高技术通讯 2023 年 第33 卷 第7 期:729-741

doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2023.07.007

考虑时效性与公平性的应急物资选址配送问题及算法研究①

赵燕伟②* 丁鋆杰* 冷龙龙** 张景玲* 余孟凡*

(*浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室 杭州 310023)

(**浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 为了应对应急救灾初期资源储备不足的情况,本文提出了一个兼顾时效性与公平性的多目标应急救灾物资的选址—配送模型。其中一个目标为总体成本,包括时间成本、运输成本和配送中心运营成本,另一个目标是物资短缺数量,将物资分配与灾区紧迫程度结合,以期实现最大化的公平。同时提出了一个多目标超启发式优化框架来解决所提多目标问题。在该框架中,提出了3种高层选择策略和4个接受准则,以提高多目标超启发式框架的性能。通过实验,确定了模型参数,证明了所提模型的有效性。并引入3个评价指标,实验对比分析表明所提多目标算法在3个评价指标上优越于NSGA-II以及多目标粒子群算法(MOPSO)。

关键词 应急物流;选址—配送问题;超启发算法;多目标问题

0 引 言

中国是世界上自然灾害最为严重的国家之一。灾害种类多、发生频率高、分布地域广、造成损失重,这就导致了在进行应急救援时,难度急剧增大。由于自然灾害的不确定性,当地储备的应急救援物资往往会出现供不应求的情况。因此,在灾后第一时间需要根据应急物资的需求和供应关系以及灾区的受损程度进行优化调度决策,才能最大限度地减少损失。在应急物流系统中,配送中心的选址非常重要,它决定了应急系统能否对突发事件作出快速反应。因此,应急仓库的选址和物资分配问题近年来受到了广泛的关注。Wang 等人[1]提出了一种在不确定条件下基于时间成本的应急仓库选址与配送的混合整数规划模型,解决了应急仓库选址与配送问题。Geng 等人[2]将受害者的疼痛感知成本引入模型,提出了一个以应急系统总成本最小为目标的选址—配送模型。Paul 等人[3]考虑到地震场景下的不确定性,提出了一个以总的社会成本最小为目标的选址—配送模型。Ghasemi 等人[4]针对地震反应阶段,提出了一个多商品、多车辆的多目标选址—配送问题混合整数数学规划模型,目标分别是最小化总成本和最小化救灾物资短缺的数量。Gutjahr 等人[5]提出了一种人道主义物流中救援配送中心选址的双目标双层优化模型,并以最小化配送中心运营成本和最小化未被满足的数量为目标进行优化。Baharmand 等人[6]将受影响地区的地形划分为多个层次,考虑受限的设施和车队的数量和能力,并提供解决方案以便决策者在响应时间和物流成本之间进行权衡。郭鹏辉等人[7]考虑到灾后的物资供应不足的情况,提出了一个以救援及时性、物资配送的公平性等为目标的选址—路径—配送模型。此外,学者将其与不同的应用场景结合,又衍生出了一些不同的问题。Gulzari 等人[8]将选址—配送问题与远程医疗应用场景结合,考虑到病人的需要得到救治的紧急程度,以最小化未被满足的医疗需求为目标

① 国家自然科学基金(61572438)和浙江省自然科学基金(LY19F030017)资助项目。

② 女,1959 年生,博士,教授;研究方向:智能优化与调度;联系人,E-mail: ywz@zjut.edu.cn。

(收稿日期:2021-12-07)

进行优化。Zhao 等人[9]将选址—配送问题与地震避难所的选择场景结合,提出了一个以最小化总疏散时间和最小化庇护所面积为目标的两阶段模型。然而,现有的关于应急物资选址—配送问题的研究,大多只关注时间成本,而忽略了其他的一些成本,在考虑灾区人民的满意程度时,也没有考虑灾区的紧急程度。因此本文提出了一个考虑各种成本,并以时间成本为主导,且根据灾区紧急程度来进行配送的双目标选址—配送模型。

超启发算法(hyper-heuristics, HH),作为一种高效、通用的智能算法,已经被广泛的应用于各类优化问题,例如教育时间表问题[10]、旅行商问题[11]、车辆路径问题[12]、选址路径问题[13]和生产调度问题[14]等。最初的超启发算法主要用来求解单目标问题,随着研究的深入,越来越多的学者将其用于多目标问题,并取得了不错的效果。Leng 等人[15]提出了一种新的超启发式方法来处理双目标区域低碳选址—路径问题,并使用量子策略来选择算子。Wang 等人[16]提出了一个多目标的超启发算法来求解冷链物流,比传统的多目标算法取得了更好的效果。Yao 等人[17]提出了智能城市步行路线规划的超启发算法框架,并使用了强化学习机制来选择算子。Castro 等人[18]将超启发算法整合到多目标粒子群算法(multiple objective particle swarm optimization, MOPSO)中,并设计了 4 种选择策略进行对比。Zhang 等人[19]提出一种新的基于多种多样性机制的选择超启发式操作,并在 3 ~ 10 个目标的 MaOP 测试集上验证了算法的性能。在求解多目标问题的时候,学者们也提出了很多优秀的高层接受准则,包括全接受[20]、只接受改进解[21]、大洪水[22]以及蒙特卡洛[23]等,保证了算法的有效性。然而,尚未有学者将超启发算法应用在选址—配送问题中,因此缺乏相应的底层算子与高层算法设计。

鉴于超启发算法优秀的搜索能力,本文也针对模型设计了一个多目标超启发式(multi-objective hyper-heuristic, MOHH)算法框架,并通过对比选择出最优的高层策略组合,并在不同规模的实例问题中与其他多目标算法进行比较,验证了所提算法的性能。

1　多目标优化调度模型

1.1　问题描述

本文研究了灾害发生初期应急物资配送的问题。由于事发突然,在救援初期,一般会出现 2 种情况,一是物资准备不足,二是运力有限。此时在进行物资分配时,就需要考虑到配送的公平性,进行合理的物资分配,实现效益最大化。本文基于此类情况,考虑不同受灾点的紧急情况,提出了一个既能控制配送成本,又能保证配送公平性的多目标应急物资配送模型。

设某地区突发灾害后,受应急物流协调指挥中心指示,物资储备库迅速向物资临时配送中心分配物资,周边共有 m 个临时物资配送中心,所有点的集合为 A, $A = \{A_1, A_2, \cdots, A_m\}$,其中,每个物资配送中心都有相应的运行成本,同时由于车辆数量有限,存在运力上限,也就是配送中心车辆提供的最大运力。此外,共有 n 个受灾点,所有点的集合为 B, $B = \{B_1, B_2, \cdots, B_n\}$。同时,需要提供 K 种物资,所有物资的集合为 C, $C = \{C_1, C_2, \cdots, C_K\}$。其配送关系如图 1 所示,其中,$x_{0mk}$ 表示从物资储备库向物资配送中心 m 运送的第 k 种物资的量,x_{mnk} 表示从 m 到 n 配送的第 k 种物资的量 ($k = 1, 2, \cdots, K$)。此外,每个灾区的受灾程度不同,不同的受灾程度则对应了不同的需求紧迫度。当受灾越严重时,需求紧迫度越高,此时则需要越符合需求的救援物资送达,至于

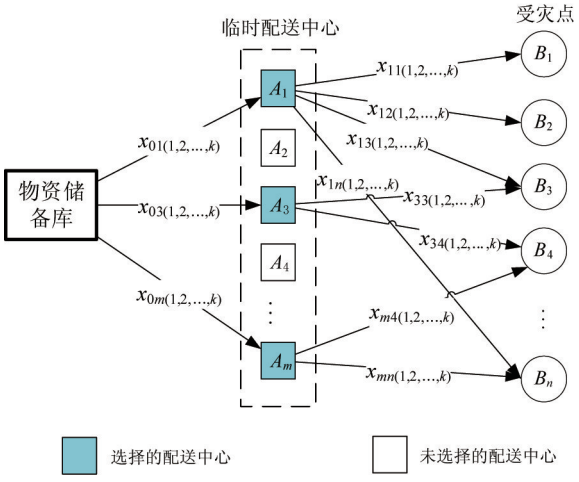

图 1　3 级应急物资选址—配送网络示意图

具体的紧迫度,可由受灾地区上报受灾情况后进行认定。要求通过合理的选择物资配送中心,以运输过程中的运输总成本、时间成本和物资配送中心的开设成本最少、同时以配送公平性最高为目标,给出一个优化调度结果。

1.2 条件假设

假设 1 车辆始终以恒定速度行驶,不考虑出发与到达的速度变化,所有车辆速度一致。

假设 2 物资配送中心的配送车辆有限。

假设 3 所有点之间有且仅有一条最短路径。且道路均可以到达。

假设 4 物资储备库的第 k 物资储存量总和不超过 n 个受灾点的第 k 种物资需求量总和。

1.3 模型建立

本文提出了一个双目标模型,一个目标是总成本最少,另一个目标是物资短缺数最小。总成本包括运输成本、时间成本以及配送点的运行成本。在计算运输成本时,引入了单位运输成本的概念,也就是运送单位物资的成本,故运输成本为单位运输成本与运送物资量的乘积,时间成本就是在两点之间所花费的时间的累加和。为了突出应急配送的时效性,参考文献[24],引入时间成本系数 ω, 这样可以使得时间成本的权重更大,所以总的成本为

$$f1 = \sum_{i=1}^{m}\sum_{k=1}^{m} c_{0i}\cdot d_{0i}^{k}\cdot Z_{0i} + \omega\sum_{i=1}^{m} t_{0i}\cdot Z_{0i} + \sum_{i=1}^{m} e_i\cdot X_i + \sum_{i=1,}^{m}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{K} c_{ij}\cdot d_{ij}^{k}\cdot Y_{ij} + \omega\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} t_{ij}\cdot Y_{ij} \tag{1}$$

其中, c_{0i} 表示物资储备库到 i 的单位运输成本, d_{0i}^{k} 表示从物资储备库到点 i 运送的第 k 种物资的量, t_{0i} 表示物资储备库到点 i 的行驶时间, e_i 表示分配中心 i 的运行成本, c_{ij} 表示从点 i 到点 j 的单位运输成本, d_{ij}^{k} 表示从点 i 到点 j 运送的第 k 种物资的量, t_{ij} 表示点 i 到点 j 的行驶时间。

对于物资短缺数最小这一目标,本文以灾区的需求紧迫度为评价基准,将需求紧迫度与欠缺的物资量相乘,将这个值当成公平性的评价标准。当这个值最小时,说明配送结果兼顾到了灾区的受灾程度与灾民需求,实现了公平。灾区物资短缺数量可由下式进行计算。

$$f2 = \sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{K}\mu_j\cdot\left(d_{jk} - \sum_{i=1}^{m} d_{ij}^{k}\cdot Y_{ij}\right) \tag{2}$$

其中, $f2$ 为灾区需求的未被满足程度, μ_j 表示灾区 j 的需求紧迫度, d_{jk} 表示灾区 j 实际需要的物资 k 的数量。

所以综上所述,该问题的模型为

$$\begin{aligned}&\min\ f1\\&\min\ f2\end{aligned} \tag{3}$$

服从以下约束:

$$\sum_{i=1}^{m} d_{ij}^{k}\cdot Y_{ij} \leqslant \mathrm{d}_{jk}, j\in B, k\in K \tag{4}$$

$$\sum_{k=1}^{K} d_{0i}^{k}\cdot Z_{0i} \leqslant D_i, i\in A \tag{5}$$

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{K} d_{ij}^{k}\cdot Y_{ij} = c_k \tag{6}$$

$$t_{ij} = r_{ij}/v \tag{7}$$

$$d_{ij}^{k} \geq 0 \text{ 且为整数}, i\in A,\ j\in B,\ k\in C \tag{8}$$

$$X_i = \begin{cases}1 & \text{物资分配点 } i \text{ 开放}\\ 0 & \text{其他}\end{cases},\ i\in A \tag{9}$$

$$Y_{ij} = \begin{cases}1 & \text{点 } i \text{ 有物资运往点 } j\\ 0 & \text{其他}\end{cases},\ i\in A,\ j\in B \tag{10}$$

$$Z_{0i} = \begin{cases}1 & \text{物资储备库有物资送往 } i\\ 0 & \text{其他}\end{cases},\ i\in A \tag{11}$$

其中,式(3)本次优化的目标,表示最小化总成本,以及最小化物资短缺数;式(4)表示运送到需求点的各类物资的数量不超过其实际需求量;式(5)表示配送中心收到的物资数量不可超过运力上限, D_i 表示临时配送中心 i 的运力上限;式(6)表示在供不应求的情况下,物资储备点的所有物资都应该分发出去,其中 c_k 表示物资储备库第 k 种物资的存量;式(7)是计算两点间的行驶时间,其中, r_{ij} 表示点 i 和点 j 之间的距离, v 是行驶速度;式(8)是配送中心配送到灾区的的物资都是非负整数约束,式(9)~(11)为决策变量。

2 算法设计

本文提出的问题是一个混合整数非线性模型。

它不仅包括临时配送点的选址以及多个配送点与多个受灾点之间的多种物资的配送,还考虑到了现实中的受灾程度。同时,考虑的问题也是一个 NP(non-deterministic polynomial)难题。因此,本文的目标是设计一个有效的超启发式算法来获得最优或者接近最优的 Pareto 解。

2.1　初始化个体策略

在产生初始个体时,对于每个个体采用了 3 层的编码。

第 1 层采用的是二进制编码,表示为配送中心的开通情况。第 1 层的长度与配送中心个数相同。如果配送中心被选择,则相应的编码为 1,否则为 0。在初始化产生第 1 层时,先随机产生 0 - 1 字符串,再判断被选择的配送中心是否满足配送要求,若满足,则该字符串合法,否则在未选择的配送中心中随机选择一个开设,直到满足配送要求。

第 2 层采用的是实数编码,它是一个 $k \times m$ 的矩阵,其中,k 为物资种类,m 为配送中心数量,表示开通的配送中心分配到的每种物资的量。首先,给被选择的配送中心 k 个不超过其运力上限的值,代表其被分到的每种物资的量。其次,对第 2 层的编码进行规范化调整,使其符合约束。调整规则如下:先调整编码的列,计算每一列与运力上限的差值,若超出,则每一项按比例减少,并保证每一项都至少要大于 1 t;再调整编码的行,计算每一行与物资上限的差值,若大于物资上限,则从分配最多的配送中心开始依次减少,直到将多出来的物资全部减去,并保证每个配送中心至少有 1 t 物资;若低于物资上限,则从距离配送中心运力上限最大的配送中心开始,依次加满物资,直到所有配送物资全部分发出去。

第 3 层依旧采用实数编码,表示每一个配送中心给每一个灾区的每种物资的量,它的规模为 $m \times n \times k$,其中 n 表示灾区数。假设第 i 个配送中心分到第 k 种物资为 U_{ik},则配送中心 i 向第 1 个灾区随机配送第 k 种物资的量 $x_{i1k} = \text{rand} \times U_{ik}$, rand 为一个随机数;配送中心 i 向第 2 个受灾点配送第 k 种物资量应以该供应点 i 的第 k 种物资剩余总量 $(U_{ik} - x_{i1k})$ 为上边界来随机初始化 x_{i2k};以此类推,若分到最后一个灾区还剩物资,则将物资全部配送给最后一个灾区。一个 6 个配送中心、6 个灾区的小规模问题实例如图 2 所示。

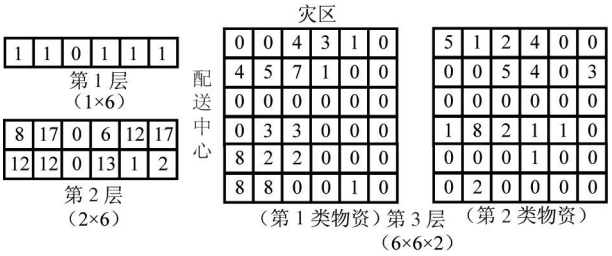

图 2　一个小规模问题个体的编码

2.2　底层启发式算子设计

根据本文问题编码的特点,设计对应的几种底层启发式算子(low-level heuristics, LLH),主要分为局部优化算子(local research, LLH-L)、变异算子(mutation, LLH-M)和破坏与重构算子(location-based radial ruin, LLH-R)3 大类。考虑到本文的问题有 3 层编码,并且每一层之间还有递进的逻辑性,所以为了算子的有效性,本文将局部优化算子作为第 3 层编码的操作,作用是通过改变物资的分配量,使其产生一个更好的解;变异算子为第 2 层和第 3 层编码的操作,目的是通过改变物资的分配量,使其跳出局部最优解;而破坏与重构算子,本文将其作为第 1 层的操作。因为当第 1 层改变时,2、3 层也会随之改变,保证解的多样性。同时,所有的算子进行操作以后都应符合约束条件,保证解的可行性。在执行算子操作时,本文引入了 2 个参数,一个是局部搜索率 Ps,另一个是变异率 Pm,用它们来决定每个算子操作的具体执行次数。具体的设计如下。

LLH-L1:以一定的概率 Ps 挑选配送中心,采用遍历的方式将其分给不同的 2 个灾区的物资互换,并保证解的可行性,直到产生更好的解。

LLH-L2:以遍历的方式挑选 2 个灾区,将所有配送中心分给灾区的物资互换,并保证解的可行性,直到产生更好的解。

LLH-L3:以一定的概率 Ps 挑选被选择的配送中心,减少其分给某一个灾区的物资量,将它分给另外一个灾区,并保证解的可行性,直到产生更好的解。

LLH-L4:以一定的概率Ps选取配送中心,将其

分配给灾区 A 的物资分配给灾区 B,同时缩减其余配送中心分配给 B 灾区的同等物资,将其分给灾区 A,直到产生更好的解。

LLH-M1:以一定的概率 Pm 挑选配送中心,将其分给某灾区的物资分出一部分给另外一个灾区,并保证解的可行性。

LLH-M2:以一定的概率 Pm 挑选配送中心,将其分给某灾区的物资分出一部分给另外 2 个灾区,并保证解的可行性。

LLH-M3:以一定的概率 Pm 挑选配送中心,将其分给不同的 2 个灾区的物资互换,并保证解的可行性。

LLH-M4:以一定的概率 Pm 挑选配送中心,将其分到的物资分出一部分给另外的配送中心,并保证解的可行性。

LLH-R1:改变开设的仓库,并保证解的可行性。

2.3 高层选择策略设计

(1)简单随机(simple random,SR)。在每次迭代中随机选择一个算子,通常用作与任何其他策略进行比较的参考。

(2)禁忌搜索(tabu search,TS)。该策略是禁止重复使用先前的算子。针对局部搜索算子容易陷入局部最优点的缺陷,禁忌搜索构造了一个禁忌列表,禁忌对象是底层启发式算子。在下一次迭代中不搜索或选择性地搜索禁忌列表中的元素,从而消除了局部最优的陷阱,达到了全局优化的目的。在进行优化过程中,根据算子的优化效果进行评分,从而选择当前迭代的算子。换言之,如果由于使用 LLH 而产生的子解改进了父解,则将该 LLH 的分数相加,且加分分值随着改进效果增加而增加,否则将被扣除,然后使用轮盘赌选择算子。具体的加减分规则如下:

$$Score_i^G = Score_i^{G-1} \pm \alpha \cdot e^{\frac{|FG-FG-1|}{FG-1}} \tag{12}$$

式(12)是算子的加减分公式,其中,$Score_i^G$ 表示算子 i 在第 G 代的得分,$Score_i^{G-1}$ 表示算子 i 在第 $G-1$代的得分,α 是一个常数,F^G 为第 G 代被选择的目标的函数值,F^{G-1} 为第 $G-1$ 代被选择的目标的函数值。

(3)选择函数(choose function,CF)。基于 CF 的方法也是通过计算得分选择低层启发式算法,但计算分数的方法与式(2)中的方法不同。本文基于 3 个不同的度量来选择 LLH。

第 1 个度量 $f1$ 用来评估算子之前的表现性能:

$$f_1(LLH_j) = \sum_n I_n(LLH_j) \tag{13}$$

其中,$I_n(LLH_j)$ 表示第 n 次使用 j 算子的改进率,若不改进则取 0。

第 2 个度量 $f2$ 用来评估算子之间的联系:

$$f_2(LLH_j, LLH_k) = \sum I_n(LLH_j, LLH_k) \tag{14}$$

其中,$I_n(LLH_j, LLH_k)$ 表示第 n 次使用 k 算子后再使用 j 算子的改进率,若不改进则取 0。

第 3 个度量则是为了提高算子使用的多样性,使得那些使用次数少的算子有更大的几率被选择:

$$f_3(LLH_j) = \beta/N(LLH_j) \tag{15}$$

其中,$N(LLH_j)$ 表示目前为止 j 算子的使用次数,初始值取 1,β 是一个常数。

所以,总的算子的得分为 3 个度量相加,再对其进行排序,然后按照轮盘赌选择算子。

2.4 高层接受准则设计

(1)全部接受(all move,AM)。不管产生的解是否改进,都接受相应的解。

(2)模拟退火(simulated annealing,SA)。设置相应的初始温度以及降温速率,在迭代的过程中,以一定的概率接受差解。

(3)记录更新(record update,RU)。设置一个 *Record* 和一个偏差系数 γ,*Record* 记录当前最优解。如果当前解的值优于 *Record*,则将 *Record* 的值设为当前解,若当前解变差并且当前解的值小于 *Record* $\times\gamma$ 时,则接受该差解。

(4)改进自适应接受(adaptive acceptance,AA)。在开始只接受改进的解,如果在某一阶段已连续多次没有改进当前解,则接受差解,避免徒劳的搜索。

2.5 超启发式算法框架设计

针对提出的选址—配送模型,本文提出了一个多目标超启发算法,重点是选择配送中心以及配送中心与灾区的物资分配。具体的算法步骤如下。

步骤 1 初始化参数。包括高层选择策略的参数,高层接受准则的参数以及底层启发式算子的参

数。

步骤 2　初始化种群的参数。按照 2.1 节的策略,产生与种群数量相同的个体,组合成初始化种群。

步骤 3　优化种群。

步骤 3.1　以相同的概率随机选择 2 个目标中的一个;

步骤 3.2　根据算子的性能表现,使用轮盘赌方法选择算子,并进行优化;

步骤 3.3　计算所选目标的值;

步骤 3.4　根据接受准则中的机制决定是否接纳当前解;

步骤 3.5　计算另一个目标的值;

步骤 3.6　更新算子的性能指标。

步骤 4　合并父子种群。

步骤 5　通过非支配排序与拥挤度距离计算更新 Pareto 解集。

步骤 6　更新与高层选择策略以及底层算子分数相关的参数。

步骤 7　判断是否满足终止条件;如果是,则停止迭代并输出最优解集;否则,返回步骤 3。

步骤 8　生成 Pareto 前沿。

3　实验与分析

3.1　实例验证

假设在某地发生严重的地震灾害,收到上级的指示,某物资储备库将要把筹集的 2 种物资紧急送往灾区,其中包括 1200 t 水和 1200 t 食物。为了保证能够更有效地分配物资和避免救灾物资在灾区积压,储备库先将物资送往灾区附近的配送中心进行集散。其中配送中心共有 6 个,每个配送中心的车辆运力配送上限如下表所示。其中,从供应点到配送中心配送速度为 $v_1 = 300$ km/h,从配送中心到灾区的配送速度为 $v_2 = 70$ km/h。关于灾区的详细信息如表 1 所示。各配送中心与供应点和灾区的距离、单位运输成本等信息如表 2 ~ 4 所示。

3.2　参数设置

本文的实验采用MatlabR2019a编程,在Inter

表 1　灾区的详细信息

序号	水的需求/t	食物需求/t	紧迫度
1	180	110	2.15
2	80	140	1.54
3	160	60	1.47
4	130	200	2.07
5	240	120	2.36
6	110	170	1.89
7	80	150	1.81
8	150	160	1.92
9	210	220	2.04
10	140	180	1.88
11	90	70	1.60
12	120	160	2.19

表 2　各配送中心与供应点和灾区的距离/(km)

供应点与灾区	配送中心					
	1	2	3	4	5	6
1	689	765	656	942	721	816
2	130	126	150	161	156	180
3	161	135	131	143	87	84
4	140	97	93	132	135	131
5	96	200	195	40	78	91
6	43	40	187	105	89	116
7	66	63	202	154	99	108
8	120	145	56	78	150	142
9	54	143	63	176	196	168
10	89	163	78	135	156	130
11	159	122	96	146	178	109
12	201	56	123	94	198	85
13	116	84	165	38	55	129

表 3　各配送中心与供应点和灾区的单位运输成本/(元/t)

供应点与灾区	配送中心					
	1	2	3	4	5	6
1	22	23	18	28	20	25
2	6	6	7	8	7	9
3	8	6	6	7	4	4
4	7	5	5	6	6	5
5	5	10	10	2	4	5
6	2	2	9	5	4	6
7	3	3	10	8	5	5

续表 3

8	4	4	3	6	6	4
9	3	10	4	5	5	5
10	4	9	9	7	9	2
11	5	5	7	12	4	3
12	3	4	2	7	8	8
13	8	2	5	9	4	10

表 4　配送中心的运营成本(元)与运力上限(t)

灾区	1	2	3	4	5	6
运营成本	1000	1500	1500	1000	1500	1500
运力上限	400	600	600	500	600	300

(R)Core(TM)i7-6700K CPU @4.00 GHz 4.01 GHz 和 20 GB 内存的计算机上运行。

参数设置如下,种群个体数量为 100,最大的迭代次数设置为 1000。文中存在几个变量,分别是变异算子的变异概率 Pm、局部搜索算子的搜索概率 Ps、式(12)中提到的参数 α、式(15)中提到的参数 β 以及记录更新的偏差系数 γ。本文给定了这些参数一个取值范围:$Pm = \{0.1, 0.2, 0.3, \cdots, 1.0\}$;$Ps = \{0.1, 0.2, 0.3, \cdots, 1.0\}$;$\alpha = \{1, 2, 3, \cdots, 10\}$;$\beta = \{5, 10, 15, 20, \cdots, 50\}$;$\gamma = \{0.03, 0.06, 0.09, \cdots, 0.30\}$。经过初始化实验,最终本文选定 $Pm = 0.2$,$Ps = 0.8$,$\alpha = 5$,$\beta = 30$,$\gamma = 0.15$。此外,对于一些算法的参数,也通过初始化实验得出。在禁忌搜索中,局部优化算子的初始得分为 1000,变异算子与破坏重构算子的得分为 500,其中得分上限为 3000,下限为 300;在模拟退火的接受准则中,初始温度为 1000,终止温度为 0.01,降温速率为 0.99。

3.3　性能指标

为了验证提议的 MOHH 算法的性能,使用了以下 3 个指标。

(1)Pareto 解数(number of Pareto solution,NPS)。该指标用于确定通过算法获得的 Pareto 解数。

(2)间距指标(spacingmetric,SM)。计算每个解到其他解的最小距离的标准差,SM 值越小,说明解集越均匀。

$$SM = \left[\frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(\bar{d} - d_i)^2\right]^{1/2} \tag{16}$$

其中,n 表示解的数量,d_i 表示 Pareto 解 i 到 Pareto 解集中最近点的欧氏距离,$\bar{d}$ 表示所有 d_i 的平均值。

(3)多样性指标(hypervolume,HV)。算法获得的非支配解集与参照点围成的目标空间中区域的体积,HV 值越大,说明算法的综合性能越好。

$$HV = \bigcup_{i=1}^{n} v(i, P) \tag{17}$$

其中,$v(i,P)$ 表示 Pareto 解集中第 i 个解与参考点 P 之间形成空间的超体积,即以第 i 个解和参考点 P 之间的连线作为对角线,构建的超立方体的体积。

3.4　模型分析

由于本文考虑的是时效性与公平性,这也是本文的 2 个优化目标,所以本节主要分析了时间成本系数 ω 的取值与紧急程度的有无对目标的影响。首先,先随机选择一组高层选择策略与接受准则进行实验,本次实验选择的是选择函数和模拟退火。关于时间成本的取值,本文首先列举了不同的 ω 值($\omega = 10, 50, 100, 200, 500$)。在不同的 ω 取值之下,得到不同的解,对于不同的解,通过对比所求得解的结果再进行确定。实验结果如图 3 所示。

由图 3 可以看出,随着 ω 的取值不断增大,时间成本所占的比重会越来越高,因此在优化时,会得到实际时间成本更低的解,也就是更加及时的解。但是当 ω 增大到一定程度时,起到的优化效果就会受限。同时随着 ω 的增大,相应的其他成本所占的比重就会降低,因此,在优化的过程中,其余成本的优化效果会越来越差。综合两者进行考虑,在保证及时性的情况下,综合考虑其他成本的优化效果,所以选择 ω 的取值为 100。

同时,该模型还兼顾到了公平性。本文中,公平性主要体现的是在物资紧缺的情况下,优先将物资送给紧急程度高的地区,所以选取了物资短缺数最低的一个解,并将引入紧急程度的结果与没有引入紧急程度的结果进行对比,在未引入紧急程度的情况下,本文将物资短缺数换成了物资短缺率进行优化,结果如图 4 所示。

图 4 表示的是灾区获得的每种物资的数量,两者分别是 2 种情况下物资短缺数最低的解。由图中可以看出,当引入紧迫度后,物资短缺数最低是通过

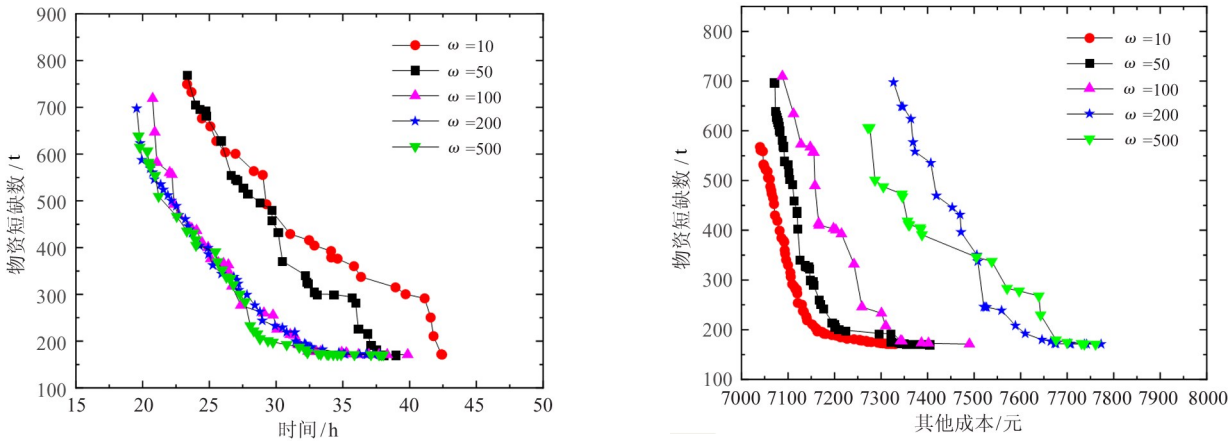

图 3　不同的 ω 取值对时间成本以及其他成本的影响

180	80	160	130	240	110	80	150	210	140	90	120
110	140	60	200	120	170	150	160	220	180	70	160
2.15	1.54	1.47	2.07	2.36	1.89	1.81	1.92	2.04	1.88	1.60	2.19

（a）实际需求与紧迫度

180	0	0	130	240	110	0	150	210	60	0	120
110	0	0	200	120	170	0	160	220	60	0	160

（b）引入紧迫度

140	80	160	130	0	110	80	150	0	140	90	120
110	140	60	0	120	170	150	160	0	180	70	160

（c）未引入紧迫度

图 4　不同条件下灾区获得的每种物资数量

优先满足紧迫度高的灾区的需求来得到，因为实验得到的是一个 Pareto 解集，所以决策者可以在此基础上，牺牲一些物资短缺数，将紧迫度中等灾区的物资分出一些给紧迫度低的灾区，实现公平的最大化。而未引入紧迫度的结果中，物资会优先满足需求量少的灾区，而对于一些受灾严重且需求量大的灾区，无法做到及时配送，所以无法实现公平分配。

3.5　超启发算法策略比较

为了更好地求解提出的选址—配送问题，本文选择不同的高层选择策略与接受准则对其优化，以便找到最好的组合。不同策略组合的实验结果如图 5和表 5 所示。

表 6 比较了不同策略组合得到的解的性能指标。从表中可以看出，使用 TS 和 CF 策略时，HV 的取值会得到提高，说明这 2 种选择策略取得的解非支配性更强。在 NPS 指标上，使用 AM、AA 和 RU 策略会得到更多的 Pareto 解，而 SA 策略则效果平平。在 SM 指标上，使用 AM 和 AA 取得的值会更小，说明该策略取得的解更加均匀，而 RU 策略取得的解，*SM* 的值普遍偏大。在 HV 指标上，使用 AA 和 RU 取得的值会普遍偏大。根据实验结果，选择对于 *NPS* 大于 90 的值、对于 *SM* 小于 13 的值以及对于 *HV* 大于 3.01×10^6 的值进行标记。在表中可以看出，3 个指标都被标记的策略有 SR + AA、TS + AM、TS + AA、CF + AA。综合考虑 3 个指标的值可以看出，TS + AA 策略的组合在求解选址—配送问题时能起到比较好的效果。

3.6　算法比较

为了进一步说明超启发算法在求解应急救灾物资选址—配送问题上的有效性，本文选取超启法算法最优的组合策略，与 NSGA-II[25]（non-dominated sorting genetic algorithm II）、MOPSO[26] 相比。对于实验的案例，本文随机产生了不同规模的选址—配送问题，且假设配送的救灾物资均为食物和水，但是配送中心与灾区的数量是不一致的。本文一共产生了 10 个不同规模的例子，并比较了 3 种不同方法产生的解。不同算法在求解不同规模问题时的结果如表 7 所示。不同算法求得的解的性能指标见表 8。其中案例 1-3-6-3-2 表示实例 1 有 3 个临时配送中心、6 个受灾区域、3 个仓库规模、2 种应急资源类

型,其他以此类推。

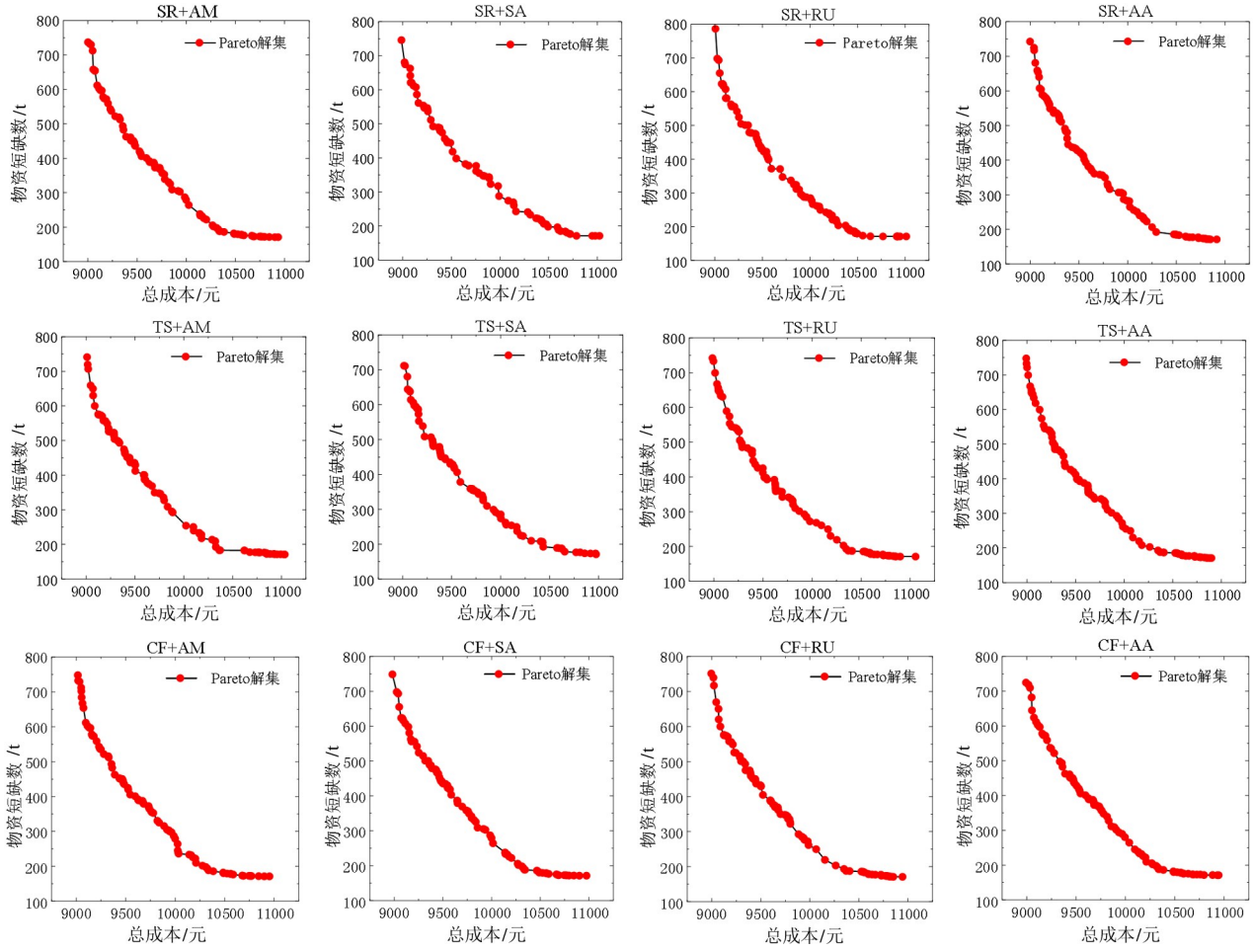

图 5　不同策略组合下的 Pareto 解

表 5　不同策略组合在求解选址－配送问题时的结果

选择策略	接受准则	*NPS*	总成本/元		物资短缺数/t	
			最小	最大	最小	最大
SR	AM	94	9001	10 935	171	737
	AA	92	8998	10 914	171	743
	SA	66	8986	11 022	171	746
	RU	88	9006	11 011	171	786
TS	AM	94	9008	11 033	171	741
	AA	95	8991	10 899	171	748
	SA	81	9011	10 974	171	711
	RU	93	8986	11 055	171	742
CF	AM	91	9014	10 952	171	747
	AA	96	8992	10 943	171	725
	SA	89	8951	10 901	171	749
	RU	93	8991	10 975	171	748

表 6　不同策略组合得到的解的性能指标

选择策略	接受准则	*NPS*	*SM*	*HV*($\times 10^6$)
SR	AM	94	10.19	3.000
	AA	92	11.26	3.010
	SA	66	14.20	2.989
	RU	88	20.30	3.007
TS	AM	94	12.26	3.012
	AA	95	12.63	3.027
	SA	81	15.10	3.005
	RU	93	19.81	3.020
CF	AM	91	11.87	3.002
	AA	96	12.01	3.010
	SA	89	13.79	3.009
	RU	92	18.34	3.017

表 7　不同算法在求解不同规模问题时的结果

案例	算法	*NPS*	总成本/元		物资短缺数/t	
			最小	最大	最小	最大
1-3-6-3-2	MOHH	85	4578	6385	45	363
	NSGA-II	83	4601	6417	45	368
	MOPSO	84	4589	6403	45	364
2-3-8-3-2	MOHH	97	5245	7135	66	547
	NSGA-II	93	5311	7549	66	563
	MOPSO	96	5287	7208	66	551
3-4-6-3-2	MOHH	99	4607	6203	44	350
	NSGA-II	94	4652	6289	44	377
	MOPSO	99	4631	6171	44	361
4-4-8-3-2	MOHH	96	5231	7357	66	552
	NSGA-II	93	5281	7465	66	558
	MOPSO	97	5254	7321	66	552
5-4-12-4-2	MOHH	96	6489	9501	171	878
	NSGA-II	95	6571	9511	171	906
	MOPSO	97	6529	9490	171	907
6-5-8-3-2	MOHH	78	6902	8375	66	429
	NSGA-II	69	6908	8461	66	438
	MOPSO	74	6902	8392	66	434
7-5-12-4-2	MOHH	95	7814	10 285	171	767
	NSGA-II	92	8205	10 453	171	840
	MOPSO	94	7919	10 196	171	806
8-6-8-3-2	MOHH	79	6832	8411	66	422
	NSGA-II	73	6991	8662	66	465
	MOPSO	83	6937	8549	66	446
9-6-12-4-2	MOHH	95	8991	10 899	171	748
	NSGA-II	81	9035	11 033	171	781
	MOPSO	86	9008	11 019	171	762
10-6-18-4-2	MOHH	99	13 459	17 212	114	1389
	NSGA-II	98	13 987	18 016	114	1503
	MOPSO	99	14 066	17 807	114	1455

表 8　不同算法求得的解的性能指标

案例	算法	*NPS*	*SM*	*HV*($\times 10^6$)
1-3-6-3-2	MOHH	85	10.80	0.978
	NSGA-II	83	12.35	0.958
	MOPSO	84	11.78	0.963
2-3-8-3-2	MOHH	97	8.65	2.085
	NSGA-II	93	13.46	2.054
	MOPSO	96	12.15	2.073
3-4-6-3-2	MOHH	99	9.48	1.691
	NSGA-II	94	12.19	1.647
	MOPSO	99	11.18	1.668
4-4-8-3-2	MOHH	96	12.85	2.075
	NSGA-II	93	14.96	2.059
	MOPSO	97	13.07	2.066
5-4-12-4-2	MOHH	96	11.99	3.420
	NSGA-II	95	13.39	3.404
	MOPSO	97	12.21	3.415
6-5-8-3-2	MOHH	78	13.68	1.533
	NSGA-II	69	14.07	1.519
	MOPSO	74	12.96	1.524
7-5-12-4-2	MOHH	95	12.75	3.726
	NSGA-II	92	15.46	3.577
	MOPSO	94	13.39	3.591
8-6-8-3-2	MOHH	79	13.28	1.034
	NSGA-II	73	13.56	1.021
	MOPSO	83	12.94	1.023
9-6-12-4-2	MOHH	95	12.63	3.027
	NSGA-II	81	14.32	3.012
	MOPSO	86	13.25	3.017
10-6-18-4-2	MOHH	99	15.37	6.801
	NSGA-II	98	19.04	6.349
	MOPSO	99	22.03	6.421

针对 10 个不同规模的选址—配送问题,本文提出的超启发算法在大多数情况下都能起到更好的效果。就性能指标而言,本文提出的 MOHH 得到的平均 *NPS* 为 91.9,NSGA-II 的平均 *NPS* 为 87.1,MOPSO 的平均 *NPS* 为 90.9,所以 MOHH 在 NPS 上略优于其余算法。在 SM 指标上,大多数的案例之下,MOHH 求出的解的值都会优于其余算法,其中有 2 个案例,MOPSO 求出的解的值会略优于其余算法,其中,MOHH 求出的解的平均 *SM* 值为 12.15,NSGA-II 求出的解的平均 *SM* 值为 14.28,MOPSO 求出的解的平均 *SM* 值为 13.50,所以本文提出的算法取得的解能够得到更小的平均间距,也就是解的分布更加均匀。在 HV 指标上,本文提出的 MOHH 能在所有案例上都能取得领先其余算法的结果,其中,MOHH 求出的解的平均 *HV* 值为 2.637×10^6, NSGA-II 求出的解的平均 *HV* 值为 2.560×10^6,MOPSO 求出的解的平均 *HV* 值为 2.576×10^6,说明本文提出的 MOHH 求得的解无论是在均匀性上还是非支配性上都会更强。因此,在求解本文提出的模型时,MOHH 求出的解在所提指标上会优于 NSGA-II 和 MOPSO 求出的解。

4　结　论

本文建立了应急救灾物资选址—配送问题的双目标数学模型,并将其用于提高物资配送系统的时效性与公平性。所建立的多目标模型的第 1 个主要目标是优化物资配送成本,包括两阶段的运输成本、时间成本和配送中心的运营成本;第 2 个主要目标是考虑灾区紧迫程度的同时,优化灾区物资的短缺数量。为了解决这个问题,设计了一个 MOHH 算法框架,并提出了 3 种高层选择策略和 4 种接受准则,分别组合进行求解。同时使用了 3 个性能指标来对产生的解进行评价,以便得出最佳的策略组合。

通过实验,本文验证了模型的有效性,它能够在保证时效性的同时兼顾公平性。同时,根据超启发算法的策略比较,得出 TS-AA 是最佳高层启发式策略组合。最后通过与经典多目标求解算法 NSGA-II 以及 MOPSO 在不同规模的案例上进行比较,进一步验证了本文所提的 MOHH 的有效性。

下一步的研究重点会考虑在模型上进行深入,从本文的单供应点到多供应点,再到多供应点与临时配送中心之间的联合配送,以提出更多符合实际情况的模型。同时在多目标超启发算法的框架中,提出更多有效的高层策略,以便获得更好的优化效果。

参考文献

[1] WANG B C, QIAN Q Y, GAO J J, et al. The optimization of warehouse location and resources distribution for emergency rescue under uncertainty[J]. Advanced Engineering Informatics, 2021,48:101278.

[2] GENG J X, HOU H P, GENG S Q. Optimization of ware-

house location and supplies allocation for emergency rescue under joint government-enterprise cooperation considering disaster victims' distress perception[J]. Sustainability, 2021,13(19):10560.

[3] PAUL J A, WANG X F. Robust location-allocation network design for earthquake preparedness[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2019,119:139-155.

[4] GHASEMI P, KHALILI-DAMGHANI K, HAFEZALKOTOB A, et al. Uncertain multi-objective multi-commodity multi-period multi-vehicle location-allocation model for earthquake evacuation planning[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019,350:105-132.

[5] GUTJAHR W J, DZUBUR N. Bi-objective bi-level optimization of distribution center locations considering user equilibria[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2016,85:1-22.

[6] BAHARMAND H, COMES T, LAURAS M. Bi-objective multi-layer location-allocation model for the immediate aftermath of sudden-onset disasters[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2019,127:86-110.

[7] 郭鹏辉, 朱建军, 王嘗华. 考虑异质物资合车运输的灾后救援选址-路径-配给优化[J]. 系统工程理论与实践, 2019,39(9):2345-2360.

[8] GULZARI A, TARAKCI H. A healthcare location-allocation model with an application of telemedicine for an earthquake response phase[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021,55:102100.

[9] ZHAO X J, COATES G, XU W. A hierarchical mathematical model of the earthquake shelter location-allocation problem solved using an interleaved MPSO-GA[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2019,10(1):1712-1737.

[10] AHMED L N, ÖZCAN E, KHEIRI A. Solving high school timetabling problems worldwide using selection hyper-heuristics[J]. Expert Systems with Applications, 2015,42(13):5463-5471.

[11] ABD AZIZ Z. Ant colony hyper-heuristics for travelling salesman problem [J]. Procedia Computer Science, 2015,76:534-538.

[12] 韩亚娟, 彭运芳, 魏航, 等. 超启发式遗传算法求解带软时间窗的车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2019,25(10):2571-2579.

[13] RODRIGUEZ D A, OTEIZA P P, BRIGNOLE N B. An urban transportation problem solved by parallel programming with hyper-heuristics[J]. Engineering Optimization, 2019,51(11):1965-1979.

[14] ZHOU Y, YANG J J, ZHENG L Y. Multi-agent based hyper-heuristics for multi-objective flexible job shop scheduling: a case study in an aero-engine blade manufacturing plant[J]. IEEE Access, 2019,7:21147-21176.

[15] LENG L L, ZHAO Y W, WANG Z, et al. A novel hyper-heuristic for the biobjective regional low-carbon location-routing problem with multiple constraints[J]. Sustainability, 2019,11(6):1596.

[16] WANG Z, LENG L L, WANG S, et al. A hyper-heuristic approach for location-routing problem of cold chain logistics considering fuel consumption[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2020,2020:8395754.

[17] YAO Y, PENG Z, XIAO B. Parallel hyper-heuristic algorithm for multi-objective route planning in a smart city [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11):10307-10318.

[18] CASTRO O R, FRITSCHE G M, POZO A. Evaluating selection methods on hyper-heuristic multi-objective particle swarm optimization[J]. Journal of Heuristics, 2018,24(4):581-616.

[19] ZHANG S Y, REN Z L, LI C X, et al. A perturbation adaptive pursuit strategy based hyper-heuristic for multi-objective optimization problems[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020,54:100647.

[20] COWLING P, KENDALL G, SOUBEIGA E. A hyper-heuristic approach to scheduling a sales summit[C]//The 3rd International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling. Konstanz: Springer Verlag, 2000: 176-190.

[21] 谢毅, 侯彦娥, 陈小潘, 等. 超启发算法研究进展综述[J]. 计算机工程与应用, 2017,53(14):1-8.

[22] KENDALL G, MOHAMAD M. Channel assignment in cellular communication using a great deluge hyper-heuristic [C]//The 12th IEEE International Conference on Networks. Singapore: IEEE, 2004:769-773.

[23] BURKE E K, KENDALL G, SOUBEIGA E. A tabu-search hyperheuristic for timetabling and rostering[J]. Journal of Heuristics, 2003,9(6):451-470.

[24] 贺体龙, 楼文高. 基于改进飞蛾扑火算法求解多需求点的应急物资调度[J]. 小型微型计算机系统, 2020,41(6):1334-1339.

[25] 杨喜文,郑建风,邢力元. 基于NSGA-Ⅱ算法的正逆向物流网络中回收处理中心选址[J]. 高技术通讯,2021,31(2):214-222.

[26] 唐红亮, 吴柏林, 胡旺, 等. 基于粒子群优化的地震应急物资多目标调度算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3):737-745.

Research on location-distribution and algorithm of emergency supplies considering timeliness and fairness

ZHAO Yanwei*, DING Junjie*, LENG Longlong**, ZHANG Jingling*, YU Mengfan*

(*Key Laboratory of Special Equipment Manufacturing and Advanced Processing Technology, Ministry of Education, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

(**College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

In order to cope with the shortage of resources in the initial stage of emergency relief, this paper proposes a multi-objective location-distribution model of emergency relief materials, which considers timeliness and fairness. One target is overall cost, including time cost, transportation cost and distribution center operating costs, and the other is shortage quantity, which combines distribution of supplies with the urgency of the disaster area to maximize equity. A multi-objective hyper-heuristic optimization framework is proposed to solve the multi-objective problem. In this framework, three high-level selection strategies and four acceptance criteria are proposed to improve the performance of the proposed algorithms. Through experiments, the model parameters are determined, and the validity of the proposed model is proved. Three evaluation indexes are introduced. Comparative experimental analysis shows that the proposed multi-objective algorithm is superior to NSGA-II and multiple objective particle swarm optimization (MOPSO) in the three evaluation indexes adopted.

Key words: emergency logistics, location-distribution problem, hyper-heuristic algorithm, multi-objective problem