

灾后易逝医疗资源卡车 - 无人机协同配送与调度优化研究

王 玮

同济大学经济与管理学院, 上海

收稿日期: 2026年6月29日; 录用日期: 2026年7月21日; 发布日期: 2026年7月30日

摘 要

灾后应急医疗资源配送是应急管理和资源调度中的重要问题。灾区通常存在需求紧急、配送时间要求高、需求节点分布不均等特点, 血液、疫苗和药品等易逝医疗资源在运输过程中容易受到时间影响, 配送延迟会降低资源使用效果, 并影响不同受灾点之间的服务公平性。针对以上问题, 本文针对灾后易逝医疗资源的卡车 - 无人机协同配送问题, 建立考虑物流成本、易逝医疗资源时效损失成本和相对剥夺成本的路径优化模型, 并设计基于多种破坏与修复算子的改进大邻域搜索算法进行求解。研究基于Solomon算例集开展对比实验, 实验结果表明, 与仅使用卡车配送相比, 卡车 - 无人机协同配送策略能够有效降低系统总成本与易逝医疗资源时效损失成本, 并改善不同受灾点之间的服务公平性。研究结果可为灾后易逝医疗资源配置、运输组织和应急配送管理决策提供参考。

关键词

应急资源调度, 路径优化, 易逝医疗资源, 卡车 - 无人机协同配送, 大邻域搜索算法

Truck-Drone Collaborative Delivery and Scheduling Optimization for Post-Disaster Perishable Medical Resources

Wei Wang

School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai

Received: June 29, 2026; accepted: July 21, 2026; published: July 30, 2026

Abstract

Post-disaster emergency medical resource delivery is an important issue in emergency management

文章引用: 王玮. 灾后易逝医疗资源卡车-无人机协同配送与调度优化研究[J]. 管理科学与工程, 2026, 15(4): 882-894.
DOI: 10.12677/mse.2026.154085

and resource scheduling. Disaster-affected areas are usually characterized by urgent demand, high requirements for delivery timeliness, and uneven distribution of demand nodes. Perishable medical resources such as blood, vaccines, and medicines are sensitive to time during transportation. Delivery delays may reduce their effectiveness and affect service fairness among different disaster-affected sites. To address these issues, this paper develops a truck-drone collaborative delivery optimization model for post-disaster perishable medical resources. The model considers logistics cost, time-related loss cost of perishable medical resources, and relative deprivation cost. An improved large neighborhood search algorithm based on multiple destroy and repair operators is designed to solve the model. Comparative experiments are conducted based on the Solomon benchmark instances. The experimental results show that, compared with truck-only delivery, the truck-drone collaborative delivery strategy can effectively reduce the total system cost, reduce the time-related loss cost of perishable medical resources, and improve service fairness among different disaster-affected sites. The research results can provide a reference for post-disaster perishable medical resource allocation, transportation organization, and emergency delivery management decision-making.

Keywords

Emergency Resource Scheduling, Routing Optimization, Perishable Medical Resources, Truck-Drone Collaborative Delivery, Large Neighborhood Search Algorithm

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

自然灾害具有突发性强和影响范围广等特点，常造成严重的人员伤亡和经济损失。根据 EM-DAT 数据库统计，2025 年全球共发生自然灾害 358 起，造成 16,607 人死亡[1]。灾后初期是救援行动的关键阶段，医疗物资能否及时送达直接影响救援效率。血液、疫苗、药品等易逝医疗资源通常具有有限保存期限，运输时间和配送距离会直接影响其救援效用和资源利用率，因此灾后易逝医疗资源配送需要重点考虑时效性[2]。此外，灾后应急资源通常需求紧迫，若配送方案仅追求整体效率，可能导致部分受灾点长时间等待而加剧不同需求点之间的服务不均衡。因此，灾后易逝医疗资源配送不仅需要关注物资送达的及时性，也应兼顾不同需求点之间的公平性，以提升应急救援资源配置的整体人道主义效果[3]。

传统救灾物资配送主要依靠卡车完成。卡车的载重量较大，运输过程较为稳定。但卡车的整体配送时间容易受到路线安排和需求点位置的影响。近年来，无人机技术发展迅速，逐渐被运用于最后一公里配送和应急物流等场景。无人机的飞行速度较快，使用方式更灵活，较少受到地形限制。但无人机存在续航时间有限、载重量较小的问题。因此，无人机难以单独完成全部配送任务[4]。基于以上情况，将卡车的载重能力和无人机的灵活配送能力结合起来构建卡车 - 无人机协同配送模式，为灾后易逝医疗资源的高效配送提供了一种可行思路。

现有研究已经从多种角度讨论了应急资源调度中的卡车 - 无人机协同配送问题。Murray 和 Chu [5]较早研究了卡车 - 无人机协同配送问题，构建了旅行商问题模型并设计启发式算法进行求解。Marinelli 等 [6]针对无人机起降位置受限的问题，设计了无人机不再只能在客户节点起飞和降落的配送策略，提高了无人机使用的灵活性。Jeong 等 [7]进一步考虑了无人机载重对能耗的影响，他们将禁飞区约束加入模型中，使卡车 - 无人机协同配送模型更接近实际配送场景。Kitjacharoenchai 等 [8]将单辆卡车和单架无人机

的问题扩展到多辆卡车和多架无人机的情况并设计插入启发式算法以提高大规模配送任务的求解效率。

在应急物资配送研究中,研究主要围绕救援效率、道路通行性以及公平性等问题。章可怡等[9]针对山区自然灾害后的应急物资调度问题,考虑了道路损坏和交通拥堵对物资配送的影响,建立卡车-无人机协同配送模型并将遗传算法和动态规划方法结合起来进行求解以提高物资运输效率。张林静等[10]考虑应急物流中受灾人员的需求和感受,结合剥夺成本,以物流成本最小和灾民痛苦最小为目标建立了双目标优化模型。Hong 等[3]通过相对剥夺成本来表示不同受灾点之间的公平性差异,并基于自适应大邻域搜索算法求解了卡车-无人机联合运输路径规划问题。

综上,现有研究已经在卡车-无人机协同配送、灾后应急运输效率和公平性等方面取得了一些成果。但大部分研究以普通应急物资为研究对象,较少研究关注血液、疫苗等易逝医疗资源。灾害发生后,易逝医疗资源会直接影响伤员救治效果。如果资源送达时间过晚,资源本身的使用效果可能下降或失效。因此,灾后易逝医疗资源配送需要同时考虑效率、时效性和公平性。基于这一背景,本文研究灾后易逝医疗资源调度问题,采用卡车-无人机协同配送模式,综合考虑物流成本、易逝医疗资源时效损失成本和公平性成本,建立路径优化模型并设计改进大邻域搜索算法对模型进行求解。

2. 模型构建

2.1. 问题描述

本文研究灾后易逝医疗资源的卡车-无人机协同配送问题。如图 1 所示,配送中心有多辆卡车和多架无人机。每辆卡车都携带一架无人机完成配送任务。灾害发生后,卡车从配送中心出发。依次到达各个需求节点。无人机可以在卡车到达某个节点后起飞,随后独立飞往另一个需求节点,并完成物资配送任务。无人机完成配送后,在卡车后续到达的节点与卡车汇合。所有配送任务完成后,卡车返回配送中心。

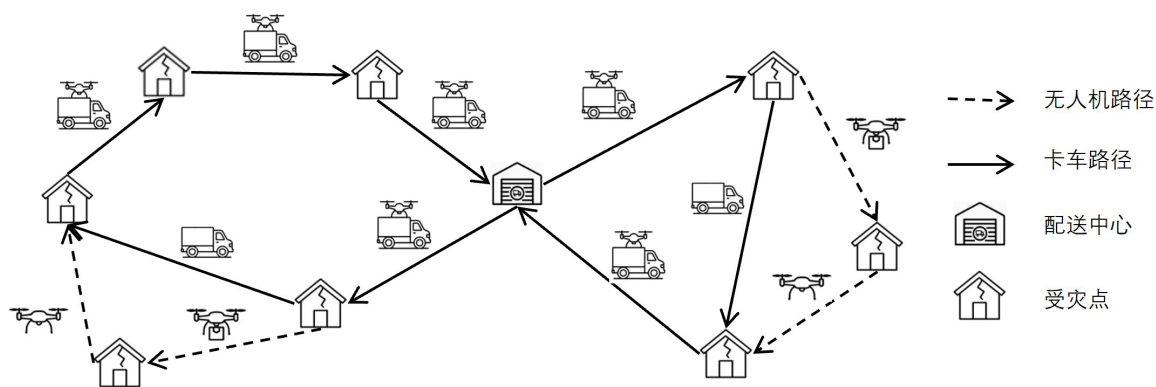


Figure 1. Schematic diagram of truck-drone collaborative delivery

图 1. 卡车-无人机协同配送示意图

为界定研究范围,本文做出以下研究假设:(1) 配送中心、需求节点的数量和位置已知,各需求节点的需求量已知。(2) 每个需求节点仅被服务一次,且由卡车或无人机中的一种配送方式完成服务。(3) 每辆卡车可连续服务多个需求节点,每架无人机单次出动仅服务一个需求节点。(4) 各需求节点的需求量均不超过卡车载重能力。(5) 无人机仅可在卡车访问的节点起飞,并在同一路径中卡车后续访问的节点回收。(6) 不考虑无人机起飞、降落、换电或充电时间。(7) 卡车和无人机均以给定速度行驶或飞行,且行驶与飞行时间由节点间距离和对应速度确定。

2.2. 模型参数

研究模型使用到的参数如表 1 所示。

Table 1. Notation description

表 1. 符号说明

符号	符号说明
V_d	需求节点集合
$V = V_d \cup \{0\}$	全部节点集合, 0 表示配送中心
V_s	卡车集合
v^T	卡车行驶速度
v^D	无人机飞行速度
l_{ij}^T	从节点 i 到节点 j 的卡车行驶距离
l_{ij}^D	从节点 i 到节点 j 的无人机飞行距离
d_i	需求节点 i 的资源需求量
q_i	配送到需求节点 i 的实际资源量
C^F	无人机卡车固定成本(含冷藏固定成本)
C^T	卡车单位行驶距离的运输成本
C^D	无人机单位距离的运输成本
σ	易逝医疗资源时效损失权重系数
F_i	节点 i 血液需求紧迫度系数
ω	单位心理创伤惩罚成本
M	足够大的正整数
x_{ij}^s	0-1 变量, 当卡车 s 从节点 i 到节点 j 时变量为 1, 否则为 0
y_{ikj}^s	0-1 变量, 当卡车 s 携带的无人机从节点 i 起飞, 服务需求节点 k , 并在节点 j 回收时取值为 1, 否则为 0
u_i^s	0-1 变量, 当需求节点 i 的物资由卡车 s 配送时变量为 1, 否则为 0
v_i^s	0-1 变量, 当需求节点 i 由卡车 s 搭载的无人机服务时变量为 1, 否则为 0
z_s	若卡车 s 出动, 则为 1, 否则为 0
f_i^s	卡车访问节点 i 的顺序
t_i^s	卡车 s 或卡车同组无人机到达节点 i 的时间
t_{ij}^T	卡车从节点 i 到节点 j 的行驶时间
t_{ij}^D	无人机从节点 i 到节点 j 的飞行时间
t_i^T	卡车在节点 i 的等待时间
t_i^D	无人机在节点 i 的等待时间
T	所有任务完成时间
T_i	需求节点 i 的服务完成时间
t_i	需求节点 i 服务截止时间
t_{is}	需求节点 i 服务时间

2.3. 目标函数与约束条件

灾害发生后, 应急医疗资源供给通常难以及时满足各需求节点的救援需求, 配送延迟会增加受灾群体因资源等待而产生的剥夺成本[11]。为进一步刻画不同需求节点之间因服务完成时间差异产生的公平性损失, 本文参考已有研究中关于相对剥夺成本的建模思想, 将相对剥夺成本纳入目标函数。与普通应急物资相比, 血液、疫苗、药品等易逝医疗资源具有更强的时间敏感性[2], 其保存期限有限, 资源效用会随运输和等待时间延长而下降。本文以血液作为易逝医疗资源的代表, 参考已有文献中采用配送时间刻画血液资源时效损失的建模方法, 构建易逝医疗资源时效损失成本, 用以刻画配送延迟对资源救援效用造成的影响。在此基础上, 本文以物流成本、易逝医疗资源时效损失成本和相对剥夺成本之和最小为优化目标, 构建灾后易逝医疗资源卡车-无人机协同配送优化模型, 具体模型如下:

$$\min C = C_1 + C_2 + C_3 \quad (1)$$

$$C_1 = C^F \sum_{s \in V_s} z_s + C^T \sum_{s \in V_s} \sum_{i \in V_d} \sum_{j \in V'} l_{ij}^T x_{ij}^s + C^D \sum_{s \in V_s} \sum_{i \in V} \sum_{k \in V_d} \sum_{j \in V'} (l_{ik}^D + l_{kj}^D) y_{ikj}^s \quad (2)$$

$$C_2 = \sum_{i \in V_d} \frac{\sigma F_i}{100^2} T_i^2 \quad (3)$$

$$C_3 = \sum_{i \in V_d} RDC_i \quad (4)$$

$$DC_i = \omega q_i T_i^s + \omega (d_i - q_i) T \quad (5)$$

$$RDC_i = DC_i - \min \{DC_j \mid j \in V_d\} \quad (6)$$

$$\sum_{s \in V_s} u_i^s + \sum_{s \in V_s} v_i^s = 1, \forall i \in V_d \quad (7)$$

$$\sum_{j \in V'} x_{ij}^s = u_i^s, \forall i \in V_d, \forall s \in V_s \quad (8)$$

$$\sum_{j \in V'} x_{ij}^s = u_i^s, \forall i \in V_d, \forall s \in V_s \quad (9)$$

$$\sum_{i \in V'} \sum_{j \in V'} y_{ikj}^s = v_k^s, \forall k \in V_d, \forall s \in V_s \quad (10)$$

$$\sum_{j \in V_d} x_{0j}^s = z_s, \forall s \in V_s \quad (11)$$

$$\sum_{i \in V_d} x_{i0}^s = z_s, \forall s \in V_s \quad (12)$$

$$\sum_{s \in V_s} z_s \leq |V_s| \quad (13)$$

$$\sum_{k \in V'} y_{ikj}^s \leq x_{ij}^s, \forall i, j \in V, \forall s \in V_s \quad (14)$$

$$\sum_{k \in V_d} \sum_{j \in V'} y_{ikj}^s = \sum_{j \in V'} x_{ij}^s, \forall i \in V, \forall s \in V_s \quad (15)$$

$$\sum_{k \in V_d} \sum_{i \in V'} y_{ikj}^s = \sum_{i \in V'} x_{ij}^s, \forall j \in V, \forall s \in V_s \quad (16)$$

$$\sum_{i \in V_d} q_i u_i^s + \sum_{i \in V_d} q_i v_i^s \leq Q^T, \forall s \in V_s \quad (17)$$

$$q_k y_{ikj}^s \leq Q^D, \forall i, j \in V, \forall k \in V_d, \forall s \in V_s \quad (18)$$

$$(I_{ik}^D + I_{kj}^D) y_{ikj}^s \leq L^D, \forall i, j \in V, \forall k \in V_d, \forall s \in V_s \quad (19)$$

$$t_0^s = 0, \forall s \in V_s \quad (20)$$

$$t_j^s \geq t_i^s + t_{is} + t_{ij}^T - M(1 - x_{ij}^s), \forall i, j \in V, \forall s \in V_s \quad (21)$$

$$T_i \geq t_i^s + t_{is} - M(1 - u_i^s), \forall i \in V_d, \forall s \in V_s \quad (22)$$

$$T_k \geq t_i^s + t_{ik}^D + t_{ks} - M(1 - y_{ikj}^s), \forall i, j \in V, \forall k \in V_d, \forall s \in V_s \quad (23)$$

$$t_j^s \geq t_i^s + t_{ik}^D + t_{ks} + t_{kj}^D - M(1 - y_{ikj}^s), \forall i, j \in V, \forall k \in V_d, \forall s \in V_s \quad (24)$$

$$T \geq T_i, \forall i \in V_d \quad (25)$$

$$T_i \geq t_i, \forall i \in V_d \quad (26)$$

$$f_i^s - f_j^s + |V_d| x_{ij}^s \leq |V_d| - 1, \forall i, j \in V_d, i \neq j, s \in V_s \quad (27)$$

$$u_i^s \leq f_i^s \leq |V_d| u_i^s, \forall i \in V_d, s \in V_s \quad (28)$$

$$q_i = d_i, \forall i \in V_d \quad (29)$$

$$x_{ij}^s \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V, s \in V_s \quad (30)$$

$$y_{ikj}^s \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V, k \in V_d, s \in V_s \quad (31)$$

$$u_i^s, v_i^s, z_s \in \{0, 1\}, \forall i \in V_d, s \in V_s \quad (32)$$

$$t_i^s, T_i, T, DC_i, RDC_i \geq 0, \forall i \in V_d, s \in V_s \quad (33)$$

式(1)为模型的优化目标，也即最小化总成本，总成本为物流成本、易逝医疗资源时效损失成本、相对剥夺成本之和；式(2)为总物流成本，由每组卡车-无人机组组合启用的固定成本、卡车和无人机的运输成本构成。

式(3)为易逝医疗资源时效损失成本。Gentili 等[12]在易逝品应急配送研究中，从配送及时性角度评价配送方案，认为易逝品配送的价值不仅取决于是否完成配送，也取决于资源是否能够在较早时间送达。也就是说，送达时间越晚，配送方案的不效用越高，配送及时性越差。Yin 等[13]在血液产品卡车-无人机协同配送路径研究中延续 Gentili 等的思想，为衡量血液产品配送效率和配送紧急程度，将医院 i 的血液产品配送不效用定义为与到达时间的平方正相关的函数，将血液产品送达时间转化为可量化的时效损失成本。送达时间越晚，血液配送不效用越大，且较长等待时间会受到更高惩罚。基于上述研究，本文将该血液产品配送负效用函数引入灾后易逝医疗资源配送场景，并将医院到达时间对应为需求节点 i 的服务完成时间 T_i ，构建易逝医疗资源时效损失成本。在式(3)中， T_i 表示需求节点 i 的服务完成时间，是刻画资源送达时效的核心变量； F_i 表示需求节点 i 的血液需求紧迫度系数，用于反映不同需求节点对血液资源配送时效要求； σ 为易逝医疗资源时效损失权重系数，用于调节该部分成本在总目标函数中的重要程度； 100^2 为时间尺度归一化项，用于降低不同成本量纲差异对目标函数的影响。该成本项能够促使模型在路径优化过程中优先降低血液需求紧迫度较高节点和等待时间较长节点的服务完成时间，从而体现灾后易逝医疗资源配送对时效性的要求。

式(4)为总相对剥夺成本。式(5)为需求节点 i 的剥夺成本，用于反映受灾群体因等待救援物资产生的人道主义损失。灾后应急配送中，需求节点的等待不仅会影响物资使用效果，也会带来焦虑、痛苦和不

公平感等心理负担[3]。因此,剥夺成本将资源需求量、等待时间和单位心理创伤惩罚成本结合起来,用以衡量需求节点因资源延迟送达而承受的损失。式(5)中, $\omega q_i T_i^s$ 表示已经配送到需求节点的资源在送达前产生的等待损失; $\omega(d_i - q_i)T$ 表示在整个配送周期结束时仍未满足的需求所造成的持续剥夺损失。由于本文假设各需求节点需求最终均被满足,因此第二项在本文算例中可视为未满足需求惩罚项的保留形式,主要用于保持模型表达的完整性和扩展性。

式(6)为相对剥夺成本,用于进一步衡量不同需求节点之间因服务完成时间差异产生的公平性损失。仅考虑总剥夺成本时,模型可能会优先服务距离较近或更容易服务的需求节点,使部分需求节点长期等待。虽然这种方案可能降低系统总成本,但不一定符合人道主义救援中公平分配的要求。因此,本文参考上述研究中关于相对剥夺成本的建模思想,将需求节点 i 的剥夺成本与所有需求节点中最小剥夺成本进行比较,用二者差值表示该节点相对于“最有利节点”的额外剥夺程度。若某一节点的相对剥夺成本较大,说明该节点在当前配送方案中承受了明显高于其他节点的等待损失,服务公平性较差。将各需求节点的相对剥夺成本之和纳入目标函数,可以促使模型在降低物流成本和时效损失的同时,减少不同受灾点之间的服务差距,避免部分节点因路径安排而被长期延后服务,从而体现灾后人道主义救援中的公平性考量[3]。

式(7)~式(10)为需求节点服务相关约束,式(7)表示每个需求节点必须且只被服务一次,式(8)和式(9)表示卡车服务变量与卡车路径变量之间的关系。若需求节点 i 由卡车 s 服务,则卡车必须进入该节点并从该节点离开,式(10)表示无人机任务变量与无人机路径变量之间的关系,若需求节点 k 由卡车 s 携带的无人机服务,则必须存在一次无人机任务,使无人机从某节点 i 起飞,服务节点 k ,并在某节点 j 回收;式(11)~式(13)为卡车路径约束,式(11)和式(12)表示卡车的出发与返回约束,式(13)表示启用的卡车数量不得超过可用卡车总数;式(14)~式(16)为无人机任务约束,式(14)表示无人机任务必须依附于卡车路径,式(15)表示无人机只能从卡车实际访问的节点起飞,式(16)表示无人机只能在卡车实际访问的节点回收;式(17)~式(18)为载重约束,表示卡车和无人机配送量不得超过其载重;式(19)表示无人机续航约束;式(20)~式(26)为时间约束,式(20)表示卡车从配送中心出发的初始时间为 0,式(21)表示卡车行驶时间约束,式(22)表示由卡车服务的需求节点的服务完成时间,式(23)表示由无人机服务的需求节点的服务完成时间,式(24)表示卡车与无人机的时间同步约束,若无人机从节点 i 起飞,服务需求节点 k ,并在节点 j 回收,则卡车到达节点 j 的时间不得早于无人机完成飞行、服务和回收所需的时间,式(25)表示所有任务完成时间 T 不得小于任一需求节点的服务完成时间,式(26)表示需求节点的服务完成时间不得超过其服务截止时间;式(27)~式(28)为子回路消除约束;式(29)表示所有需求节点的需求均被完全满足;式(30)~式(32)表示卡车路径变量、无人机任务变量、服务方式变量和卡车启用变量均为 0-1 决策变量;式(33)表示时间变量、剥夺成本和相对剥夺成本等变量均为非负变量。

3. 算法设计

灾后易逝医疗资源卡车-无人机协同配送问题是在传统车辆路径问题基础上进一步扩展得到的问题。该问题不仅需要考虑车辆路径安排,还需要考虑资源的时间要求、资源分配公平性以及卡车和无人机之间的配合关系。随着需求节点数量增加,问题的求解难度也会提高。卡车行驶路线、无人机出动任务、节点服务顺序和节点服务方式之间会相互影响。各部分内容不能完全分开处理。如果使用精确算法求解大规模算例,计算过程通常会比较复杂。算法也可能需要较长时间才能得到较好的结果。因此,本文设计了一种基于多种算子的改进大邻域搜索算法对灾后易逝医疗资源配送路径进行优化。

3.1. 初始解构造

本文采用贪婪方法生成初始可行解。该方法同时考虑时间窗约束和容量约束,首先将所有需求节点

放入未服务需求节点集合中。然后对未服务需求节点的顺序进行随机打乱以增加初始解的多样性。随后算法开始逐辆构造卡车路径。在初始解构造阶段, 算法优先生成仅由卡车完成服务的可行解。无人机服务方式不会在这一阶段大量使用。算法会在后续的破坏和修复过程中, 逐步加入并优化无人机配送任务。

在构造某一条卡车路径时, 卡车先从配送中心出发。算法会依次从未服务需求节点集合中选择可以加入当前路径的需求节点。如果某个需求节点满足时间窗和容量要求, 算法则可以将该节点加入当前路径。

当当前路径无法继续加入任何未服务需求节点时, 算法结束该路径。卡车随后返回配送中心。算法开启下一条卡车路径。上述过程会持续进行, 直到所有需求节点都被服务。

3.2. 破坏算子

本文结合灾后易逝医疗资源配送问题的特点, 设计了多种删除算子, 包括随机删除、串删除、断裂串删除、剥夺成本导向删除、最差贡献删除和整条路线删除。其中, 前五类算子用于常规 LNS 迭代。整条路线删除算子主要用于减少车辆数量。

随机删除算子会从当前解中随机选择若干已经服务的需求节点。算法会将这些需求节点从原路径中删除。被删除的节点会重新放回未服务需求节点集合中。随后修复算子会重新安排这些节点的服务位置。该算子不考虑节点位置、需求量和成本贡献, 主要作用是增加搜索过程的随机性。这样做可以避免算法过度依赖当前解的结构。

串删除算子首先会随机选择一个种子需求节点。然后算法根据距离邻接排序矩阵, 寻找与该节点距离较近的其他需求节点。对于被选中的邻近需求节点, 算法会在其所在路径中删除一段连续节点。该连续节点序列包含被选中的邻近需求节点。

断裂串删除算子是在串删除算子基础上进行的扩展。普通串删除通常会删除一整段连续节点。断裂串删除则会在一段连续路径中保留部分节点, 并删除其余节点。该算子可以形成更细致的局部破坏。

剥夺成本导向删除算子会针对每个已经服务的需求节点 i 进行计算。算法根据该节点的剥夺成本 DC_i 和紧迫度系数 F_i 计算该节点的剥夺评分。计算公式如下:

$$\text{score}_i = DC_i (1 + \eta F_i) \quad (34)$$

其中, η 表示紧迫度调节系数。节点评分越高, 说明该节点在当前解中的剥夺损失越大。算法会优先从评分较高的需求节点中选择节点, 并将这些节点从原路径中删除。被删除的节点会在修复阶段重新插入路径。这样可以使这些节点有机会被安排到更合适的位置, 从而降低相对剥夺成本, 并改善不同需求节点之间的服务公平性。

最差贡献删除算子用于找出当前解中对目标函数影响较大的需求节点。算法会优先删除这些节点。对于有卡车服务的节点, 算法会综合考虑删除该节点后可以减少的路径绕行距离、该节点产生的易逝医疗资源时效损失成本以及剥夺成本。

对于卡车服务的需求节点 i , 其贡献评分计算公式如下:

$$\text{score}_i = C^T (l_{pi} + l_{is} - l_{ps}) + \frac{\sigma F_i}{100^2} T_i^2 + DC_i \quad (35)$$

其中, l_{pi} 为卡车服务节点 i 与前一个节点 p 之间的行驶距离, l_{is} 为卡车服务节点 i 与后一个节点 s 之间的行驶距离。

对于无人机服务的需求节点 i , 其贡献评分计算公式如下:

$$\text{score}_i = C^D (l_{\text{launch},i} + l_{i,\text{return}}) + \frac{\sigma F_i}{100^2} T_i^2 + DC_i \quad (36)$$

其中, $l_{\text{launch},i}$ 为无人机发射节点与需求节点 i 之间的飞行距离, $l_{i,\text{return}}$ 为卡车需求节点 i 与无人机回收节点之间的飞行距离。

整条路线删除算子用于车队规模压缩策略。该算子会随机选择一条已经存在的路径。随后算法会删除该路径中的全部需求节点, 并将这些节点重新放入未服务需求节点集合中。与此同时, 算法也会删除该路径上相关的无人机任务。随后算法通过修复算子, 尝试把这些需求节点重新插入其他路径中。如果修复后的车辆数量没有增加, 并且总成本不高于当前解, 算法就接受这次调整。该算子的主要作用是减少车辆使用数量以降低车辆固定成本并提高车辆的使用效率。

3.3. 修复算子

考虑到需求节点可以由卡车服务和无人机服务, 本文设计了基于综合成本的多规则贪婪修复算子。

该算子在每次修复过程中, 会先对未服务需求节点集合进行排序。随后算法会按照排序结果, 逐个选择需求节点并尝试插入路径。本文设置了多种排序规则。算法可以按照需求量、节点与配送中心的距离、最晚服务时间排序以及随机排序。通过这些排序规则的随机切换, 可以增加修复过程的多样性, 同时可以避免算法一直按照同一种顺序插入节点, 减少固定插入顺序对搜索范围的限制。

对于每个未服务需求节点, 算法在所有路径、所有可行卡车插入位置以及所有可行无人机插入位置中选择综合成本增量最小的方案。若最佳方案为卡车插入, 则重构对应卡车路径并更新时间、载重和距离信息; 若最佳方案为无人机插入, 则在对应路径中增加无人机出动任务, 并登记该任务的起降弧; 若没有任何现有路径能够完成可行插入, 则为该需求节点新建一条卡车路径。

修复过程完成后, 算法会重新更新已服务需求节点集合和未服务需求节点集合并重新计算路径距离和总成本。通过上述修复方式, 算法可以在同一个框架下同时调整需求节点的服务顺序以及调整需求节点由卡车服务还是由无人机服务。

3.4. 候选解接收准则

过程完成后, 算法会重新更新已服务需求节点集合和未服务需求节点集合并重新计算路径距离和成本。为了避免算法过早停留在局部较优解中, 本文引入模拟退火接受准则。考虑到车辆数量会直接影响车辆固定成本, 也会影响调度资源占用, 算法在接受准则中加入车辆数量优先规则。

若候选解使用车辆数多于当前解, 则直接拒绝该解, 以避免搜索过程向增加车辆资源的方向偏移。在车辆数不增加的前提下, 若候选解总成本低于当前解, 则接受该解; 若候选解车辆数少于当前解, 则也接受该解。对于车辆数与当前解相同但总成本较高的候选解, 算法按照模拟退火概率进行接受判断:

$$P = \exp\left(-\frac{C(S') - C(S)}{T}\right) \quad (37)$$

其中, P 为候选解被接受的概率, $C(S')$ 表示候选解 S' 的总成本, $C(S)$ 表示当前解 S 的总成本。 T 为当前迭代温度。若随机数小于 P , 则接受候选解, 否则拒绝该候选解。本文采用指数降温策略更新温度参数。随着迭代次数增加, 温度逐渐降低。在搜索前期, 算法接收较差解概率较高, 以帮助算法跳出局部最优, 扩大全局搜索能力, 在搜索后期接受较差解的概率则逐渐降低, 使算法趋于稳定收敛接近最优解。

3.5. 算法流程

本文改进 LNS 算法流程如图 2 所示。

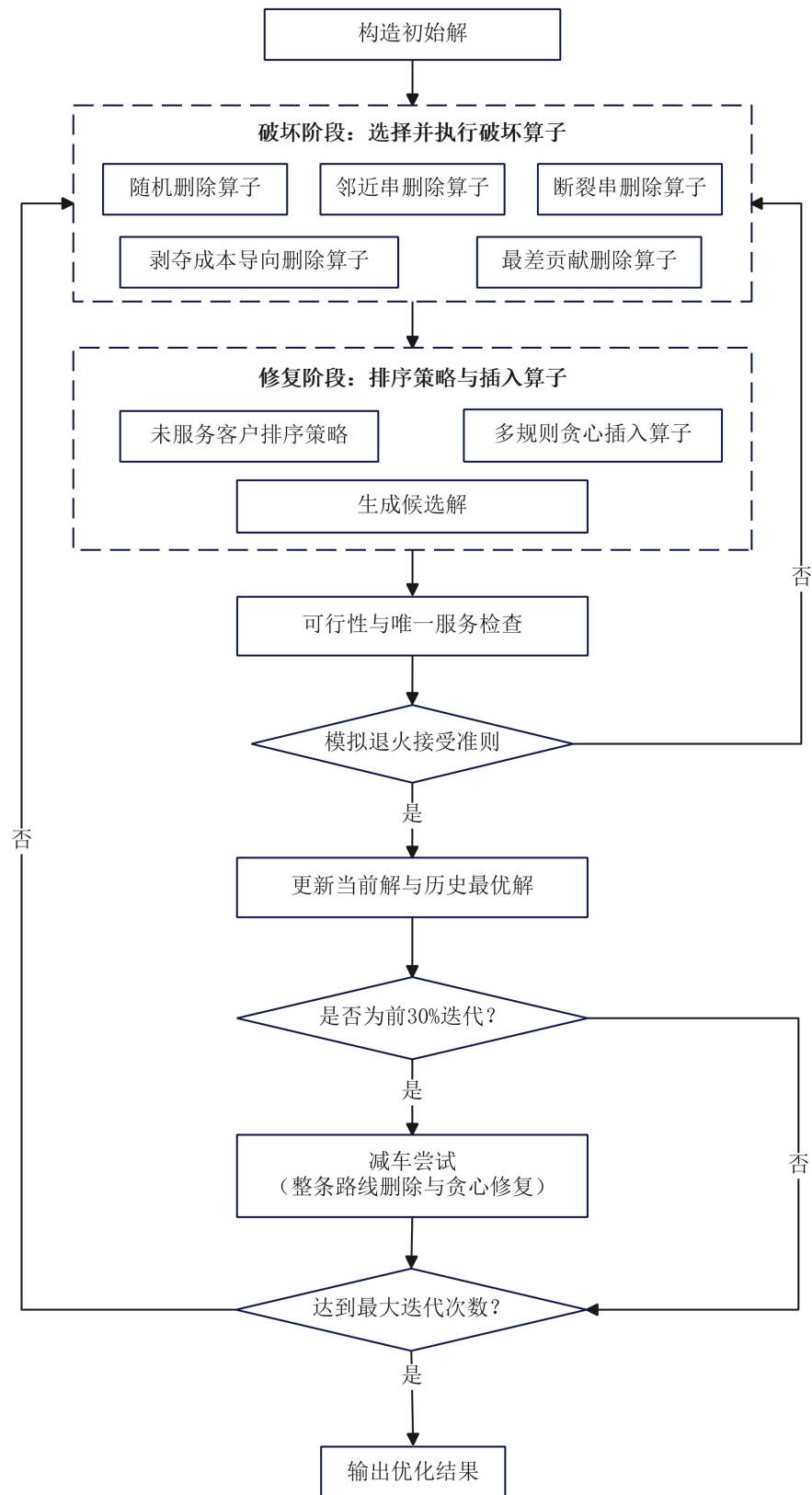


Figure 2. Flowchart of the improved LNS algorithm
图 2. 改进 LNS 算法流程图

4. 数值实验

目前灾后卡车 - 无人机资源协同配送问题还缺少公开统一的标准算例。因此, 本文参考车辆路径问题研究中常用的 Solomon 算例集开展数值实验。Solomon 算例集包含多种需求节点分布情况, 根据需求节点的分布特点, 算例可以分为三类。C 类算例表示聚集型需求分布。R 类算例表示离散型需求分布。RC 类算例表示混合型需求分布。结合本文的研究场景, 本文使用算例中的服务截止时间作为需求节点的最晚服务时间, 考虑到灾后资源调度场景下物资送达时间一般尽早, 本文不设置服务时间的起始时刻。

为验证本文提出的卡车 - 无人机协同配送策略的有效性, 本文将该策略与仅使用卡车配送的策略进行对比实验。图 3 展示了 29 个 Solomon 算例的实验结果。图中结果表示卡车 - 无人机协同配送相对于仅卡车配送的总成本下降率。从图 3 可以看出, 所有测试算例的总成本都显著下降。各算例的总成本降幅均超过 15%, 平均降幅约为 22.3%。这一结果说明在不同类型的需求节点分布下, 使用无人机可以有效降低系统运行成本。本文提出的卡车 - 无人机协同配送策略具有较好的稳定性, 同时也具有一定的适用性。

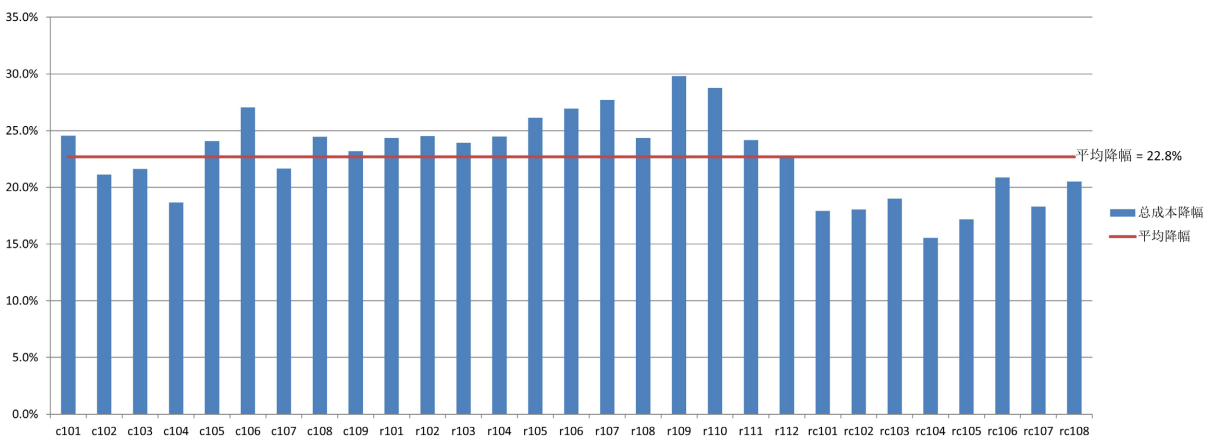


Figure 3. Total cost reduction rates for different Solomon instances

图 3. 各 Solomon 算例总成本下降率

为进一步分析节点不同位置分布下的优化效果, 本文分析三类 Solomon 算例不同成本的平均下降率, 如表 2 所示, 包括总成本、物流成本、易逝医疗资源时效损失成本和相对剥夺成本。

Table 2. Average cost reduction rates for different types of instances

表 2. 不同类型算例的平均成本下降率

算例类型	总成本	相对剥夺成本	易逝医疗资源时效损失成本	物流成本
C	22.8%	18.5%	42.3%	19.5%
R	25.6%	10.7%	31.7%	26.6%
RC	18.4%	8.8%	22.8%	19.8%

实验结果表明, 在 C 类、R 类和 RC 类算例中, 卡车 - 无人机协同配送能都显著降低各项成本。验证了该模型除降低灾后调度成本外, 还可以提升灾后配送效率以及在一定程度上改善不同需求节点之间的服务公平性。

从总成本来看, C 类、R 类和 RC 类算例的总成本分别下降了 22.8%、25.6%和 18.4%。其中, R 类

算例的下降幅度最大。

这一结果主要与 R 类算例的节点位置分布有关。R 类算例中的需求节点呈随机分布。不同需求节点之间的距离通常较远。在这种情况下,如果仅使用卡车配送,卡车往往需要走较长的绕行路线。无人机加入后,无人机可以直接服务部分较远的需求节点。这样一来,卡车的行驶距离可以减少,部分节点的等待时间也可以缩短。因此,系统的总配送成本会明显下降。RC 类算例同时包含聚集型需求节点和随机型需求节点。该类算例的节点位置分布更加复杂。因此,RC 类算例的优化幅度相对较小。但是总成本仍然下降了 18.4%。说明本文提出的方法在较复杂的节点分布场景下仍然具有较好的稳定性。

从物流成本来看,C 类、R 类和 RC 类算例分别下降了 19.5%、26.6%和 19.8%。其中,R 类算例的下降幅度最大。这一结果进一步说明,在需求点分布较分散的场景下,无人机可以发挥较好的作用。R 类算例中需求节点之间的距离较远。如果只使用卡车配送,卡车需要承担更多绕行任务。无人机加入后,无人机可以直接服务部分距离较远的需求点。这样可以减少卡车行驶距离与运输资源消耗。这一结果表明,无人机在服务偏远需求点时具有明显作用,卡车-无人机协同配送方式可以有效提高灾后资源调度效率。

从易逝医疗资源时效损失成本来看,C 类、R 类和 RC 类算例分别下降了 42.3%、31.7%和 22.8%。三类算例的下降幅度都较大,而且整体高于其他成本项。其中,C 类算例的易逝医疗资源时效损失成本下降最多。这一结果说明,无人机的作用不只是减少运输距离,更注重提高配送时效性。在灾后应急医疗救援场景中,医疗资源的送达时间非常关键。因此,这一结果具有较强的现实意义。

从公平性角度来看,C 类、R 类和 RC 类算例的相对剥夺成本分别下降了 18.5%、10.7%和 8.8%。说明卡车-无人机协同配送不仅可以提高配送效率,也可以改善资源分配的均衡性。

综合来看,卡车-无人机协同配送策略在三类算例中都表现出比较稳定的优化效果。其中,R 类算例在物流效率提升方面表现最好。C 类算例在时效性提升方面表现最好。RC 类算例的整体下降幅度相对较小,但各项指标仍然得到了改善。实验结果表明,无人机的加入不仅可以降低物流运输成本、提高医疗资源配送的时效性,还可以改善资源分配公平性。本文提出的卡车-无人机协同配送策略可以适应节点不同位置分布下的应急医疗资源配送场景,具有较好的适用性和稳定性。

5. 总结

本文研究灾后易逝医疗资源的卡车-无人机协同配送优化问题。灾后医疗资源对送达时间要求较高,不同需求节点的服务时间可能不均衡,单独使用一种运输方式时,配送效率也容易受到限制。而血液、疫苗和药品等易逝医疗资源具有较强的时间要求。随着配送时间延长,这类资源的救援效果可能会下降。本文以血液作为易逝医疗资源的代表,引入易逝医疗资源时效损失成本,用于表示资源因配送延迟产生的损失。同时针对不同需求节点的服务完成时间可能存在的差异影响资源分配公平性的问题,本文引入相对剥夺成本,用于表示不同需求节点之间的公平性损失。

在此基础上,本文构建了以考虑物流成本、易逝医疗资源时效损失成本和相对剥夺成本的总成本最小为目标的卡车-无人机协同配送优化模型。

针对所研究问题中卡车路径、无人机出动任务、需求节点服务顺序和服务方式选择之间的复杂耦合关系,本文设计了基于多算子的改进大邻域搜索算法。算法通过随机删除、串删除、断裂串删除、剥夺成本导向删除、最差贡献删除和整条路线删除等破坏算子对当前解进行扰动,并结合基于综合成本的多规则贪婪修复方法重新构造可行解,以实现需求节点服务顺序和卡车-无人机服务方式的协同优化。

数值实验结果表明,卡车-无人机协同配送策略具有较好的优化效果。与仅使用卡车配送相比,该策略在 29 个 Solomon 算例中都取得了成本下降。总成本平均下降约 22.3%。从不同类型算例来看,C 类、

R类和RC类算例的各项成本都有所降低。从不同类型成本来看,配送策略的物流成本、易逝医疗资源时效损失成本以及相对剥夺成本也都有所下降。

总体而言,本文所提出的卡车-无人机协同配送策略能够在降低系统运行成本的同时,提升易逝医疗资源配送时效并改善不同需求节点之间的服务公平性,为灾后应急医疗资源调度提供一定的决策参考。

参考文献

- [1] UCLouvain and CRED (2026) 2025 Disasters in Numbers: Earth, Wind and Fire. Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, Université Catholique de Louvain. https://files.emdat.be/reports/2025_EMDAT_report.pdf
- [2] Zhang, C., Li, P., He, Q.C. and Wang, F. (2023) A Literature Review of Perishable Medical Resource Management. *Frontiers of Engineering Management*, **10**, 710-726. <https://doi.org/10.1007/s42524-023-0278-9>
- [3] Hong, W., Liu, S.C., Xu, S.L. and Pu, X.J. (2024) Truck-Drone Joint Path Planning for Post-Disaster Emergency Material Deployment Considering Fairness. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, **15**, 456-472. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2024.1.002>
- [4] Zhang, R., Dou, L., Xin, B., Chen, C., Deng, F. and Chen, J. (2024) A Review on the Truck and Drone Cooperative Delivery Problem. *Unmanned Systems*, **12**, 823-847. <https://doi.org/10.1142/s2301385024300014>
- [5] Murray, C.C. and Chu, A.G. (2015) The Flying Sidekick Traveling Salesman Problem: Optimization of Drone-Assisted Parcel Delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **54**, 86-109. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.03.005>
- [6] Marinelli, M., Caggiani, L., Ottomanelli, M. and Dell'Orco, M. (2018) *En Route* Truck-Drone Parcel Delivery for Optimal Vehicle Routing Strategies. *IET Intelligent Transport Systems*, **12**, 253-261. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2017.0227>
- [7] Jeong, H.Y., Song, B.D. and Lee, S. (2019) Truck-Drone Hybrid Delivery Routing: Payload-Energy Dependency and No-Fly Zones. *International Journal of Production Economics*, **214**, 220-233. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.010>
- [8] Kitjacharoenchai, P., Ventresca, M., Moshref-Javadi, M., Lee, S., Tanchoco, J.M.A. and Brunese, P.A. (2019) Multiple Traveling Salesman Problem with Drones: Mathematical Model and Heuristic Approach. *Computers & Industrial Engineering*, **129**, 14-30. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.020>
- [9] 章可怡, 石咏, 郭海湘, 等. 基于卡车-无人机协同的山区自然灾害应急物资调度优化决策研究[J]. 中国管理科学, 2025, 33(2): 150-160.
- [10] 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.
- [11] Holguín-Veras, J., Pérez, N., Jaller, M., Van Wassenhove, L.N. and Aros-Vera, F. (2013) On the Appropriate Objective Function for Post-Disaster Humanitarian Logistics Models. *Journal of Operations Management*, **31**, 262-280. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2013.06.002>
- [12] Gentili, M., Mirchandani, P.B., Agnetis, A. and Ghelichi, Z. (2022) Locating Platforms and Scheduling a Fleet of Drones for Emergency Delivery of Perishable Items. *Computers & Industrial Engineering*, **168**, Article 108057. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108057>
- [13] Yin, Y.q., Qing, L., Wang, D., Cheng, T.C.E. and Ignatius, J. (2024) Exact Solution Method for Vehicle-and-Drone Cooperative Delivery Routing of Blood Products. *Computers & Operations Research*, **164**, Article 106559. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106559>