形扩散”情景每年均需新建配送中心;由于存在扩建,三种情景下静态策略最后的配送中心数量均少于动态策略。

### 4.2.3 综合分析

将采取静态策略和动态策略的成本进行综合对比，如表 3 所示（表中所有成本均已换算成第一年的贴现成本，表中括号内数值为静态策略的成本值）。

表 3 采取动态（静态）策略的配送中心选址结果

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

时间	指标/单位	自然生成	环形扩散	规划用地	
第一年	需求点/个	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)	
第二年	需求点/个	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)	
第三年	需求点/个	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)	
第四年	需求点/个	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)	
第五年	需求点/个	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)	
总计	成本/万元	420.155 (640.793)	420.145 (479.062)	420.129 (627.013)	

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，从而在五年规划期内实现了显著更低的总成本（降幅为 12.30%-34.43%）。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（“环形扩散”情景相对于“自然生成”情景总成本相差最大，为 25.24%）。

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性程度，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  $k_{exp} = 1000$  元/个<sup>2</sup>，只改变  $k_{con}$ ，结果如图 7 所示。

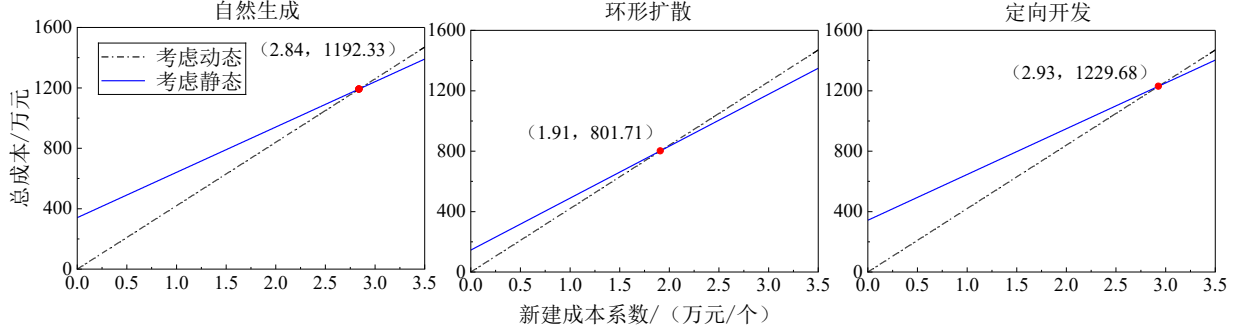


图 7 改变新建成本系数选址成本的变化

Fig.7 Changes in total cost with changes in the new construction cost coefficient

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，作如下讨论：

假设第一年初始需求点  $L$  个，未来  $A-1$  年增加  $F$  个需求点，有：

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

即：

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

式中， $W_{dyn}$  是动态策略的总成本，元； $L$  是第一年初始需求点的数量，个； $F$  是未来增加的需求点总数，个； $C_{dyn}^a$  是动态策略的第  $a$  年成本，元； $W_{sti}$  是静态策略的总成本，元； $C_{sti}^a$  是静态策略的第  $a$  年运行成本，元； $D_a$  是第  $a$  年增加的需扩建配送中心服务的需求点数量，个； $Q_a$  是第  $a$  年增加的需要新建配送中心服务的需求点数量，个。

由前文可知（表 3），运行成本远小于选址成本（约为万分之二至万分之八），可忽略；且  $\lambda$  值较小，可认为  $(1 + \lambda)^{a-1} \approx 1$ 。故可得动态成本占优关键条件（当下式成立的时候，动态策略成本低于静态策略成本）：

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

式中，定义  $\frac{k_{con}}{k_{exp}}$  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（某些年份  $D_a$  很大），扩服比越大；需求增长越平稳分散（各年  $D_a$  相近且较小），扩服比越小。

因此，除非在极其特殊的场景下（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。

---

## 5 结 论

本文采用改进 K-Means 聚类算法,对面向动态需求的无人机物流配送中心选址进行研究,研究结论如下:

1) 利用栅格法改进 K-Means 聚类算法中的初始聚类中心选取步骤,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需要。

2) 通过对三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,降幅 12.30% (环形扩散) 至 34.43% (自然生成)。

3) 敏感性分析表明,除非在极其特殊的场景下(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。

综上,本文研究改进 K-Means 聚类算法和动态需求对无人机末端物流配送中心选址具有理论意义和实际意义。对于面向动态需求的任务分配和路径规划,将是下一步的研究方向。

## 参考文献

- [1] CHIANG W C, LI Y Y, 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, UNNIKRIISHNAN 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, UNNIKRIISHNAN A, FIGLIOZZI M, et al. Robust maximum coverage facility location problem with drones considering uncertainties in battery availability and consumption[J]. *Transportation Research Record*, 2021, 2675(2): 25-39.
- [5] AL-RABIAAH S, HOSNY M, ALMUHAIDEB S. An efficient greedy randomized heuristic for the maximum coverage facility location problem with drones in healthcare[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]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 95(9-12): 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*, 2019, 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 and 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, UNNIKRIISHNAN A, Figliozzi M A, Boyles S D. Robust multi-period maximum coverage drone facility location problem considering coverage reliability[J]. *Transportation Research Record*, 2022, 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 X, JIANG R, Qi M. A robust optimization problem for drone-based equitable pandemic vaccine distribution with uncertain supply[J]. *Omega*, 2023, 119: 102872.
- [14] BOUTILIER J J, CHAN T C. 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. 多层次物流末端配送无人机选址的 LRP 模型[J]. *中国储运*, 2022(07): 73-75.  
LIANG C, CAO B K, XING R, et al. LRP model for location selection of multi-level logistics terminal delivery drones[J]. *China Storage & Transport*, 2022(07): 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(06): 719-726.  
LIU C, LI J J, DANG Z X, et al. Research on urban UAV task allocation model based on optimal stop point location[J]. Journal of Yunnan Minzu University (Natural Sciences Edition), 2022, 31(06): 719-726.
- [17] LI J, DUAN Y R, ZHANG W W, et al. Vehicle routing optimization algorithm based on time windows and dynamic demand[J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(03): 369-378.
- [18] XING J H, GUO T, TONG L C. 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 R X, LIU Y, MARK P. 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 X H, WANG J X, WANG M Q. Research on UAV distribution location and 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 F Y, WU G H. A review of UAV logistics distribution problems and optimal scheduling methods[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]. 安徽: 中国科学技术大学, 2009.  
CHEN L. Research on Location Problem of Enterprise Distribution Center Based on Demand Forecast[D]. Anhui: 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 Y H, Chen X Y, Xu Y J, et al. Research on comprehensive evaluation model of traffic network vulnerability integrating weather factors: A case study of Hangzhou Asian Games road network[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(01): 79-84+89.  
FEI Y H, ZHANG H H, ZHANG L D, et al. Urban logistics UAV transportation path planning[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering Edition), 2023, 47(01): 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(06): 69-73.  
XU Y C, DAI T. Solving multi-distribution center location problem based on K-Means algorithm and gravity center method[J]. Logistics Technology, 2019, 38(06): 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。



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。