

文章编号:1671-1637(2026)03-0089-17

城市物流无人机起降点与卡车停靠点协同选址方法

李卓伦^{1,2}, 陆建^{*1,2}, 王学瑞^{1,2}, 李珊^{3,4}

(1. 东南大学交通学院, 江苏南京 211189; 2. 东南大学江苏省城市智能交通重点实验室, 江苏南京 211189;
3. 南京航空航天大学民航学院, 江苏南京 211106; 4. 新加坡国立大学设计与工程学院, 新加坡 119077)

摘要:为提升卡车与无人机协同配送(Synchronized Truck-drone Delivery, STDD)模式的运营效率与服务品质,针对STDD模式下的设施布局难题,提出了无人机起降点与卡车停靠点协同选址方法。首先,基于地理信息数据,采用栅格法对三维城市空间进行离散化建模,通过整合障碍物分布、噪声影响、步行可达性等指标,精细量化分析栅格单元环境特征;然后,考虑物流配送距离、用户需求分布等因素,建立多目标无人机起降点选址模型,进一步结合起降点服务关系、无人机性能等条件,构建多目标卡车停靠点服务分配模型;最后,采用模糊C均值聚类算法对用户请求点进行空间聚合,兼顾飞行安全、噪声影响与取件效率,从帕累托前沿中选取相对最优的起降点布局方案,基于城市公共停车场分布数据,融合模糊C均值聚类与多目标多元宇宙优化算法,得到停靠点与起降点之间的最佳服务匹配关系。结果表明:随着单个起降点服务的建筑数量增长,起降点规模呈减少趋势,居民平均步行距离呈增长趋势;融合选址优化策略的聚类算法生成的无人机起降点平均环境得分为0.682,相比融合就近选址策略的聚类算法平均提升了49.2%;起降点数量与被启用的停靠点数量成正相关,与最近邻停靠点间距成负相关;与传统多目标多元宇宙优化算法相比,该算法将被启用的停靠点数量减少了33%,服务不均衡度下降了28.6%,最近邻间距均值提高了22.01%。所提方法实现了无人机起降点与卡车停靠点的选址优化布局,为智慧城市低空物流网络建设提供了技术支撑。

关键词:低空物流;无人机;协同选址;多目标优化;服务分配;两阶段算法

中图分类号:U121 文献标志码:A DOI:10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.037

Collaborative location method for drone vertiport and truck parking point in urban logistics

LI Zhuo-lun^{1,2}, LU Jian^{*1,2}, WANG Xue-rui^{1,2}, LI Shan^{3,4}

(1. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Urban ITS, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu, China; 3. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, Jiangsu, China; 4. College of Design and Engineering, National University of Singapore, Singapore 119077, Singapore)

Abstract: To enhance the operational efficiency and service quality of the synchronized truck-drone delivery (STDD) mode and to address the facility layout problem under the STDD mode, a collaborative location method for drone vertiports and truck parking points was proposed. First, based

出版历程:2025-05-24 收稿,2025-07-21 修回,2025-09-28 录用

基金项目:国家重点研发计划(2023YFC3009602);江苏省研究生科研与实践创新计划(KYCX24_0465)

作者简介:李卓伦(1998-),男,海南定安人,博士研究生,E-mail:zhuolunli6-c@seu.edu.cn。

*通信作者:陆建(1972-),男,江苏常州人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail:Lujian_1972@seu.edu.cn。

引用格式:李卓伦,陆建,王学瑞,等.城市物流无人机起降点与卡车停靠点协同选址方法[J].交通运输工程学报,2026,26(3):89-105.

Citation: LI Zhuo-lun, LU Jian, WANG Xue-rui, et al. Collaborative location method for drone vertiport and truck parking point in urban logistics[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(3): 89-105.

on geographic information data, the three-dimensional urban space was discretized using the grid method. By integrating indicators such as obstacle distribution, noise impact, and pedestrian accessibility, the environmental characteristics of grid units were quantitatively analyzed. Then, by considering factors such as logistics delivery distance and user demand distribution, a multi-objective drone vertiport location model was established. Furthermore, combining conditions such as vertiport service relationships and drone performance, a multi-objective truck parking point service allocation model was constructed. Finally, the fuzzy *C*-means clustering algorithm was employed to spatially aggregate user demand points. By considering flight safety, noise impact, and pickup efficiency, a relatively optimal vertiport layout scheme was selected from the Pareto front. Based on the distribution data of urban public parking lots, the fuzzy *C*-means clustering and multi-objective multi-verse optimization algorithms were integrated to obtain the optimal service matching relationship between truck parking points and vertiports. The results show that with the increase in the number of buildings served by a single vertiport, the scale of vertiports shows a decreasing trend, while the average walking distance of residents shows an increasing trend. Notably, the clustering algorithm integrated with the location optimization strategy yields an average environmental score of 0.682 for drone vertiports, representing a 49.2% improvement compared to the clustering algorithm integrated with the proximity-based location strategy. Furthermore, the number of vertiports presents a positive correlation with the number of enabled truck parking points and a negative correlation with the nearest-neighbor parking point spacing. Compared with the traditional multi-objective multi-verse optimization algorithm, the proposed algorithm reduces the number of enabled parking points by 33%, decreases the service imbalance degree by 28.6%, and increases the mean value of nearest-neighbor spacing by 22.01%. The proposed method realizes the optimized location layout of drone vertiports and truck parking points, which can provide technical support for the construction of low-altitude logistics networks in smart cities.

Keywords: low-altitude logistics; UAV; collaborative location; multi-objective optimization; service allocation; two-stage algorithm

Publication history: Received 2025-05-24; Received in revised form 2025-07-21; Accepted 2025-09-28

Funding: National Key R&D Program of China (2023YFC3009602); Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (KYCX24_0465)

* **Corresponding author:** LU Jian, professor, PhD, E-mail: Lujian_1972@seu.edu.cn.

0 引 言

在数字经济驱动下,电子商务通过重构消费生态,使消费者足不出户便可触达全球商品,极大推进了物流行业向即时化服务的升维。当前城市空间日趋饱和,低空经济作为战略性新兴产业,依托空天一体优势开辟了物流产业新赛道^[1],并于2024年正式纳入政府工作报告。在城市高密度建筑环境中,无人机凭借高效、灵活的特性打通物流配送“最后一公里”^[2]。美团、亿航、迅蚁等企业纷纷布局无人机物流产业,在深圳、东莞、合肥等地开展无人机物流配送试点应用,为构建城市立体化物流运输体系提供了创新

范式。然而,受限于现有电池技术与气动设计,无人机存在载重能力不足、续航里程较短的技术瓶颈^[3],难以满足大规模商品运输与长距离配送需求。因此,卡车与无人机协同配送(Synchronized Truck-drone Delivery, STDD)模式逐渐成为突破城市配送困境的关键技术路径^[4]。该模式通过功能分工实现卡车与无人机优势互补,由卡车承担长距离、大批量的干线运输任务,由无人机完成从卡车停靠点到末端用户起降点的点对点配送^[5]。在此协同配送模式中,卡车停靠点与末端起降点的选址是实现大规模卡车与无人机协同配送的先决条件,其空间布局直接影响配送效率与服务范围,因此,如何结合城市环境特征、载具

性能等因素,协同布局卡车停靠点与末端起降点成为STDD模式推广应用亟需解决的问题。

目前,国内外学者已开展了STDD模式的研究探索,根据其系统架构与运行机制差异,将其分为飞行助手模式与母船模式2类^[6]。在飞行助手模式中,无人机全程搭载于卡车上,根据实时配送需求动态起飞^[7]。母船模式则要求卡车在预设的停靠点完成驻停后,无人机从停靠点起飞执行配送任务^[8]。本文聚焦于母船模式下的卡车停靠点与末端起降点的协同选址问题,卡车停靠点等同于无人机移动式起降点,末端起降点等同于无人机固定式起降点,根据实际用户需求灵活布设,实现地面到空中的无缝转换^[9]。现有研究多将卡车停靠点与末端起降点视为已知条件,侧重于该模式下卡车与无人机的协同路径规划与任务调度,并未考虑2类站点的选址问题。随着低空物流的迅猛发展,国内外学者围绕无人机起降点选址问题已开展广泛研究,通过考虑无人机性能、运营成本、时间可靠性等因素^[10-12],采用聚类算法^[13-14]、覆盖理论^[15-16]等方法建立多目标数学优化模型,求解得到起降点布局;然后考虑客户时间窗^[17]、协同运输时间^[18]等因素进一步优化卡车与无人机飞行路径。Shavarani等^[19]将成本与覆盖度2个关键指标同时纳入选址优化框架,构建了以最小化建设成本与未覆盖客户数量为双目标的无人机起降点选址模型,精准确定无人机起降点最佳数量与选址方案。针对有容量限制的起降点,Chauhan等^[20]考虑无人机能耗与航程约束,通过分析无人机续航能力对起降点覆盖范围的影响,优化得到覆盖率更高的无人机起降点布局。Rave等^[21]从战术规划视角出发,整合货物特性、运输距离、运行成本等多维参数,建立混合整数线性模型,确定了不同货物交付模式下的无人机站点位置。针对山区复杂环境,李章萍等^[22]结合无人机性能、空域限制等因素,建立了多目标起降点选址与任务分配模型,实现了无人机起降点布局与配送任务的协同优化。

在STDD实际运行中,卡车停靠点与末端起降点协同选址并非简单的空间优化问题,而是涉及物理环境、社会行为、制度约束的复杂系统。现有研究多建立于西方开放式社区理想化假设之上,未能充分考虑中国城市居民小区普遍存在的“半封闭管理”特征,如门禁系统管控、物业准入限制及内部道路通行约束等现实因素,使得理论模型与中国实际场景脱节,起降点空间可达性不足成为制约末端物流配送效能提升的主要因素。此外,相关研究将无人机起降点作为

独立决策单元,未能充分考虑STDD模式下无人机起降点与卡车停靠点的空间耦合关系,导致站点布局难以实现资源配置效率的最大化。尽管上述研究提供了重要基础,但针对末端物流中卡车停靠点与无人机起降点的协同选址问题,特别是在卡车停靠点承担无人机释放与回收功能,且起降点需紧密对接居民需求、与停靠点存在明确服务关系的场景,目前尚未有系统性研究,阻碍了卡车与无人机协同配送的落地应用,也限制了城市物流资源的科学配置。

因此,本文从复杂环境评估、用户需求适配、设施协同规划3个维度出发,通过构建地理信息数据驱动的运行环境评估模型,定量分析起降点在城市空间布局规划的可行性,为后续选址决策提供精细化环境支持。结合规划区域内的建筑分布特征与小区半封闭准入特性,建立基于空间限制的无人机起降点选址模型与卡车停靠点选址模型,该模型更贴合实际城市配送场景,克服了传统模型对开放式社区的依赖。设计融合模糊C均值聚类与多目标多元宇宙优化的求解算法,通过聚类算法对用户需求进行空间聚合得到无人机起降点,再通过多目标优化算法同步优化卡车停靠点空间布局及服务关系;同时,进一步细化起降点分级标准与卡车停靠作业流程,实现无人机起降点与卡车停靠点之间的精准匹配与高效衔接,为城市STDD模式的规模化应用提供理论支撑与实施路径。

1 运行环境评估模型

城市作为无人机与卡车的核心运行空间,其障碍物分布、噪声强度、取件可达性等要素对STDD模式运行具有重要影响。运行环境评估缺失可能导致因选址不当引发安全隐患,同时产生无人机扰民、配送效率低下等问题,最终制约无人机与卡车联合配送产业的规模化发展。因此,运行环境评估是兼顾当下需求与长期发展的关键基础,确保末端物流节点布局具备充分的可行性。本节首先针对建筑物、禁飞区等障碍物的影响展开分析,以实现风险区域的主动规避,保障无人机起降安全。其次,通过量化噪声影响范围与强度,为减轻末端节点对噪声敏感区域的干扰提供指引。最后,通过对起降点可达性的评估,确保末端节点在综合物流网络中具有商业竞争力。综上,运行环境评估通过系统分析影响STDD模式运行的3类外部环境因素,为选址决策提供关键依据与约束边界。

1.1 栅格化建模

设研究方形区域长度为 L_{total} 、宽度为 W_{total} , 对该区域实施栅格化处理, 每个栅格为正方形, 基础尺寸为 l_g , 则栅格横向总数 n_1 与纵向总数 n_w 分别为

$$\begin{cases} n_1 = \text{ceiling}(L_{\text{total}}/l_g) \\ n_w = \text{ceiling}(W_{\text{total}}/l_g) \end{cases} \quad (1)$$

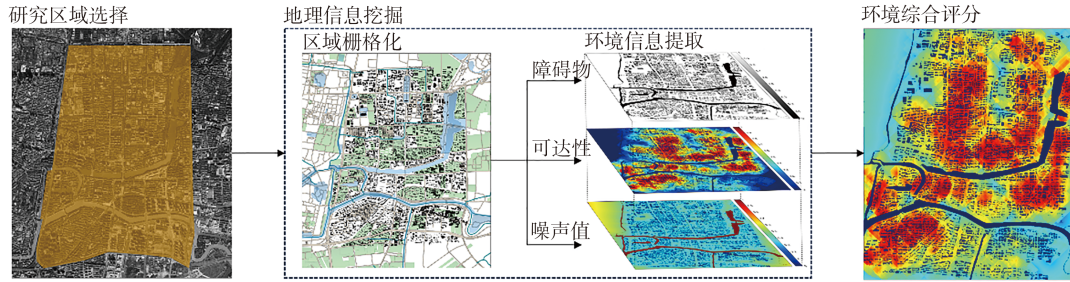


图1 运行环境综合评估技术路线

Fig. 1 Technical route for comprehensive assessment of the operating environment

1.2 障碍物评估

障碍物环境评估主要是根据地面的建筑物、禁飞区等障碍物分布, 排除对无人机起降存在干扰的区域。设 $H(h_{ij} \in H)$ 为栅格的高程数据矩阵, 障碍物存在 2 种影响情形。

情形 1: 若单个栅格内存在障碍物干扰, 则直接判定该栅格无法设置为起降点。

情形 2: 若栅格的 3 阶摩尔邻域内存在障碍物, 则该栅格也不宜作为起降点备选栅格。因此, g_{ij}^{obs} 可表示为

$$g_{ij}^{\text{obs}} = \begin{cases} 1 & h_{ij} = 0 \text{ 且无禁飞区} \\ 0 & h_{ij} \neq 0 \text{ 或有禁飞区} \end{cases} \quad (2)$$

式中: g_{ij}^{obs} 为 0-1 判断变量, 用于评估每个栅格是否可以作为起降点的备选栅格, 若 $g_{ij}^{\text{obs}} = 1$, 表示栅格 g_{ij} 不受障碍物影响可作为备选起降点, 反之 $g_{ij}^{\text{obs}} = 0$; $i \in [i-1, i+1], j \in [j-1, j+1]$ 。

1.3 环境噪声评估

环境噪声评估主要是根据备选起降点与建筑物之间的距离, 采用固定噪声衰减模型计算备选起降点的最大噪声影响程度^[23]。对于距离备选起降点较远的建筑物, 无人机噪声影响较弱, 故主要考虑在影响半径 r_{noi} 内的建筑物情况。在全局坐标系下, 设 (x_{ij}, y_{ij}) 为备选起降点所在栅格 g_{ij} 的坐标, (x_{nk}, y_{nk}) 为半径 r_{noi} 内存在建筑物的栅格 g_{nk} 的坐标, 则无人机对栅格 g_{nk} 的噪声影响 s_{ijnk} 为

$$s_{ijnk} = s_{\text{uav}} - 20\lg(d_{ijnk}) - \alpha_{\text{air}}d_{ijnk} - s_{\text{reflect}} \quad d_{ijnk} \leq r_{\text{noi}} \quad (3)$$

式中: $\text{ceiling}(\cdot)$ 为向上取整函数。

通过栅格所在行列 i, j 对其进行标号, 将其存储在环境综合评分矩阵 $G(g_{ij}^{\text{sc}} \in G)$ 中。最终, G 将由障碍物信息矩阵 $G_{\text{obs}}(g_{ij}^{\text{obs}} \in G_{\text{obs}})$ 、环境噪声得分矩阵 $G_{\text{noi}}(g_{ij}^{\text{noi}} \in G_{\text{noi}})$ 与可达性得分矩阵 $G_{\text{acc}}(g_{ij}^{\text{acc}} \in G_{\text{acc}})$ 通过整合得到, 运行环境综合评估技术路线见图 1。

$$d_{ijnk} = \sqrt{(x_{ij} - x_{nk})^2 + (y_{ij} - y_{nk})^2} \quad (4)$$

式中: n 与 k 分别为建筑物栅格的行列索引; d_{ijnk} 为备选起降点到建筑物栅格的距离; s_{uav} 为常见物流无人机的声功率级; α_{air} 为空气吸收系数; s_{reflect} 为地面反射修正项, 通常取值为 11 dB。

若无人机降落时的最低悬停高度为 h_u , 此时无人机对地噪声影响 s_g 为

$$s_g = s_{\text{uav}} - 20\lg(h_u) - \alpha_{\text{air}}h_u - s_{\text{reflect}} \quad (5)$$

栅格 g_{ij} 的最大噪声影响 s_{ij} 为

$$s_{ij} = \max\{s_{ijnk}, s_g\} \quad (6)$$

通过 s_{ij} 可计算得到环境噪声得分矩阵 G_{noi} , 对 s_{ij} 实施归一化可得 g_{ij}^{noi} , 即

$$g_{ij}^{\text{noi}} = \frac{\max(s_{ij}) - s_{ij}}{\max(s_{ij}) - s_g} \quad (7)$$

1.4 可达性评估

鉴于居民小区在用地规模、建筑密度上存在显著差异, 基于步行累计机会模型^[24], 以居民步行时间为约束阈值, 测算从起降点出发可覆盖的小区建筑物比例, 实现对无人机起降点居民可达性的定量评估。将建筑物边界与道路接壤的一个栅格作为其定位点, 设 (x_{mqnk}, y_{mqnk}) 为小区 m 中建筑物 q 的栅格定位点 g_{nk} 的坐标, 其与备选起降点所在栅格 g_{ij} 之间的曼哈顿距离 d_{ijnk}^{mh} 可表示为

$$d_{ijnk}^{\text{mh}} = |y_{mqnk} - y_{ij}| + |x_{mqnk} - x_{ij}| \quad (8)$$

若居民的平均步行速度为 v_p , 则从起降点到建筑物的步行时间 t_{ijnk} 可表示为

$$t_{ijnk} = d_{ijnk}^{mh} / v_p \quad (9)$$

若居民的期望步行时间为 T_p , 设 o_{ijm} 为备选起降点设置在栅格 g_{ij} 时, 小区 m 内满足步行时间的建筑物总数, 则 o_{ijm} 可表示为

$$o_{ijm} = \sum_{g_{nk} \in G_m} \omega_{ijnk} \quad (10)$$

$$\omega_{ijnk} = \begin{cases} 1 & t_{ijnk} \leq T_p \\ 0 & t_{ijnk} > T_p \end{cases} \quad (11)$$

式中: G_m 为属于小区 m 的栅格集合; ω_{ijnk} 为二元判断函数, 判断实际步行时间与期望步行时间的关系; 根据《城市居住区规划设计标准》, 期望步行时间 T_p 一般取值为 300 s。

设 f_{ijm} 为二元判断函数, $f_{ijm} = 1$ 表示当备选起降点设置在栅格 g_{ij} 时, 小区 m 内至少有半数建筑物的步行时间不大于 T_p , 反之 $f_{ijm} = 0$, 表示为

$$f_{ijm} = \begin{cases} 1 & \frac{o_{ijm}}{N_m} \geq 0.5 \\ 0 & \frac{o_{ijm}}{N_m} < 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

式中: N_m 为小区 m 的建筑物总数。

此时, 栅格 g_{ij} 的可达性 a_{ij} 表示为

$$a_{ij} = \sum_{m \in M} f_{ijm} o_{ijm} \quad (13)$$

式中: M 为小区集合。

通过 a_{ij} 可计算得到可达性得分矩阵 G_{acc} , 对 a_{ij} 实施归一化可得 g_{ij}^{acc} , 即

$$g_{ij}^{acc} = \frac{a_{ij} - \min(a_{ij})}{\max(a_{ij}) - \min(a_{ij})} \quad (14)$$

综上, 在获得障碍物信息矩阵 G_{obs} 、环境噪声得分矩阵 G_{noi} 、可达性得分矩阵 G_{acc} 后, 构建环境综合评价矩阵 G 为

$$G = (G_{noi} + G_{acc}) G_{obs}^T = \begin{bmatrix} g_{11}^{noi} + g_{11}^{acc} & \cdots & g_{1n_t}^{noi} + g_{1n_t}^{acc} \\ \vdots & & \vdots \\ g_{n_w-1}^{noi} + g_{n_w-1}^{acc} & \cdots & g_{n_w-1}^{noi} + g_{n_w-1}^{acc} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} g_{11}^{obs} & \cdots & g_{1n_t}^{obs} \\ \vdots & & \vdots \\ g_{n_w-1}^{obs} & \cdots & g_{n_w-1}^{obs} \end{bmatrix}^T \quad (15)$$

2 无人机起降点与卡车停靠点协同选址模型

2.1 模型关系

图2为无人机起降点与卡车停靠点运行关系,

可以看出, 在STDD模式下, 卡车是无人机起降与充电补能的移动平台, 无人机则基于居民需求负责末端物流配送。其中, 末端起降点设置在居民区内, 为居民提供快递存取服务, 同时是无人机起降停靠与货物装卸的平台; 卡车停靠点设置在公共露天停车场中, 主要为车辆停靠与配送作业提供场地。居民根据所在小区选择末端起降点并发出快递配送请求。服务人员在移动端接收到配送任务后, 根据目的地起降点与停靠点之间的服务配送关系, 调度卡车驶往指定停靠点, 停车后释放无人机执行配送任务。同时可在停靠点回收无人机, 为无人机提供充电换电、检测保障等服务。

无人机起降点与卡车停靠点协同选址模型通过层级决策耦合与动态参数传递实现核心联动, 模型主要分为2层: 上层为无人机起降点选址模型, 下层为卡车停靠点服务关系分配模型。无人机起降点选址模型旨在基于需求点空间分布特征确定末端起降点的最优位置, 并作为输入变量传递到下层模型。卡车停靠点服务关系分配模型旨在基于起降点布局, 为其匹配最优的卡车停靠点, 最终输出停靠点与起降点之间的最优服务关系。

2.2 无人机起降点选址建模

2.2.1 问题描述

在地面物流配送场景中, 由于居民小区具有半封闭特性, 即小区居民可自由通行, 而外来访客受门禁管控会导致行动受阻, 致使许多快递站点呈现“小区属地化”特征。针对高密度用户需求、不均衡小区规模的城市环境特征, 需要充分考虑居民小区的半封闭准入特性, 因地制宜地实施选址策略实现末端无人机起降点的高效覆盖。本文基于已知小区地理边界、用地规模及建筑物空间分布数据, 考虑到建筑密度与物流需求呈正比关系^[25-26], 将单栋建筑视为最小需求单元, 科学地确定无人机起降点的数量、位置及其服务辐射范围, 实现居民实际需求的全面覆盖。

2.2.2 目标函数

(1) 起降点平均环境得分

为了提高起降点所选位置的环境质量, 以起降点平均环境得分 G_{avg} 最大为目标, 即

$$\max G_{avg} = \frac{1}{|U|} p_{uij} g_{ij}^{sc} \quad (16)$$

$$p_{uij} = \begin{cases} 1 & \text{起降点 } u \text{ 被启用在栅格 } g_{ij} \\ 0 & \text{起降点 } u \text{ 未被启用在栅格 } g_{ij} \end{cases} \quad (17)$$

式中: U 为被启用的起降点集合; p_{uij} 为二元决策变

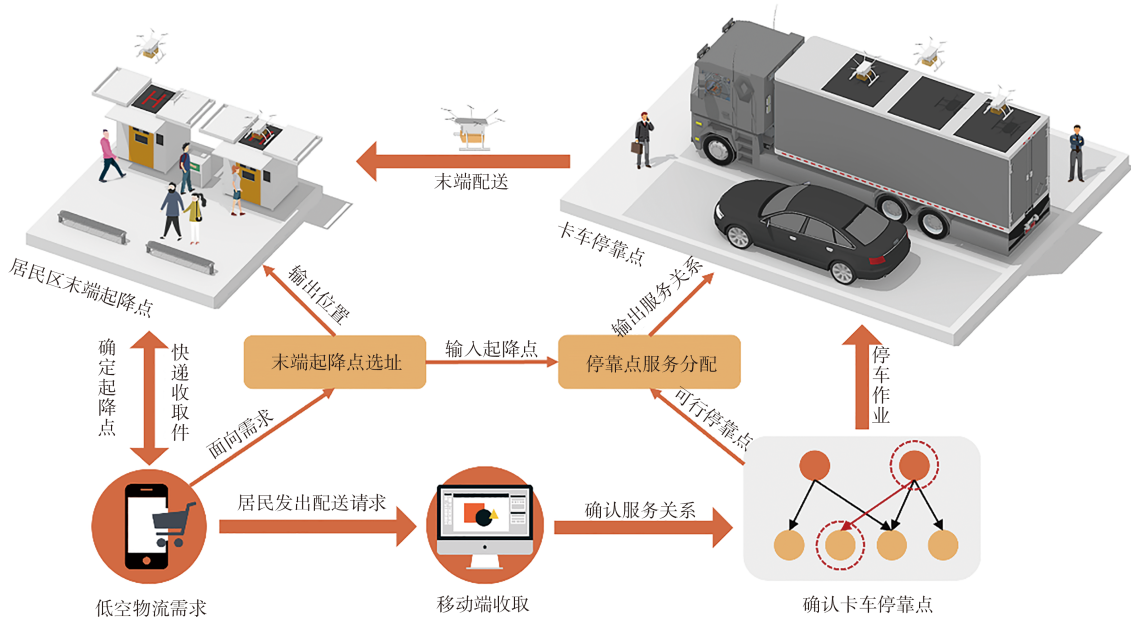


图2 无人机起降点与卡车停靠点运行关系

Fig. 2 Drone vertiport and truck parking point operation relationship

量,表示栅格 g_{ij} 对应的起降点 u 是否被启用。

(2) 最近邻起降点间距均值

为了降低起降点间相互干扰,以最近邻起降点间距均值 D_{avg} 最大为目标,即

$$\max D_{avg} = \frac{1}{2|U|} \sum_{\alpha \in U} \sum_{\beta \in U} \min(d_{\alpha\beta}) \quad \alpha \neq \beta \quad (18)$$

式中: α, β 为任意 2 个被启用的起降点; $d_{\alpha\beta}$ 为两者间距。

(3) 起降点与需求点间平均服务距离

为提高居民的取件效率,以起降点与需求点间的曼哈顿距离作为服务距离,以平均服务距离 C_{avg} 最小为目标,即

$$\min C_{avg} = \frac{\sum_{u \in U} \sum_{m \in M} \sum_{q \in Q_m} p_{umq} d_{umq}^{mh}}{\sum_{m \in M} |Q_m|} \quad (19)$$

$$p_{umq} = \begin{cases} 1 & \text{起降点 } u \text{ 服务小区 } m \text{ 的建筑 } q \\ 0 & \text{起降点 } u \text{ 不服务小区 } m \text{ 的建筑 } q \end{cases} \quad (20)$$

式中: d_{umq}^{mh} 为起降点 u 与小区 m 的建筑物 q 之间的曼哈顿距离; p_{umq} 为 0-1 判断函数,表示起降点 u 与小区 m 的建筑物 q 是否存在服务关系; Q_m 为小区 m 内实际被起降点服务的建筑集合。

2.2.3 约束条件

考虑居民区半封闭特性、起降点服务压力、起降点飞行安全、最近邻起降点间距,构建以下约束

$$\sum_{m \in M} p_{um} = 1 \quad (21)$$

$$1 \leq p_{um} s_u \leq \min\{s_{max}, |Q_m|\} \quad (22)$$

$$n_m = \text{ceiling}(|Q_m|/s_{max}) = \sum_{u \in U} p_{um} \quad (23)$$

$$p_{u_{ij}} g_{ij}^{obs} = 1 \quad (24)$$

$$\min(d_{\alpha\beta}) \geq r_{min} \quad (25)$$

式中: p_{um} 为 0-1 判断函数, $p_{um} = 1$ 表示起降点 u 隶属小区 m , 反之 $p_{um} = 0$; s_u 为起降点 u 服务的建筑物数量; s_{max} 为允许单个起降点服务的建筑物数量上限; n_m 为小区 m 内应设的起降点数量; r_{min} 为最近邻起降点间距下限。

式(21)表示起降点不能跨居民区服务。为确保起降点服务效率,式(22)对起降点服务的建筑数量实施限制。式(23)为小区内启用的起降点数量约束,其值等于 n_m 。为保障无人机起降安全,式(24)表示被启用的起降点不能为障碍物。为规避空域冲突风险,式(25)表示最近邻起降点之间的距离不宜过近。

2.3 卡车停靠点服务关系分配建模

2.3.1 问题描述

基于末端无人机起降点选址方案,精准匹配卡车停靠点与末端起降点的服务对应关系,实现空地配送系统在时空维度的深度耦合。针对城区路网狭窄、停车资源稀缺、配送覆盖不足等现实问题,遵循城市道路运输车辆通行管理规定,结合地面路网布局与城市公共停车场分布,规避禁行路段与禁飞区域,科学规划卡车最优停靠点位。图 3 展示了卡车停靠点选址概念与作业流程。在卡车停靠点选址过程中,严格遵循道路通行规则,优先

选取城市地面公共停车场作为备选点位,最大化利用现有停车资源,有效规避道路沿线违规停放导致的交通拥堵问题。此类公共停车场通常具备开阔的场地空间与良好的净空条件,不仅能够满足卡车停靠需求,更为无人机起降提供了安全的作业环境。针对卡车具体运营环节,基于配送任务时间窗约束,可在停车场内动态划定卡车专用

临时停车位,实现资源的高效利用。配送任务完成后,即刻释放临时占用的停车资源,恢复其面向社会公众的服务功能。本文主要聚焦于卡车停靠点的服务分配功能,以地理空间信息为基底,通过构建停靠点与起降点的双向匹配机制,实现选址决策优化与服务效能提升,推动形成城市空地协同的配送体系。

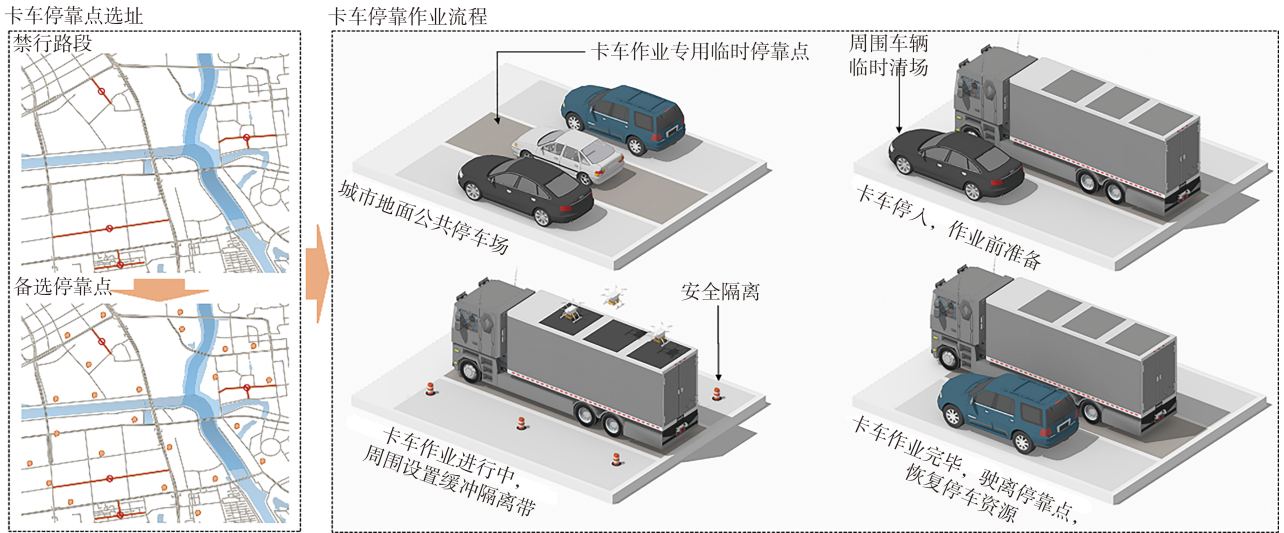


图 3 卡车停靠点选址与作业概念

Fig. 3 Concept of truck parking point location and operation

2.3.2 目标函数

(1) 被启用停靠点数量

为了降低停靠点对公共资源的占用,以被启用停靠点数量 N_{total} 最小为目标,即

$$\min N_{total} = \sum_{z \in Z} p_z \quad (26)$$

$$p_z = \begin{cases} 1 & \text{备选停靠点 } z \text{ 被启用} \\ 0 & \text{备选停靠点 } z \text{ 未被启用} \end{cases} \quad (27)$$

式中: Z 为停靠点集合; p_z 为0-1决策变量,表示备选停靠点是否被启用。

(2) 最近邻停靠点间距均值

为了充分利用停靠点资源,减少卡车频繁停车作业,保障无人机飞行安全,以最近邻停靠点间距均值 D'_{avg} 最大为目标,即

$$\max D'_{avg} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{\mu \in Z} \sum_{\varphi \in Z} \min(d_{\mu\varphi}) \quad \mu \neq \varphi, p_\mu = p_\varphi = 1 \quad (28)$$

式中: μ, φ 为任意2个被启用的停靠点; $d_{\mu\varphi}$ 为2个停靠点的间距。

(3) 停靠点服务不均衡度

为了缓解停靠点服务起降点的数量不均衡,采用停靠点服务起降点数量标准差 S_{std} 作为不均衡度

的计算指标,以服务不均衡度最小为目标,即

$$\min S_{std} = \sqrt{\frac{1}{N_{total}} \sum_{z \in Z} (s_z - s_{avg})^2} \quad (29)$$

$$s_z = \sum_{u \in U} p_{zu} \quad (30)$$

$$p_{zu} = \begin{cases} 1 & \text{停靠点 } z \text{ 服务起降点 } u \\ 0 & \text{停靠点 } z \text{ 不服务起降点 } u \end{cases} \quad (31)$$

$$s_{avg} = \frac{1}{N_{total}} \sum_{z \in Z} s_z \quad (32)$$

式中: s_z 为停靠点 z 服务的起降点数量; s_{avg} 为停靠点的平均服务量; p_{zu} 为0-1判断函数,表示停靠点 z 与起降点 u 之间的服务关系。

(4) 平均服务距离

为了提高停靠点的服务效率,以停靠点与起降点的平均服务距离 C'_{avg} 最小为目标,即

$$\min C'_{avg} = \frac{1}{|U|} \sum_{z \in Z} \sum_{u \in U} p_{zu} d_{zu} \quad (33)$$

式中: d_{zu} 为停靠点 z 与起降点 u 之间的距离。

2.3.3 约束条件

考虑无人机续航里程、最近邻停靠点间距、停靠点服务压力,构建以下约束

$$2p_{zu}d_{zu} + \Delta r_{uav} \leq r_{uav} \quad (34)$$

$$\min(d_{\mu\nu}) \geq r'_{\min} \quad (35)$$

$$s_z \leq s'_{\max} \quad (36)$$

式中: Δr_{uav} 为安全续航裕度; r_{uav} 为无人机续航里程; r'_{\min} 为最近邻停靠点间距下限; s'_{\max} 为可服务起降点数量上限。

为避免无人机从停靠点出发后无法有效往返,式(34)限定了停靠点与起降点之间的距离。为提升停靠点利用效率,减少相邻停靠点的飞行干扰,式(35)表示对最近邻停靠点之间的直线距离约束。为避免单一停靠点服务过多起降点,式(36)表示对停靠点可服务的起降点数量约束。

3 算法设计

本文针对末端无人机起降点选址与卡车停靠点服务分配的协同优化问题,提出了一种基于模糊C均值聚类(Fuzzy C-mean Clustering, FCM)与多目标多元宇宙优化算法(Multi-objective Multi-verse Optimization Algorithm, MOMVO)的两阶段优化框架。

第1阶段为上层起降点选址优化,主要运用FCM算法确定最优起降点布局方案。该阶段以居民小区建筑分布密度、服务覆盖半径等参数为基础,综合考虑备选节点的空间分布、周边环境复杂度以及飞行安全等因素,通过模糊隶属度函数确定起降点聚类特征,采用非支配排序对起降点布局进行优化,最终输出起降点空间位置。该阶段所得的起降点空间坐标,构成了下一阶段算法的核心输入与关键约束条件。

第2阶段为下层服务关系分配,主要基于起降点选址结果,运用FCM-MOMVO算法实现卡车停靠点的选址布局以及与起降点间服务关系分配。首先采用FCM算法对起降点进行聚类,通过调整聚类参数得到不同规模的起降点集群。其次,综合考虑服务成本、服务效率以及服务不均衡度等因素,利用MOMVO算法模拟多元宇宙中的白洞、虫洞等概念,对卡车停靠点与起降点集群之间的服务关系进行迭代优化。最终借助集群将卡车停靠点的服务关系映射至各起降点,输出卡车停靠点与起降点间的服务分配方案。

本文提出的两阶段算法通过参数传递与集群映射形成了协同优化,能够实现物流节点资源的最优空间配置以及停靠点服务网络的高效布局,为提升

末端物流系统配送效能提供了解决方案。

3.1 无人机起降点选址算法

3.1.1 FCM算法原理

起降点选址问题本质属于空间聚类优化问题^[27],本文通过FCM算法实现需求点的空间聚合。相较于传统K-means算法的硬聚类约束,FCM算法基于模糊集合理论构建隶属度函数,允许需求点以概率隶属形式同时归属于多个聚类中心^[28],通过迭代优化模糊隶属度目标函数求解最优隶属度矩阵与聚类中心坐标,表示为

$$\min J = \sum_{u \in U_m} \sum_{q \in Q_m} \theta_{umq}^\lambda d_{umq}^2 \quad (37)$$

式中: J 为模糊隶属度; θ_{umq} 为小区 m 的建筑物 q 对起降点 u 的隶属度; $\lambda(\lambda > 1)$ 为模糊化系数; $U_m(U_m \subseteq U)$ 为隶属小区 m 的起降点集合,通过式(23)可获得小区预设的起降点数量。

FCM算法通过交替更新隶属度矩阵和聚类中心坐标,最终依据隶属度原则确定各需求点主导的起降点,实现起降点空间布局与服务范围的协同优化。

3.1.2 选址优化策略

尽管FCM聚类算法能够基于空间分布特征得到相对最优的聚类中心,但该结果不一定满足起降点可行性约束,因此需要对聚类中心进一步优化,具体优化步骤如图4所示。

步骤1:针对初始选址结果 g_{ij}^{old} 检验可行性约束,若不满足约束条件,则执行步骤2。

步骤2:以初始选址结果为中心,选择其 ϵ 阶摩尔邻域内的可行栅格作为备选新址集合 $G_{\text{new}}(g_{ij}^{\text{new}} \in G_{\text{new}})$,并计算备选新址集合的帕累托前沿。

步骤2.1:通过式(4)计算得到新旧址间的距离 $d_{g_{ij}^{\text{old}}, g_{ij}^{\text{new}}}$,作为起降点重选的成本,并计算备选新址的目标函数集合 $F_{g_{ij}^{\text{new}}}$ 为

$$F_{g_{ij}^{\text{new}}} = \left\{ G_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}, D_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}, -C_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}, -d_{g_{ij}^{\text{old}}, g_{ij}^{\text{new}}} \right\} \quad (38)$$

式中: $G_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}$ 、 $D_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}$ 、 $C_{g_{ij}^{\text{new}}, \text{avg}}$ 分别为备选新址 g_{ij}^{new} 的平均环境得分、最近邻起降点间距均值和平均服务距离。

步骤2.2:通过比较备选点间的目标函数,确定备选点之间的支配关系, $>$ 与 $<$ 分别为支配与被支配符号,对于任意2个备选新址 g_{ij}^{new} 、 $g_{\alpha\beta}^{\text{new}}$,其支配关系判别如下

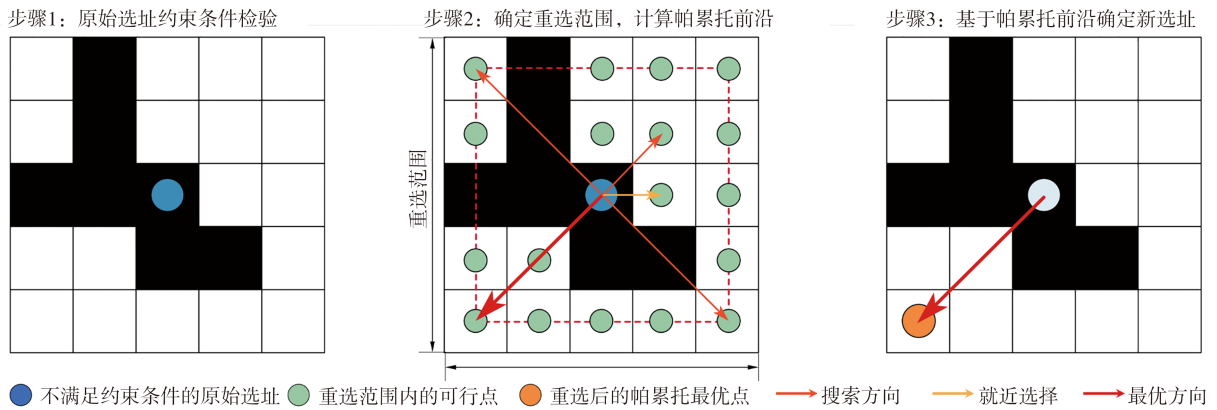


图 4 初步选址结果优化

Fig. 4 Optimization of preliminary location results

$$\begin{cases} g_{ij}^{new} > g_{\alpha\beta}^{new} & \forall F_{g_{ij}^{new}} \geq F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \text{ 且 } \exists F_{g_{ij}^{new}} > F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \\ g_{ij}^{new} < g_{\alpha\beta}^{new} & \forall F_{g_{ij}^{new}} \leq F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \text{ 且 } \exists F_{g_{ij}^{new}} < F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \\ g_{ij}^{new} = g_{\alpha\beta}^{new} & \exists F_{g_{ij}^{new}} < F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \text{ 且 } \exists F_{g_{ij}^{new}} > F_{g_{\alpha\beta}^{new}} \end{cases} \quad (39)$$

步骤 2.3:从备选新址中计算得到帕累托前沿,对帕累托前沿中的备选点,将其各目标函数进行量纲为 1^[9]并求和得到备选新址得分。

步骤 3:将帕累托前沿中得分最高的备选点作为优化后的选址结果。

3.1.3 算法整体流程

步骤 1:根据居民小区的建筑物数量,通过式(23),确定小区内备选起降点个数。

步骤 2:通过 FCM 聚类算法,获取小区内初始起降点选址方案。

步骤 3:针对初始起降点,判断其是否满足约束条件,若不满足则执行第 3.1.2 节的选址结果优化策略;若满足条件,则执行步骤 4。

步骤 4:遍历所有小区,执行步骤 1~3,获得各个小区的起降点选址方案。

步骤 5:通过改变 s_{max} 并重复步骤 1~4,通过检验约束条件综合评估 s_{max} 对起降点选址结果的影响,

对满足约束条件 s_{max} 的可行边界进行标定。

3.2 卡车停靠点服务分配算法

3.2.1 FCM-MOMVO 算法框架

MOMVO 是基于多元宇宙优化算法 (Multi-verse Optimization Algorithm, MVO) 扩展的一种群体智能优化算法,专门用于求解多目标优化问题。其核心思想是通过模拟宇宙中的白洞、黑洞和虫洞等天体物理现象,结合存档机制和动态选择策略,在多个目标函数之间寻找帕累托最优解集^[29-30]。在为卡车停靠点分配其服务的起降点时,首先依据起降点的密集程度与备选停靠点数量,通过 FCM 聚类算法,将起降点分别聚类至 $i(i \in [1, |Z|])$ 个集群中,再采用 MOMVO 算法,为交通小区配备最优的卡车停靠点,算法框架见图 5。

3.2.2 算法机制

(1) 编码与解码策略

采用 FCM 算法,对上层输入的起降点进行二次聚类,将每个起降点纳入一个集群中。通过改变 FCM 算法的集群总数 i ,可以将起降点映射到不同规模的集群中。设多元宇宙集合为 $E =$

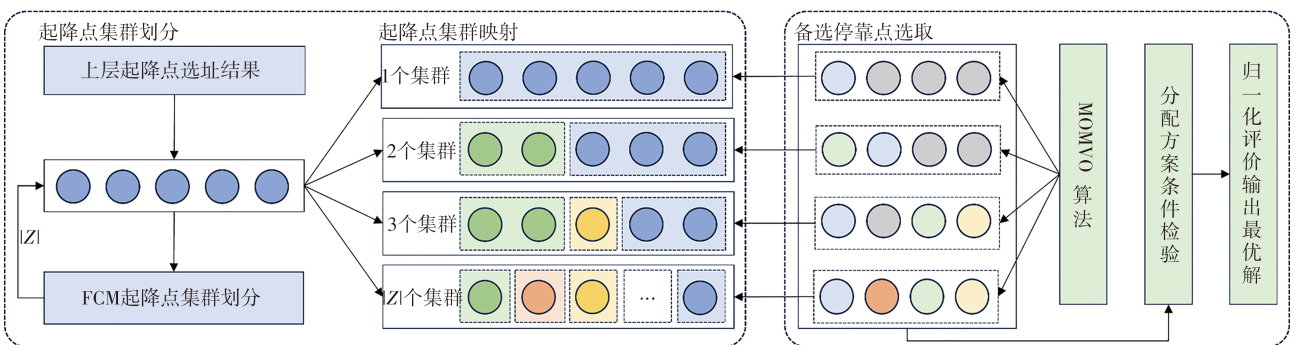


图 5 卡车停靠点服务分配算法框架

Fig. 5 Algorithm framework of truck parking point service allocation

$\bigcup_{i=1}^{|Z|} E_i$, 其中 $E_i = \{e_{ij} | j = 1, 2, \dots, N_c\}$ 表示集群总数为 i 时的宇宙集合, 每个 E_i 包含 N_c 个宇宙 e_{ij} 。宇宙 e_{ij} 的维度等于集群总数 i , e_{ij} 中的物体 e_{ijk} 采用实数编码, 代表起降点所在集群选择的停靠点编号, 每个停靠点可以服务一个或多个集群, 则 e_{ij} 可表示为

$$e_{ij} = \{e_{ijk} | k = 1, 2, \dots, i; 1 \leq e_{ijk} \leq |Z|\} \quad (40)$$

解码方式如图 6 所示, 集群所选的停靠点服务其内部所有起降点。

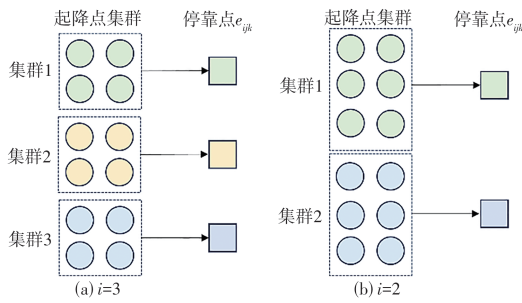


图 6 不同集群总数下的编码与解码方式

Fig. 6 Encoding and decoding modes for different total cluster counts

(2) 存档与最优宇宙筛选

基于帕累托前沿的支配机制, 获取当前多元宇宙中的非支配解, 加入到存档中。当存档中的解被新产生的宇宙所支配时, 则将其从存档中移除^[31]。若新产生的宇宙通过与存档中的解对比, 确定为非支配解时, 则将其加入到存档中。对当前所有存档中的非支配解进行归一化求和评价, 其中得分最高的解代表当前最优宇宙, 用于吸引多元宇宙中的非最优解。

(3) 白洞与虫洞转移机制

宇宙中的物体会随白洞与虫洞进行转移。对于非最优宇宙, 其转移规则如下。

步骤 1: 根据每个宇宙量纲为 1 得分 $\rho_{e_{ij}}$, 得到宇宙膨胀率 $\eta_{e_{ij}}$, 即

$$\eta_{e_{ij}} = \frac{\rho_{e_{ij}}}{\sum_{j=1}^{N_c} \rho_{e_{ij}}} \quad (41)$$

步骤 2: 通过白洞对非最优宇宙中的物体 e_{ijk} 进行第 1 轮转移, 即

$$e_{ijk} = \begin{cases} e_{iak} & r_1 < \eta_{e_{ij}} \\ e_{ijk} & r_1 \geq \eta_{e_{ij}} \end{cases} \quad (42)$$

式中: e_{iak} 为经轮盘赌机制选择的第 α 个宇宙中的第 k 个物体; r_1 为 0~1 内随机数。

步骤 3: 通过虫洞令非最优宇宙的物体向最优宇宙的物体进行第 2 次转移^[32], 即

$$e_{ijk} =$$

$$\begin{cases} e_{ijk}^{\text{best}} + \text{floor}\left\{\tau\left[\left(|Z| - e_{ijk}\right)r_3 + 1\right]\right\} & r_3 < 0.5, r_2 < \omega \\ e_{ijk}^{\text{best}} - \text{ceiling}\left\{\tau\left[\left(e_{ijk} - 1\right)r_3 + 1\right]\right\} & r_3 \geq 0.5, r_2 < \omega \\ e_{ijk} & r_2 \geq \omega \end{cases} \quad (43)$$

$$\omega = 0.2 + 0.8 \frac{I}{I_{\max}} \quad (44)$$

$$\tau = 1 - \left(\frac{I}{I_{\max}}\right)^{1/6} \quad (45)$$

式中: e_{ijk}^{best} 为当前最优宇宙的第 k 个物体; ω 为虫洞存在概率; τ 为旅行距离参数; r_2, r_3 均为 0~1 内随机数; I 为当前迭代数; I_{\max} 为最大迭代次数; $\text{floor}(\cdot)$ 为向下取整函数。

在通过白洞与虫洞的转移机制后, 若获得的最优宇宙优于当前的最优宇宙, 则通过存档机制进行淘汰与替换。当迭代次数满足 I_{\max} , 则输出集群总数 i 下的最优分配方案与目标函数。

(4) 检验与择优

通过式 (34)~(36) 搜索满足约束条件的集群总数与对应分配方案, 基于目标函数采用量纲为 1 评分方法获得每个方案得分, 选取其中得分最高的可行方案作为最终卡车停靠点分配方案。

3.3 算法复杂度分析

对于上层起降点选址算法, 首先采用 FCM 算法遍历区域内的小区, 对最小需求单元进行聚类, 获得初始选址结果, 再通过非支配排序优化获得最终结果。区域内建筑物总数为 N , 小区总数为 $|M|$, 区域内的小区聚类中心个数上限为 S , 每个初始选址的备选点总数上限为 N_c , 遍历所有小区后, FCM 算法的复杂度近似为 $O(NS^2)$ 。对初始选址结果进行非支配排序优化, 优化策略的复杂度为 $O(|M|N_c^2S)$ 。综上所述, 该算法复杂度近似为 $O(NS^2 + |M|N_c^2S)$ 。

对于下层停靠点服务分配算法, 首先采用 FCM 算法对起降点进行聚类, 通过调整聚类参数获得不同规模的起降点集群, 再利用 MOMVO 算法对集群与停靠点的服务关系进行迭代优化, 最终通过非支配排序获得最优分配方案。已知通过上层算法获得起降点总数为 $|U|$, 备选停靠点总数为 $|Z|$ ($|Z| < |U|$), 一组宇宙的总数为 N_c 。经过 $|Z|$ 轮聚类后, FCM 算法的复杂度上界近似为 $O(|U||Z|^3)$ 。采用 MOMVO 算法对单个集群组合进行服务关系分配的复杂度为 $O(N_c^2)$, 在开展 $|Z|$ 轮服务分配后, 复杂度近似为 $O(|Z|N_c^2)$ 。综上所述, 该算法复杂度为 $O(|U||Z|^3 + |Z|N_c^2)$ 。

4 仿真验证

4.1 研究环境

4.1.1 数据说明

本文选取南京市某区域作为仿真环境,区域长约 3 510 m,宽约 4 185 m,研究区域范围为图 7(a)黄框内所示区域。区域内高程数据、水系等地形数据如图 7(b)所示。建筑定位点与小区划分如图 7(c)所示,通过 QGIS 匹配高程数据,提取该区域内建筑 3 687 栋,通过高德地图 API,匹配建筑所隶属

的小区 166 个(含居民区、学校、医院等,统称小区),相同颜色的点代表建筑来自同一小区。基于地图数据获取卡车可行路网,筛选沿线 47 个地面公共停车场,作为卡车停靠点备选集合,如图 7(d)所示。

基于第 1 节的环境建模方法,根据地理数据的分辨率精度设置栅格尺寸为 5 m,区域可划分为 702×837 个栅格。本文通过 MATLAB 平台实现环境栅格化建模与分析,仿真环境为 11th Gen Intel (R) Core(TM) i7-11800H @ 2.30 GHz,具体仿真参数如表 1 所示。

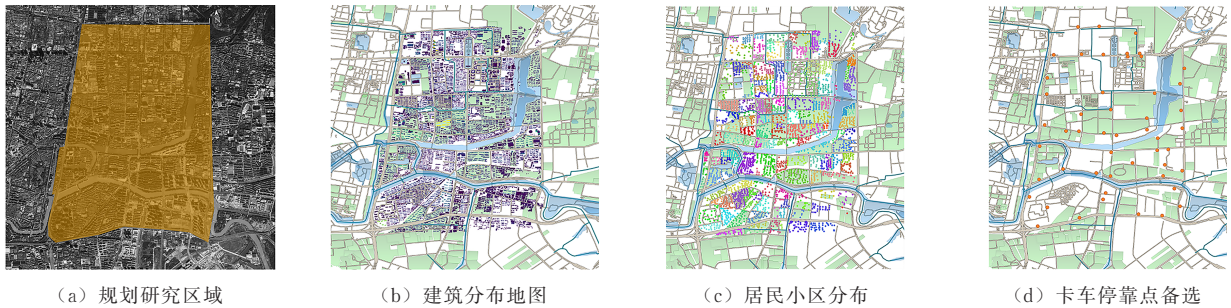


图 7 仿真区域环境特征

Fig. 7 Environmental characteristics of simulation area

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	取值	参数	取值
影响半径 r_{noi}/m	500	地面反射修正项 $s_{reflect}/dB$	11
物流无人机的声功率级 s_{uav}/dB	120	飞行续航里程 r_{uav}/m	3 000
空气吸收系数 α_{air}	0.1	飞行续航裕度 $\Delta r_{uav}/m$	100
最低悬停高度 h_u/m	50	最近邻停靠点间距下限 r'_{min}/m	500
居民期望步行时间 T_p/s	300	服务起降点容量上限 s'_{max}	50
居民步行速度 $v_p/(m \cdot s^{-1})$	1.2	备选停靠点总数 $ Z $	47
服务建筑物数量上限 s_{max}	85	一组宇宙总数 N_e	20
最近邻起降点间距下限 r_{min}/m	100	最大迭代次数 I_{max}	1 000

4.1.2 环境评估

图 8 呈现了仿真区域的环境建模情况。从噪声评分结果来看,居民聚集区因建筑密集、人口活动频繁,噪声得分显著低于城市绿地、水系等公共开放空间。而在可达性评分维度,居民区依托完善的道路网络与人口密度优势,评分显著高于开放空间。因此,高可达性区域往往伴随相对较高的环境噪声,而低噪

声的静谧区域则因空间阻隔导致居民取件便利性下降。通过环境综合评分为后续起降点选址提供了量化决策依据,环境综合评分与环境优势度呈正相关,尽可能优先选择评分较高的区域布设起降点,有效平衡配送效率与居民体验。

4.2 无人机起降点选址

4.2.1 试验结果

基于小区划分情况与表 1 所示仿真数据,共确定 166 个无人机起降点选址方案,其空间分布以及与建筑之间的服务关系如图 9 所示。参考文献[15]的起降点等级划分规则,结合起降点服务建筑物数量差异,将所有起降点划分为 3 个等级,各等级的划分标准与具体数量如表 2 所示。

优化后的起降点布局方案呈现出良好的综合性能,起降点平均环境得分为 0.64,最近邻起降点间距均值为 191.35 m,起降点与需求点间平均服务距离为 137.82 m,平均步行时间为 1.91 min。该方案契合居民小区半封闭管理特性,可有效响应不同规模小区的物流需求特征,为末端物流配送提供了高效便捷的解决方案。通过分析起降点空间分布特征发现,在建筑物密度高、小区分布密集的区域,三级起降点呈现出显著的空间集聚效应。这种布局模式有效整合了高密度区域的配送需求,通过集中处理提升了无人机调度效率与货物周转率。然

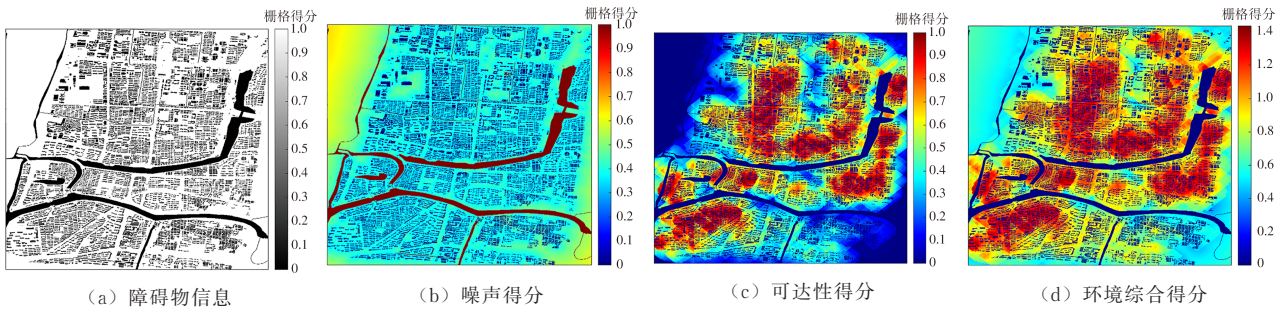


图8 环境得分评估

Fig. 8 Environment score evaluation



图9 起降点分级选址结果与服务对象

Fig. 9 Graded location results and service objects of vertiports

表2 无人机起降点等级划分结果

Table 2 Classification results of drone vertiports

等级	服务建筑数量范围	平均服务建筑数量	起降点个数
一级起降点	51 ~ 85	62.4	14
二级起降点	21 ~ 50	31.7	52
三级起降点	1 ~ 20	11.6	100

而,由于各小区建筑物数量存在较大差异,导致起降点服务的建筑物数量离散度较高。针对这一问题,后续研究可重点探索跨小区资源共享机制,通

过优化起降点服务范围,进一步提升配送网络的服务均衡性。从起降点分级运营视角来看,一级起降点的服务承载量与小区规模有关,在大型居住社区,起降点面临更高的服务压力。因此,在起降点实际建设过程中,可根据起降点等级与服务规模,差异化配置无人机停机位、货物存储货架等硬件设施,通过弹性化资源配置策略,在保障服务质量的同时实现运营成本的有效控制。

4.2.2 对比分析

为验证选址优化方法的有效性,设计了双策略对比试验。试验组采用融合选址优化策略的自组织映射(Self-Organizing Maps, SOM)、K-means、FCM聚类算法,对照组则沿用文献[9]中的就近选择策略(如图4中黄色搜索线所示,该策略选取距离初始聚类中心最近的可行点)。通过调整允许单个起降点服务的建筑物数量上限 s_{max} 数值,分析其对起降点数量及目标函数的影响,试验结果如图10所示。

由图10(a)可知,起降点总数与 s_{max} 呈负相关非线性关系。当 $s_{max} \leq 20$ 时,起降点配置数量呈现指数级衰减特征,当 $s_{max} > 20$ 后衰减梯度趋于平缓,最终在 $s_{max} = 105$ 时,起降点总数收敛于稳定值165,该值与区域内小区总数一致。经约束条件验证, $s_{max} \leq 28$ 时所有的选址方案均不满足最近邻起降点间距要求。考虑到高密度起降点布局容易引发空域冲突风险,因此 s_{max} 不宜设置过小。随着起降点数量减少,居民前往起降点的步行距离也随之增加。通过起降点选址优化策略,能够有效将83%以上用户的末端取件时间控制在300 s以内,显著提升了低空物流系统在实际运营中的可行性与服务效能。如图10(b)~(d)所示,研究对比了试验组(融合选址优化策略)与对照组(融合就近选址策略)中SOM、K-means与FCM三类算法得到的起降点选址模型目标函数值,3类算法均可完成起降点选址任务,其中FCM在目标函数优

化方面展现出一定优势。对照组得到的起降点平均环境得分为 0.457,而试验组得到的起降点平均环境得分为 0.682,平均提升了 49.2%。2 组试验的最近邻起降点间距均值与平均服务距离相差不大,随着单

个起降点服务建筑物数量上限的提高,起降点总数呈递减趋势,相邻起降点间距相应增大,居民平均步行距离也同步增加。

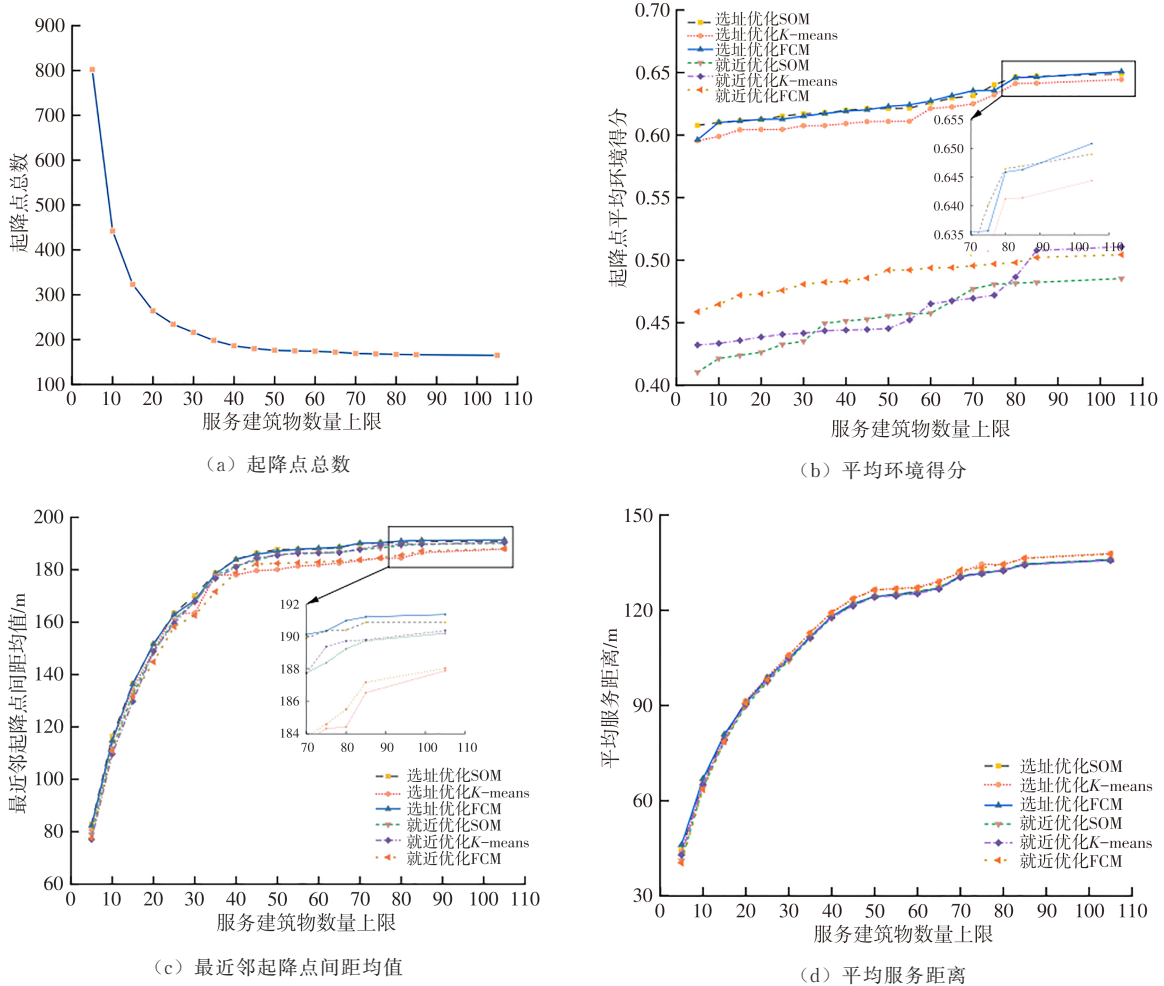


图 10 对比试验结果

Fig. 10 Comparative experimental results

图 11、12 展示了 s_{max} 取值分别为 5、45、85 时的居民步行时间与环境噪声分布图。随着 s_{max} 增加,居民步行时间呈增加趋势,环境噪声呈减少趋势。当 s_{max} 处于低值区间时,高密度起降点布局虽可将居民平均步行时间压缩至 200 s 以内,但会导致环境噪声显著提高;当 s_{max} 提升至高值区间时,在保障居民步行时间控制在 300 s 阈值内的前提下,环境噪声污染得到了显著改善。这一现象揭示了选址优化过程中运营效率与环境干扰的动态平衡关系,在实际规划起降点时,在保证配送效率的情况下应尽可能减少起降点数量,降低无人机飞行对居民生活的影响。

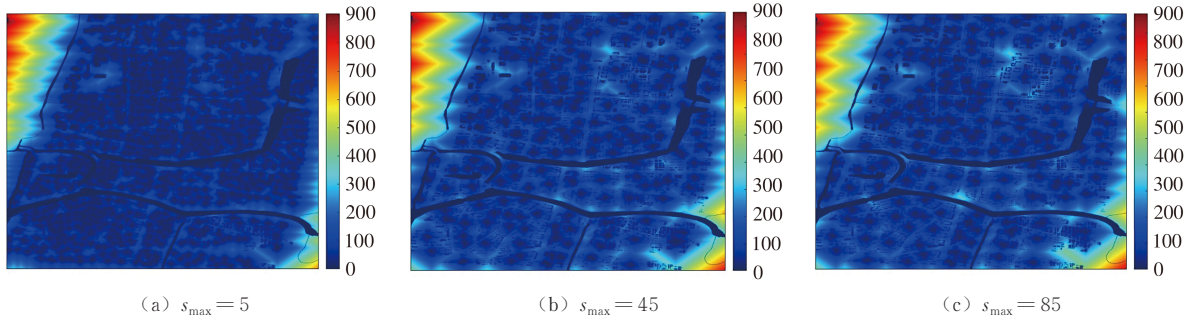
4.3 卡车停靠点服务分配

4.3.1 试验结果

将上层起降点选址结果输入到下层卡车停靠点

服务分配模型中,通过改变起降点集群总数的值,采用 FCM-MOMVO 算法求解得到了 47 组分配方案,其对应的目标函数分布如图 13 所示。

由图 13 可知,随着起降点集群总数的增加,最近邻停靠点间距、服务不均衡度、平均服务距离都呈现递减的趋势,被启用停靠点数量则呈现递增趋势。该现象源于集群总数与停靠点启用数量的耦合关系:当集群总数增加时,起降点被划分为更小的集群单元,使得集群内的起降点数量相对均衡,但同时需配置更多停靠点才能满足起降点服务需求。停靠点数量的提升虽能缩短服务半径、提升无人机作业效率,却也引发双重矛盾:其一,运输车辆停车作业频次显著增加,将占用更多城市道路、停车场等城市公共资源;其二,密集布设的停靠点可能导致无人机起



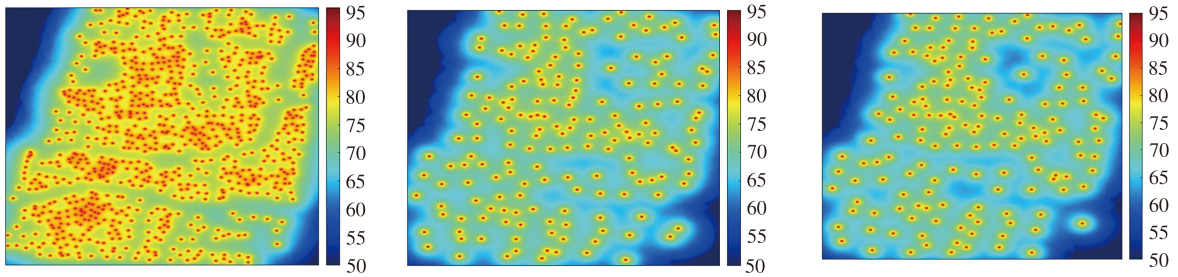
(a) $s_{max} = 5$

(b) $s_{max} = 45$

(c) $s_{max} = 85$

图 11 居民步行时间(单位:s)

Fig. 11 Walking time of residents(unit:s)



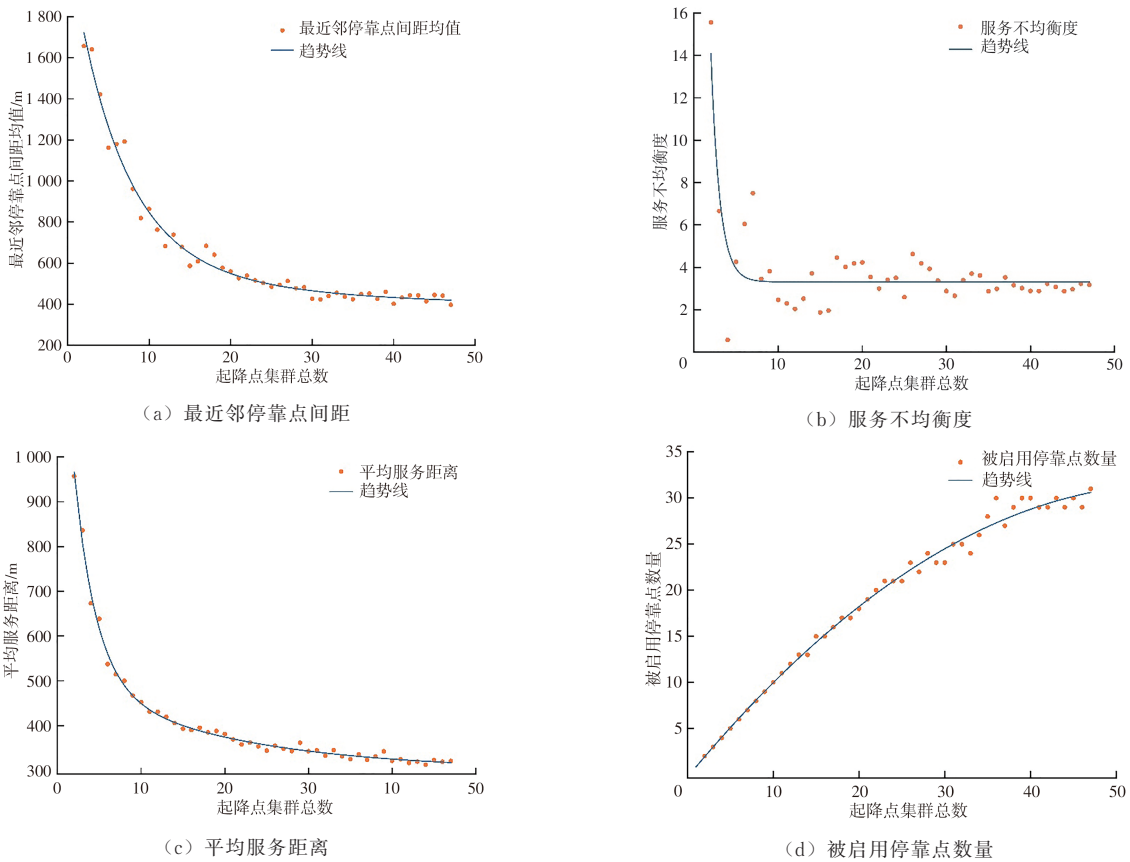
(a) $s_{max} = 5$

(b) $s_{max} = 45$

(c) $s_{max} = 85$

图 12 环境噪声分布(单位:dB)

Fig. 12 Distribution of environmental noise(unit:dB)



(a) 最近邻停靠点间距

(b) 服务不均衡度

(c) 平均服务距离

(d) 被启用停靠点数量

图 13 卡车停靠点服务分配目标函数

Fig. 13 Objective functions of truck parking point service allocation

降航线重叠,增大空域冲突风险。基于上述分析,本文通过对各组方案的目标函数进行了量纲为 1 求和获取得分,并结合约束条件进行验证,结果如图 14 所示。

由图 14 可知:起降点集群总数存在明确的空间约束边界;当其值大于 22 时,高密度停靠点布局会导致部分节点间距突破最近邻间距阈值,从而引发无人机空域冲突风险;当其值小于 6 时,单个停靠点需承载的起降点服务量超出其允许服务的起降点数量上限,导致服务效率严重下降。经多目标优化求解,得到起降点集群总数的可行解域为 [6, 22]。其中,当起降点集群总数为 10 时,对应的方案为帕累托最优解,该方案共启用 10 个停靠点,最近邻停靠点间距均值为 864.26 m,服务不均衡度为 2.45,平均服务距离为 452.60 m。这一方案在确保无人机空域安全运行的同时,充分平衡了各停靠点的服务负载,有效满足了设施服务能力要求。具体的停靠点布局及服务覆盖关系如图 15 所示。

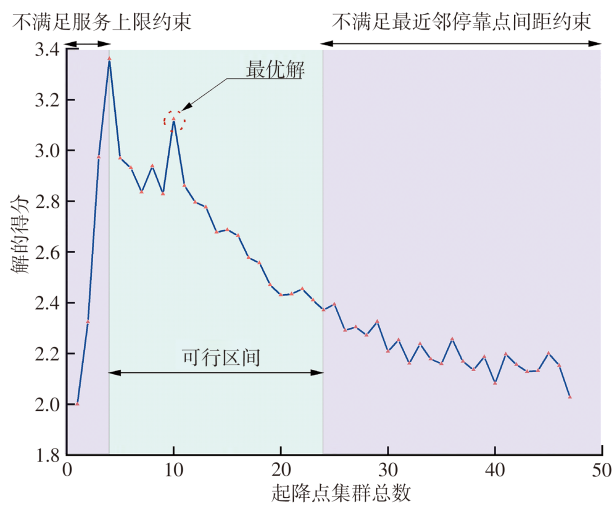


图 14 服务分配方案得分与可行性

Fig. 14 Score and feasibility of service allocation scheme

4.3.2 对比分析

为验证本文所提算法的适用性,采用 FCM-MOMVO、MOMVO、MOSA、NSGA-II 等算法对卡车停靠点分配模型进行对比求解,各算法所得到的目标函数如表 3 所示。

由表 3 可知:提出的 FCM-MOMVO 混合算法展现出明显优势,在停靠点数量控制方面表现突出,仅需启用少量停靠点,即可在多约束条件下实现高效服务配对。相较之下,NSGA-II 算法虽将平均服务距离缩短至 355.36 m,但其启用的停靠点数量达到了 FCM-MOMVO 算法的 2 倍,导致最近邻间距均值逼近约束阈值,易引发空域冲

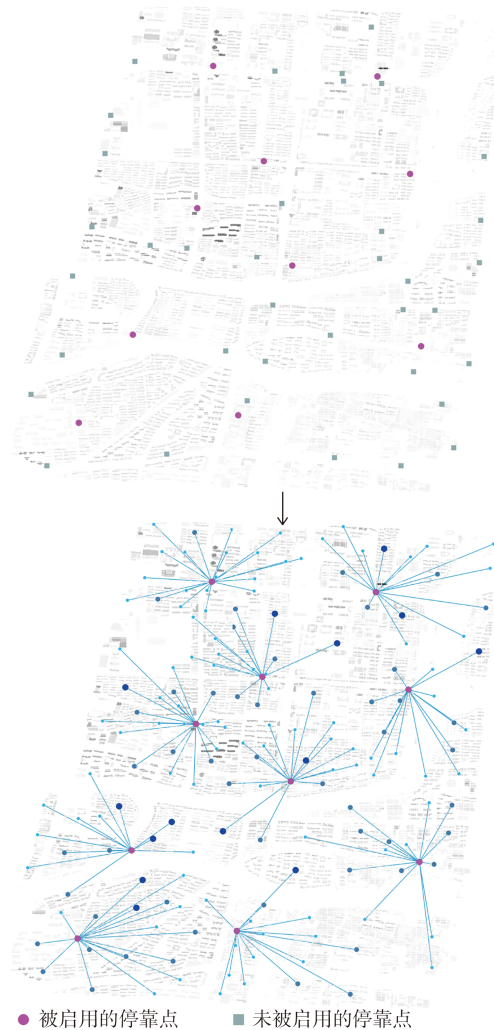


图 15 停靠点启用结果与服务关系

Fig. 15 Parking point activation result and service relationship

表 3 算法对比结果

Table 3 Algorithm comparison results

方法	FCM-MOMVO	MOMVO	MOSA	NSGA-II
最近邻间距均值 D'_{avg}/m	864.26*	708.30	612.50	562.03
服务不均衡度 S_{std}	2.45*	3.43	4.31	3.37
平均服务距离 C'_{avg}/m	452.60	438.92	378.15	355.36*
被启用停靠点数量 N_{total}	10*	15	17	20

注:*表示对应目标函数值最优的解。

突风险。此外,FCM-MOMVO 算法的服务不均衡度仅为 2.45,显著低于其余 3 种算法,体现出各停靠点负载分配的高度均衡性。相较于传统的 MOMVO 算法,FCM-MOMVO 算法实现了多指标优化,将被启用的停靠点数量减少 33%,服务不均衡度降低 28.6%,最近邻间距均值提升 22.01%。

从算法迭代特性来看,MOSA 与 NSGA-II 算法在迭代初期即陷入局部最优陷阱,当迭代次数约

为 20 时便收敛,得到的 N_{total} 都较大,难以进一步搜索 N_{total} 在低值区间的分配方案。而 FCM-MOMVO 通过前置 FCM 聚类模块,对起降点进行空间特征挖掘与聚类分析,将解空间搜索范围拓展至图 13(d)所示的 $N_{\text{total}} \in [1, 20]$ 区间。试验数据表明,该算法通过解耦空间聚类与多目标优化的级联关系,有效规避了传统算法在高维解空间中的搜索瓶颈,提升了算法的全局寻优能力。

5 结 语

(1) 针对城市复杂空间环境,综合考虑无人机运行安全、飞行噪声影响、居民取件便利性等因素,提出了地理数据驱动的无人机起降点选址环境评估模型,对居民区环境与起降点适配性进行量化评估,为选址决策提供科学、精准的数据支撑。

(2) 针对居民小区的半封闭特性,构建了基于空间限制的末端无人机起降点选址模型。通过引入选址优化策略,采用 FCM 算法有效筛选出了兼顾飞行安全、噪声影响的理想起降点位,能够将 83% 以上用户的末端取件时间控制在 300 s 以内,解决了半封闭小区低空物流末端配送的选址难题。

(3) 考虑到卡车停靠点与无人机起降点间复杂的耦合关系,提出了基于公共停车资源复用与限时配送的作业模式,设计了一种 FCM-MOMVO 算法框架。相比传统 MOMVO 算法,将被启用的停靠点数量减少了 33%,实现卡车停靠点与无人机起降点的精准匹配。

(4) 本文研究为无人机起降点与卡车停靠点的协同规划布局提供了技术支撑,有效解决了无人机起降点选址中的环境适应度与服务便利度问题,明确了卡车停靠点的服务对象并提高其服务水平。在后续研究中,将重点通过建筑物高程与用地类型评估居民低空物流需求规模,围绕居民小区规模差异,深化无人机起降点布局的空间优化策略,也将进一步探索卡车间动态行驶过程中的无人机配送机制,并结合低空物流网络发展趋势,构建空地一体化协同配送网络,提升无人机物流系统的综合竞争力。

参考文献:

Reference:

[1] LI S, ZHANG H H, YI J, et al. A bi-level planning approach of logistics unmanned aerial vehicle route network [J]. *Aerospace Science and Technology*, 2023, 141: 1 08572.

[2] MENG Z Y, ZHOU Y T, LI E Y, et al. Environmental and economic impacts of drone-assisted truck delivery under the

carbon market price [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 401: 136758.

- [3] SALAMA M, SRINIVAS S. Joint optimization of customer location clustering and drone-based routing for last-mile deliveries [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 114: 620-642.
- [4] 张林静, 丁 溢. 基于卡车-无人机协同配送的双目标应急物资运送优化 [J]. *系统管理学报*, 2025, 34(1): 81-95.
ZHANG Lin-jing, DING Yi. Optimizing bi-objective emergency supply transportation based on synchronized truck-drone delivery [J]. *Journal of Systems & Management*, 2025, 34(1): 81-95.
- [5] ZHANG R W, DOU L H, XIN B, et al. A review on the truck and drone cooperative delivery problem [J]. *Unmanned Systems*, 2024, 12(5): 823-847.
- [6] 宋 瑞, 边 疆, 何世伟, 等. 考虑超重超远客户的卡车无人机协同配送研究 [J]. *中国公路学报*, 2024, 37(3): 395-406.
SONG Rui, BIAN Jiang, HE Shi-wei, et al. Truck-drone joint delivery with consideration given to customers with great demands and at great distances [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2024, 37(3): 395-406.
- [7] MURRAY C C, CHU A G. The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 54: 86-109.
- [8] KARAK A, ABDELGHANY K. The hybrid vehicle-drone routing problem for pick-up and delivery services [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 102: 427-449.
- [9] LI Z L, LI S, LU J, et al. Air route network planning method of urban low-altitude logistics UAV with double-layer structure [J]. *Drones*, 2025, 9(3): 193.
- [10] 刘光才, 马寅松. 城市物流无人机配送中心选址及任务分配研究 [J]. *飞行力学*, 2023, 41(3): 88-94.
LIU Guang-cai, MA Yin-song. Research on location and task allocation of urban logistics UAV distribution center [J]. *Flight Dynamics*, 2023, 41(3): 88-94.
- [11] JEONG J, SO M, HWANG H Y. Selection of vertiports using K-means algorithm and noise analyses for urban air mobility (UAM) in the Seoul metropolitan area [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(12): 5729.
- [12] ESCRIBANO M J, KHALIFE C, SLIM J, et al. An integrated vertiport placement model considering vehicle sizing and queuing: A case study in London [J]. *Journal of Air Transport Management*, 2023, 113: 102486.
- [13] 曹英英, 陈淮莉. 基于集群的卡车与无人机联合配送调度研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(11): 287-294.
CAO Ying-ying, CHEN Huai-li. Research on truck and drone joint distribution scheduling based on cluster [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(11): 287-294.
- [14] VOLAKAKIS V, MAHMMASSANI H S. Vertiport infrastructure location optimization for equitable access to urban

- air mobility[J]. *Infrastructures*, 2024, 9(12): 239.
- [15] 冯棣坤,张洪海,华明壮,等. 面向城市低空物流的多层异质起降场点网络协同规划[J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(2): 110-124.
FENG Di-kun, ZHANG Hong-hai, HUA Ming-zhuang, et al. Multi-layer heterogeneous take-off and landing site network collaborative planning for urban low-altitude logistics[J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(2): 110-124.
- [16] PETIT V, RIBEIRO M. Multi-objective vertiport location optimization for a middle-mile package delivery framework: Case study in the South Holland Region [J]. *Journal of Air Transport Management*, 2025, 125: 102757.
- [17] KUO R J, LU S H, LAI P Y, et al. Vehicle routing problem with drones considering time windows [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 191: 116264.
- [18] 龚英,涂煜熲,周愉峰. 卡车-无人机协同的洪灾应急选址-路径鲁棒优化问题[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(14): 307-321.
GONG Ying, TU Man-man, ZHOU Yu-feng. Truck-drone collaborated location-routing robust optimization problem for flood emergency response [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(14): 307-321.
- [19] 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.
- [20] CHAUHAN D, 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.
- [21] RAVE A, FONTAINE P, KUHN H. Drone location and vehicle fleet planning with trucks and aerial drones[J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 308(1): 113-130.
- [22] 李章萍,贺亚蒙. 基于GA-SA组合算法的山区复杂环境无人机起降点选址[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(2): 850-857.
LI Zhang-ping, HE Ya-meng. Site selection of unmanned aerial vehicle take-off and landing points in mountainous complex environment based on GA-SA combination algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(2): 850-857.
- [23] 陈丹,汤程,谢宇,等. 面向城市低空物流配送的无人机实时航迹双层规划[J]. *航空学报*, 2025, 46(16): 229-247.
CHEN Dan, TANG Cheng, XIE Yu, et al. Real time dual layer path planning of unmanned aerial vehicles for urban low altitude logistics distribution[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, 46(16): 229-247.
- [24] LEVINSON D, MARION B, OWEN A, et al. The city is flatter: Changing patterns of job and labor access [J]. *Cities*, 2017, 60: 124-138.
- [25] RIVERA-GONZALEZ C, AHMED U, ROORDA M J. The evolving landscape of urban logistics: A study of the Greater Golden Horseshoe [J]. *Journal of Transport Geography*, 2025, 122: 1 04055.
- [26] DUDEK T, KAŠKOSZ K. Optimizing drone logistics in complex urban industrial infrastructure[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2025, 140: 104610.
- [27] 吴迪,石帅杰,张雅婷,等. 不确定需求下基于云仓储的物流网络节点选择[J]. *交通运输工程学报*, 2025, 25(2): 189-203.
WU Di, SHI Shuai-jie, ZHANG Ya-ting, et al. Selection of logistics network nodes based on cloud warehousing under uncertain demand [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2025, 25(2): 189-203.
- [28] GUPTA R, MUTTOO S K, PAL S K. Fuzzy C-means clustering and particle swarm optimization based scheme for common service center location allocation[J]. *Applied Intelligence*, 2017, 47(3): 624-643.
- [29] KUMAR S, PANAGANT N, TEJANI G G, et al. A two-archive multi-objective multi-verse optimizer for truss design [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 270: 110529.
- [30] OTAIR M, ALHMOUD A, JIA H, et al. Optimized task scheduling in cloud computing using improved multi-verse optimizer[J]. *Cluster Computing*, 2022, 25(6): 4221-4232.
- [31] MIRJALILI S, JANGIR P, MIRJALILI S Z, et al. Optimization of problems with multiple objectives using the multi-verse optimization algorithm [J]. *Knowledge-based Systems*, 2017, 134: 50-71.
- [32] ACHARYA S, GANESAN S, KUMAR D V, et al. A multi-objective multi-verse optimization algorithm for dynamic load dispatch problems [J]. *Knowledge-based Systems*, 2021, 231: 107411.