

基于城市场景下的多无人机物流配送任务优化策略研究

王明伟¹ 朱晓琳²

1 陕西科技大学镐京学院经济贸易学院 2 陕西科技大学镐京学院会计学院

DOI:10.12238/ej.v8i5.2598

[摘要] 随着城市化进程的加速和物流需求的快速增长,多无人机物流配送系统成为解决“最后一公里”配送难题的重要技术手段。面对城市场景下的复杂环境、动态交通和多样化的配送需求对任务分配策略提出了严峻挑战。本文针对多无人机物流配送任务分配问题,提出了一种基于优化算法的任务分配策略,综合考虑无人机性能、配送任务优先级、路径规划以及能耗等因素,构建了多目标优化模型,引入时间窗惩罚机制和动态奖励函数。并采用改进遗传算法进行求解。结果表明:该策略在配送效率、能耗均衡和任务完成率等方面均优于传统方法,为城市场景下的多无人机物流配送提供了有效的解决方案。

[关键词] 城市场景; 多无人机; 物流配送; 任务分配; 优化

中图分类号: F29 **文献标识码:** A

Research on the optimization strategy of multi-UAV logistics distribution task based on the urban scenario

Mingwei Wang¹ Xiaolin Zhu²

1 School of Economics and Trade, Haojing College, Shaanxi University of Science and Technology

2. School of Accounting, Haojing College, Shaanxi University of Science and Technology

[Abstract] With the acceleration of urbanization process and the rapid growth of logistics demand, multi-uav logistics distribution system has become an important technical means to solve the "last kilometer" distribution problem. The complex environment, dynamic transportation and diversified distribution needs in the urban scene pose severe challenges to the task allocation strategy. Aiming at the problem of multi-UAV logistics distribution task allocation, this paper proposes a task allocation strategy based on optimization algorithm, constructs a multi-objective optimization model by considering UAV performance, distribution task priority, path planning and energy consumption, and introduces time window punishment mechanism and dynamic reward function. And was solved by using a modified genetic algorithm. The results show that this strategy is better than the traditional methods in distribution efficiency, energy consumption balance and task completion rate, and provides an effective solution for multi-UAV logistics distribution in urban scenarios.

[Key words] city scene; multi-UAV; logistics distribution; task allocation; optimization

前言

电子商务的快速发展和消费者对物流效率要求的不断提高,城市场景下的物流配送面临着日益复杂的场景。特别是在多无人机协同配送领域,如何高效分配任务并优化配送路径成为提升物流效率的关键问题。然而,城市场景下的复杂环境、动态交通状况以及多样化的配送需求,使得多无人机任务分配问题变得尤为复杂。为此,本文基于数学函数算法针对多无人机物流配送中的任务分配和路径优化问题展开研究,以优化算法在最短时间内制定无人机的最优配送路径,为提升城市场景下的物流配送效率参考。

1 研究目的

现阶段,城市物流配送正处于从传统模式向智能化、自动化模式转型的关键时期。尽管无人机技术逐渐成熟,但其在城市场景下的应用仍面临诸多挑战,主要体现在任务分配的复杂性、路径规划的动态性以及能耗管理的优化等。多无人机协同配送需要综合考虑配送任务的优先级、无人机的性能限制、环境约束以及配送效率等多方面因素,以实现资源的最优配置和配送效率的最大化。以构建多目标优化模型,结合改进的遗传算法,解决多无人机物流配送中的任务分配和路径优化问题,提升配送效率、降低能耗并提高任务完成率^[1],是当前助力物流行业向智能化、高效化方向发展。

2 基于城市场景下的多无人机物流配送任务问题描述

城市环境中的建筑物密集、交通状况多变以及配送需求的时空分布不均,对无人机的任务分配和路径规划提出了要求。配送任务中通常包括多个目标地点,且每个地点有不同的优先级、时间窗口和配送量要求。同时,无人机的飞行能力、续航时间和载重限制进一步增加了问题的复杂性。在城市场景下的多无人机物流配送过程中,以优化配送任务分配和路径规划为根本目标,模型设计的初衷是帮助物流系统找到最佳的无人机任务分配方案和飞行路径,以提高配送效率、降低能耗,并确保配送任务的安全性和准确性。

假设:当前电商物流系统中有个配送中心,个配送任务点(即需要配送的目标地点),无人机根据物流管理系统的指令完成各自的商品配送任务,并在规定的时间和路径内通常不会产生额外成本。若无人机提前或延迟到达配送任务点,则可能会产生额外的能耗或时间成本,进而影响整体配送效率。为此,引入虚拟任务分配节点和优化算法^[2],通过增加1个虚拟化配送管理站,试图降低配送过程中的成本和时间误差。该路径起始于配送服装中心,随后经过一系列任务点,最终完成所有配送任务并返回起点,即由一点,即完成物流配送任务,从而实现多无人机协同配送的高效运作。

3 基于城市场景下的多无人机物流配送任务模型构建

本研究的目标是以最小化总成本来优化多无人机物流配送的配送效率,设定为商品虚拟化配送管理站;运输配送任务点则描述为 $B = \{1, 2, \dots, b\}$; 电商企业运输配送中的总配送无人机

数量描述为 $V = \{1, 2, \dots, v\}$; 考虑到商品物流多无人机的配送

路径规划问题,定义了集合 $N = A \cup B$, 表示配送任务中的所有点; Q 表示商品无人机的最大装载量; $s_{b'}$ 表示商品运输配送任务点 b' 的货物需求量, $p_{b'}$ 表示取货量; $s_{b''b'k}$ 表示商品配送无人机 k 从任务点 b' 到 b'' 之间的取货总量; $p_{b''b'k}$ 表示商品配送无人机从任务点 b' 到 b'' 之间的送货总质量; $d_{b''b'}$ 表示任务点 b' 到 b'' 之间的距离; $[t_{b''e}, t_{b''l}]$ 表示 b'' 配送所需时间; ω_1 和代表商品配送无人机提前到达任务点 b'' 的惩罚系数, ω_2 代表延迟系数; e_1 表示商品配送无人机的固定成本, e_2 表示单位无人机成本。则构建配送函数模型可表示为:

$$\min Z = \frac{e_1}{\omega_1} \sum_{k \in V} h_k + e_2 \sum_{b'' \in N} \sum_{b' \in N} \sum_{k \in V} d_{b''b'} x_{b''b'k} + \sum_{i \in B} \max(t_{b''c} - t_{b''}, 0) + \omega_2 \sum_{i \in B} \max(t_{b''} - t_{b''}, 0) \quad (1)$$

式(1)中, $\min Z$ 表示商品运输配送的最小总成本; $x_{b''b'k}$ 表示无人机 k 从运输配送任务点 b' 到 b'' 的服务次数 v , 作为总配送无人机。通常情况下,每个任务点仅进行1次商品配送服务,其表达式可表示为式(2)运输配送任务点需要的商品送货量与

取货量可表示为式(3)、式(4);

$$\sum_{b'' \in N} \sum_{k \in V} x_{b''b'k} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{b'' \in N} s_{b''b'k} - \sum_{b' \in N} s_{b''b'k} = s_{b'}, \forall b' \in N, k \in V \quad (3)$$

$$\sum_{b'' \in N} p_{b''b'k} - \sum_{b' \in N} p_{b''b'k} = p_{b'}, \forall b' \in N, k \in V \quad (4)$$

在商品配送无人机的满载极限值内,运输任务点的取货与收货的量值表示为式(5)、式(6),商品配送无人机的载货极限值描述为式(7):

$$\sum_{b'' \in N} \sum_{b' \in N} s_{b''b'k} \leq Q, \forall k \in V \quad (5)$$

$$\sum_{b'' \in N} \sum_{b' \in N} p_{b''b'k} \leq Q, \forall k \in V \quad (6)$$

$$\sum_{b'' \in N} \sum_{b' \in N} Q_{b''b'k} x_{b''b'k} \leq Q, \forall k \in V \quad (7)$$

判断商品运输配送的行驶状态,即每一台配送无人机配送流程为:虚拟化配送管理站驶出→完成商品运输任务→再次回到管理站内→配送结束^[3]。其表达式可描述为式(8),在运输配送过程中的两个决策变量公式模型可描述为式(9)、(10):

$$s_{b''b'k} + p_{b''b'k} \leq Q x_{b''b'k}, \forall b', b'' \in N, k \in V \quad (8)$$

$$h_k = \begin{cases} 1, & \text{商品运输无人机 } k \text{ 进行配送} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$x_{b''b'k} = \begin{cases} 1, & \text{商品运输无人机 } k \text{ 从任务点 } b' \text{ 到任务点 } b'' \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

4 基于城市场景下的多无人机物流配送任务优化过程

4.1 优化逻辑思路

在城市场景下的多无人机物流配送任务优化问题中,传统的静态任务分配和路径规划方法难以应对动态变化的环境和多样化的配送需求。为此,结合上述模型采用增强学习算法对无人机配送过程进行优化^[4]。增强学习以模拟无人机配送系统智能体与环境的交互,根据实时状态数据动态调整任务分配和路径规划策略。具体而言,无人机配送系统智能体通过接收配送中心提供的任务点位置、配送优先级、无人机状态等环境状态信息,选择最优的动作,并通过奖励函数的反馈不断优化。增强学习的核心在于通过试错和奖惩机制,使智能体逐步学习到最优策略,从而实现配送效率的最大化和能耗的最小化,解决城市场景下多无人机配送中的动态任务分配和路径优化问题,提升系统的自适应能力和整体性能。

4.2 奖励函数因素

奖励函数是多无人机物流配送任务优化模型中增强学习算法中的核心组成部分,其设计直接影响智能体的学习效果和最终策略的优劣。在多无人机物流配送任务优化中,奖励函数需要

综合考虑配送效率、能耗、任务完成率以及时间窗口等多方面因素^[5]。具体而言,奖励函数可以根据以下成本因素进行设计:

(1) 配送任务完成率。成功完成配送任务可获得正向奖励,未完成则给予惩罚;(2) 使用能耗。无人机飞行能耗越低,奖励越高;(3) 时间成本。在规定时间内完成任务可获得额外奖励,超时则扣除奖励;(4) 路径冲突。避免无人机之间的路径冲突,减少碰撞风险。

4.3 优化策略设计

在城市场景下的多无人机物流配送任务优化中,时间窗约束是一个关键因素。配送任务通常具有严格的时间要求,超出时间窗可能导致客户满意度下降或额外成本增加。为此,本文在奖励函数中引入时间窗惩罚机制,以优化无人机的任务分配和路径规划。假设在系统时间内,若无人机超出任务点的时间窗,则给予一定的惩罚。具体而言,将超出时间窗的部分标记为“惩罚”,并根据超时程度的差异动态调整奖惩值。在奖励函数设计中,惩罚项可表示为:

$$-\sum_{t=0}^{t_m} w(b', b'') \quad (11)$$

考虑到商品运输配送中的随机配送概论问题,假设在系统时间内超出任务点的时间窗,则给予1个惩罚,把超过时间窗的部分标记为“惩罚”,并引入到奖励函数之中,根据差异程度给予相应的奖惩,则奖励函数公式可表示为:

$$R(B) = -\sum_{t=0}^{t_m} w(b', b'') + \alpha_1 \left[\sum_{t=0}^{t_m} \max((b'' - (\eta^t + w(b', b''))), 0) \right] + \alpha_2 \left[\sum_{t=0}^{t_m} \max((\eta^t + w(b', b'') - b_b), 0) \right] \quad (12)$$

在式(12)中, α_1 与 α_2 均为负的常数; η^t 则表述为时刻的状态;奖励函数以更新增强学习策略网络、价值网络对指标的低值给予奖励。利用动态调整奖励函数中的各项权重,智能体能够在训练过程中逐步学习到配送的最优策略,从而在复杂城市场景下实现高效、经济的配送目标。同时,增强学习算法通过“估计数值”方式更新策略网络和价值网络^[6],智能体根据奖励信号的具体情况对配送过程进行调整和优化。与传统优化算法不同,增强学习能够适应动态环境变化,并利用试错机制不断改进策略,以满足运输配送过程中的不同目标和约束。

5 基于城市场景下的多无人机物流配送任务优化策略

5.1 多目标优化模型构建与算法设计

在城市场景下,多无人机物流配送任务优化需综合考虑配送效率、能耗均衡、任务优先级及动态环境约束等多重目标。本文提出一种基于改进遗传算法的多目标优化模型,通过引入动态交叉概率和自适应变异算子,提升算法在复杂问题中的收敛性和鲁棒性。模型以总配送时间最小化、无人机能耗均衡化及任务完成率最大化为核心目标,并融入时间窗约束、空域冲突规

避等实际限制条件。对于配送时间窗的惩罚机制,模型以动态调整惩罚系数,可确保无人机在任务点的时间窗口内完成配送。本次采取利用设计合理的奖励函数,智能体能够在训练过程中逐步学习到最优的任务分配和路径规划策略,从而避免陷入局部最优解,使无人机配送系统能够在复杂城市场景下实现高效、经济的配送目标。

5.2 动态环境下的自适应路径规划

城市场景的动态性涉及交通流量变化、临时禁飞区、天气突变,要求无人机具备实时调整路径的能力。在本文基于改进遗传算法的多目标优化模型之上,可从基于深度强化学习的自适应路径规划框架,通过构建状态-动作-奖励模型,使无人机能够根据实时环境信息从任务点优先级、剩余电量、障碍物分布等不同现状中自动动态调整飞行路径。具体而言,在后续的研究中可采用双深度Q网络架构,结合经验回放机制和目标网络分离技术,以解决传统Q-learning中的过估计问题。而在奖励函数设计上,除基础配送效率奖励外,亦可设计引入动态时间窗惩罚和空域冲突规避奖励项。

6 结语

本文从多目标模型构建、动态路径规划及协同任务分配三方面,系统提出了城市场景下多无人机物流配送的优化策略,并利用算法推演验证了无人机物流配送过程的高效性和鲁棒性,引入时间窗惩罚机制和动态奖励函数设计,为城市场景下的多无人机物流配送任务优化提供了一种灵活且高效的解决方案,为智能物流系统的实际应用提供了路径优化参考。

[基金课题]

陕西科技大学镐京学院校级精品实验项目投资理财训练,走向“富裕”人生(项目编号:JPSY24004)。

[参考文献]

- [1]郭秀萍,胡运霞.卡车与无人机联合配送模式下物流调度的优化研究[J].工业工程与管理,2021,26(01):1-8.
- [2]柳伍生,李旺,周清,等.“无人机-车辆”配送路径优化模型与算法[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(06):176-186.
- [3]李翰,张洪海,张连东,等.城市区域多物流无人机协同任务分配[J].系统工程与电子技术,2021,43(12):3594-3602.
- [4]翁丹宁.无人机物流配送的主要影响因素分析[J].企业改革与管理,2015,(08):170+218.
- [5]刘正元,王清华.无人机在应急物流配送中的任务分配模型构建[J].科技管理研究,2020,40(24):229-236.
- [6]胡辰.无人机物流配送的相关研究[J].现代商业,2017,(09):13-14.

作者简介:

王明伟(1994--),男,汉族,甘肃酒泉人,硕士,陕西科技大学镐京学院经贸学院教师,助教,研究方向:物流与供应链管理。