

文章编号:1672-3961(2025)05-0101-09

DOI: 10.6040/j.issn.1672-3961.0.2024.338

基于车辆与无人机协同的巡检任务分配与路径规划算法

李晓辉,刘小飞,孙炜桐,赵毅,董媛,靳引利*

(长安大学电子与控制工程学院,陕西西安710064)

摘要:为了研究地面车辆与无人机在巡检过程中的最佳任务分配策略及路径规划问题,提出一种两阶段混合式启发算法——改进自适应大邻域搜索(improved adaptive large neighborhood search, IALNS)算法。第一阶段根据待巡检节点的不同需求等级及距离等因素,利用聚类算法对目标节点进行划分;第二阶段采用一种混合式启发算法解决路线调度问题,增加6种新的局部优化算子,引入节点重分配策略,经过迭代得到成本最小的车辆与无人机协同混合路线。对所提算法解和其他算法解进行测试和比较分析,试验数据表明,IALNS算法在解决车辆与无人机协同巡检问题时具有显著优势。

关键词:路径规划;车辆与无人机协同模式;聚类算法;自适应大邻域搜索;局部优化

中图分类号:TP18

文献标志码:A

引用格式:李晓辉,刘小飞,孙炜桐,等.基于车辆与无人机协同的巡检任务分配与路径规划算法[J].山东大学学报(工学版),2025,55(5):101-109.

LI Xiaohui, LIU Xiaofei, SUN Weitong, et al. An inspection task assignment and path planning algorithm based on vehicles-UAVs collaboration[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(5):101-109.

An inspection task assignment and path planning algorithm based on vehicles-UAVs collaboration

LI Xiaohui, LIU Xiaofei, SUN Weitong, ZHAO Yi, DONG Yuan, JIN Yinli*

(School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: To study the optimal task allocation strategy and path planning problem of ground vehicles and unmanned aerial vehicles (UAVs) in the inspection process, an improved adaptive large neighborhood search (IALNS) algorithm—a two-stage hybrid heuristic algorithm—was proposed. In the first stage, a clustering algorithm was used to divide the target nodes according to the different demand levels and distances of the nodes to be inspected. In the second stage, a hybrid heuristic algorithm was used to solve the route scheduling problem. Six new local optimization operators were added, and a node redistribution strategy was introduced. The cooperative hybrid route with the minimum cost for vehicles and UAVs was obtained after iterations. The proposed algorithm solutions and other algorithm solutions were tested and comparatively analyzed, and the experimental data showed that the IALNS algorithm had significant advantages in solving the vehicles-UAVs cooperative inspection problem.

Keywords: path planning; vehicles-UAVs cooperative mode; clustering algorithm; adaptive large neighborhood search; local optimization

收稿日期:2024-12-23

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2019YFB600700)

第一作者简介:李晓辉(1982—),男,陕西西安人,讲师,硕士生导师,博士,主要研究方向为智能算法、路径规划等。

E-mail: xiaohui.li@chd.edu.cn

* 通信作者简介:靳引利(1972—),男,陕西户县人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为智慧公路系统、公路交通元宇宙等。

E-mail: yljn@chd.edu.cn

0 引言

确保各种设施稳定运行是维持整个社会正常运行的必备条件,因此需要定期对不同类型的设施进行检查和维修。传统的巡检方式在安全性、准确性及时效性上无法保证,往往需要付出大量的人力和物力,造成资源的极大浪费。利用无人机灵活、精准、安全、自动化等诸多优势^[1],通过与传统载具相结合,形成一种新型的车辆与无人机协同的巡检方式。车辆与无人机结合的方式能相互弥补各自的不足,极大提升巡检效率,降低巡检和维护成本^[2]。该方式可以应用于各种范围广泛、环境复杂的分布式设施,例如对户外电力输送系统的塔台进行巡检,既能避免人工巡检中可能出现的误判和漏判情况,又能有效规避人工巡检过程中存在的安全隐患。

文献[3]最早提出车辆与无人机协同的工作方式,同时研究了一种混合整数线性规划模型和一种基于“车辆第一,无人机第二”思想的启发式算法;文献[4]研究无人机旅行推销员问题(traveling salesman problem with drone, TSP-D),基于局部搜索或动态规划构建无人机飞行路线;文献[5]设计一种考虑更现实假设的改进 TSP-D 问题模型,车辆不仅可以在节点上运送和拾取无人机,还可以沿着路线途中运送和拾取无人机;文献[6]利用数学方法表述最小成本的 TSP-D 问题,提出贪婪随机自适应搜索过程(greedy random adaptive search process, GRASP)算法解决该问题;文献[7]通过优化无人机数量及车辆与无人机的路线,最小化无人机成本;文献[8]考虑时间窗限制,采用改进后的 K -means 算法和遗传模拟退火算法联合优化配送路线;文献[9]研究无人机协同的车辆路线问题(vehicle routing problem with drones, VRP-D),专注于推导不同交付选项总交付时间比率的最坏情况界限;文献[10]研究一架无人机可以与多辆车一起行驶的 VRP-D 问题,提出混合整数规划模型和分支-切割算法;文献[11]利用一种两阶段启发式算法,有效解决车机协同分区配送问题(vehicle routing problem with drones considering zoned distribution, VRPD-ZD);文献[12]提出 VRP-D 问题模型的扩展,其中无人机不仅可以在顶点处发射和回收,还可以在位于每个弧上的一些离散点上发射和回收;文献[13]改进人工蜂群算法,更新 VRP-D 问题的若干最优解;文献[14]考虑地面车辆与无人机结合的即时投送,提出一种车辆与无人机即时交付的集

成方案;文献[15]使无人机从运载车上携带多个包裹,目的是寻找最优分配路径;文献[16]提出一种具有两个不同面向时间目标函数的新混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)模型,将车辆无人机串联集成到运输系统中,可以提高交付速度;文献[17]考虑易腐产品特点,在研究问题上增加时间窗的限制,构建一个双目标数学模型,分析相关参数敏感度;文献[18]考虑车辆避障问题,通过确定障碍物的优先顺序和避障路径,确保车辆平稳交付路线;文献[19]研究物流系统的计划交付和按需取货的动态车辆-无人机路线问题,提出一个启发式解决方案框架;文献[20]提出无人机多站点车辆路径问题(multi-depot vehicle routing problem with drones, MDVRP-D)模型,讨论其数学公式、求解算法及试验过程;文献[21]提出基于深度强化学习的新型分层决策方法,解决车辆和无人机当日送达的调度和路线规划问题;文献[22]研究具有多个异构无人机的多次访问车辆路径问题,对无人机和算法参数进行大量试验分析。

目前解决关于车辆与无人机协同的路径规划问题的方法种类繁多。作为多仓库问题的新变体,元启发式算法和 MILP 模型求解器^[23]等都是解决该类问题的有效途径。由于不同类型问题在车辆与无人机的约束条件上存在差异^[24],许多需要研究的问题尚未得到充分重视。本研究提出的算法旨在为面对不同需求等级的大规模巡检任务提供一种可行的车辆与无人机协同方案,通过试验数据及与其他算法的对比验证,证明所提算法在实际应用中的可行性。

1 问题模型

对于一系列需要巡检和维护的节点,存在若干个仓库,其中每个仓库内配备一辆车及与之协同的无人机。车辆与无人机需要访问所有的待巡检节点。车辆从仓库出发,为了访问所有节点,无人机从车辆上发射,在另一个位置重新加入车辆,每个待巡检节点只能由车辆或无人机访问一次。某些节点由于需要进行设备维护,任务等级更高,只能由车辆访问。此外,由于无人机的能耗限制,在巡检完一个节点后必须重新返回车辆,之后可以再次起飞,继续访问其他待巡检节点。当访问完所有节点后,无人机与车辆必须回到仓库节点。该问题以最小化整个过程成本为目标函数,最终得到最优的车辆无人机协同巡检路径规划方案。为了简化问

题,本研究对模型做出以下假设:整个过程的目标函数是车辆运行耗油量和无人机飞行耗电量的总和;无人机允许从仓库单独访问节点后再返回仓库;车辆禁止返回其他仓库节点;在下次起飞前,必须回收无人机;无人机禁止访问需求等级超出自身能力的节点。

车辆与无人机协同的巡检路线示例如图 1 所示,其中 A、B 代表 2 个仓库,1~12 代表 12 个待巡检节点。

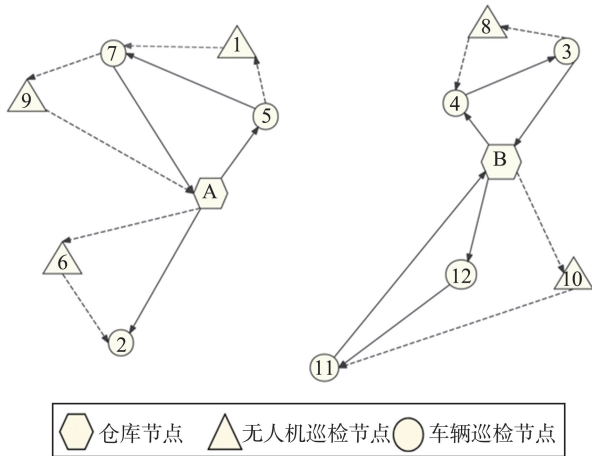


图 1 车辆与无人机协同的巡检路线示例

Fig.1 Examples of solutions for vehicles-UAVs collaboration

2 算法设计

针对不同类型分级巡检任务的路径规划问题,本研究重点关注无人机与地面车辆在巡检过程中

的节点分配策略及最佳路线规划策略。采用一种基于两阶段的混合式启发算法,在第一阶段,利用聚类算法对所有需要巡检的节点进行聚类分区,根据所需的任务等级及距离因素等将待巡检节点划分为不同区域;在第二阶段,确定好集群分配后,采用基于自适应大邻域搜索 (adaptive large neighborhood search, ALNS) 算法的改进式启发算法,在运行过程中通过不断迭代,得到车辆与无人机的协同混合巡检路线,最终得到较好的近似解。具体算法的框架如图 2 所示。

2.1 基于聚类算法分配待巡检节点

该阶段的目标是根据需求等级或距离因素将不同的巡检节点分配到不同的无人机和车辆路线上。考虑利用 K -medoids 聚类算法将关联性强、关系紧密的巡检节点分配到同一集群中。与 K -means 聚类不同, K -medoids 选择实际的巡检节点作为聚类中心。由于所解决的问题已指定仓库节点,本研究将距离最终聚类中心最近的仓库节点作为聚类中心。

2.2 利用启发算法得到车辆与无人机协同的巡检方案

在确定好节点分配后,本研究主要目标转化为如何找到最佳的车辆与无人机协同解决方案,使整个巡检过程成本最小。该阶段使用改进的自适应大规模邻域搜索 (improved adaptive large neighborhood search, IALNS) 算法,对 ALNS 算法做出进一步修改和提升,经过一定的迭代次数后,能够输出一个优秀的协同解决方案。

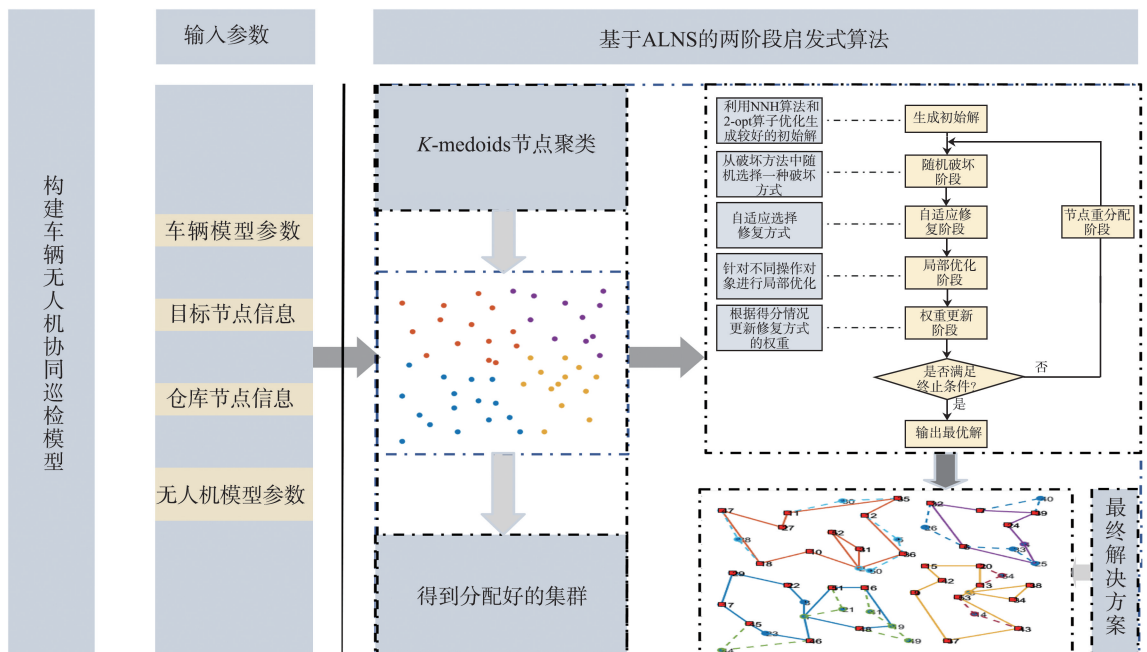


图 2 两阶段的混合式启发算法

Fig.2 Two-stage hybrid heuristic algorithm

IALNS 算法在 ALNS 的基础上增加新的能够提升算法整体性能的操作步骤(如节点重分配策略、针对不同对象的局部优化算子及新的破坏和修复算子)。IALNS 算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1 IALNS 算法

输入:已分配的集群 C_L 。

输出:成本最小的车辆和无人机协同巡检方案。

- (1) for 每个集群 in C_L do;
- (2) 生成初始解;
- (3) end for;
- (4) while(未达到设定运行时间);
- (5) 随机选择破坏方式;
- (6) 自适应选择修复方式;
- (7) 局部优化;
- (8) if 新解优于最优解, then;
- (9) 最优解 = 新解;
- (10) 保存车辆路径;
- (11) 保存无人机路径;
- (12) if 最优解在设定次数内未更新, then;
- (13) 节点重新分配;
- (14) 更新修复方式的权重;
- (15) end.

2.2.1 解决方案的表示方法

本研究用序列表示每个解决方案的路线,序列数为 $2N$,其中 N 为仓库数量。前 N 个序列代表车辆访问路线,后 N 个序列代表无人机访问路线,其中仓库的节点号为 0。图 1 解决方案的表示方法如图 3 所示。

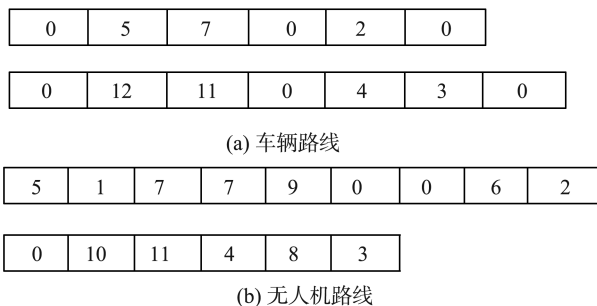


图 3 车辆与无人机路线表示方法

Fig.3 Representation of vehicles and UAVs routes

2.2.2 初始解的生成

在算法开始迭代前,通过最近邻启发式(nearest neighbor heuristic, NNH)算法与局部优化算子相结合,生成一个较好的仅车辆访问的巡检方案。利用 FindBest_Sorties 函数将仅有车辆路线的解决方案变为车辆与无人机协同的有效解。FindBest_Sorties 函数的主要作用是将车辆路线中某些节点转换为

无人机访问节点,并为它们找到最优的发射和回收顶点。FindBest_Sorties 函数的伪代码如算法 2 所示,其中无人机的某一架次用连续的 3 个节点 $\langle x, y, z \rangle$ 表示, N_{um} 为车辆路线中的节点总数。

算法 2 FindBest_Sorties 函数

输入:仅有车辆路线组成的解决方案。

输出:车辆与无人机协同的巡检方案。

- (1) for 解决方案 in 车辆路径 do;
- (2) for 每个节点 in 解决方案 do;
- (3) 考虑将该节点 p 作为无人机访问顶点;
- (4) for $x=0$ to N_{um} ;
- (5) for $z=x+1$ to $x+3$;
- (6) 构建新架次 $\langle x, p, z \rangle$;
- (7) if $\langle x, p, z \rangle$ 满足所有限制条件, then;
- (8) 将 $\langle x, p, z \rangle$ 插入无人机路线;
- (9) 将节点 p 从车辆路线中移除;
- (10) end for;
- (11) end for;
- (12) end for;
- (13) end for.

2.2.3 破坏方式和修复方式

在第二阶段对当前解进行破坏操作和修复操作时,本研究提供 3 种破坏方法和 4 种修复方法。破坏方法主要包括随机破坏、集群破坏及贪心破坏。前 2 种破坏方式与文献[25]中提出的破坏方式相似;贪心破坏的算子是基于贪心思想,遍历路线中的每个节点,将每辆车的子路线中对其适应度影响最大的节点拆除。上述 3 种破坏方式在拆除时,要考虑拆除的节点可能是无人机某一架次的发射或回收节点,因此最终拆除的节点数量可能比设定数量多。修复方法主要有最优车辆路线插入、贪心插入、最近插入和等级插入。最优车辆路线插入考虑将待修复节点作为车辆路线的一部分,找到最佳的插入位置;贪心插入是基于“车辆第一,无人机第二”的思想,分别计算作为车辆路线和无人机路线的适应度,贪心选择成本增加少的方法插入;最近插入是将待修复顶点插入距离其最近的节点附近;等级插入优先考虑任务等级更高的节点,先插入只能由车辆访问的节点,再考虑其他节点。

2.2.4 局部优化

在算法保存聚类的最优解之前,本研究针对

迭代得到的最优解决方案进行局部优化。局部优化策略针对不同的操作对象设计不同的优化算子。针对车辆路线,本研究主要利用 2-opt、Shift 操作算子对单个车辆的每个子路径进行优化,不同车辆之间的路径优化策略主要使用节点互换策略。针对无人机路线,本研究设计 6 种局部优化算子:N1 优化算子考虑车辆路线中是否存在可以成为无人机巡检的节点,N2 优化算子考虑改变现

有架次的发射与回收顶点,N3 优化算子考虑将现有架次的发射顶点与回收顶点向前或向后移动,N4 优化算子考虑交换同一车辆不同架次的巡检节点,N5 优化算子考虑将车辆路线中可能成为无人机巡检的顶点与现有架次的巡检节点交换,N6 优化算子考虑将无人机的巡检顶点与发射或回收顶点交换。局部优化算子的具体优化操作示意图如图 4 所示。

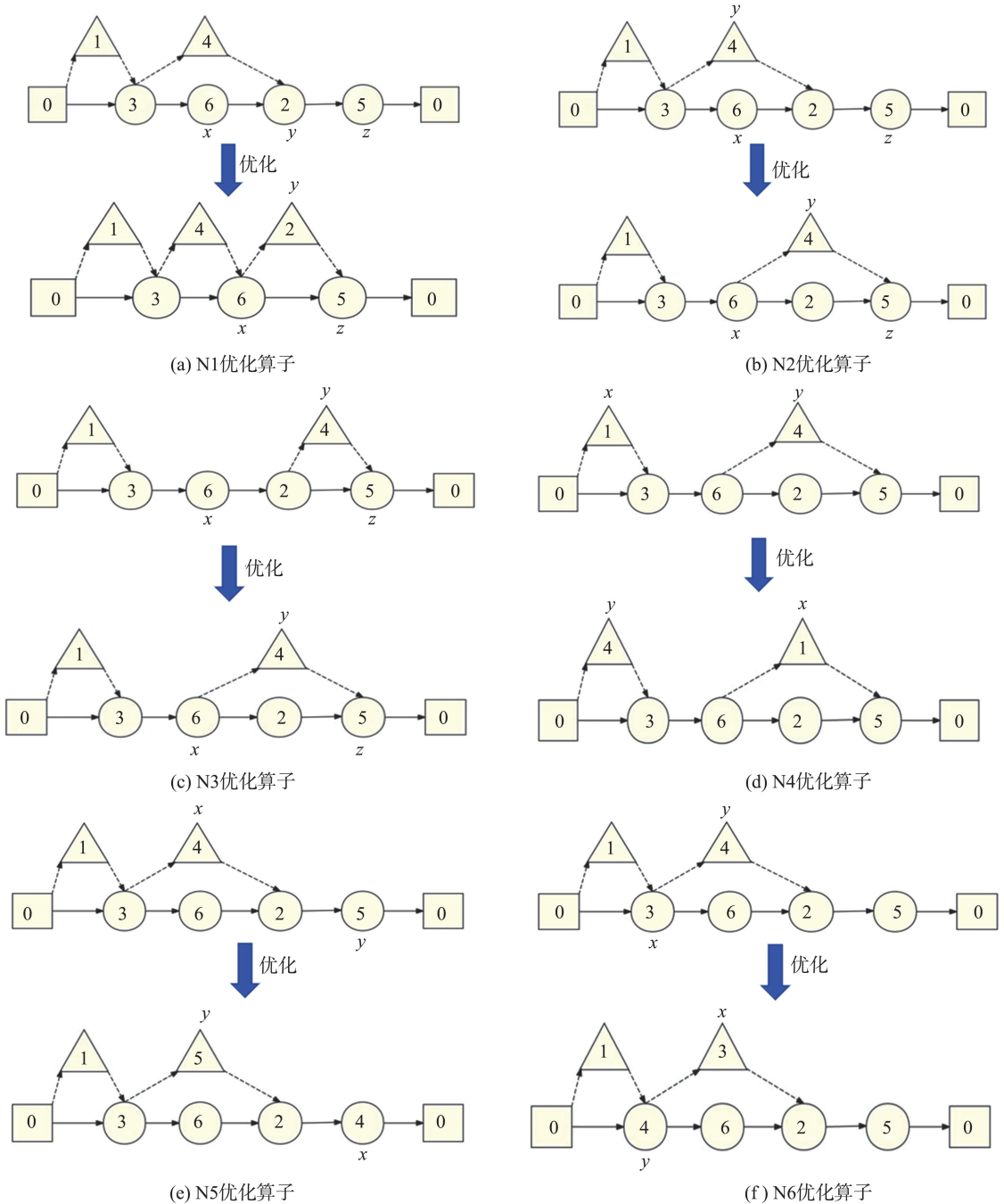


图 4 局部优化算子
Fig.4 Local optimization operator

2.2.5 节点重分配

对于车辆与无人机协同巡检问题的解决方

案,节点分配和路线调度不是相互独立的。解决方案的最终成本很大程度上取决于第一步中使用

的分配算法。当最优解在设定的循环次数内未更新时,为了防止陷入局部最优,本研究考虑通过改变集群的分配方式增加种群多样性。使用4种不同的节点重分配方法对集群进行拆分、重组,具体如下。

(1) 模糊 C -均值(fuzzy C -means, FCM) 聚类重分配

FCM 聚类是一种基于模糊逻辑的聚类算法,旨在将数据分成若干个模糊类别。与传统聚类算法不同,FCM 聚类允许一个数据点同时属于多个簇,但每个簇的隶属度不同。每个数据点根据其与各簇中心的距离,获得一个隶属度,表示该数据点属于各个簇的程度。FCM 聚类重分配的基本步骤如下:①选择簇数 C ,随机初始化每个数据点对每个簇的隶属度 U_{ic} ;②根据隶属度 U_{ic} 计算每个簇的中心 V_c ;③根据新的簇中心,更新 U_{ic} ;④重复步骤②和③,直到隶属度矩阵 U 和簇中心收敛。

本研究在利用 FCM 聚类算法得到 U 后,采用与轮盘赌结合的方法,将 FCM 聚类的不确定性与轮盘赌的确定性相结合,将待巡检节点分配到各个区域中。

(2) 距离重分配

距离重分配是通过计算每个节点距离最近的仓库节点与次近的仓库节点之间的距离差进行排序,得到一个相对序列。在每次变化集群时,考虑将序列中距离差较小的前 n 个节点从原集群中删除,并加入次近的仓库节点所在集群中。

(3) 就近重分配

就近重分配考虑该节点与其距离最近节点之间的分配关系进行重新分配,主要思想是:给定一个集合 G ,找到每个节点所在集群与其最近节点所在集群,若两个节点分属于不同集群,则将该节点记录在集合 G 中。

在重新分配节点时,考虑在集合 G 中任意选择 m 个节点,将它们从原集群中删除,并加入次近的仓库节点所在集群中。

(4) 可交换节点重分配

可交换节点重分配策略是指在算法开始迭代前,根据设定的距离范围 B_{BOUND} 确定一批可交换的巡检节点。可交换节点 n_c 需满足

$$\frac{D_{\text{istance}}(n_c, n_s) - D_{\text{min}}}{D_{\text{min}}} \leq B_{\text{BOUND}},$$

式中, $D_{\text{istance}}(n_c, n_s)$ 为 n_c 到仓库节点 n_s 的欧氏距离, D_{min} 为 n_c 到最近仓库的距离。在每次进行集群

变化时,考虑从确定的可交换节点中随机选择 w 个节点,将它们从原集群中删除,并加入次近的仓库节点所在集群中。

2.2.6 修复算子和节点重分配的选择策略

对于 2.2.3 节中提出的破坏方式和修复方式,在算法进行迭代时,每次从破坏方式中随机选择一种,修复方式是基于得分的权重自适应性进行选择。修复方式的选择思想是:在迭代过程中,算法根据当前选择的修复方式产生新的解决方案,通过新方案的优劣更新该修复方式的得分情况,根据该分数实时更新该方式的权重。

对于 2.2.5 节中提出的 4 种重分配策略,本研究根据择优原则进行选取。对于当前选定的重分配策略,若利用该策略产生的新解比最优解更好,在下次重分配时继续选择该策略;若产生的新解未能更新最优解,则随机选择 4 种分配策略中的 1 种,同时,算法会确保下次集群变化在最优解对应的种群上进行。

3 数据分析

为求解本研究设计的路径优化模型,使用 Visual Studio 2022 编程,在一台处理器为 AMD Ryzen 5 6600H、16 G 内存、操作系统为 Win11 64 位的计算机上运行。

本研究通过与其他算法之间的对比验证所提算法的优势。在对比试验中,IALNS 算法考虑每个算例的最优解、平均解、标准差及差距 G_{ap} (即 IALNS 最优解与所有对比算法中最优解的差与 IALNS 最优解的比, G_{ap} 越小,表示优化程度越高),其他对比算法只考虑最优解和平均解。本研究在 MDVRP-D 的基准数据集上对前 16 个实例进行测试。这 16 个实例中包含 50~249 个客户节点和 5 个仓库节点,有随机分布的客户和规律分布的客户。本研究选择混合蚁群算法(hybrid ant colony algorithm, HACO)、模拟退火算法(simulated annealing, SA)、遗传算法(genetic algorithm, GA)及粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)进行对比分析,其中每个实例运行 20 次。在算法运行时间设定上,采用统一变量原则,针对不同规模的实例设定不同的运行时间。试验数据保存不同算法在相同运行时间内得到的最优解和平均解。IALNS 算法与对比算法的试验结果如表 1 所示。

表1 IALNS算法与对比算法的试验结果
Table 1 Test results of IALNS algorithm and comparison algorithm

实例	IALNS				HACO		SA		GA		PSO	
	最优解	平均解	标准差	G_{ap}	最优解	平均解	最优解	平均解	最优解	平均解	最优解	平均解
1	20.275	21.504	0.415	-0.078	21.858	22.002	22.473	22.919	23.861	24.666	24.196	25.576
2	17.162	17.444	0.182	0	17.167	17.654	17.719	18.216	20.985	21.369	18.603	20.106
3	24.541	25.717	0.379	-0.041	25.557	25.966	26.820	27.739	31.966	33.787	32.150	32.698
4	37.841	39.302	0.734	-0.081	40.891	42.290	42.837	44.415	64.665	68.098	59.751	64.007
5	26.980	29.315	0.870	-0.101	29.702	29.796	31.361	33.107	54.415	57.993	52.512	55.173
6	32.056	33.284	0.570	-0.038	33.263	34.479	36.039	37.039	48.591	51.525	46.851	48.411
7	33.900	36.004	0.771	-0.105	37.443	38.398	38.204	39.282	47.242	48.661	44.258	46.073
8	215.757	222.626	3.898	-0.071	231.119	239.603	245.879	251.277	829.819	843.330	797.757	823.670
9	177.015	182.510	2.229	-0.044	194.528	201.373	184.877	191.087	607.434	621.111	564.023	588.067
10	171.817	181.558	5.229	-0.046	192.728	201.228	179.692	187.764	516.771	533.501	484.405	497.926
11	159.665	167.191	3.641	-0.034	165.137	169.894	169.844	175.655	438.722	452.580	399.680	415.538
12	45.109	46.668	0.939	-0.009	45.502	46.670	47.832	49.894	99.597	109.579	74.653	78.857
13	60.098	61.679	0.830	-0.102	66.368	72.890	66.232	69.268	137.364	149.443	139.125	152.626
14	63.735	65.032	0.574	-0.107	77.375	83.580	70.582	73.698	144.871	155.867	152.500	163.589
15	91.451	94.543	2.161	-0.047	95.729	109.654	97.428	101.484	236.812	256.430	154.575	167.256
16	123.366	129.408	3.409	-0.061	150.671	169.176	130.910	139.433	323.487	341.841	310.085	322.266

在算法整体性能评估上,本研究计算 IALNS 算法与其他对比算法在每个实例下最优解和平均解对应的 G_{ap} ,对所有 G_{ap} 取平均,得到整体最优解和平均解。由表 1 可以看出:在 16 个实例上,IALNS 算法的最优解、平均解均优于其他算法;与 HACO 相比,IALNS 算法整体最优解和平均解分别提高 8.53%和 9.24%;与 SA 相比,IALNS 算法整体最优解和平均解分别提升 9.18%和 8.68%;与 GA 和 PSO 相比,IALNS 算法的最优解有巨大提升。在表 1 的 G_{ap} 指标分析中,大多数 G_{ap} 为负,表明 IALNS 算法在大多数情况下优于对比算法,仅有实例 2 的 G_{ap} 为 0。这是因为实例 2 计算得到的 G_{ap} 为 -0.000 2,由于精度要求,当 G_{ap} 的绝对值小于 0.001 时,默认 $G_{ap}=0$ 。因此可以判断,即使实例 2 的 G_{ap} 为 0,本研究提出的 IALNS 算法仍然优于其他对比算法。标准差在一定程度上代表该算法的收敛性,标准差越小,算法的收敛性越强。由表 1 可以看出,IALNS 算法在收敛性上表现优异。

在空间复杂度方面,IALNS 算法只需维护当前解及其邻域结构,可以根据具体问题需求动态调整,因此无需在空间上大规模存储搜索空间的多个解。而 GA、PSO 或 HACO 算法则需要存储多个蚂蚁或粒子群体状态。因此,IALNS 算法在空间复杂度上有较大优势,尤其在处理大规模问题时,能够通过灵活的邻域选择方式减少对存储空间的依赖。

本研究采用 Wilcoxon 秩和检验进一步比较 IALNS 与其他对比算法,结果如表 2 所示。从 16 组数据中随机选择 6 组不同节点数量的数据。表 2

中 W^+ 和 W^- 分别为正秩和与负秩和,用于衡量两组数据的差异程度;当 P 小于 10^4 时, P 设置为 0; H 为 TRUE 表明拒绝原假设(两组数据存在显著差异), H 为 FALSE 表明接受原假设(两组数据没有显著差异)。

表2 Wilcoxon 秩和检验
Table 2 Wilcoxon rank sum test

节点数	对比算法	W^+	W^-	P		H
50	HACO	10	199	0.000	398 142	TRUE
	SA	0	210	0		TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE
75	HACO	47	163	0.030	365 113	TRUE
	SA	0	210	0		TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE
80	HACO	108	102	0.910	824 985	FALSE
	SA	0	210	0		TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE
100	HACO	55	155	0.061	952 789	FALSE
	SA	0	210	0		TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE
160	HACO	4	206	0.000	162 856	TRUE
	SA	1	209	0.000	103 346	TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE
249	HACO	0	210	0		TRUE
	SA	13	197	0.000	593 417	TRUE
	GA	0	210	0		TRUE
	PSO	0	210	0		TRUE

由表2可知:IALNS算法与SA、GA和PSO在大多数情况下显示出显著差异,表明IALNS算法更具优势,特别是在较大样本量(如节点数为160或249)下,差异更加明显;IALNS与HACO在节点数为80和100时未显示出显著差异,表明在某些特定情形下它们表现相似。IALNS算法在所有实例下的 P 均较低,表明其在不同规模问题下的表现稳定,不会因数据量增加出现性能波动或退步。这种稳定性也证明IALNS算法在解决MDVRP-D问题时展现出优势。节点数为50和75时本研究算法的可视化解决方案如图5所示。使用MATLAB R2022b进行描点画图,更直观地展现出本研究算法的结果。

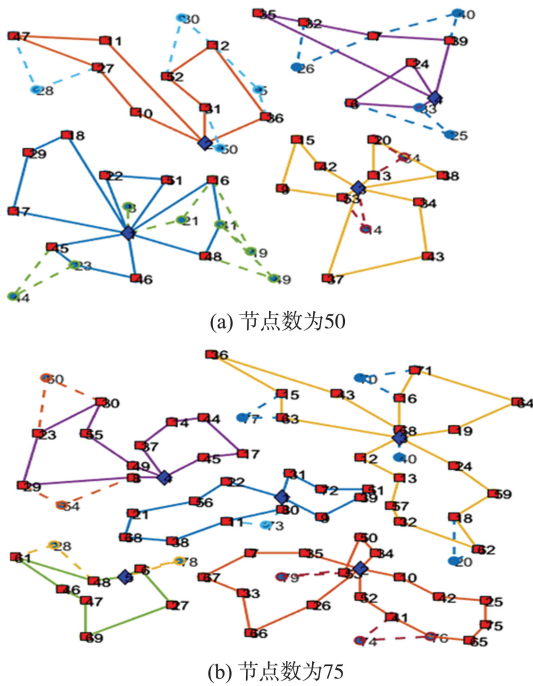


图5 可视化解决方案
Fig.5 Visualization solution

4 结论

本研究提出一种基于两阶段的混合式启发算法解决车辆与无人机协同巡检的路径规划问题,以最小化整个过程成本为目标。在ALNS算法的基本框架上增加新的破坏方式,提出6种针对无人机路线的局部优化算子,将节点重新分配思想应用于改进的启发式算法中。通过节点重新分配的方式分析车辆与无人机协同的巡检模式在不同分配方式下的成本效益,优化巡检方案,确保巡检方案的高效性与经济性。通过与HACO、SA、GA、PSO在最优解、平均解和标准差等方面的对比分析,引入

Wilcoxon秩和检验进一步对比,验证本研究所提IALNS算法在解决车辆与无人机协同路径规划问题上的优势,证明IALNS算法的稳定性和可靠性。

参考文献:

- [1] 邵强, 万力. 多旋翼无人机在输电线路巡检中的运用及发展[J]. 中国新通信, 2019, 21(16): 106.
SHAO Qiang, WAN Li. Utilization and development of multi-rotor UAV in transmission line inspection[J]. China New Telecommunications, 2019, 21(16): 106.
- [2] ERSUE E, WIENAND S. Method for planning an inspection path for determining areas that are to be inspected; US8059151[P]. 2011-11-15.
- [3] 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.
- [4] AGATZ N, BOUMAN P, SCHMIDT M. Optimization approaches for the traveling salesman problem with drone[J]. Transportation Science, 2018, 52(4): 965-981.
- [5] MARINELLI M, CAGGIANI L, OTTOMANELLI M, et al. En route truck-drone parcel delivery for optimal vehicle routing strategies[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2018, 12(4): 253-261.
- [6] HA Q M, DEVILLE Y, PHAM Q D, et al. On the min-cost traveling salesman problem with drone[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2018, 86: 597-621.
- [7] YOON J J. The traveling salesman problem with multiple drones: an optimization model for last-mile delivery[D]. Cambridge, UK: Massachusetts Institute of Technology, 2018.
- [8] 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 Yingying, CHEN Huaili. Research on truck and drone joint distribution scheduling based on cluster[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(11): 287-294.
- [9] WANG X, POIKONEN S, GOLDEN B. The vehicle routing problem with drones: several worst-case results[J]. Optimization Letters, 2017, 11(4): 679-697.
- [10] WANG Z, SHEU J B. Vehicle routing problem with drones[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2019, 122: 350-364.
- [11] 马华伟, 闫伯英. 面向防疫物资分区配送车机协同路径规划问题[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(1): 234-244.
MA Huawei, YAN Boying. Vehicle routing problem

- with drones considering zoned distribution of epidemic prevention materials[J]. *Journal of System Simulation*, 2025, 37(1): 234-244.
- [12] SCHERMER D, MOEINI M, WENDT O. A hybrid VNS/Tabu search algorithm for solving the vehicle routing problem with drones and en route operations[J]. *Computers & Operations Research*, 2019, 109: 134-158.
- [13] LEI D M, CUI Z Z, LI M. A dynamical artificial bee colony for vehicle routing problem with drones[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 107: 104510.
- [14] GU Q C, FAN T J, PAN F, et al. A vehicle-UAV operation scheme for instant delivery[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 149: 106809.
- [15] LIU Y, LIU Z, SHI J M, et al. Two-echelon routing problem for parcel delivery by cooperated truck and drone[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(12): 7450-7465.
- [16] TAMKE F, BUSCHER U. A branch-and-cut algorithm for the vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2021, 144: 174-203.
- [17] ZHANG J, LI Y F. Collaborative vehicle-drone distribution network optimization for perishable products in the epidemic situation[J]. *Computers & Operations Research*, 2023, 149: 106039.
- [18] KONG F H, JIANG B. Delivery optimization for collaborative truck-drone routing problem considering vehicle obstacle avoidance[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 198: 110659.
- [19] GU R X, LIU Y, POON M. Dynamic truck-drone routing problem for scheduled deliveries and on-demand pickups with time-related constraints[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 151: 104139.
- [20] STODOLA P, KUTĚJ L. Multi-depot vehicle routing problem with drones: mathematical formulation, solution algorithm and experiments[J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 241: 122483.
- [21] LI M, CAI K Q, ZHAO P. Optimizing same-day delivery with vehicles and drones: a hierarchical deep reinforcement learning approach[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193: 103878.
- [22] JIANG Y, LIU M M, JIA X B, et al. The multi-visit vehicle routing problem with multiple heterogeneous drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2025, 172: 105026.
- [23] ZHOU J, YI J, YANG Z Y, et al. A survey on vehicle-drone cooperative delivery operations optimization: models, methods, and future research directions[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2025, 92: 101780.
- [24] MAHMOUDI B, ESHGHI K. Energy-constrained multi-visit TSP with multiple drones considering non-customer rendezvous locations[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 210: 118479.
- [25] SACRAMENTO D, PISINGER D, ROPKE S. An adaptive large neighborhood search metaheuristic for the vehicle routing problem with drones[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 102: 289-315.

(编辑:孙亚彤)

(上接第100页)

- [30] LI Q. Virtual reality Chinese teaching system based on deep learning algorithm[C]// *Proceedings of 2020 International Conference on Data Processing Techniques and Applications for Cyber-Physical Systems: DPTA 2020*. Singapore: Springer, 2021: 1437-1442.
- [31] WANG N, LI F. Research on the openness of regions along the Belt and Road based on machine learning [C]//*Proceedings of the 3rd International Conference on Business Administration and Data Science (BADs 2023)*. Kashi, China: Atlantis Press, 2023: 166-172.
- [32] ZHENG S. Research on GM-LSTM hybrid model for tourism prediction based on One Belt and One Road[D]. Toyama: University of Toyama, 2020.
- [33] JIN D. Construction of "One Belt and One Road" intelligent analysis system based on cloud model data mining algorithm[C]// *Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*. Shenzhen, China: IEEE, 2018: 282-285.

(编辑:李骏)