

感-通-物多目标融合应急无人机路径规划方法

许云鹏¹, 谢雅琪¹, 于然², 侯鲁洋¹, 王凯亮², 徐连明³

(1.北京邮电大学计算机学院(国家示范性软件学院),北京 100876; 2.国网冀北电力有限公司信息通信分公司,北京 100053;
3.北京邮电大学电子工程学院,北京 100876)

摘要: 为了完成多无人机应急救援场景下救灾点的需求感知(感)、数据收集(通)和物资投放(物)任务,提出了在考虑无人机能耗约束下,感-通-物多目标融合的两阶段的应急无人机路径规划求解框架。第一阶段提出基于时序图卷积网络的救灾点人数预测模型,并量化救灾点物资和通信需求;第二阶段提出基于贪心和禁忌搜索的多无人机路径规划算法,通过交替优化救灾点划分和单无人机路径规划来求解原优化问题。仿真结果表明,该算法在总服务收益上优于传统的无预测多无人机路径规划算法。

关键词: 无人机; 路径规划; 时序图卷积网络; 禁忌搜索

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024092

Integrated perception-communication-logistics multi-objective oriented path planning for emergency UAVs

XU Yunpeng¹, XIE Yaqi¹, YU Ran², HOU Luyang¹, WANG Kailiang², XU Lianming³

1. School of Computer Science (National Pilot Software Engineering School), Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China
2. State Grid Jibei Information & Telecommunication Company, Beijing 100053, China
3. School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: In order to complete the tasks of demand perception (perception), data collection (communication), and material delivery (logistics) at disaster relief sites in multi-UAV emergency scenarios, a two-stage solution framework was proposed for multi-UAV path planning that integrated perception, communication, and logistics objective considering UAV energy consumption constraint. In the first stage, a temporal graph convolution networks-based model was introduced to predict the number of personnel at the relief sites to quantify its supply and communication needs. In the second stage, a multi-UAV path planning algorithm based on the greedy and tabu search was proposed to solve the optimization problem through iteratively optimizing the relief point clustering and the path planning of individual UAV. The simulation results demonstrate that the proposed algorithm is superior to the traditional prediction-free multi-UAV path planning algorithm in terms of the total service revenue.

Keywords: UAV, path planning, temporal graph convolution network, tabu search

收稿日期: 2023-11-21; 修回日期: 2024-03-26

通信作者: 徐连明, xulianming@bupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62171054, No.62101045); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(No.24820232023YQTD01, No.2023RC96); “双一流”建设学科交叉团队基金资助项目(No.2023SYLTD06); 国网冀北电力有限公司科技项目: 面向电力野外应急的感传协同通信保障关键技术研究及示范应用基金资助项目(No.52018E230001); 北京市自然科学基金资助项目(No.L222041)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62171054, No.62101045), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.24820232023YQTD01, No.2023RC96), Double First-Class Interdisciplinary Team Project Funds (No.2023SYLTD06), The Science and Technology Foundation of the State Grid Jibei Electric Power Company Limited, Research on Key Technology and Demonstrative Application of Collaborative Sensing-Communication Assurance for Power Operations in Emergency Fields (No.52018E230001), Beijing Municipal Natural Science Foundation (No.L222041)

0 引言

我国是遭受自然灾害损失最严重的国家之一。在自然灾害发生初期,如地震、泥石流等典型的灾害中,学校、政府等公共场所往往聚集了大量临时安置的受灾人员,形成人员聚集的救灾点。在道路损毁、公网中断的自然灾害现场,如何科学有效地建立专网以保障受灾区域的通信和物资补给,从而最大化保障受灾群众的生命安全,是应急救援领域亟须解决的重要问题。

在公网受损情况下,建立专网可保障对受灾用户的通信物资供应。大量针对设备对设备(D2D, device-to-device)网络等专网资源调度的研究取得了良好的效果^[1-4],但专网通信部署灵活性差,难以满足大范围应急服务的要求。无人机(UAV, unmanned aerial vehicle)具备部署灵活、响应速度快和拓展性好等特性,被广泛应用于应急救援领域^[5],完成通信覆盖^[6-8]、信息收集^[9-10]、人员定位^[11]等任务。传统的应急救援设备受地形和气候等多种因素的制约,例如山体崩塌、桥梁道路损毁,难以在应急救援现场快速部署和响应^[12],而无人机相对于救援车辆响应速度快,不受地形约束,可在短时间内抵达救援现场,适用于多种自然灾害的应急救援^[13-16]。在救援阶段,无人机可通过救灾人员携带的专网无线通信设备收集救灾点聚集的人员信息,辅助指挥中心评估受灾情况并指导后续的救援任务^[17],同时无人机还可为道路损毁的灾区发放药品、食品等救援物资。然而,受能源与载重限制,无人机单次任务执行范围和携带的物资有限^[18-19],往返、起落、充电都需要大量时间。为提高救灾任务的执行效率,通常需要派出多架无人机同时前往不同救灾点执行物资配送、信息收集等救援任务。在任务执行过程中,无人机首先携带物资到达救灾点,随后悬停发放物资并进行数据收集。无人机完成救灾点的物资配送后载重产生变化,无人机飞行、悬停能耗随之改变。同时,随着救灾行动的进行,道路复通,部分受灾人员转移,救灾点的人数变化导致物资投放和数据收集需求随之变化。因此需要合理的路径规划方案以感知救灾点的需求变化,并在无人机的能量约束下提高多无人机总体服务收益。

无人机路径规划是无人机导航和控制中的重要问题之一^[20]。其主要的优化目标包括路径优化、

时间优化、能效比等,同时无人机路径规划还受到飞行高度、能量、障碍物等条件限制。根据无人机数量不同,路径规划问题可分为针对单无人机的路径规划^[21-28]和针对多无人机的路径规划^[29-32]。根据应用场景的动态性,可分为静态场景下的无人机路径规划^[33-34]和动态场景下的无人机路径规划^[35-37]。现有工作中,单无人机服务范围有限,难以在受灾面积大的应急场景中使用。静态场景下的路径规划方法难以适应需求时变的应急场景。针对动态场景的多无人机路径规划方法大多关注障碍物或目标位置的动态性,无法实时感知业务需求变化。而在应急场景下,救灾点位置相对固定,但需要感知人员流动造成的需求变化,并根据动态需求进行数据收集、物资配送等多目标路径规划。

应急救援场景中的感-通-物多目标融合的应急无人机路径规划面临以下挑战。1)受灾人员移动导致救灾点物资投放和数据收集的需求时变,要求多无人机路径规划方案需要感知救灾点的动态需求,并在路径规划中考虑动态需求对服务收益的影响。2)相较于传统的路径规划问题,应急无人机路径规划中融合了感知、数据收集和物资配送等多重目标。其中,多无人机任务分配、动态救灾点需求,以及受无人机载重影响的能耗等因素,都会影响无人机服务的整体收益,从而增加路径规划复杂性。

为了应对上述挑战,本文主要研究了应急场景中多无人机的路径规划问题,建立了考虑无人机数量、无人机能量、救灾点人数动态变化等因素的数学模型,提出了面向感-通-物多目标融合的应急无人机路径规划问题的求解框架和基于救灾点人员数量的救灾点需求量化方法,引入了具有时空依赖的时序图卷积网络(T-GCN, temporal-graph convolution network)模型^[38]预测救灾点的人员数量,并通过基于贪心和禁忌搜索的路径规划算法求解无人机的最优访问路径。

本文的主要贡献总结如下。

1)建立了以最大化救灾点收益为目标,考虑无人机数量、无人机能量、救灾点人数动态变化的感-通-物多目标融合应急无人机路径规划模型。

2)提出感-通-物两阶段无人机路径规划求解框架。第一阶段设计了具有时空依赖的深度学习模型,对救灾点的人数进行量化和预测,将动态无人机路径规划问题转化为静态多无人机路径规划问

题;第二阶段针对静态无人机路径规划问题,提出了基于贪心和禁忌搜索的多无人机融合目标路径规划算法,相比贪心算法和禁忌搜索算法,无人机服务收益分别提升了35%和12%;相比于无预测的多无人机路径规划方案,总服务收益提高了10%。

1 相关工作

1) 单无人机路径规划。文献[21]为解决单无人机在物联网中数据收集的路径规划任务,将单无人机路径规划分为全局路径规划和局部路径规划两个阶段。针对全局路径规划,将其建模为一个定向问题。通过指针网络深度学习求解得到无人机服务节点集合及服务顺序。针对局部路径规划,通过深度Q网络学习对无人机局部飞行路径进行规划,该方法同时可以保证满足无人机的能量限制。文献[22]为最大化可移动的无线充电设备总能量的利用率和最小化网络中节点数据传输的平均时延,建立了联合充电和数据收集的多目标路径规划模型,提出了一种基于精英策略的多目标蚁群优化算法,改进了蚂蚁状态转移策略和信息素更新策略,以求解该多目标问题的Pareto最优解集。文献[27]提出了一种改进的Q-学习算法的组合方案来解决单无人机的路径规划问题。文献[28]提出了一种改进的蚁群优化算法来降低无人机的飞行成本。

2) 多无人机路径规划。文献[29]针对无人机物流配送问题,提出了多无人机协同配送及充电调度的两阶段优化方案,第一阶段通过无人机配送调度算法,在能量和容量约束下最小化完成任务的无人机数量;第二阶段通过具有近似度的无人机充电调度算法,最小化到达时间不同的无人机的最大充电完成时间。文献[30]提出了一种改进的遗传算法用于求解以最小路径长度为目标无线传感网络数据收集问题。文献[31]提出了一种基于贪心策略的启发式遗传算法,使无人机悬停在簇头节点的一定范围内进行数据传输,贪心地选择到下一个簇头的最佳路径。文献[32]提出了一种增强的粒子群优化算法来优化传感器的访问序列,从而缩短飞行时间。

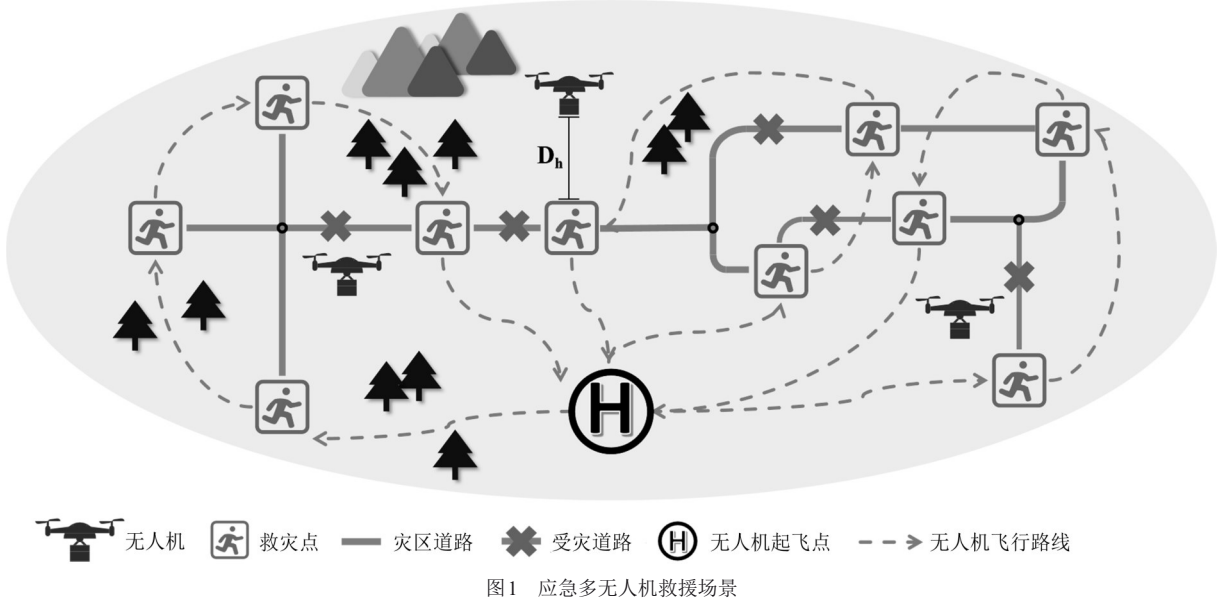
在静态场景中,文献[33]提出了一种基于球面矢量的粒子群优化算法,用于解决无人机在三维复杂环境下受到多种威胁时的路径规划问题。文献[34]提出了一种基于航迹性能的启发式函数和体验回放机制的最大平均奖励值的强化学习算法,

以解决静态三维场景下的无人机路径规划,有效地解决了该场景下强化学习算法难以收敛的问题。针对动态场景,文献[35]将访问动态目标的无人机路径规划问题表述为带有邻域的动态杜宾斯旅行商问题,并通过改进的遗传算法同时求解访问顺序和访问位置。文献[36]提出了一种可以实时进行路径规划的分层递归多智能体遗传算法,在考虑无人机物理限制和环境动态的情况下实时生成无碰撞路径。文献[37]针对物联网节点处的数据收集问题,提出一种基于无人机电量约束、路径长度最小化的多评论家深度确定性梯度(MCDDPG-EPM)算法。同时,该算法为了应对三维动态环境下突发障碍物移动问题,通过信息增强来降低移动障碍物带来的路径不确定性。

相对于以上工作,应急场景中的多无人机路径规划问题具有需求动态变化、无人机任务多样性的特点。基于此,本文提出了感-通-物两阶段无人机路径规划求解框架。通过感知救灾点人数变化来预测救灾点需求,并在能量限制的约束下联合优化数据收集和物资配送任务。

2 系统模型

图1展示了应急多无人机救援场景。应急指挥中心在受灾区域内依托学校、政府等公共设施设立多个救灾点安置受灾人员。假设救灾点集合为 $\mathcal{N} = \{1, \dots, n, \dots, N\}$,每个救灾点 $n \in \mathcal{N}$ 的坐标用二维向量 $[x_n, y_n]^T \in \mathbb{R}^2$ 表示。部分救灾点间的交通路网可正常使用,受灾人员可通过路网在救灾点间转移。因此,救灾点人数会随着时间的推移发生变化。假设初始时刻救灾点 n 内的人数为 π_n^{ini} , t 时刻救灾点 n 内的受灾人数为 $\pi_{n,t}$ 。用集合 E 表示救灾点间的道路集合,用 $e_{n,n'} \in E$ 表示救灾点 n 和 $n' \in \mathcal{N}$ 间存在的道路。基于此,可用图 $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, E)$ 表示整个受灾区域救灾点的地理分布。因救灾点内临时安置大量受灾用户,因此每个救灾点有物资配送和数据传输的需求,其需求量受救灾点聚集的受灾人员数量影响。设救灾点 n 在 t 时刻的数据需求量为 $b_{n,t} = \pi_{n,t} \bar{b}$,物资需求为 $m_{n,t} = \pi_{n,t} \bar{m}$, \bar{b} 和 \bar{m} 分别表示受灾人员平均传输数据量和受灾人员平均物资需求量。为快速完成救援任务,多架相同的救援无人机 $\mathcal{K} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ 从同一起飞点出发,服务不同的救灾点。无人机携带物资到达一个救灾点后,悬停在救灾点上方高度为 D_h 的悬停点进行物



资投放。在物资投放期间，无人机同时收集救灾点人员数据信息。若无人机在物资投放完成后仍未完成数据收集，则继续进行悬停直至完成数据收集任务。在保证无人机剩余能量的情况下，无人机在服务多个救灾点并完成救援任务后回到起飞点。

假设所有无人机起飞前的初始能量均为 U^{init} ，救灾过程中所有无人机飞行高度相同均为 H ，匀速飞行且飞行速度为 V 。为了保证服务的公平性，每个救灾点只有一架无人机为其提供服务。用救灾点服务参数 $\rho_{n,k}$ 表示无人机对救灾点的服务关系， $\rho_{n,k} = 1$ 表示无人机 k 服务救灾点 n ； $\rho_{n,k} = 0$ 表示无人机 k 不服务救灾点 n 。因此，无人机 k 访问的救灾点数 $l_k = \sum_{n=1}^N \rho_{n,k}$ 。无人机 k 共需遍历 l_k 个救灾点，用有序集 $\mathbf{s}_k = [n_0, n_{k,1}, \dots, n_{k,l}, \dots, n_{k,l}, n_0]$ 表示访问灾点的顺序，其中， n_0 表示无人机的出发点和返回点，无人机共飞行 $|\mathbf{s}_k| + 1$ 段路径， $n_{k,l}$ 表示无人机 k 访问的第 l 个救灾点， $|\mathbf{s}_k| = l_k + 2$ 且 $\rho_{n_{k,l},k} = 1, \forall n_{k,l} \in \mathbf{s}_k$ 。 $\mathbf{q}_{k,l} = [x_{n_{k,l}}, y_{n_{k,l}}]^T$ 表示救灾点 $n_{k,l}$ 的坐标， $\mathbf{q}_0 = [x_0, y_0]^T$ 表示无人机的起飞点 n_0 的坐标。 $c_{k,l}$ 表示无人机 k 的第 l 段飞行路径长度，即

$$c_{k,l} = \begin{cases} \|\mathbf{q}_{k,l} - \mathbf{q}_{k,l-1}\|, & l \neq 1, l \neq |\mathbf{s}_k| + 1 \\ \|\mathbf{q}_{k,l} - \mathbf{q}_0\|, & l = 1 \\ \|\mathbf{q}_{k,|\mathbf{s}_k|} - \mathbf{q}_0\|, & l = |\mathbf{s}_k| + 1 \end{cases} \quad (1)$$

则无人机 k 到其服务的每个救灾点的时间为 $\mathbf{T}_k^{\text{trans}} =$

$[t_{k,1}^{\text{trans}}, \dots, t_{k,l}^{\text{trans}}, \dots, t_{k,l}^{\text{trans}}]$ 。

旋翼无人机的能耗包含无人机在推进飞行时的能耗和悬停时的能耗以及数据传输时的能耗。与无人机飞行、悬停相比，数据传输能耗较小，可忽略不计^[39]。为简化研究，本文暂不考虑无人机转向和急停、加速减速等情况的能耗。根据文献[18]可知，速度为 v 、载重为 m 的旋翼无人机的推进功率的能耗可表示为

$$P_{v,m}^{\text{prop}} = \frac{1}{2} d_0 \rho \zeta A v^3 + P_0 \left(1 + \frac{3v^2}{U_{\text{tip}}^2} \right) + (1 + \kappa) \frac{(mg)^{\frac{3}{2}}}{\sqrt{2\rho A}} \left(\sqrt{1 + \frac{v^4}{4v_h^4}} - \frac{v^2}{2v_h^2} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

其中， P_0 为常数， $\kappa = 0.1$ ， g 为重力加速度， $v_h = \sqrt{\frac{mg}{2\rho A}}$

为悬停时平均转子诱导速度， d_0 和 ζ 分别为机身阻力比和旋翼实度， ρ 和 A 分别表示空气密度和转子盘面积， v 为无人机速度， U_{tip} 为旋翼桨叶尖端速度。如式(2)所示，无人机的推进功率由3个部分组成：叶片廓型功率、感应功率和寄生功率。叶片廓型功率和寄生功率随 v 的增加而增加，感应功率是克服叶片感应阻力所必需的，感应阻力随着 v 的增加而减小，随着 m 的增加而呈指数级增加。无人机悬停时，其速度为0，根据式(2)可得其功率为 $P_m^{\text{hover}} =$

$$P_0 + (1 + \kappa) \frac{(mg)^{\frac{3}{2}}}{\sqrt{2\rho A}}。$$

由于无人机需要携带物资到达救灾点,其载重随着物资投放而逐渐减小,用 $Q_{k,l}$ 表示路径 $c_{k,l}$ 的载重为

$$Q_{k,l} = \begin{cases} \sum_{a=l}^{l_k} M_{n_{k,a},t_{k,a}^{\text{trans}}} + M_0, & l \leq l_k \\ M_0, & l = l_k + 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, M_0 为无人机自重。因此无人机每段路径的功率为 $P_{V,Q_{k,l}}^{\text{trans}}$,无人机 k 的推进飞行能耗为

$$u_k^{\text{trans}} = \sum_{l=0}^{l_k} \frac{C_{k,l}}{V} P_{V,Q_{k,l}}^{\text{trans}} \quad (4)$$

由于无人机初始能量有限,且无人机功率随携带物资重量呈指数级增加,其载重量受其能耗限制。无人机到达某一救灾点后要执行受灾人员物资投放和数据收集2个任务。无人机进行物资投放任务时将悬停在救灾点上方,完成物资投放动作的时间为 t^r 。无人机在进行物资投放的同时进行数据收集,若物资投放完成后数据收集尚未完成,则无人机将悬停至数据传输结束。由于救灾点间相隔一定距离,各空地链路间不存在相互干扰。定义无人机到救灾点间的空地通信(AG, air-to-ground)信道增益为^[8]

$$h^{\text{AG}} = \sqrt{\beta^{\text{AG}}} \omega^{\text{AG}} \quad (5)$$

其中, $\beta^{\text{AG}} = \beta_0(D_h)^{-\alpha}$ 表示大尺度信道功率增益, ω^{AG} 表示小尺度衰落系数, β_0 表示在参考距离为 d_0 时的大尺度信道功率增益, α 表示信道衰落系数。

无人机与救灾点间的通信带宽为 ψ ,无人机接收数据时链路的噪声功率为 σ^2 ,救援人员上报的发射功率为 P 。根据香农公式,救灾点物资投放期间无人机的数据传输速率可表示为

$$R = \psi \log \left(1 + \frac{Ph^{\text{AG}}}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

物资投放期间传输的数据量 B^r 为

$$B^r = Rt^r \quad (7)$$

因物资投放速度大于受灾点间用户流动的速度,故忽略物资投放期间受灾点的人数变化,并假设投放期间人数恒定^[40]。无人机 k 到达服务的第 l 个救灾点 $n_{k,l}$ 的时刻为 $t_{k,l}^{\text{trans}}$,此时无人机的悬停时间可表示为

$$t_{k,l}^{\text{hover}} = \begin{cases} t^r, & b_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}} \leq B^r \\ \frac{b_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}}}{R}, & b_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}} > B^r \end{cases} \quad (8)$$

如果忽略物资投放前后无人机悬停功率的差异,则无人机 k 总悬停能耗可表示为

$$u_k^{\text{hover}} = \sum_{l=1}^{l_k} t_{k,l}^{\text{hover}} P_{\phi_{k,l}}^{\text{hover}} \quad (9)$$

综上,无人机 k 执行完数据收集与物资配送任务后的剩余能量可写为

$$u_k^{\text{extra}} = U^{\text{init}} - (u_k^{\text{trans}} + u_k^{\text{hover}}) \quad (10)$$

其中, U^{init} 为无人机初始能量, u_k^{trans} 为无人机飞行能耗, u_k^{hover} 为无人机悬停能耗。

3 无人机路径规划建模

为综合评价无人机服务收益,本文设计了基于物资投放和数据收集的多任务服务收益评价模型,综合考虑了物资配送、数据收集和能耗的影响。其中,无人机 k 服务的数据收集收益值定义为

$$r_k = \sum_{l=1}^{l_k} b_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}} \quad (11)$$

其中, $b_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}}$ 代表无人机 k 服务的第 l 个救灾点 $n_{k,l}$ 在 $t_{k,l}^{\text{trans}}$ 时刻待收集的数据量。

物资投放的收益定义为

$$\omega_k = \sum_{l=1}^{l_k} m_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}} \quad (12)$$

其中, $m_{n_{k,l},t_{k,l}^{\text{trans}}}$ 表示无人机 k 服务的第 l 个救灾点 $n_{k,l}$ 在 $t_{k,l}^{\text{trans}}$ 时刻所需的物资重量。

综上,无人机 k 的服务收益值可表示为

$$L_k = \lambda r_k + \mu \omega_k \quad (13)$$

其中, λ 和 μ 分别表示数据收集和物资投放的收益系数。

本文的目标是最大化无人机飞行的服务收益,该多无人机路径规划问题可建模为

$$\begin{aligned} P_1: & \max_{\{s_k\}} \sum_{k=1}^K L_k \\ C_1: & u_k^{\text{extra}} \geq 0, \forall k \in \mathcal{K} \\ C_2: & \bigcup_{k \in \mathcal{K}} s_k = \mathcal{N} \\ C_3: & s_k \cap s_{k'} = \emptyset, \forall k, k' \in \mathcal{K}, k \neq k' \\ C_4: & |s_k| = l_k + 2 \end{aligned} \quad (14)$$

其中,约束 C_1 要求所有无人机剩余能量不小于0;约束 C_2 要求所有救灾点都要被服务;约束 C_3 要求每个救灾点只能被一个无人机服务,且每个无人机从同一点起飞和降落;约束 C_4 要求一架无人机只能服务同一个救灾点一次。

4 求解方法

4.1 问题拆解及子问题分析

感-通-物两阶段无人机路径规划求解框架如图2所示。由于救灾点人员随时间在不同救灾点间移动,使服务救灾点的收益随时间变化。为了求解该问题,首先需要预测某个时间段中每个救灾点的人员数量,将预测结果作为通信-物流多任务应急无人机路径规划问题的状态输入。由式(13)可知,通信-物流多任务应急无人机路径规划问题是一个典型的整数规划问题,为解决此优化问题,可通过将原问题拆解成2个子问题进行求解:救灾点划分子问题和单无人机路径规划子问题。救灾点划分子问题即给每个无人机分配其服务的救灾点集合;单无人机路径规划子问题即优化每架无人机的路径以提高其服务救灾点的总收益。通过交替优化2个子问题,可得出最大无人机总服务收益 $\sum_{k=1}^{|K|} L_k$ 。

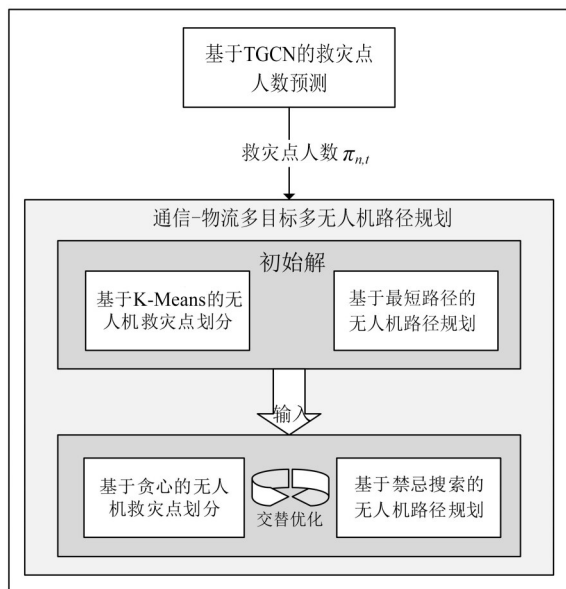


图2 感-通-物两阶段无人机路径规划求解框架

4.2 基于T-GCN的救灾点人员动态预测模型

在自然灾害发生以后,受灾人员通常会从灾害中心区域逐渐疏散移动到相对安全的地带。受灾群众的转移会导致各个救灾点的数据传输量和物资数量的需求发生变化,需要预测救灾点的人数,从而指导无人机的路径规划,以提高无人机的服务收益。救灾点人数变化受道路情况和时间2个因素影响,不仅具有很强的空间相关性,同时还具有很强

的时间相关性。T-GCN作为一种时序图卷积神经网络,在交通领域长时间的车流量预测准确度上具有良好的表现。因此,本文采用T-GCN对救灾点的人数进行预测,在保障准确性的同时,将动态的多无人机路径规划问题转化为静态路径规划问题求解。

T-GCN的结构如图3所示,其输入为救灾点人数的历史数据 $[\mathbf{x}_{t-n}, \mathbf{x}_{t-1}, \dots, \mathbf{x}_t]$ 和拓扑结构 $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$, 其中 $\mathbf{x}_t = [\pi_{1,t}, \pi_{2,t}, \dots, \pi_{N,t}]$ 。T-GCN首先利用图卷积网络(GCN, graph convolution network)模块捕获救灾点间路网拓扑结构,获得空间特征。其次,将得到的具有空间特征的时间序列输入门控循环单元(GRU, gated recurrent unit)模块,通过单元间的信息传递获得动态变化,捕捉时间特征。最后,通过全连接层得到 $t + T$ 时刻后的救灾点人数 \mathbf{x}_{t+T} 。

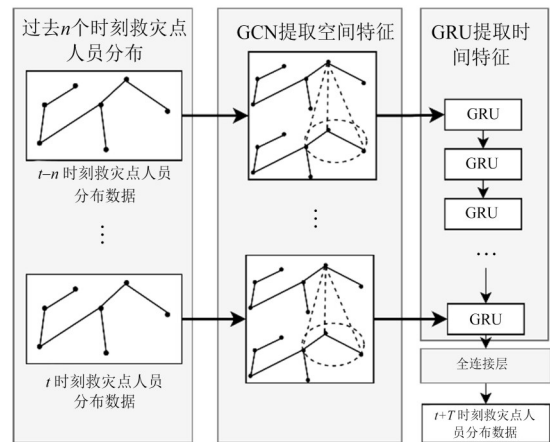


图3 T-GCN的结构

本文采用均方根误差(RMSE, root mean squared error)作为神经网络的损失函数,任意 t 时刻救灾点 n 的预测人数 $\hat{\pi}_{n,t}$ 的损失函数表达式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (\hat{\pi}_{n,t} - \pi_{n,t})^2}{N}} \quad (15)$$

其中,救灾点的真实人数 $\pi_{n,t}$ 可以由观测获得。

通过训练, T-GCN 预测获得救灾点 n 在 t 时刻的人数为 $\pi_{n,t} = \hat{\pi}_{n,t}$ 。

4.3 通信-物流多目标应急无人机路径规划

由上述分析可知,通信-物流多任务应急无人机路径规划为NP-Hard问题,难以找到快速的最优求解算法。尤其在救灾节点数 N 较大时,求解时间

过长, 难以满足应急救援对快速响应的需求。

因此, 本文提出了基于禁忌搜索和贪心算法的多无人机路径规划算法。首先通过K-Means算法得到初始的无人机救灾点划分, 并计算每架无人机的最短访问路径作为原问题的初始解。K-Means算法根据救灾点地理位置进行聚类 and 救灾点划分, 最短路径算法优化了单无人机的飞行距离, 有利于找到符合能量约束的初始解。值得注意的是, 上述算法不能保证初始解一定满足能量约束, 即不一定是可行解。由于在速度一定的情况下无人机的功率随着载重的增加而增加, 且救灾点的人数也随时间变化, 因此飞行路径最短的解并不一定能得到最优的服务收益。为了改进初始解, 算法通过两层循环交替优化救灾点划分和单无人机路径规划子问题。在外层循环通过贪心算法优化救灾点划分子问题, 在内层循环通过禁忌搜索算法优化单无人机路径规划子问题, 直至满足终止条件。禁忌搜索是一种解决组合优化问题的局部搜索算法, 是解决旅行商问题及其变形问题的方法中应用最广泛的元启发式算法之一^[41], 因此适用于求解本文中受能量限制单无人机的路径规划问题。通过在当前解的邻域内搜索, 算法可以逐步改进解的质量, 并通过禁忌表记录一段时间内已经访问过的解, 防止短期内再次选择相同的解。

外层循环贪心算法旨在通过重新划分救灾点, 提高无人机的总能效比。具体操作为: 每次选择当前剩余能量最多的无人机 k' 和当前剩余能量最少的无人机 k , 遍历无人机 k 服务的救灾点, 调用禁忌搜索算法计算其加入无人机 k' 的服务集合后的总收益, 选择总收益值增加最多的救灾点 n 加入无人机 k' 的服务集合。

内层的禁忌搜索算法旨在能量限制的条件下列出比当前单无人机路径收益值更高的路径。通过设计能量限制下单无人机路径规划评价函数和邻域移动策略, 可决定禁忌搜索的优化目标和可能的改进方向。单无人机路径规划禁忌搜索的评价函数为

$$f(\mathbf{s}_k, \{\pi_{n,i}\}, \bar{b}, \bar{m}, \lambda, \mu) = \begin{cases} L_k, u_k^{\text{extra}} \geq 0 \\ 0, u_k^{\text{extra}} < 0 \end{cases} \quad (16)$$

其中, 函数 f 用于计算式(13)中的收益值, 为使无人机满足能量限制, 当不满足能量限制时 $f=0$ 。邻域移动策略是指从已有解生成新解的方法, 单无人机路径规划问题中邻域移动策略可设计为交换当

前路径 \mathbf{s}_k 任意两点的顺序

$$\mathbf{s}_k = \{n_0, \dots, n_{k,i}, \dots, n_{k,j}, \dots, n_0\} \\ \text{neighbor}(\mathbf{s}_k) = \{n_0, \dots, n_{k,i}, \dots, n_{k,i}, \dots, n_0\} \quad (17)$$

基于贪心-禁忌搜索的多无人机路径规划算法如算法1所示。

算法1 基于贪心-禁忌搜索的多无人机路径规划算法

输入 无人机位置集合 \mathcal{K} , 救灾点集合 \mathcal{N} , 预测的救灾点人数集合 $\{\pi_{n,i}\}$, 人均数据传输量 \bar{b} , 人均物资需求 \bar{m} , 数据收集和物资投放的收益系数 λ 和 μ , 迭代次数 iter_{\max}

输出 最优多无人机路径集合 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\max}$

- 1) 根据K-Means算法计算初始救灾点划分 $\{\rho_{n,k}^{\text{init}}\}_{n \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}}$;
- 2) 根据 $\{\rho_{n,k}^{\text{init}}\}_{n \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}}$ 计算初始多无人机最短路径集合 $\{\mathbf{s}_k^{\text{init}}\}_{k \in \mathcal{K}}$;
- 3) 令 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\max} = \{\mathbf{s}_k^{\text{init}}\}_{k \in \mathcal{K}}$, 当前多无人机最短路径集合 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}} = \{\mathbf{s}_k^{\text{init}}\}_{k \in \mathcal{K}}$;
- 4) 计算无人机剩余能量 $\{u_k^{\text{extra}}\}$, 当前收益值 $L^{\text{now}} = \sum_{k \in \mathcal{K}} f(\mathbf{s}_k, \{\pi_{n,i}\}, \bar{b}, \bar{m}, \lambda, \mu)$ 和最大收益值 $L^{\max} = L^{\text{now}}$;
- 5) 调用禁忌搜索算法, 由 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{init}}$ 计算 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}}$;
- 6) 更新 $L^{\text{now}}, \{u_k^{\text{extra}}\}$, 令 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\max} = \{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}}$;
- 7) for $\text{iter}=1$ to iter_{\max} :
- 8) $k \leftarrow \text{argmin}(\{u_k^{\text{extra}}\})$;
- 9) $k' \leftarrow \text{argmax}(\{u_k^{\text{extra}}\})$;
- 10) $L^{\text{temp}} = L^{\text{now}}, \{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{temp}} = \{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}}$;
- 11) for $\forall n \in \mathcal{N}$:
- 12) if $\rho_{n,k} = 1$:
- 13) 令 $\rho_{n,k} = 0, \rho_{n,k'} = 1$ 得到 $\{\rho_{n,k}^{\text{new}}\}$ 计算初始最短路访问顺序 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{init}}$;
- 14) 调用禁忌搜索算法, 根据 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{init}}$ 计算 $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}}$ 并更新 $L^{\text{now}}, \{u_k^{\text{extra}}\}$;
- 15) if $L^{\text{now}} > L^{\text{temp}}$:
- 16) $\{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{temp}} = \{\mathbf{s}_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{now}}, L^{\text{temp}} = L^{\text{now}}$;
- 17) $\{\rho_{n,k}^{\text{temp}}\} = \{\rho_{n,k}^{\text{new}}\}$;
- 18) end if
- 19) end if

- 20) $\{s_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\max} = \{s_k\}_{k \in \mathcal{K}}^{\text{temp}}, L^{\max} = L^{\text{temp}},$
 $\{\rho_{n,k}\} = \{\rho_{n,k}^{\text{new}}\};$
 21) end for
 22) end for

算法1首先通过K-Means和禁忌搜索算法获取初始解,再通过两层循环迭代优化该初始解。其中外层循环根据无人机剩余能量调整救灾点划分,从而使无人机能量可以被充分利用;内层循环根据当前救灾点划分通过禁忌搜索算法计每架无人机最优的服务路径。禁忌搜索算法的时间复杂度可以近似为 $O(\text{iter}_{\text{TABU}} n^2)$,其中 $\text{iter}_{\text{TABU}}$ 为禁忌搜索迭代次数, n^2 为每次迭代中生成邻域解的平均数量。由算法1可知,贪心算法时间复杂度为 $O(\text{iter}_{\text{max}} n)$,其中 iter_{max} 为外层循环最大迭代次数。由于 $\text{iter}_{\text{TABU}}$ 与 iter_{max} 均为常数,因此算法1的时间复杂度为 $O(n^3)$ 。

5 仿真分析

为验证算法的有效性,本文设计了仿真实验。其中,实验区域设置为 $10 \text{ km} \times 10 \text{ km}$ 的方形区域,无人机采用四旋翼式无人机。仿真模拟实验在处理器配置为12th Gen Intel Core i7-12700H, GPU配置为英伟达 RTX3060的电脑上运行。表1列出了仿真实验相关的参数设置。

表1 仿真实验相关的参数设置

参数	符号	数值
救灾点数量	N	20~60
带宽/MHz	ψ	10
噪声功率/dBm	σ^2	-110
救灾点发射功率/W	P	0.1
人均数据量/MB	\bar{b}	0.5
人均物资需求/kg	\bar{m}	0.5
无人机飞行高度/m	D_h	100
无人机飞行速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	V	10
无人机质量/kg	M_0	10
重力常数/($\text{kg} \cdot \text{N}^{-1}$)	g	9.8
算法最大迭代数	iter_{max}	300
禁忌搜索迭代数	$\text{iter}_{\text{TABU}}$	200
数据收集系数	λ	0.5
物资配送系数	μ	0.5
参考距离/m	d_0	1
信道衰落系数	α	2

实验1首先通过元胞自动机模拟20个救灾点之间的人员移动,制作救灾点间人员移动数据集,并采用T-GCN对救灾点的人数进行预测。图4预测了一个救灾点在1100 min内的人数变化,其中,虚线为真实的救灾点人数,实线为T-GCN预测的救灾点人数。相比于真实值,预测结果的平均误差不超过10%。

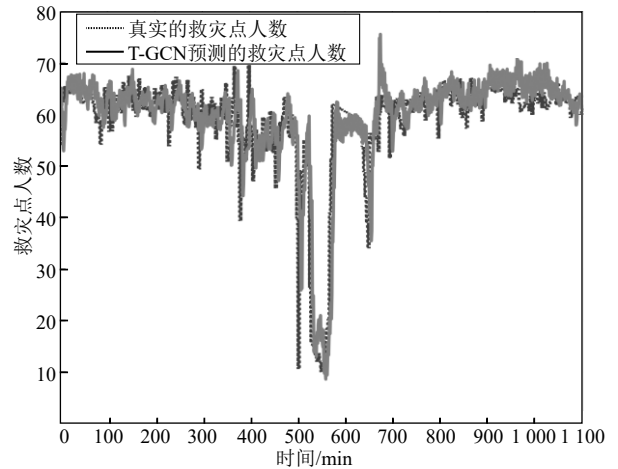
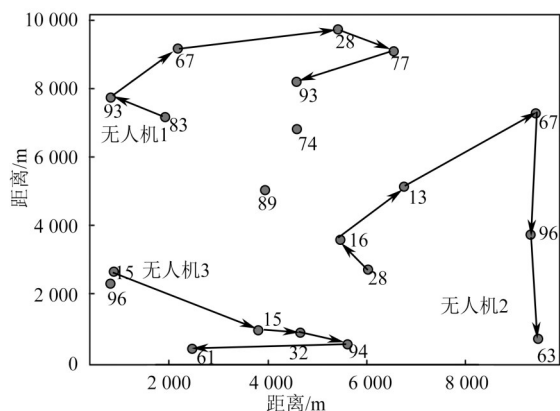


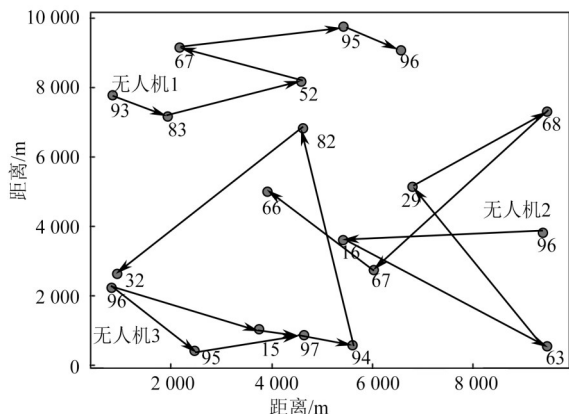
图4 救灾点人数预测

根据表1中的参数设置,实验2针对算法1中不同的救灾点数量、无人机数量和无人机初始能量设置进行了仿真,其中救灾点数量为20~60个,无人机数量为3~5架,无人机初始能量为10~30 kJ,并通过实验1中的模拟器模拟受灾人员在救灾点间的移动。

图5展示了无人机数量为3、救灾点数量为20的多无人机路径规划结果,其中,节点上的数值代表无人机服务该救灾点时的救灾点人数。图5(a)为基于K-Means-最短路径的多无人机路径规划结果;图5(b)为基于贪心-禁忌搜索的多无人机路径规划结果。其中,K-Means-最短路径算法通过K-Means划分无人机服务的救灾点,求解最短路径问题,得到每架无人机的飞行路径。通过对比可得,算法1相比于K-Means-最短路径算法,通过优化能量分配保证完成了数据收集和物资配送任务。同时,算法1在考虑无人机能量约束的情况下提高了服务人数。由于救灾点人数会随着时间发生变化,无人机访问救灾点时间段不同,其服务收益也不同。因此,相比于K-Means-最短路径算法,算法1在路径规划中考虑了无人机访问时间对总收益产生的影响,从而提高总服务收益。



(a) 基于K-Means-最短路径的多无人机路径规划结果



(b) 基于贪心-禁忌搜索的多无人机路径规划结果

图5 多元无人路径规划结果

图6对比了不同救灾点数量和不同无人机数量下算法1的收益值。当救灾点数量较少时，不同无人机数量与总收益值无明显关系，这说明无人机当前能量能够服务所有救灾点；当救灾点数量上升时，无人机能量不足，增加无人机可以显著提升总服务收益。

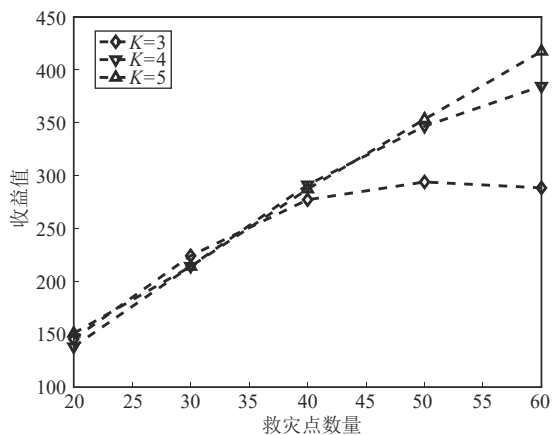


图6 不同救灾点数量和不同无人机数量下算法1的收益值

图7进一步给出了不同无人机初始能量下的收益值对比。随着无人机初始能量的提升，救灾点收益值先提升后达到稳定，说明当无人机能量满足飞行任务所需后无法继续提升收益。通过对比救灾点数量相同、无人机数量不同的情况可知，在无人机初始能量较低时，提高无人机数量可显著提高收益值；在初始能量充足的情况下，由于无人机数量增多提高了调度的灵活性，其收益值一般略高于无人机数量较少时的收益值。

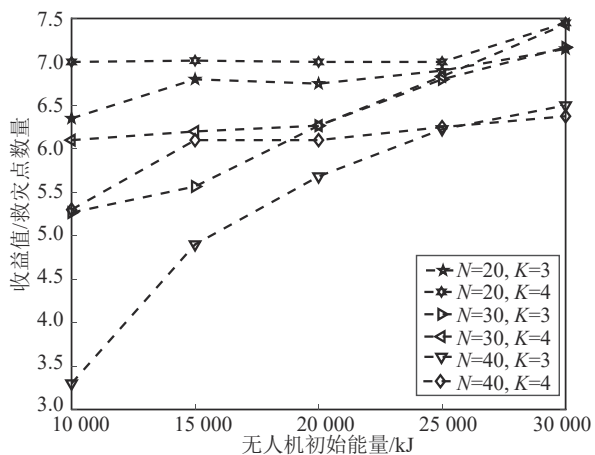


图7 不同无人机初始能量下的收益值对比

实验3对比了不同算法的多无人机路径规划收益值，如图8所示。相比于其他2种算法，算法1的无人机服务收益分别提升了35%和12%。此外，由不同用户数量对应解的分布可知，相较于其他2种算法，不同救灾点分布的测试数据下算法1可以得到方差较小的测试结果。表2展示了3种算法在不同救灾点数量时的平均收益值。

由于救灾点人数变化会使服务救灾点的收益动态变化，根据预测结果进行路径规划可优化无人机访问顺序，提高无人机服务收益。实验4对比了在无人机数量为4、救灾点数量20~60时，使用救灾点人数预测对无人机收益的影响。在使用T-GCN预测的救灾点人数、无预测的救灾点人数以及真实救灾点人数这3种不同输入情况下，运行算法1进行多无人机路径规划，得到的总收益值如图9所示。结果显示，使用T-GCN预测的救灾点人数的无人机服务收益比无预测进行路径规划的收益平均提升10%。采用T-GCN预测的救灾点人数和采用真实救灾点的人数进行路径规划服务收益差距不超过3%。

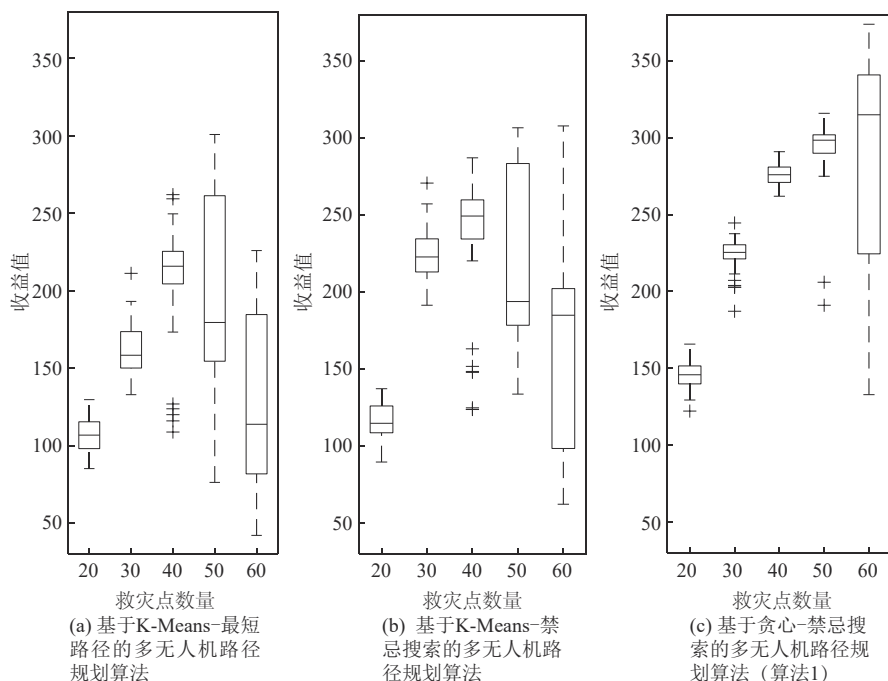


图8 不同算法的多无人机路径规划收益值

表2 3种算法在不同救灾点数量时的平均收益值

算法	N=20	N=30	N=40	N=50	N=60
基于K-Means-最短路径的多无人机路径规划算法	106.7	160.7	207.1	202.5	132.2
基于K-Means-禁忌搜索的多无人机路径规划算法	115.9	223.7	236.7	222.5	155.0
算法1	145.5	224.2	277.2	294.0	288.4

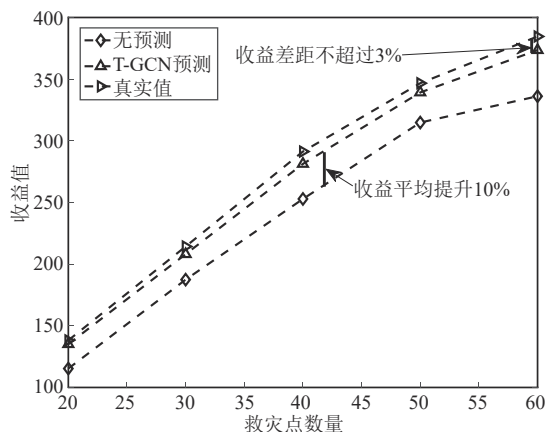


图9 T-GCN预测与真实值下收益值对比

6 结束语

本文研究了应急救援场景下的多无人机物资投放和数据收集问题，以最大化救灾点收益为目标，考虑了无人机数量、无人机能量、救灾点人数动态

变化，建立了感-通-物多目标融合应急无人机路径规划数学模型，提出了感-通-物两阶段无人机路径规划求解框架，引入了T-GCN对救灾点人流量进行预测，并提出了基于贪心-禁忌搜索的多无人机路径规划算法。相比于贪心算法和禁忌搜索算法，本文所提算法的无人机服务总收益分别提升了35%和12%；相比于无预测的多无人机路径规划方案，总服务收益提高了10%。随着无人机控制灵活度的提升，未来研究将利用已收集的短时数据进行实时受灾人员数量预测和路径规划。

参考文献:

- [1] WANG L, WU H Q, DING Y N, et al. Hypergraph-based wireless distributed storage optimization for cellular D2D underlays[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(10): 2650-2666.
- [2] WANG L, TANG H, WU H Q, et al. Resource allocation for D2D communications underlay in Rayleigh fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1159-1170.
- [3] WANG L, WU H Q. Fast pairing of device-to-device link underlay for spectrum sharing with cellular users[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(10): 1803-1806.
- [4] WANG L, WU H Q, HAN Z, et al. Multi-hop cooperative caching in social IoT using matching theory[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2127-2145.
- [5] ZENG Y, ZHANG R, LIM T J. Wireless communications with unmanned aerial vehicles: opportunities and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(5): 36-42.

- [6] DABIRI M T, SAFI H, PARSAEEFARD S, et al. Analytical channel models for millimeter wave UAV networks under hovering fluctuations [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(4): 2868-2883.
- [7] TIAN B X, WANG L, XU L M, et al. UAV-assisted wireless cooperative communication and coded caching: a multiagent two-timescale DRL approach[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(5): 4389-4404.
- [8] 王莉, 魏青, 徐连明, 等. 面向通信-导航-感知一体化的应急无人机网络低能耗部署研究[J]. *通信学报*, 2022, 43(7): 1-20.
WANG L, WEI Q, XU L M, et al. Research on low-energy-consumption deployment of emergency UAV network for integrated communication-navigating-sensing[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(7): 1-20.
- [9] 张宇明, 徐连明, 印思源, 等. 面向信息年龄的应急无人机网络低能耗信息采集和传输调度机制[J]. *通信学报*, 2023, 44(7): 1-13.
ZHANG Y M, XU L M, YIN S Y, et al. Information age-oriented low-energy information collection and transmission scheduling mechanism for emergency UAV network[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(7): 1-13.
- [10] LIANG Y, XU W Z, LIANG W F, et al. Nonredundant information collection in rescue applications via an energy-constrained UAV[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 2945-2958.
- [11] DENG Z L, GAO Y H, HU A H, et al. A mobile phone uplink CPDP-DTDOA positioning method using UAVs for search and rescue[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(18): 18170-18179.
- [12] 白露, 孙铭然, 黄子蔚, 等. 面向应急通信的多无人机协同信道建模研究[J]. *通信学报*, 2023, 44(7): 38-50.
BAI L, SUN M R, HUANG Z W, et al. Research on cooperative channel modeling of multi-UAV for emergency communication[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(7): 38-50.
- [13] 许文俊, 吴思雷, 王凤玉, 等. 基于多智能体强化学习的大规模灾后用户分布式覆盖优化[J]. *通信学报*, 2022, 43(8): 1-16.
XU W J, WU S L, WANG F Y, et al. Multi-agent reinforcement learning based distributed coverage optimization for large-scale post-disaster users[J]. *Journal on Communications*, 2022, 43(8): 1-16.
- [14] LIU X L, ANSARI N. Resource allocation in UAV-assisted M2M communications for disaster rescue[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2019, 8(2): 580-583.
- [15] DONG J, OTA K, DONG M X. UAV-based real-time survivor detection system in post-disaster search and rescue operations[J]. *IEEE Journal on Miniaturization for Air and Space Systems*, 2021, 2(4): 209-219.
- [16] RIBEIRO R G, COTA L P, EUZÉBIO T A M, et al. Unmanned-aerial-vehicle routing problem with mobile charging stations for assisting search and rescue missions in postdisaster scenarios[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2022, 52(11): 6682-6696.
- [17] HUANG Z R, CHEN C C, PAN M X. Multiobjective UAV path planning for emergency information collection and transmission[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(8): 6993-7009.
- [18] ZENG Y, XU J, ZHANG R. Energy minimization for wireless communication with rotary-wing UAV[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(4): 2329-2345.
- [19] LU Y C, XUE Z C, XIA G S, et al. A survey on vision-based UAV navigation[J]. *Geo-spatial Information Science*, 2018, 21(1): 21-32.
- [20] SAADI A A, SOUKANE A, MERAIHI Y, et al. UAV path planning using optimization approaches: a survey[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2022, 29(6): 4233-4284.
- [21] 付澍, 杨祥月, 张海君, 等. 物联网数据集中无人机路径智能规划[J]. *通信学报*, 2021, 42(2): 124-133.
FU S, YANG X Y, ZHANG H J, et al. UAV path intelligent planning in IoT data collection[J]. *Journal on Communications*, 2021, 42(2): 124-133.
- [22] 魏振春, 孙仁浩, 吕增威, 等. 联合充电和数据收集的WCE多目标路径规划算法[J]. *通信学报*, 2018, 39(10): 22-33.
WEI Z C, SUN R H, LYU Z W, et al. WCE multi-objective path planning algorithm for combined charging and data collection[J]. *Journal on Communications*, 2018, 39(10): 22-33.
- [23] LIU Y C, ZHAO Y J. A virtual-waypoint based artificial potential field method for UAV path planning[C]//*Proceedings of the 2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2016: 949-953.
- [24] LIU Y, ZHANG X J, GUAN X M, et al. Adaptive sensitivity decision based path planning algorithm for unmanned aerial vehicle with improved particle swarm optimization[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2016, 58: 92-102.
- [25] MARDANI A, CHIABERGE M, GIACCONE P. Communication-aware UAV path planning[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 52609-52621.
- [26] SUN X X, PAN S, CAI C, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved intelligent water drop algorithm[C]//*Proceedings of the 2018 Eighth International Conference on Instrumentation & Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 867-872.
- [27] HOU X J, LIU F, WANG R J, et al. A UAV dynamic path planning algorithm[C]//*Proceedings of the 2020 35th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 127-131.
- [28] LI Y B, MENG X Z, YE F, et al. Path planning based on clustering and improved ACO in UAV-assisted wireless sensor network[C]//*Proceedings of the 2020 IEEE USNC-CNC-URSI North American Radio Science Meeting (Joint with AP-S Symposium)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 57-58.
- [29] 徐佳, 袁鸣, 吴思徐, 等. 一种针对无人机配送网络的能量自维持调度方案[J]. *物联网学报*, doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00359.
XU J, YUAN M, WU S X, An energy self-sustaining scheduling scheme for UAV delivery networks[J]. *Chinese Journal on Internet of Things*, doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2023.00359.
- [30] LI L, GU Q, LIU L. Research on path planning algorithm for multi-UAV maritime targets search based on genetic algorithm[C]//*Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 840-843.
- [31] ALFATTANI S, JAAFAR W, YANIKOMEROGLU H, et al. Multi-

UAV data collection framework for wireless sensor networks[C]//Proceedings of the 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.

- [32] WANG T Z, LIU Z Y, XU L M, et al. An efficient and robust UAVs' path planning approach for timely data collection in wireless sensor networks[C]//Proceedings of the 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2022: 914-919.
- [33] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021(2):107376.
- [34] XIE R L, MENG Z J, ZHOU Y M, et al. Heuristic Q-learning based on experience replay for three-dimensional path planning of the unmanned aerial vehicle[J]. Science Progress, 2020, 103(1): 1-18.
- [35] XIAO C H, ZOU Y Y, LI S Y. UAV multiple dynamic objects path planning in air-ground coordination using receding horizon strategy[C]//Proceedings of the 2019 3rd International Symposium on Autonomous Systems (ISAS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 335-340.
- [36] YANG Q S, LIU J, LI L Q. Path planning of UAVs under dynamic environment based on a hierarchical recursive multiagent genetic algorithm[C]//Proceedings of the 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-8.
- [37] 张薇, 何若俊. 面向物联网数据收集的无人机自主路径规划[J]. 航空学报, doi: 10.7527/S1000-6893.2023.29054.
ZHANG W, HE R J. Autonomous trajectory design for IoT data collection by UAV[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, doi: 10.7527/S1000-6893.2023.29054.
- [38] ZHAO L, SONG Y J, ZHANG C, et al. T-GCN: a temporal graph convolutional network for traffic prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(9): 3848-3858.
- [39] YU X Y, LIU Z Y, XU L M, et al. Lifetime maximization for UAV-enabled integrated localization and communication networks in emergency scenarios[C]//Proceedings of the 2022 14th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2022: 905-909.
- [40] 黄莹, 尹文龙. 多旋翼无人机在救援领域的应用与发展[J]. 中国应急救援, 2019(5): 31-34.
HUANG Y, YIN W L. Application and development of multi-rotor UAV in rescue field[J]. China Emergency Rescue, 2019(5): 31-34.
- [41] BASU S. Tabu search implementation on traveling salesman problem and its variations: a literature survey[J]. American Journal of Operations Research, 2012, 2(2): 163-173.

[作者简介]



许云鹏 (1977-), 男, 河北石家庄人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为通信导航感知网络、智能算法、计算机视觉等。



谢雅琪 (1997-), 女, 河北廊坊人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为应急通信网络、应急无人物流调度等。



于然 (1986-), 女, 河北承德人, 国网冀北电力有限公司信息通信分公司通信运检技术高级师, 主要研究方向为电力信息通信调运检、应急通信等。



侯鲁洋 (1991-), 男, 河南平顶山人, 博士, 北京邮电大学特聘副研究员, 主要研究方向为智能指挥调度、车网交互与边缘计算、无人机动态部署等。



王凯亮 (1994-), 男, 山东济南人, 国网冀北电力有限公司信息通信分公司中级工程师, 主要研究方向为电力业务通信网架构、分布式新能源调度组网等。

徐连明 (1981-), 男, 山东潍坊人, 博士, 北京邮电大学讲师, 主要研究方向为通导组网、边缘网络、定位导航等。