

“驭风使者”的绿色进化逻辑：融合实景气象和能源利用因素的商用配送无人机队选站-运维-收益三阶段建模研究

孙菱婧，李德政，张凯瑞

摘要 随着城市末端的物资配送需求迅猛增长，商用无人机阵列在“最后一公里”配送中的规模化应用成为崭新的希望，但仍然面临能效、调度、经济性与环境适应性的多目标复杂约束。为解决这一问题，本研究构建出一个三阶段的建模框架：在第一阶段，首先基于加权 p -中值模型与启发式算法，综合考虑路网节点约束，优化无人机巢（充电+储存一体化枢纽，作为无人机的起降原点）的选址与订单 $\square$ 巢分配方案，计算出双巢、四巢、六巢、八巢的布局策略，并且生成随机的模拟任务，包含每项任务必经的三段路径（起飞巢-卖家-买家-降落巢）；在第二阶段，将实景气象时间序列嵌入跨巢配送过程，采用 MOEA/D 多目标优化算法，求解兼顾配送速率与能耗协同的无人机充放电与调度策略；在第三阶段，在真实的城市尺度下融合巢布局密度、需求规模与资产成本因素，建立联合优化模型，推算出不同巢数对应的无人机投放密度与经济可行区间。本研究以慈溪、思明、新会三地为例场景，利用 ERA5 开源气象再分析数据来模拟全年运行场景，进而评估利润与碳排放综合效益。对 $N \in \{2, 4, 6, 8\}$ 、 $K \in \{10, 30, 60\}$ 共 12 组配置在三城进行经济性测算。研究结果表明：全部 36 组配置的 LCOD (2.645–3.321 元/单) 均低于骑手基准成本 8 元/单；三城最优 LCOD 仅为 2.645 元/单，较骑手基准降低 67%；社会总价值随机队规模扩大呈超线性增长，N8_K60 配置三城合计可达 9.84 亿元/年。此外，本研究引入政策激励变量（电价补贴、起降权优先、公共基础设施共享），定量分析其对经济性与系统鲁棒性的影响。本研究的结果为城市商用无人机配送系统在实际落地过程中的绿色化、规模化与政策协同，提供了可量化的决策范式。

关键词 无人机配送；巢选址；多目标优化；MOEA/D；气象建模；三阶段框架；低空经济

1 引言

1.1 研究背景与意义

当前，城市末端配送的需求，正随着城市发展进程的不断推进，以及公众对生活质量日益提升的期待而持续稳定地向上攀升。这种需求本身已展现出若干值得关注的显著特征，例如发生频率高、订单分布零散、对送达时间要求严格等。这些特征共同催生出了一个高度发达、反应灵敏的末端配送服务行业（俗称“跑腿”等）。然而，传统以地面运输为主的配送方式，如今正面临着一系列难以回避的困境。具体来说，交通拥堵日益加剧、人力成本逐年上升、各类交通工具在道路使用权限方面所受到的限制愈发严格，在这些压力的共同作用下，传统地面配送方式的运行效率及其长期可持续性，都已明显陷入了瓶颈状态（Raj 等，2024）。既有研究指出，末端配送环节产生的成本，可能已经占到整个物流系统总成本的一半以上（Wei 等，2024）。不仅如此，末端配送业务规模的持续扩张，还带来了相当显著的外部负面效应，例如空气污染、噪声干扰以及交通事故数量的增加等（Şardağ 等，2024）。当前，无论是物流行业自身，还是整个社会，都迫切需要一种比现有系统更加经济、更加环保的、高效运作的配送机制。

正是在这样的背景之下，无人机配送（UAV Delivery）作为一种全新可行方案应运而生，并引起了学界和业界的广泛关注。相较传统的地面配送方式，无人机配送展现出更强的灵活性，能够抵达车辆难以进入的区域，其配送也更快更安全，并且还有可能带来额外的环境效益（Li 等，2023）。特别值得关注的是，在本世纪 20 年代初 COVID-19 疫情大规模流行的特殊时期，无人机配送凭借极低的物

理接触率而获得青睐，在医疗领域崭露头角。在社区因流行病封闭管理时，无人机能为居民及时送药，在患者急需用药时帮助赶上宝贵的用药窗口期（Han 等，2023）。近年来，无人机末端配送已经逐步从早期的技术验证阶段，迈向在城市特定区域内进行小规模试点的现实应用阶段，并已经在提升末端配送的弹性和时效性方面展现出难以估量的巨大潜力。国内头部企业正在积极展开布局，其中，美团无人机和顺丰丰翼无人机，已经在深圳、北京、上海等城市开通了多条城市内部的无人机航线，各自完成的配送任务量分别超过了 52 万单和 2 万件。这不仅充分证明了无人机配送在技术上完全可行，而且也未来更大规模的实际应用奠定了良好的基础。

自 2010 年我国逐步放开低空空域的管理以来，“低空经济”作为一种现代经济发展中的综合性新业态，在技术、市场以及政策这三方面力量的共同作用下应运而生（沈映春，2025）。到 2023 年，中央经济工作会议更是将低空经济明确确立为“战略性新兴产业”；紧接着在次年全国两会上，“低空经济”这一概念被正式写入政府工作报告。由此，低空经济迎来了前所未有的、爆发式的增长态势。据预测，在未来六年内，低空经济将有望创造出一个规模达到万亿级的庞大市场（欧阳桃花，2024）。作为一种战略性新兴产业，低空经济的内在属性不仅决定其具有创新驱动、空间依赖以及跨界融合等典型特征，更重要的是，在技术集成以及应用场景不断拓展的过程当中，低空经济更展现出鲜明的新质生产力属性（欧阳日辉，2025）。随着《通用航空装备创新应用实施方案（2024—2030 年）》等一系列政策的密集出台，低空经济目前正处在从“概念构想”阶段加速迈入“批量应用”阶段的关键窗口期。在众多应用场景中，城市末端配送无疑是低空经济最具民生温度，同时也最具商业潜力的一个，其不仅是城市物流体系实现迭代升级的重要技术突破口，更是检验低空经济能否从“适航”顺利走向“适用”、并实现有效转化的重要试金石。这一宏观层面的战略导向，为本研究面向城市复杂环境、兼顾经济性与可持续性的无人机配送系统优化工作，提出了非常迫切的需求。与此同时，这一宏观背景也赋予了本研究在政策赋能与产业落地这两大驱动力之下，更强的现实解释力以及决策支撑方面的价值。另外，相关的技术本身也在不断地走向成熟。例如，针对多层公寓楼的无人机高空配送系统，通过采用垂直网格筛选（VGS）方法，有效地提高了在着陆区域受限、以及需要精确导航的复杂情况下的配送能力（Seth 等，2023）。在我国，美团公司推出的第四代无人机，在飞行任务剖面的优化以及三维路径规划方面，已经取得了重大的技术突破。这些突破大幅度地降低了无人机的能耗，同时提高了配送速度，从而为无人机末端配送任务的大规模落地，提供了更加完备的技术条件。

在城市实地部署的实际过程当中，商用无人机阵列的运维决策问题，面临着多个相互耦合的约束条件。首先，配送时效与能耗效率之间存在此消彼长的张力，亟需动态协同机制（Sun 等，2024），因此需要开发能量高效的无人机路径规划方法，在考虑动态飞行速度和有效载荷的同时，实现时间与能源消耗的协同优化（Bhuiyan 等，2024）。并且，在成熟的商业模式尚未形成之际，系统运行范式必须在成本结构与服务水平之间寻求经济可行的平衡点。此外，气象因素具有强烈的时空异质性，进一步加剧了运行安全性与能效表现之间的非线性耦合关系。恶劣的天气条件，例如狂风、雨雪等，会显著地影响无人机的飞行性能、安全性以及能耗水平（Lu 等，2023）。这些约束条件相互交织在一起，使无人机配送系统面临着一个明确且重大的核心挑战——如何在真实的、动态的、高度不确定的环境条件下，实现多个目标之间的稳健权衡。而这也正是本研究希望聚焦并加以解决的关键问题。

值得特别指出的是，在针对城市无人机末端配送系统的建模研究当中，现有文献在处理气象变量时，普遍存在着一种简化处理的倾向。具体来说，大量的研究主要采用了两种相对简单的方式。一种方式是设静态阈值，也就是假定天气状况始终处于某种固定的、完美适航的状态；另一种方式则是将气象因素仅作外围约束条件，而不是将其作为内生的变量纳入决策框架之中，把气象因素当作影响配送的外部条件来进行化简考量（Hu 等，2023）。然而，现实中的城市运行环境远非如此简单，风速、降水、温度等气象要素，对无人机的能耗特性、飞行稳定性以及安全边界，都存在着复杂的、非线性的、并且随时间变化的耦合影响（Ahmadi & Zegordi，2024）。简化处理虽在一定程度上有助于提升模型的可解性，使理论推导的过程变得更加简洁，但弊端也十分明显：由于未有效地刻画真实运行环境中气象要素对无人机各方面产生的复杂影响，基于此类简化模型所得到的系统性能评估结果，往往与无人机在城市中的实际运行表现间存在显著偏差，导致这些评估结果难为决策提供有力支撑。例如，在考虑风力对能耗影响的问题上，传统的研究往往依赖于对无人机对称旅行路径的假设来寻找可行解，但

在实际复杂的气象条件下,这种可行解基本上是无法成立的(Campuzano 等, 2023)。另外,如果能够充分考虑无人机在飞行不同阶段中电池能量的消耗情况,就可以对无人机的续航能力进行更加准确、也更加贴近真实飞行情境的建模(Mahmoudi & Eshghi, 2022)。如此,就能更加精准地评估城市无人机末端配送系统在真实运行过程中的性能水平。

为此,本文的目标是聚焦于城市无人机末端配送这一具体系统,针对以下三大核心问题展开深入的研究:第一,在给定候选巢数量的前提之下,如何基于真实的路网结构以及随机生成的订单数据,实现巢的最优选址以及任务分配(包括起飞巢与降落巢的分配);第二,在跨巢的三段路径以及动态变化的气象条件下,如何设计一种能够协同兼顾配送速率与节能效果的充放电□调度策略;第三,电价补贴、空域优先使用权、基础设施共享等不同类型的政策激励措施,将会如何定量地影响不同巢配置之下的系统经济性与运行鲁棒性。

针对上述问题,本文在研究视角、研究方法以及实践意义这三个层面,形成以下三点创新:第一,本文将巢选址问题从辅助性假设提升为独立的建模,基于加权 p □中值模型以及真实的路网节点进行直接的优化,并且引入了起飞巢与降落巢相分离的非对称任务结构。这一做法突破了现有研究中普遍存在的“单巢闭环”假设等简化处理。第二,本文引入了实景气象时间序列作为动态变量,构建了一个气象□能耗□可用性相互耦合的模型,并将其嵌入到跨巢调度的优化过程当中,从而实现从空间布局到运行策略的纵向协同。第三,本文提出了一个三阶段的建模框架,依次对选址、调度与收益问题进行解耦分析,系统地比较了不同巢数量(例如双巢、四巢乃至更多巢)等不同巢密度对经济性、碳排放以及政策敏感性的影响。这一框架旨在为低空经济背景下城市无人机配送系统的渐进式部署,提供一套量化的决策支持工具。

本文致力于突破现有研究在气象因素与基础设施布局这两个维度上普遍存在的简化局限。以真实的气象数据以及路网拓扑结构为驱动,本文构建了一个融合巢选址、运行调度与经济评估三个环节的、面向商用配送无人机车队的选站□运维□收益三阶段建模框架。在第一阶段,本文基于加权 p □中值模型以及启发式算法,在真实路网的各个节点上,对巢(即无人机充电储存一体化仓库)的选址以及任务的分配进行优化,从而实现从“起飞巢-卖家-买家-降落巢”这一完整链条的路径规划。在第二阶段,本文将实景的气象时间序列嵌入到跨巢调度过程之中,采用 MOEA/D 多目标优化算法来求解无人机的充放电策略与飞行策略,从而同时兼顾配送速率与系统能耗这两个目标。在第三阶段,本文在城市尺度下,将人口密度、配送需求以及巢的布局三者进行耦合,建立了一个运维□收益联合优化模型。利用该模型,本文测算出不同巢数量(例如双巢、四巢等)所对应的无人机投放密度,以及经济上可行的区间范围。通过构建上述三阶段框架,本文的目标是为城市无人机配送系统在绿色化、精细化以及规模化发展路径上,提供一套具有现实可解释性并且能够提供量化支撑的决策依据。

本文的正文部分共分为九个章节。第二章为文献综述,对相关领域的研究进展进行系统的梳理。第三章将给出三阶段建模框架的系统边界,说明所采用的路网数据与气象数据的基础,并定义订单任务的生成规则。第四章构建第一阶段的巢选址与任务分配模型,具体包括加权 p □中值模型以及启发式求解方法。第五章构建第二阶段面向多目标优化的运维调度模型,采用 MOEA/D 算法,同时考虑跨巢路径以及气象因素的影响。第六章构建第三阶段的人机协作与劳动力转型框架,即 LCOD 经济模型。第七章进行政策注入与激励机制方面的分析。第八章将以慈溪、思明、新会三地作为具体的案例,进行仿真实验以及结果分析,依次展示巢布局的结果、调度的帕累托前沿,以及不同巢数量条件下的经济性对比情况。第九章将对全文的研究结论进行总结,并对未来的研究方向加以展望。

2 文献综述

2.1 无人机配送调度技术发展路径研究

在城市环境中,由于客户点的分布密度较高、空域条件较为复杂,再加上无人机自身的载荷与续航能力存在一定限制,这使得配送调度工作面临更多困难(Tian 等, 2022)。在已有的研究工作中,学者们普遍倾向于将这一类问题建模成多目标优化框架下的 NP 难问题,并且希望在配送所需时间、能源消耗以及运行风险等相互冲突的目标之间找到一个恰当的平衡点(Rahman 等, 2025)。对于局

域范围内的就近零售商品配送（例如餐饮外卖、药品配送）而言，通常不需要考虑无人机与其他运输工具之间的联合运输问题。如果只考虑无人机这一种运输方式，那么这类问题大多可以被抽象为车辆路径问题（VRP）的若干种变形形式。其中比较有代表性的包括带有时间窗约束的车辆路径问题（VRPTW）（Wu 等，2024），以及考虑续航能力限制的绿色车辆路径问题（G-VRP）等（Pei 等，2024）。就优化目标来看，除了配送时效、能耗和风险这些传统指标之外，近期的研究工作还进一步将成本最小化、客户满意度（例如是否能够准时到达）以及噪声污染限制等维度纳入考虑范围。这在一定程度上反映出研究视角正变得越来越多元化（Park 等，2026）。与此同时，城市环境还带来了一系列特有的约束条件，比如禁飞区域、建筑物遮挡所导致的通信信号衰减，以及风速、降雨等动态天气因素的影响。这些要素已经成为区分理论建模与实际应用是否可行的关键所在。值得注意的是，无人机在实际飞行中并不是按照欧几里得距离来运送物资的。实际路网的拓扑结构（例如道路的双向通行属性、交叉路口的转向限制等）对于配送路径的生成有着决定性的影响。针对这一情况，邵乾虔等（2026）提出了一种称为 A/BRM 的重构方法。该方法将实际路网转换为一个有向连通图，并利用 Dijkstra 算法来求解客户点之间的最优路径，从而将路网的物理结构准确地嵌入到 VRP 模型当中，由此显著提升了配送方案在实际操作中的可执行程度。

为了应对上面提到的各种挑战，学者们广泛采用了启发式算法，并且不断引入多目标优化的分析框架。粒子群优化（PSO）通过反复迭代更新粒子的位置与速度，能够在较为复杂的约束条件下实现多架无人机协同的路径规划（Zhang 等，2022）。蚁群优化（ACO）则借助信息素机制来平衡探索过程与利用过程，在组合优化问题（例如路径规划和任务调度）中展现出了不错的灵活性和通用性（Liu 等，2022）。Wang 等（2024）提出了一种基于水母搜索算法（UMOJS）的路径规划方法。该方法结合了快速扩展随机树（RRT）的初始化策略，以及一种类似最优个体引导的水母更新机制，同时引入了预先定义的参考点，用以提升帕累托最优解在收敛性能和分布性能方面的表现。为了进一步克服单一算法存在的局限，混合优化方法逐渐兴起。例如，将 A* 算法与人工智能技术结合起来，或者将启发式算法与数学规划模型融合在一起，从而提高求解的效率与质量（Mulumba & Diabat, 2024）。邵乾虔等（2026）在 A/BRM 重构方法的基础上，进一步设计了一种将遗传算法（GA）与蚁群优化（ACO）耦合起来的两阶段混合算法。该算法先利用遗传算法较快的收敛速度获得一个满意的解，然后用这个解来初始化蚁群算法的信息素分布。这样一来，在保持解的质量的同时，收敛速度也能得到明显加快。其实证结果表明，这种混合算法在收敛速度和求解质量两方面都优于单独使用遗传算法或单独使用蚁群优化。

与此同时，无人机通信网络（UAVCN）的快速发展为配送调度工作提供了更加灵活的部署基础。无人机节点本身具有移动性，这使得网络的适应能力得到了增强（Luo 等，2023）。强化学习方法通过智能体与所处环境之间的交互来学习最优策略，在任务分配与路径规划中展现出了良好的落地潜力。Meng 等（2025）进一步引入了电池的充放电机理，提出了兼顾能耗优化与多机协同运作的策略，为提升整个系统的能源效率提供了重要的支撑。面向飞机蒙皮检测等特殊场景，朴敏楠等（2026）将多架无人机协同的任务规划问题建模为带有容量约束的车辆路径问题（CVRP），并提出了一种两阶段深度强化学习模型（TSDRL）。在第一阶段，该模型利用基于注意力机制的策略网络来确定最优的无人机数量；在第二阶段，设计了一种编码器-解码器结构，其中引入了双重批归一化、门聚合模块以及图聚合模块，通过策略梯度训练来实现高质量路径的快速生成。实验结果表明，该模型在求解效率和解的质量方面均优于传统的深度强化学习方法与启发式算法，并且在不同机型之间具有良好的泛化能力。上述研究工作进一步印证了深度强化学习在处理复杂约束、动态决策以及多智能体协同任务方面的显著潜力，为未来面向大规模、高动态城市环境的无人机城市末端配送调度提供了新的技术路径。

2.2 无人机巢布局与城市物流系统建模

无人机巢的选址与规划，本质上属于一类比较复杂的多目标优化问题，需要同时兼顾多个目标以及动态变化的各种条件。已有的研究工作围绕这一问题，从模型构建、约束条件的引入以及求解方法等不同层面展开了系统的探索。在模型的目标设定与能源结构方面，研究者们已经提出了综合性的多目标充电基础设施覆盖优化模型，力求在最大化无人机覆盖范围的同时，尽可能降低能源成本和脱碳

成本。为了推动零排放运营,部分研究进一步引入了太阳能发电等可持续能源方案,这体现出清洁能源与充电设施相互融合的发展趋势(Elsayed等,2022)。与此同时,无人机电池的容量比较有限,这使得快速充电能力成为保障长距离任务得以顺利执行的关键因素。相关研究指出,充电站的选址需要结合最短路径算法,综合考量等待时间、充电时间以及服务提供商之间存在的差异化成本(Al-Kabi等,2021)。而在运营成本的评估过程中,能耗和电池寿命这两个因素正受到越来越多的关注。将无人机的能耗模型与电池循环寿命、放电深度(DOD)等衰减因素结合起来,有助于更加准确地评估运营成本。研究表明,适当降低放电深度可以显著延长电池的循环寿命以及整个生命周期内的能量输出总量。因此,在充电站选址工作中引入充电策略的优化,具有相当重要的经济价值(Lucic等,2023)。进一步地,Hou等(2021)指出,需要将巢址的选择与航线的规划进行集成设计,在需求存在不确定性的条件下采用两阶段随机优化模型,以便在满足流量、容量以及电力等约束的前提下实现总成本的最小化。当前,面向无人机城市末端配送场景,充电设施选址与路径规划的集成研究正在不断深化。冯文静等(2024)以偏远农村地区作为应用场景,将无人机配送系统的规划划分为三个步骤,即充电设施的选址、考虑充电设施的多包裹配送路径规划以及任务分配。他们建立了一个以总能耗最小化为目标的混合整数非线性规划模型,并设计了CW节约-改进和修复乌鸦搜索算法(CW-IRCSA)进行求解,验证了充电设施布局在延长续航里程和节约资源方面的有效性。在此基础上,多模式协同与多技术融合被进一步指出为提升配送系统适应能力的重要方向(伍景琼等,2025)。

作为城市中的新型基础设施,无人机巢的选址可以借鉴紧急服务设施(例如消防站、救护中心)以及汽车充电桩、加油站等设施的布局优化经验。这些设施同样以服务效率的最大化作为核心导向。国内文献的系统综述指出,覆盖模型、p-中值模型与p-中心模型是三类核心的建模框架,并且强调了启发式算法、深度强化学习等求解方法在动态与复杂环境下的应用潜力(靳晓洁等,2022)。具体来说,经典的p-中值模型可以用于确定固定数量的无人机站点,目标是让无人机飞抵服务区域的总距离或总时间尽可能小(Meng等,2024)。基于距离容忍度的覆盖模型则被引入到无人机充电或配送站点的选址当中,用以确保在续航约束下实现对服务区域的最大覆盖(Huang & Savkin, 2020)。聚类算法如K-均值和DBSCAN,能够根据地理位置、需求量等多维特征对需求点进行分组(Chen等,2023)。不过,单纯的聚类方法难以直接处理无人机的飞行路径、电池续航等较为复杂的约束,仍然需要与其他优化模型配合使用。近期的研究工作进一步尝试将混合整数规划与机器学习相结合,同时融合地理信息系统与运筹学技术,以便识别出最优的站点位置(Pan等,2024; Calvo-Jurado等,2024)。尽管现有研究已经在模型构建与方法创新方面取得了比较明显的进展,但是针对城市需求以及环境条件不确定性的考虑仍然存在一些空白。例如,对于突发事件、天气变化以及临时空中交通管制等因素的适应性分析,目前还显得不够充分。而对于提升应急响应无人机系统的韧性来说,这些因素又尤为关键,它们会直接影响无人机巢布局方案的稳健性和适用性(Ngoenriang等,2022)。

2.3 气象因素对无人机运行的影响与政策激励研究

气象条件对无人机的运行有着显著的影响,因此,将气象因素系统地纳入任务执行过程和巢址选址过程,是当前面临的一个重要而复杂的挑战。天气状况直接关系到无人机的飞行性能、能源消耗乃至运行的安全性,在极端情况下甚至可能导致任务被迫中断或取消(Sziroczak等,2022)。风速的变化会以非线性的方式改变无人机所受到的空气动力阻力,进而影响能耗与续航能力。在某些特定情境下,如果能够合理利用风速,反而有助于降低能耗(Sorbelli等,2023)。而强降水等恶劣天气则可能完全限制无人机的飞行。针对这一问题,部分研究已经开始探索在不确定天气条件下的无人机路径规划,并尝试构建数据驱动的动态决策支持系统(Simorgh等,2024)。也有一些研究采用多目标强化学习方法,面向城市风场环境实现无人机的动态自适应导航与避障,从而兼顾能源效率与飞行安全(Wu等,2024)。

当前研究存在的一个不足在于,虽然部分工作通过物理模型建立了风阻与能耗之间的定量关系,但是在系统级的调度与收益评估当中,气象变量往往仍然被简化为静态的阈值,或者直接被忽略掉。为此,构建高分辨率、实时的风场预测模型,被认为是破解上述瓶颈的关键所在。这可以通过融合LiDAR测风数据、物联网传感器数据以及数值天气预报等多源数据来实现(Gao等,2024)。同时,构

建多目标强化学习（MORL）框架，使得人工智能控制中枢能够在能源效率、飞行安全与任务完成时间等多个相互冲突的目标之间进行动态的权衡（Riebel 等，2024）。为了更加精准地预测和应对风场带来的影响，还可以引入物理信息机器学习（PIML）方法。这种方法将物理定律嵌入到机器学习模型当中，从而在数据较为稀疏或噪声水平较高的情况下，仍然能够保持模型输出结果在物理上的一致性（Abbasi 等，2024）。在此背景下，本研究计划采用真实的天气变化曲线进行模拟，重点考虑恶劣天气所导致的任务中断问题，并且在限速条件下同时兼顾无人机对风力的利用与对抗因素，从而提高对城市无人机商用配送系统能耗与效益进行宏观分析的精度。

除了动态的气象变化因素之外，政策支持作为另一个关键的动态变量，在当前无人机配送的相关研究中也明显缺乏足够的关注。受限于技术尚未全面落地，现有文献对这一领域的探讨非常有限。零星的几项研究主要聚焦于法规与监管框架，涵盖了适航认证、隐私保护、安全标准、市场接受度、服务满意度等议题（D’Amato 等, 2023, Chae 等, 2024）。而涉及政策扶持、财政补贴及其预期效益的系统性讨论则极为稀少。基于这一情况，本研究立足于运营现实，融合了真实天气曲线模拟、恶劣天气下的任务中断机制、限速条件下的风力利用与对抗等核心运行特征，对可能的政策扶持方向进行了探索性的猜想，初步归纳为以下四类：

（一）运营成本侧动态激励。其一，构建与天气状况紧密关联的动态能耗补贴机制，针对无人机因抵抗风力而导致的非线性能耗上升给予相应的补偿；其二，设立限速条件下的效率损失补偿机制，对因限速造成的配送时效下降与能耗增量给予适度的弥补，同时可以引入“节能奖励”机制来激励能效方面的优化。

（二）空域资源灵活配置。一方面，基于风场预测结果划设“顺风优先通道”，实现动态“风道”与临时空域的按需释放；另一方面，依据无人机的抗风性能等级以及调度能力，在恶劣天气条件下实施弹性的空域准入机制，以提升空域资源的适配性与运行韧性。

（三）基础设施与数据服务公共供给。其一，推动高分辨率风场预测网络的公共化，由政府部门整合多源数据，向社会开放标准化的风场信息服务；其二，建立巢址选址的“气象适宜性认证”制度，并配套土地政策方面的倾斜，对气象条件较为稳定的区域给予用地与财政上的支持。

（四）风险分担与容错机制。探索在恶劣天气任务“中断—恢复”机制下的保险与补贴联动安排，由公共部门在运营方采取合理调度策略的前提下，承担一部分因天气因素引发的任务中断损失，从而降低企业的运营风险，提升系统整体的稳健性。

需要说明的是，目前关于上述政策扶持方向的系统性研究仍然比较缺乏，相关讨论在既有文献中几乎处于空白状态。本文所提出的猜想，仅仅是基于运营实际与模拟情境所做的初步探索，目的是为后续的建模分析与政策设计提供一个理论上的参考和切入点。

2.4 文献回顾与述评

综合上述文献回顾，可以看到当前关于无人机配送系统的研究已经在调度优化、基础设施布局以及气象影响分析这三个维度上形成了较为系统的理论积累，这为本研究提供了重要的方法支撑与建模参照。

在调度与路径规划领域，现有研究普遍将问题建模为多目标优化下的 NP 难问题，广泛采用启发式算法（如粒子群优化、蚁群优化）以及深度强化学习等方法，在配送时效、能耗与风险之间寻求平衡。然而，多数研究对气象因素的处理仍然比较简化，要么采用静态的理想天气假设，要么仅仅将其作为外围约束，缺乏对风速、降水等要素在能耗与安全性方面所呈现出的非线性、时变影响的精细刻画。

在无人机巢布局与城市物流系统建模方面，既有研究以 p-中值模型、覆盖模型等经典选址框架为基础，结合聚类算法、混合整数规划等手段，在需求不确定性、充电策略集成等方面取得了一定的进展。但是，针对城市尺度下实景道路条件与基础设施布局之间的耦合关系，以及气象条件对系统运行韧性的影响，目前仍然缺乏系统性的建模与定量评估。

在气象因素与政策激励研究方面，已有文献虽然通过物理模型建立了风阻与能耗之间的定量关系，但大多停留在单机或小规模场景的层面，很少在系统级的调度与收益评估中实现气象变量的内生

嵌入。与此同时,政策支持(例如电价补贴、空域优先权、基础设施共享)对无人机配送系统经济性与稳健性的量化影响,在当前研究中几乎还是空白,迫切需要从理论和实证两个层面进行系统的探索。

综上,现有研究在无人机末端配送的多目标优化、设施选址以及气象影响分析等方面已经奠定了不错的基础,但尚未在真实气象数据驱动、运行策略与系统收益协同优化、政策激励可量化注入这三个维度上形成有机的融合。基于此,本文提出了一个三阶段的建模框架:第一阶段进行巢址选址计算与任务分配;第二阶段将实景气象时间序列嵌入到多目标运维优化当中,建立兼顾配送速率与能耗的充放电-调度策略;第三阶段在城市尺度的真实路况条件下,结合已经推导出的巢布局,构建运维-收益联合优化模型,进而定量评估政策激励对系统经济性与稳健性的影响。该框架旨在突破现有研究对气象因素的简化处理,为城市无人机配送系统的绿色化、精细化和规模化发展提供可量化的决策支持。

3 问题描述与系统框架

本节从系统层面界定研究边界并明确核心假设,为后续三个阶段(巢选址与任务分配、多目标运维调度、城市尺度利润评估)提供统一的形式化基础。与现有研究将气象条件简化为外围约束或静态阈值的做法不同,本文将气象序列作为内生动态输入,贯穿飞行能耗计算与任务可用性判定两个层面(第二阶段)。同时,针对当前文献中需求生成普遍采用均匀分布或随机采样而忽视城市空间异质性的不足,本文采用基于真实路网的均匀随机订单生成策略,并结合加权 p -中值模型进行巢选址,使第一阶段的空间布局与后续调度中的实际路网距离保持一致的理论下界。

3.1 系统边界与假设

本文所研究的配送无人机系统,将无人机巢作为整个体系的核心枢纽。巢同时具备充电、储存、调度以及维护这几项功能:其最大可以容纳的无人机数量为 $C_{\text{nest}} = 15$ 架,内部配备有 $C_{\text{charge}} = 8$ 个充电桩。无人机的主要参数参照了行业内主流载货机型的设定:机身质量 $W_{\text{drone}} = 4.0$ kg,满载时的货物质量 $W_{\text{cargo}} = 2.5$ kg,空中巡航速度 $V_{\text{air}} = 15.0$ m/s。电池的能量上限为 $E_{\text{max}} = 300,000$ J (大约相当于 83.3 Wh),安全电量下限则设定为 $E_{\text{min}} = 30,000$ J;充电速率 $R_C = 50,000$ J/slot,充电效率 $\eta_C = 0.95$,单次可以连续充电的最大时隙数为 $\tau_{\text{charge}} = 6$ 。

为了区分无人机在满载去程和空载返程这两种情形下的能耗差异,本文引入了一个空载能量折扣因子,其计算方式如下:

$$\alpha = \left(\frac{W_{\text{drone}}}{W_{\text{drone}} + W_{\text{cargo}}} \right)^{1.5} \approx 0.469 \quad (1)$$

返程飞行时的能耗需要乘上这个 α , 以此反映出空载状态下气动阻力有所减少的实际情况。

在时间离散化方面,本文采用了两级粒度的处理方式:底层的气象数据以 10 分钟作为一个基础时隙 ($\Delta t_{\text{base}} = 10$ min),而在调度仿真层则将其聚合为 30 分钟的时隙 ($\Delta t = 30$ min, $\delta_t = 1800$ s)。每一架无人机在任意一个时隙内,都会处于以下四种状态之一:空闲状态(即在巢内待机,记为状态 0)、去程配送状态(状态 1)、返程状态(状态 2)以及充电状态(状态 3)。

3.2 需求生成与基于欧氏距离的巢选址

在本框架的第一阶段(也就是巢选址与任务分配阶段),需要先生成卖家点和买家点的集合。为了摆脱对人工划分功能区域的依赖,同时保证各个点在空间上的分布比较均匀,本文在路网的边界框内部均匀随机地生成了 $|\mathcal{S}| = |\mathcal{B}| = 400$ 个点,这些点分别代表卖家的位置和买家的位置。每个点都被赋予一个权重 w_i (例如订单中货物的质量,取值按照 $w_i \sim \mathcal{U}(0.5, 5.0)$ 千克来生成),用以反映该点在经济方面的重要程度。

在巢的选址过程中,本文采用欧氏距离来衡量需求点与候选巢之间的距离。尽管城市中的实际路网具有非欧几里得的几何特征,但欧氏距离作为路网距离的一个下界(满足三角不等式),在设施选址问题中天然带有一种保守的特性。具体来说,对于任意两点之间的真实配送路径长度 $d_{\text{road}} \geq d_{\text{euclid}}$,

如果我们将欧氏距离之和最小化，也就相当于最小化了路网距离的下界。在那些路网密度较高、绕行系数相对比较稳定的城市区域，基于欧氏距离得到的选址结果与基于真实路网距离得到的结果之间具有很高的正相关性，而且前者的计算效率可以提升好几个数量级。因此，本文决定采用欧氏距离作为优化的度量标准，并在此基础上构建一个加权 p -中值模型。这个模型是经典 p -中值问题在连续空间中的一个直接推广，它既保持了理论上的严谨性，又能够满足大规模计算的实际需求。

更进一步，本文引入了需求点的权重（即订单货物的质量），这样一来，巢的选址不仅会考虑空间上的分布，还能够反映出经济价值的重要程度。与现有研究中普遍采用的均匀权重 k -means 聚类方法相比，加权 p -中值模型可以更加精确地分配巢的资源，尤其是在那些高价值订单比较密集的区域。

基于上述原理，第一阶段的巢选址问题可以形式化地表述为：

$$\min \sum_{i \in \mathcal{D}} w_i \sum_{j \in \mathcal{C}} d_{ij} x_{ij} \quad (2)$$

其中 $\mathcal{D} = \mathcal{S} \cup \mathcal{B}$ 表示需求点的集合， $\mathcal{C}$ 表示候选巢点的集合（通过对路网节点进行随机采样得到）， d_{ij} 是欧氏距离， x_{ij} 则是分配的决策变量。求解上述模型之后，可以得到 $N \in \{2, 4, 6, 8\}$ 个巢的具体位置。随后，对于每一个订单（包含卖家 s 和买家 b ），分别按照欧氏距离最近的原则来确定起飞的巢和降落的巢，接着再使用 Dijkstra 算法在真实的路网之上计算出三段路径（即起飞巢到卖家、卖家到买家、买家到降落巢）的精确路网距离、方向角以及节点序列。这种“用欧氏距离来选巢，再用真实路网距离来放飞无人机”的做法，既保证了选址阶段的计算效率，又确保了后续调度阶段能够对实际道路情况进行精确的刻画。

3.3 融合气象变量的基于路网距离的飞行过程建模

本文所采用的气象数据来自于 ERA5 再分析数据集，经过预处理之后形成逐 10 分钟时隙的气象序列，并按照调度时隙的粒度进行聚合。每一个时隙当中包含以下几个核心变量：水平风速分量 u_h 、 v_h （单位是 m/s），空气密度 $\bar{\rho}$ （单位是 kg/m³），累计降水量，以及一个基于气象阈值判定得到的二值飞行可用性标志 $A_t \in \{0, 1\}$ 。其中 $A_t = 0$ 表示当前时隙因为恶劣天气（例如强降水、风速超过阈值）而不允许飞行。

与现有的研究有所不同，本文中的飞行路径并不是欧几里得直线，而是基于真实路网计算出来的最短路径。这条路径由一系列首尾相连的直线段（即边）构成。每一条边 e 都具有实际长度 l_e 和一个方向角 θ_e （方向角根据该边起点和终点的经纬度计算得到，以正北方向为 0°）。因此，无人机在飞行的过程中，其航向角会随着它所经过的边而动态变化，气象因素的影响也需要逐段地进行计算。

具体来说，假设某一个任务 m 的三段路径（起飞巢 → 卖家、卖家 → 买家、买家 → 降落巢）分别由边集 $\mathcal{E}_1, \mathcal{E}_2, \mathcal{E}_3$ 组成。对于任意一条边 $e \in \mathcal{E}_1 \cup \mathcal{E}_2 \cup \mathcal{E}_3$ ，它的长度是 l_e ，方向角是 θ_e 。当无人机以固定的空速 V_{air} 沿着边 e 飞行时，在时隙 t 的实际地速（ground speed）可以通过风速矢量 $(u_h(t), v_h(t))$ 与空速矢量叠加得到：

$$v_g^{(e)}(t) = \sqrt{(V_{\text{air}} \cos \theta_e + u_h(t))^2 + (V_{\text{air}} \sin \theta_e + v_h(t))^2} \quad (3)$$

这条边所需要的飞行时间为 $\Delta t_e = l_e / v_g^{(e)}(t)$ 。不过，在实际的仿真当中，还需要考虑无人机进入这条边的起始时刻，以及气象条件随着时间而发生变化。为此，本文采用了一种精细时隙推进的策略：将每条边的飞行过程按秒进行离散化，每一秒都根据当时的气象数据来更新地速，然后累加得到该边的实际耗时与能耗。对于一个完整的配送任务来说，其三段路径的总飞行时间 τ_m 和总能耗 $E_{\text{fly}, m}$ ，都是基于逐边逐秒的计算结果进行聚合而得到的。

飞行可用性的约束同样与路径密切相关：如果某个时隙 t 的 $A_t = 0$ （即恶劣天气禁止飞行），那么任何处于飞行状态的无人机都会被判定为违规，并且累加一个惩罚项 P_{wea} 。需要注意的是，由于一条路径可能跨越多个时隙，无人机在不同时隙当中可能会经历不同的气象条件，本模型通过时隙粒度的时间戳来精确记录每一架无人机的状态变化。

上述的设计确保了第二阶段对气象影响的计算,完全是基于真实路网路径的几何形状,而不是采用欧氏直线的近似。这样一来,能耗估计的准确性以及任务可行性判定的可靠性都得到了显著的提高。

3.4 三阶段建模流程与接口

基于前面所定义的系统边界、气象序列以及任务生成机制,本文将整套分析流程拆解为三个相互衔接但职责相对分离的阶段。

第一阶段(巢选址与任务分配):这一阶段的输入包括路网 G 、随机生成的卖家与买家点集以及各个点的权重。输出则包括:最优的巢节点集合 $\mathcal{N}$ (其中 $|\mathcal{N}| = N$)、每一个订单对应的三段路网路径的节点序列、各条边的长度列表、各条边的方向角列表(方向角以正北为起点顺时针旋转,取值范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$),以及起飞巢与降落巢的节点 ID。该阶段的核心产出是每一个订单的逐边路径几何信息,这些信息将作为第二阶段的外生输入。

第二阶段(多目标运维调度):这一阶段的输入包括第一阶段输出的任务路径(其中包含各边的长度和各边的方向角)、气象状态序列 $\{u_h(t), v_h(t), \bar{\rho}(t), A_t, e_{\text{para}}(t)\}_{t=1}^T$ 以及设备的各项参数。本阶段采用 MOEA/D 多目标优化算法,在给定的机队规模与巢站资源约束之下,求解最优的充放电-调度策略。输出的是若干运营统计量,包括任务完成率 η 、总能耗 E_{tot} 、单位订单平均能耗 $\bar{e}$ 、物理可行性比率 η_{phys} 以及天气可飞比例 $\bar{A}$ 等。

第三阶段(城市尺度利润评估与政策分析):这一阶段的输入包括第二阶段输出的桥接量 $\eta, E_{\text{tot}}, \bar{e}, \eta_{\text{phys}}, \bar{A}$, 以及城市需求规模 D 、配送计费参数、资产成本参数等。本阶段构建一个运维-收益联合优化模型,比较不同巢数量 N (取值为 2,4,6,8) 下的年化利润与碳排放情况,并且注入电价补贴、空域优先权等政策变量,进而分析这些政策对系统经济性与稳健性所产生的影响。

这三个阶段之间的逻辑关系可以概括为:第一阶段回答的是“巢应该放在哪里,订单如何分配给各个巢”;第二阶段回答的是“在给定的天气与任务条件下,系统能够完成多少任务,消耗多少能量”;第三阶段回答的是“在城市尺度下,不同的巢配置是否具备经济上的可行性”。这样的接口设计,既保证了模型层次的清晰性,也为后续政策变量的参数化注入预留了统一的入口。

4 第一阶段:巢选址与任务分配

本阶段以加权 p -中值模型作为核心工具,针对给定的巢数量 $N \in \{2,4,6,8\}$,求解出最优的巢位置,并确定每一个订单的起飞巢与降落巢分配方式。与已有的研究工作有所不同,本文允许起飞巢和降落巢彼此分离,这样能够更真实地刻画城市中“卖家到买家”这种跨区域配送的场景。本阶段的输入数据包括真实的路网拓扑结构以及随机生成的需求点集合;输出结果则包括巢的布局方案以及三段路径的相关参数,这些输出将作为第二阶段调度模型的输入依据。

4.1 输入数据与模型建立

4.1.1 路网与需求点

路网数据来源于 OpenStreetMap。为验证无人机配送系统在真实风力环境下的能效与调度鲁棒性,本研究选取了三个年平均风速较高、风力特征显著的典型城市区域作为示例场景:浙江省宁波市慈溪市、福建省厦门市思明区以及广东省江门市新会区。基于 ERA5 气象再分析数据,三地的年均风速分别约为 3.0 m/s、3.4 m/s 和 2.9 m/s,且均受海陆风、季风及台风影响,具备典型的大风环境特征,适于检验无人机抗风性能、顺风节能策略以及调度算法在动态风场下的适应性。

受 ERA5 气象再分析数据集的空间分辨率限制,三地的实际框选范围采用以下经纬度边界:

- 慈溪(浙江宁波):东经 121.00° 至 121.50° , 北纬 30.00° 至 30.25° ;
- 思明(福建厦门):东经 117.75° 至 118.25° , 北纬 24.50° 至 24.75° ;
- 新会(广东江门):东经 112.75° 至 113.25° , 北纬 22.25° 至 22.50° 。

分别提取上述三个边界框内的驾车路网，经过 OSMnx 工具下载并进行拓扑简化之后，获得各城市的路网规模如下：

- 慈溪：节点数 $|V| = 7925$ ，边数 $|E| = 19004$ ；
- 思明：节点数 $|V| = 16897$ ，边数 $|E| = 37282$ ；
- 新会：节点数 $|V| = 5627$ ，边数 $|E| = 12678$ 。

每一个节点都包含其经纬度坐标，每一条边则具有实际的道路长度（以米为单位）。

需求点由卖家点集 $\mathcal{S}$ 和买家点集 $\mathcal{B}$ 共同组成。在每个地区的路网边界框内部，均匀随机地生成了 $|\mathcal{S}| = |\mathcal{B}| = 400$ 个点，因此每个地区的需求点总数 $M = 800$ 个。每一个需求点 i 都被赋予一个权重 w_i ，用来表示该点的重要程度（例如订单中货物的质量）。本文中取 $w_i \sim \mathcal{U}(0.5, 5.0)$ 千克。

候选巢点集 $\mathcal{C} \subset V$ 是从路网节点中随机采样得到的，采样数量为 $|\mathcal{C}| = 80$ 个节点，这些节点作为可能建设巢的备选位置。

4.1.2 决策变量与目标函数

定义如下的二元变量：

- $y_j \in \{0, 1\}$, $j \in \mathcal{C}$ ：如果候选点 j 被选中作为巢，则取值为 1；
- $x_{ij} \in \{0, 1\}$, $i \in \mathcal{D}$, $j \in \mathcal{C}$ ：如果需求点 i 被分配给了巢 j ，则取值为 1。

优化的目标是 minimized 加权欧氏距离的总和：

$$\min \sum_{i \in \mathcal{D}} w_i \sum_{j \in \mathcal{C}} d_{ij} x_{ij},$$

其中 $d_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|_2$ 表示需求点与候选巢之间的欧氏距离（坐标先投影到 UTM 平面上）。采用欧氏距离作为路网距离的下界：在路网比较密集的区域，欧氏距离与真实的配送路径长度之间存在很高的正相关性，而且这样做可以大幅降低计算上的复杂度。

4.1.3 约束条件

$$\sum_{j \in \mathcal{C}} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \mathcal{D}, \quad (4)$$

$$x_{ij} \leq y_j, \quad \forall i \in \mathcal{D}, j \in \mathcal{C}, \quad (5)$$

$$\sum_{j \in \mathcal{C}} y_j = N, \quad (6)$$

$$x_{ij}, y_j \in \{0, 1\}.$$

其中：约束 (4) 保证了每一个需求点都被恰好分配给一个巢；约束 (5) 限制了只有那些被选中的巢才能够接收分配任务；约束 (6) 规定了巢的总数量为 N 。

4.2 求解方法

上述模型是一个经典的加权 p -中值问题，属于 NP 难问题。由于候选点的数量比较多（150 个），如果采用精确求解整数规划的方式，会耗费较长的计算时间。因此，本文采用一种贪心初始化加上迭代交换的启发式算法（即 Teitz-Bart 算法）来进行求解。

求解的具体步骤如下：

1. **贪心初始化**：依次选择那些能够使当前总成本下降最多的候选点，从而得到初始的 N 个巢。
2. **迭代交换**：反复尝试用尚未被选中的候选点去替换已经被选中的点。如果替换之后总成本有所降低，那么就接受这次交换。

3. 终止条件: 当无法通过交换进一步改进总成本时, 算法停止。
这种启发式方法在 $M = 800$, $|\mathcal{C}| = 80$, $N \leq 8$ 的情况下, 平均运行时间不超过 30 秒, 并且能够获得接近最优的解。

4.3 巢布局结果

针对 $N = 2, 4, 6, 8$ 四种情况分别运行上述算法, 得到了每个城市的最优巢节点 (这些节点已经被映射回原始的路网节点)。表 1a、1b、1c 分别汇总了慈溪、思明、新会三地在不同巢数量下的优化目标值 (加权欧氏距离) 以及未加权的总欧氏距离。随着 N 从 2 增加到 8, 各城市的加权总距离均显著下降, 慈溪下降约 50.4%, 思明下降约 55.0%, 新会下降约 43.9%。这一结果表明: 增加巢的数量可以显著缩短需求点到巢的距离, 但是边际收益会逐渐递减。

表一 慈溪不同巢数量下的选址优化结果

巢数量 N	加权目标值 (米 · 千克)	总欧氏距离 (米)	下降率 (相对于 $N = 2$)
2	5.451×10^6	1.927×10^6	—
4	3.769×10^6	1.343×10^6	30.8%
6	3.091×10^6	1.120×10^6	43.3%
8	2.704×10^6	0.974×10^6	50.4%

表二 思明不同巢数量下的选址优化结果

巢数量 N	加权目标值 (米 · 千克)	总欧氏距离 (米)	下降率 (相对于 $N = 2$)
2	6.181×10^6	2.130×10^6	—
4	4.545×10^6	1.585×10^6	26.5%
6	3.475×10^6	1.194×10^6	43.8%
8	2.782×10^6	0.967×10^6	55.0%

表3 新会不同巢数量下的选址优化结果

巢数量 N	加权目标值 (米 · 千克)	总欧氏距离 (米)	下降率 (相对于 $N = 2$)
2	6.154×10^6	2.058×10^6	—
4	4.943×10^6	1.688×10^6	19.7%
6	3.672×10^6	1.242×10^6	40.3%
8	3.452×10^6	1.147×10^6	43.9%

4.4 任务分配与输出

对于每一个城市, 针对双巢、四巢、六巢、八巢这四种配置 ($N = 2, 4, 6, 8$), 分别生成约 100 个配送任务。实际生成时, 每个配置循环生成 101 个任务, 经有效性筛选后, 慈溪和新会各配置有效任务数为 97 个, 思明各配置有效任务数为 98 个。因此, 本研究共获得 3个城市 $\times$ 4种巢数 $\times$ 100级任务 = 12 个任务包, 每个任务包以 CSV 文件存储 (文件命名示例: 慈溪/delivery_tasks_N2.csv)。

对于每一个订单 (包含卖家点 s 和买家点 b), 根据已经选出的巢集 $\mathcal{N}$ 来分别确定起飞巢和降落巢:

$$\text{takeoff}(s) = \arg \min_{j \in \mathcal{N}} \|\mathbf{p}_s - \mathbf{p}_j\|_2, \quad \text{land}(b) = \arg \min_{j \in \mathcal{N}} \|\mathbf{p}_b - \mathbf{p}_j\|_2.$$

随后, 利用 Dijkstra 算法在路网 G 上计算三段最短路径:

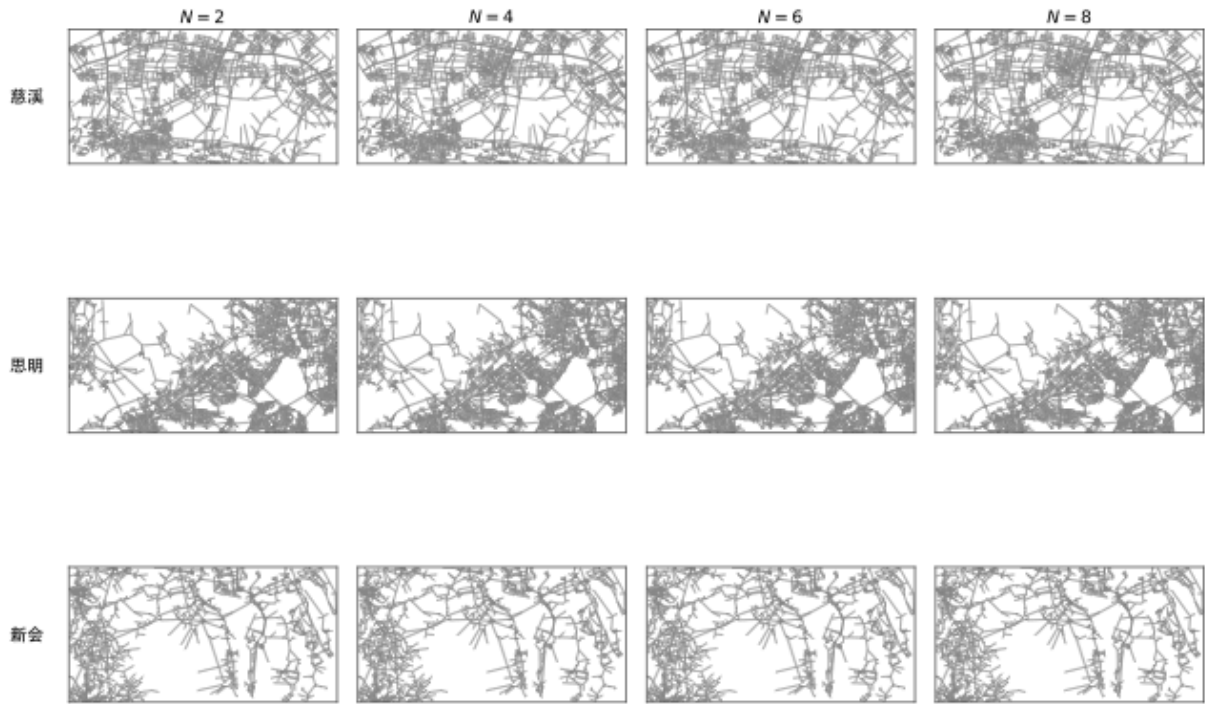


图 1 三城最优巢布局对比 ($N \in \{2, 4, 6, 8\}$)

注：行：慈溪、思明、新会；列：巢数量 $N = 2/4/6/8$ 。底图为各城路网，标记点为加权 p -中值模型求得的最优巢位置。

资料来源：本文基于 OSM 路网计算结果

1. 起飞巢 $\rightarrow$ 卖家点 (路径 P_1);
2. 卖家点 $\rightarrow$ 买家点 (路径 P_2);
3. 买家点 $\rightarrow$ 降落巢 (路径 P_3)。

每一条路径 P 都由一系列连续的路网边 e 组成，每条边都记录有它的长度 l_e (单位为米) 和方向角 θ_e (单位为度，以正北方向为起点顺时针旋转)。因此，对于路径 P_1 ，我们会得到它的边序列 $\{e_{1,1}, e_{1,2}, \dots\}$ ，以及对应的长度列表 $[l_{1,1}, l_{1,2}, \dots]$ 和方向角列表 $[\theta_{1,1}, \theta_{1,2}, \dots]$ ； P_2 和 P_3 的处理方式与此相同。路径的总长度等于各边长度之和，但是在接下来的第二阶段中，气象与能耗的计算将直接使用这些边级的长度和方向角信息，而不是仅仅依赖于总长度和整体的方向。

每一个任务包中的 CSV 文件包含以下字段：

- 卖家节点 ID、买家节点 ID、起飞巢节点 ID、降落巢节点 ID；
- 三段路径各自的边长度序列 (以米为单位，用分号分隔) 和边方向角序列 (以度为单位，用分号分隔)；
- 三段路径各自的总距离 (米) 和总飞行时间 (秒，假设在无风条件下空速为 15 m/s)；
- 货物的质量 (千克)；
- 三段路径的完整节点序列 (用逗号分隔，用于校验或可视化)。

这些数据将直接作为第二阶段调度模型的输入。其中，边长度序列和边方向角序列是第二阶段进行逐边气象-能耗耦合计算的基础，它们保证了无人机地速和能耗模拟的真实性。

本阶段成功地将巢选址问题转化为可计算的加权 p -中值模型，并借助启发式算法高效地求解三个城市的巢布局，从而为后续的气象-调度耦合分析提供了空间上的基础。

5 第二阶段: 考虑气象条件的多目标运维建模

本阶段聚焦于机队级别的时隙调度优化。与现有研究中普遍采用欧氏距离来估算飞行能耗的做法有所不同, 本阶段将基于真实路网路径的逐边方向角与逐时气象数据耦合起来, 从而实现了无人机地速和能耗的高保真模拟。

5.1 路径预计算与任务结构

本阶段所调度的每一个任务 m 并不是简单的起点-终点对, 而是包含了三段完整路网路径的结构化任务。这些路径已经在第一阶段中基于真实路网的最短路径算法生成, 并且以节点序列的形式存储。每一个路径节点序列都隐含了所有中间边的长度和方向角。方向角 θ_e 被定义为从正北方向顺时针旋转到边的方向所得到的角度, 其取值范围是 $[0^\circ, 360^\circ)$ 。在调度仿真启动之前, 系统已经预先计算了以下信息:

- 每段路径的总长度 d_m (单位为米);
- 每段路径的边序列, 其中每条边都包含长度 l_e 和方向角 θ_e ;
- 每段路径的起点与终点的经纬度 (用于全局方向参考, 但实际计算以边方向角为准)。

在调度过程中, 气象影响的计算会直接使用这些预先存储的边级信息, 因此无需在线求解路径, 也无需进行欧氏近似。

5.2 决策变量与编码

本阶段以机队级的调度策略作为决策对象。对于一个共有 M 条配送任务、 K 架无人机的系统, 决策矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{Z}^{M \times 2}$ 的编码方式如下:

$$\mathbf{X}[m, 0] = k_m \in \{0, 1, \dots, K-1\}, \quad \mathbf{X}[m, 1] = t_m \in [a_m, a_m + \text{TW}_m - \tau_m] \quad (7)$$

其中 k_m 表示被分配来执行任务 m 的无人机编号, t_m 表示计划起飞的时隙。起飞时隙的上界设置保证了无人机能够在时间窗截止之前完成去程的投递任务。

5.3 目标函数

本阶段同时优化两个相互冲突的目标。

目标一: 最大化任务完成率

$$\max f_1 = \frac{\text{实际完成任务数}}{M} \quad (8)$$

“任务完成”需要同时满足三个条件: 无人机在可用时隙 ($A_t = 1$) 起飞、电量能够满足往返的需求、并且无人机处于空闲状态。

目标二: 最小化系统总能耗

$$\min f_2 = \sum_{k,t} [E_{\text{fly,out}}(k,t) + E_{\text{fly,ret}}(k,t) + (1 - \eta_C) \cdot E_{\text{charge}}(k,t)] \quad (9)$$

其中 $E_{\text{fly,out}}(k,t)$ 和 $E_{\text{fly,ret}}(k,t)$ 分别表示无人机 k 在时隙 t 内执行去程飞行和返程飞行所消耗的能量。与常见的简化模型不同, 本文中的飞行能耗并不是基于欧氏距离来估算的, 而是依据第一阶段输出的路网真实路径, 将路径分解为若干直线段, 然后对每一段边根据其长度、方向角以及该时隙的气象条件 (风速、空气密度) 逐秒进行计算。具体来说, 对于一条长度为 l_e 、方向角为 θ_e 的边, 在时隙 t 内的飞行能耗为:

$$E_e(t) = \frac{l_e}{v_g^{(e)}(t)} \cdot \frac{e_{\text{para}}(t)}{\delta_t} \quad (10)$$

其中 $v_g^{(e)}(t)$ 是无人机沿着该边飞行时的实际地速（由下文中的式 (3) 给出）， $e_{\text{para}}(t)$ 是单位时隙的飞行能耗（单位为 J/slot）， δ_t 是时隙的长度（1800 秒）。整条路径的飞行能耗就等于所有边的能耗之和。对于返程路径而言，由于无人机处于空载状态，其气动阻力会减小，因此每一条边的能耗需要乘上空载能量折扣因子 α （见式 (1)）。也就是说，返程路径的总能耗为 $\alpha \sum_{e \in \mathcal{E}_{\text{ret}}} E_e(t)$ 。这种逐边、逐秒的能耗计算方法避免了欧氏近似所带来的系统偏差，尤其是在城市峡谷、绕行路段等非直线场景下，它的优势更加明显。

5.4 约束条件

系统的运行需要满足以下约束条件。当发生违约情形时，会分别对应相应的惩罚项 P_{wea} 、 P_{batt} 、 P_{nest} 。

- (1) **气象可用性**：无人机只允许在 $A_t = 1$ 的时隙起飞。在仿真过程中，如果有无人机在 $A_t = 0$ 的时刻处于飞行状态，则会累加一个违规惩罚 P_{wea} 。
- (2) **电量约束**：在任何时刻，无人机的电量都必须满足 $E_{\min} \leq E_k(t) \leq E_{\max}$ ；在起飞之前，需要满足 $E_k(t_m) \geq E_{\text{req}}(m) + E_{\min}$ ，其中 E_{req} 是估算的往返飞行能耗。如果电量跌破了 $E_{\min}$ ，则差额部分会被计入 P_{batt} 。
- (3) **充电资源约束**：在同一个时隙内，处于充电状态的无人机数量不能超过 $C_{\text{charge}} = 8$ 个；单次连续充电的时隙数不能超过 $\tau_{\text{charge}} = 6$ 。
- (4) **巢容量约束**：在任何时刻，位于巢内（无论是空闲还是充电状态）的无人机总数不能超过 $C_{\text{nest}} = 15$ 架；超出部分会被计入 P_{nest} 。
- (5) **状态互斥性**：每一架无人机在任意时刻都恰好处于四种状态之一（空闲、去程、返程、充电）。起飞任务要求无人机当前处于空闲状态（状态 0）。

5.5 求解方法：MOEA/D

本文采用基于分解的多目标进化算法 MOEA/D（Multi-Objective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition）来求解上述优化问题。主要的配置如下。

Tchebycheff 分解：将双目标问题分解为 $N_{\text{pop}} = 300$ 个标量子问题。第 i 个子问题对应一个权重向量 $\mathbf{w}^{(i)} = (w_1^{(i)}, w_2^{(i)})$ ，这些权重向量均匀地分布在目标空间当中。子问题的目标值为：

$$g^{\text{tch}}(\mathbf{obj} | \mathbf{w}^{(i)}, \mathbf{z}^*) = \max_{j \in \{1,2\}} w_j^{(i)} |\text{obj}_j - z_j^*| \quad (11)$$

其中 $\mathbf{z}^*$ 是历史最优参考点，会随着算法的运行实时更新。

邻域结构：每一个子问题都维护一个由欧氏距离最近的 $T = 30$ 个邻居组成的邻域。遗传操作在邻域内选择亲本，子代个体最多可以替换 $r_{\max} = 2$ 个邻居解，以此来平衡局部收敛与全局多样性。

遗传操作：采用两点交叉（交叉概率 $P_c = 0.90$ ）与混合变异（变异概率 $P_m = 0.15$ ）。变异操作同时作用于无人机编号（以 50% 的概率偏向负载最小的无人机）和起飞时刻（以邻域宽度 1/6 为标准差的正态扰动），并且会确保修复之后的个体始终满足时间窗边界的约束。

种群初始化：采用混合策略。其中 30% 的个体使用启发式贪心初始化——即按照截止时间的紧迫程度对任务进行排序，然后优先将任务分配给当前负载最低且最早可用的无人机；其余 70% 的个体则采用随机初始化的方式。

动态惩罚系数：惩罚项以二次递增的方式引入：

$$\mu(\text{gen}) = \mu_0 \cdot \left(\frac{\text{gen}}{G_{\max}} \right)^2, \quad G_{\max} = 500 \quad (12)$$

初始惩罚系数 μ_0 是根据初始种群中平均能耗与平均违约量之比来估算的，这样做的目的是让算法在早期阶段以目标优化为主，而在后期阶段强制满足约束条件。

外部帕累托存档 (EP): 严格拒绝那些惩罚项 $P_{\text{total}} > 0$ 的不可行解进入存档, 只保留真正可行的非支配解集。

5.6 本阶段输出

MOEA/D 算法运行结束之后, 会输出以下结果:

- **帕累托前沿:** 以任务完成率 f_1 作为横轴、总能耗 f_2 作为纵轴的可行非支配解集, 它刻画了配送速率与能耗之间的权衡曲线;
- **最优策略集:** 前沿上每一个点所对应的完整调度矩阵 $\mathbf{X}$, 这些信息将供第三阶段的利润评估与政策分析调用;
- **收敛诊断:** 各代中最优的 f_1 、最优的 f_2 、平均惩罚以及单代用时的迭代日志, 用于评估算法的收敛性。

为了避免在第三阶段重复执行微观调度仿真, 本阶段进一步将求解结果压缩为一组可供经济测算调用的运营统计量向量:

$$\mathbf{z} = (M, M_c, \eta, E_{\text{tot}}, \bar{e}, \tilde{e}, \eta_{\text{phys}}, \bar{A}) \quad (13)$$

这些分量分别刻画了任务规模、服务能力、能源消耗以及气象约束边界, 将作为第三阶段运维-收益模型的桥接输入。具体定义如下。

(1) **服务表现类统计量**设样本期内总任务数为 M , 实际完成任务数为 M_c , 则任务完成率为

$$\eta = \frac{M_c}{M} \quad (14)$$

其中 η 与本阶段目标函数 f_1 等价, 直接表征了当前调度策略下的服务能力。相应地, 未完成任务数为

$$M_u = M - M_c \quad (15)$$

(2) **资源消耗类统计量**记本阶段前向仿真累计得到的系统总运行能耗为

$$E_{\text{tot}} = f_2 \quad (16)$$

则单均完成任务能耗与单均请求任务能耗分别定义为

$$\bar{e} = \frac{E_{\text{tot}}}{M_c}, \quad \tilde{e} = \frac{E_{\text{tot}}}{M} \quad (17)$$

其中, $\bar{e}$ 用于刻画每一笔已完成配送的平均能源成本, 便于第三阶段将运行结果映射为电力支出; $\tilde{e}$ 则用于城市尺度的需求外推, 可以在给定总需求规模时直接估计系统的总能耗。

(3) **气象冲击类统计量**为了识别天气因素所施加的物理边界, 定义样本期内天气可飞时隙的比例为

$$\bar{A} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T A_t \quad (18)$$

其中 $A_t \in \{0, 1\}$ 是时隙 t 的飞行可用性标志。进一步地, 基于单任务物理可行性诊断的结果, 记物理上可以完成的任务数为 M_{phys} , 则物理可行率的上界定义为

$$\eta_{\text{phys}} = \frac{M_{\text{phys}}}{M} \quad (19)$$

该指标反映了仅考虑天气窗口、电量边界以及往返飞行条件时, 系统能够达到的理论服务上限。由此

可以定义调度实现率：

$$\eta_{\text{sched}} = \frac{\eta}{\eta_{\text{phys}}} \quad (20)$$

它的含义是：在物理可行的任务集合内，当前调度策略实际兑现的比例。这一指标可以用来区分“由天气与物理约束导致的先天损失”与“由调度与资源配置导致的后天损失”。

综上所述，本阶段不仅提供了非支配调度解及其能耗-完成率之间的权衡关系，还向第三阶段输出了一组可以直接进入利润模型的桥接量。其中， η 与 M_c 对应收入侧的可服务规模； E_{tot} 、 $\bar{e}$ 与 $\bar{e}$ 对应成本侧的能源支出； η_{phys} 、 η_{sched} 与 $\bar{A}$ 共同表征了气象约束下的运行边界与鲁棒性水平。第三阶段据此可以在不重复求解微观调度问题的前提下，完成城市尺度下的运维-收益联合优化。

6 第三阶段：人机协作与劳动力转型框架 LCOD 经济模型

基于第二阶段输出的桥接量，本节从人机协作与劳动力转型视角建立城市尺度的经济可行性分析框架。与传统利润模型关注“系统能否盈利”不同，本框架的核心问题是：在引入无人机配送系统后，单位履约成本能否低于现有骑手基准，从而在成本比较维度上为劳动力结构优化提供空间。与“简单替代”思路不同，本文认为技术进步应服务于劳动者技能升级与岗位转型，而非单纯排挤人力。因此，本模型将第二阶段的完成率 η 、总能耗 E_{tot} 与天气可飞比例 $\bar{A}$ 与骑手市场的现实成本数据耦合，构建以 LCOD（Levelized Cost of Delivery，平准化履约成本）为核心的经济评价模型，并定量刻画可释放骑手转向协同岗位的潜力。

6.1 决策变量

第三阶段以无人机系统配置为决策对象，定义巢数量与单巢无人机数为

$$N \in \mathbb{Z}_+, \quad K \in \mathbb{Z}_+ \quad (21)$$

其中 N 表示规划建设的巢站数量， K 表示每个巢部署的标准配送无人机数量。实际总投放量为 $N \times K$ 架。

考虑到预算约束、巢容量与城市空间限制，对决策变量施加如下基本取值约束：

$$N_{\min} \leq N \leq N_{\max}, \quad K_{\min} \leq K \leq K_{\max} \quad (22)$$

其中上下界由预算约束、巢容量与飞行性能联合决定。在实际求解中， N 与 K 按离散候选集 $\{2, 4, 6, 8\}$ 与 $\{10, 30, 60\}$ 进行网格枚举。

6.2 吞吐量模型

日完成订单量由调度能力与物理约束共同决定。定义单架日极限运力为 $q_{\max} = 116$ 单/天（基于 14 小时运行时间与 433 秒/单配送周期），则理论日吞吐量为

$$Q_{\max}(N, K) = N \cdot K \cdot q_{\max} \cdot \bar{A} \cdot \eta \quad (23)$$

其中 η 为第二阶段仿真完成的调度完成率， $\bar{A}$ 为气象可飞比例（由 ERA5 气象数据标定，慈溪 0.9969、思明 0.9979、新会 0.9949）。由仿真约束可知 $Q_{\max}$ 亦受仿真任务规模制约，故实际日吞吐量即为 $Q_{\max}$ 本身。年化吞吐量则为 $Q_{\text{annual}} = Q_{\max} \times 365$ 。

6.3 成本分解

(1) 固定成本。固定成本由巢站折旧运维、无人机折旧与人工成本三项构成, 与订单量无关:

$$C_{FC} = \underbrace{N \cdot C_{\text{nest}}}_{\text{巢站折旧运维}} + \underbrace{N \cdot K \cdot C_{\text{uav}}}_{\text{无人机折旧}} + \underbrace{N \cdot C_{\text{lab}}}_{\text{人工成本}} \quad (24)$$

其中 $C_{\text{nest}} = 8$ 万元/年为单个巢站的年化折旧与运维成本; $C_{\text{uav}} = 2$ 万元/年为单架无人机的年化折旧与维护成本; $C_{\text{lab}} = 25$ 万元/年为单个巢站对应的人工成本 (主要用于调度监管、设备维护等协同岗位)。

(2) 边际能耗成本。基于第二阶段 21 天仿真总能耗 E_{tot} , 年化总能耗为 $E_{\text{tot}}^{\text{annual}} = E_{\text{tot}} \times (365/21)$ 。年化总飞行架次对应的电池等效循环次数为 $n_{\text{eq}} = E_{\text{tot}}^{\text{annual}} / (E_{\text{max}} \times N_{\text{cycle}})$, 其中 $E_{\text{max}} = 3 \times 10^6$ J 为电池可用能量范围, $N_{\text{cycle}} = 300$ 次为循环寿命。由此得到单均电池损耗成本与电耗成本之和为

$$C_{\text{unit}} = \underbrace{\frac{e_{\text{unit}}}{E_{\text{max}} \cdot N_{\text{cycle}}} \cdot c_b}_{\text{电池折旧}} + \underbrace{\frac{e_{\text{unit}}}{3.6 \times 10^6} \cdot p_e}_{\text{电耗成本}} \quad (25)$$

其中 $e_{\text{unit}} = E_{\text{tot}}^{\text{annual}} / Q_{\text{annual}}$ 为年化单均能耗, $c_b = 2000$ 元为电池更换成本, $p_e = 0.48$ 元/kWh 为电价。

6.4 LCOD 与人机协作经济性基准

定义平准化履约成本 LCOD (Levelized Cost of Delivery) 为

$$\text{LCOD} = \frac{C_{FC}}{Q_{\text{annual}}} + C_{\text{unit}} \quad (26)$$

其经济含义为: 每成功完成一单配送所需的全口径分摊成本。

将 LCOD 与骑手单均成本基准 $c_{\text{rider}} = 8$ 元/单进行比较, 定义成本差值 (Cost Gap) 为

$$\Delta_{\text{rider}} = c_{\text{rider}} - \text{LCOD} \quad (27)$$

如果 $\Delta_{\text{rider}} > 0$, 则系统在纯配送成本上具备比较优势, 为劳动力结构优化提供了经济空间; 如果 $\Delta_{\text{rider}} \leq 0$, 则相较于骑手基准无成本优势, 大规模推广的经济前提尚不满足。

在此基础上, 估算在维持必要骑手服务的前提下, 可释放并转向协同岗位的骑手数量:

$$N_{\text{rider}} = \frac{Q_{\text{max}}}{q_{\text{rider}}} \quad (28)$$

其中 $q_{\text{rider}} = 40$ 单/天/人为骑手日均完成量。需要强调的是, 这里的“释放”并非简单裁员, 而是指通过无人机承担长距离、高时效的基础配送任务后, 原有骑手可经过短期培训, 转型从事更高价值或更安全的协同岗位, 例如智能飞控调度、飞行器应急接管、硬件日常维护与检修、异常件处理及社区关系维护等。这部分岗位不仅保留了劳动者的就业机会, 还提升了其技能层次与职业安全性。年化劳动力转型价值 (即原骑手配送成本中可被节约的部分, 同时假设释放骑手已顺利转岗) 为 $N_{\text{rider}} \times c_{\text{rider}} \times 365$ 。实际政策中应配套再就业培训基金, 本文在敏感性分析中讨论了培训成本对经济性的影响边界。

6.5 优化目标

在人机协作框架下, 系统评价指标包括纯利润与社会总价值两部分。

(1) 年化净利润。

$$\pi(N, K) = r_{\text{unit}} \cdot Q_{\text{annual}} - [C_{FC} + C_{\text{unit}} \cdot Q_{\text{annual}}] \quad (29)$$

其中 $r_{\text{unit}} = 12$ 元/单为基础配送费收入。

(2) 社会总价值（含劳动力转型效益）。

$$V_{\text{total}}(N, K) = \pi(N, K) + N_{\text{rider}} \cdot c_{\text{rider}} \cdot 365 \quad (30)$$

该指标将无人机系统利润与骑手转型后节约的配送人力成本合计，反映了技术升级对全社会劳动力配置效率的净提升。需要指出，该指标不计入再培训成本及新岗位的薪酬支出，因此是一个上界估计；若计入合理的培训与转岗成本（例如每人 5000 元的一次性培训费），则社会总价值相应下调，但本文的核心结论（成本比较优势与释放规模量级）依然稳健。

6.6 求解方法

第三阶段采用网格枚举法，以第二阶段输出的三城各 12 组（合计 36 组） $(N, K, \eta, E_{\text{tot}})$ 桥接量为基础，对三城的全部 $4 \times 3 = 12$ 种配置组合分别计算 LCOD、成本差值 Δ_{rider} 与各类价值指标。枚举完成后，按 LCOD 升序排列得到经济性排名；按社会总价值降序排列得到综合价值排名；按净利润降序排列得到盈利性排名。敏感性分析在后续章节中给出。

7 政策注入与激励机制分析

7.1 政策工具设计

- 运营成本侧动态激励。其一，构建与天气强关联的动态能耗补贴机制，针对无人机因抗风所引致的非线性能耗上升予以补偿；其二，设立限速条件下的效率损失补偿机制，对因限速导致的配送时效下降与能耗增量给予适度弥补，并可引入“节能奖励”机制以激励能效优化。
- 空域资源灵活配置。一方面，基于风场预测结果划设“顺风优先通道”，实现动态“风道”与临时空域的按需释放；另一方面，依据无人机抗风性能等级及调度能力，实施恶劣天气条件下的弹性空域准入机制，以提升空域资源的适配性与运行韧性。
- 基础设施与数据服务公共供给。其一，推动高分辨率风场预测网络的公共化，由政府部门整合多源数据，向社会开放标准化风场信息服务；其二，建立巢址选址的“气象适宜性认证”制度，并配套土地政策倾斜，对气象条件稳定区域予以用地与财政支持。
- 风险分担与容错机制。探索恶劣天气任务“中断—恢复”机制下的保险与补贴联动安排，由公共部门在运营方采纳合理调度策略的前提下，承担部分因天气因素引发的任务中断损失，以降低企业运营风险，提升系统整体稳健性。

7.2 政策注入方式

修改第二阶段成本/收入结构；引入政策因子。

7.2.1 电力补贴

假定在第 t 个时间段的时候充电价格是 p_t ，与之相对应的充电能量消耗为 e_t ，当引入电价补贴因子 λ_p 且 λ_p 取值在 $(0, 1]$ 这个区间内，那么便能够得出补贴调整之后的电价表达式。

$$p'_t = p_t \cdot \lambda_p \quad (31)$$

则分时电价下的总电力成本为：

$$C'_{\text{ele}} = \sum_{t=1}^T p'_t \cdot \frac{e_t}{3.6 \times 10^6} \quad (32)$$