

考虑转运的应急物资两阶段优化调度

王静, 邹静静, 汪勇
(武汉科技大学管理学院, 湖北武汉 430081)

摘要: 供应物资受限下多供应点、多需求点、多种类的应急物资调度需要保障配送高效的同时提升各需求点的满足度。因此, 通过建立以运输成本和需求满足度为目标的调度模型, 设计进化学习算法(ELA)提升模型的求解效果和精度, 给出高效的调度方案, 引入转运点进一步降低各需求点的运输成本从而优化调度方案。实验分析表明, 第一阶段提出的决策变量映射编码避免产生无效的分配方案加快了求解速度, 设计的ELA算法能较大幅度地降低运输成本并提高需求满足度, 与传统GSA相比, 给出的调度方案使得运输成本降低13.6%, 需求满足度提高18.4%。第二阶段运用节约法优化后, 双目标调度方案中将调度方案的运输成本再降低11.1%。结合实际调度需求, 给出的两种方案中双目标调度方案适用于降低运输成本的实际需求, 而最大需求满足度方案则对提升需求满足度更有帮助, 两种方案为实际调度需求提供了更有价值的参考意义。

关键词: 物资调度; 双目标整数规划; 进化学习算法; 映射编码; 横向转运

中图分类号: TP301.6; F251

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2025)04-0037-08

doi: 10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0365

Optimized Two-phase Emergency Material Scheduling Considering Transfer

WANG Jing, ZOU Jing-jing, WANG Yong

(School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Under the constraint of supplying materials, the dispatching of emergency materials with multiple supply points, multiple demand points, and multiple types needs to guarantee the high efficiency of distribution and improve the satisfaction degree of each demand point at the same time. Therefore, by establishing a scheduling model with transportation cost and demand satisfaction as the objectives, we design an evolutionary learning algorithm (ELA) to improve the model's solution effect and accuracy, give an efficient scheduling plan, and introduce transshipment points to further reduce the transportation cost of each demand point so as to optimize the scheduling plan. The experimental analysis shows that the decision variable mapping encoding proposed in the first stage accelerates the solution speed by avoiding the generation of ineffective allocation schemes, and the designed ELA can reduce the transportation cost and improve the degree of demand satisfaction to a larger extent, and the given scheduling scheme reduces the transportation cost by 13.6% and improves the degree of demand satisfaction by 18.4% compared with the traditional GSA. In the second stage, after optimization using the savings method, the transportation cost of the scheduling plan is further reduced by 11.1% in the bi-objective scheduling plan. Combined with the actual scheduling demand, the two given schemes, the dual-objective scheduling scheme is suitable for the actual demand of reducing transportation cost, while the maximum demand satisfaction scheme is more helpful for improving the demand satisfaction, and the two schemes provide more valuable references for the actual scheduling demand.

Key words: material scheduling; bi-objective integer programming; evolutionary learning algorithm; mapping encoding; horizontal transfer

0 引言

现代社会面临着自然灾害和突发事件的威胁, 而这些灾害往往无法事先预知且难以避免。因此, 建立

健全应急救援体系并进行有效的灾后调度显得尤为重要, 而应急救援体系的关键要素之一是合理的灾后物资调度工作。

收稿日期: 2024-08-07

修回日期: 2024-12-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71901167)

作者简介: 王静(1980-), 女, 副教授, 博士, 研究方向为优化理论与方法; 汪勇(1976-), 男, 教授, 博士, 研究方向为智能优化算法、机器学习; 通讯作者: 邹静静(1999-), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能优化算法。

目前,国内外学者已对应急物资分配与调度问题进行了大量研究。例如,王付宇等^[1]针对不确定灾害突发情况,构建最大化公平和最大化综合满意度模型,在确保时效性的基础上保证了突发事件下的救援公平性。袁瑞萍等^[2]根据救援工作不同阶段的特点指定制定物资调度优化方案,分别构建了三个阶段的优化模型,并结合遗传算法和模拟退火算法进行求解。卢建锋等^[3]提出考虑应急物资缺失风险来研究连续消耗型应急物资调度优化问题,以调度成本最小和应急物资缺失风险最小为目标,并采用分阶段求解模式进行求解。孙昌玖等^[4]将横向转运引入到应急物资调度中,以 NSGA-II 算法进行求解,有效降低了运输成本,提高了需求满足度。Wang Y 等^[5]提出的两阶段混合启发式算法实现了降低成本和提高顾客满意度的目标。曹策俊等^[6]提出的多阶段应急物资多式联运调度框架和模型有效解决了应急救援物资调度问题。然而,现有以成本和满足度为目标的研究中大多以一阶段优化为主,尽管少数研究考虑到多阶段,但未深入探索更多符合实际需求的调度方案且未加深对成本的进一步优化。这既限制了成本优化的潜力,又忽视了真正的目标需求。

基于以上问题,许多研究者对物资调度方法做出了许多改进,而应急物资调度方法分为两类,一类是基于精确优化求解,例如动态规划法^[7]、分支定界法^[8]和两阶段方法^[9]等。但是因其多目标和多约束的物资调度问题多为 NP-Hard 问题,启发式算法成为解决这类问题的常用方法^[10]。另一类是基于智能优化算法,例如 PSO^[11]、GA^[12]、DE^[13]、GWO^[14]等成为解决优化多目标物资调度的重要方法,但由于启发式算法存在的不足,改进和算法结合的方法成为提高算法性能的主要方式。例如,方文婷等^[15]提出的混合式蚁群算法采用 A* 算法^[16]与蚁群算法结合的方式,提高了算法的全局搜索能力和搜索速度,弥补了蚁群算法收敛速度慢的缺点。Mohammed H 等^[17]把鲸鱼优化算法和灰狼优化算法^[18]相结合提出了 WOAGWO 算法,不仅把 GWO 的搜寻机制嵌入到 WOA 开发阶段,而且在探索阶段添加新技术,以在每次迭代后改进解决方案。Pang X 等^[19]提出了基因库的概念并用线性回归的思想来预测下一代交叉和突变的概率,为多目标路径规划问题提供了新的解决思路。Xing H 等^[20]在 FA 更新公式中增加了一个突变算子,增强了萤火虫跳出局部最优的能力,从而提高了算法的搜索性能。李敬明等^[21]基于改进的萤火虫算法与 BP 神经网络结合,并引入惯性权重函数,提高了算法的收敛速度、计算精度及稳定性。

综上所述,研究者在应急物资调度模型和优化方

法上做出了许多卓有成效的研究工作。但以两阶段多目标的应急物资调度研究尚不多见,尤其是以成本和满足度为目标的多需求点、多供应点和多种类应急物资需求的情形下,同时考虑转运的物资调度研究较少。因此,该文从供应物资受限的客观实际出发,建立了运输成本和需求满足度的双目标应急物资调度模型;为降低运输成本,文中给出两种两阶段优化调度的运输方案,通过两种方案的不同优化方法对比,为现实中大规模物资调度问题提供了可选择的解决方法。应急物资调度大多是多目标优化问题,为此该文通过模拟人类群体行为提出了一种元启发式算法,进化学习算法 (Evolutionary Learning Algorithm, ELA),从而解决应急物资调度方案优化问题。最后,通过节约法对运输成本进行再次优化并给出转运方案,大大降低了物资调度的运输成本。

1 双目标应急物资调度整数规划模型

1.1 模型假设

一般而言,当出现多个供应点同时向需求点运送不同种类的物资时,由于考虑成本或者时间的因素,某些供应点会被当成转运点,通过转运点将物资运送给需求点。具有较低单位运输成本的供应点称为转运点 (A_1, A_2, \dots, A_p)。一般来说,转运点运输条件优于一般供应点,且具有大批量运输能力,运输成本较低,对于具有剩余运输能力的转运点,物资给转运点运输基本不增加转运点的运输成本。考虑到应急物资调度的可行性,对调度模型做如下假设:

- (1) 存在多个供应点和需求点,需求点位置、需求物资种类、数量已知。供应点位置、供应物资种类、数量和配送能力已知。
- (2) 每个供应点可向多个需求点分配物资,每个需求点可从多个供应点调度物资。
- (3) 所有供应点运输能力充足且有相同的运输工具。
- (4) 所有物资供应总量不大于所有物资的需求总量。
- (5) 每个供应点均储备 5 种物资。
- (6) 所有转运点具有相同的单位运输成本,其他供应点具有相同的单位运输成本。
- (7) 转运点不再经其他转运点运输物资。

1.2 问题数学描述

设有 n 个供应点, m 个需求点, p 个转运点, s 种应急物资, q_{ik} ($i=1, 2, \dots, n, k=1, 2, \dots, s$) 表示供应点 i 供应物资 k 的数量, r_{jk} ($j=1, 2, \dots, m$) 表示需求点 j 对物资 k 的需求量。决策变量 x_{ijk} 表示供应点 i 向需求点 j 分配物资 k 的数量。一个调度方案 x 可表示为:

$$x = \{x_{ijk} \mid i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m, k = 1, 2, \dots, s\} \quad (1)$$

根据假设(4),在所有物资供应总量小于所有物资需求总量的情况下,需求点对物资调度的满足度至关重要。鉴于非商业性物资储备库属于供应点,为确保应急物资供给,必须考虑应急物资的运输成本。运输时间取决于物资量、路程和单位运输速度,而运输成本则与物资量、路程和单位运输成本相关。因此,在非商业性物资储备库中,运输成本和运输时间是对等的。为了在成本和满足度方面建立应急物资调度模型,该文使用运输成本代替运输时间。换句话说,通过最小化成本来达到时间最短化的目标。 $f_1(x)$, $f_2(x)$ 分别表示运输成本和需求满足度,调度目标是使 $f_1(x)$ 最小, $f_2(x)$ 最大,即:

$$\begin{cases} \min f_1(x) \\ \min(-f_2(x)) \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{s. t. } x_{ijk} \in N^+ \quad (3)$$

$$0 \leq x_{ijk} \leq b_{jk} r_{jk} \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ijk} = q_{ik} \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{ijk} \leq b_{jk} r_{jk} \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n q_{ik} \leq \sum_{j=1}^m b_{jk} r_{jk} \quad (7)$$

式2为目标函数。

式3~7为目标函数式2的约束条件。式3表示决策变量整数约束,即应急物资调度数量 x_{ijk} 为整数。

式4表示单个供应点分配物资数量约束,即从供应点 i 向需求点 j 分配物资 k 的数量不超过其需求量 r_{jk} 。 b_{jk} 表示需求点 j 物资 k 的需求关系, $r_{jk} = 0$ 时, $b_{jk} = 0$, 否则, $b_{jk} = 1$ 。

式5表示单个供应点分配物资总量约束。即供应点 i 向所有需求点分配物资 k 的总量等于其数量 q_{ik} 。

式6表示所有供应点分配同类物资数量约束,即所有供应点向需求点 j 分配供应物资 k 的数量不超过其需求量 r_{jk} 。

式7表示所有供应点分配同类物资总量约束。即所有供应点向所有需求点分配物资 k 的总量不超过该类物资的需求总量。

1.3 运输成本计算

运输成本主要由单位运输成本和运输距离决定,设 w 为供应点的单位运输成本,则 w_1 为转运点的单位运输成本, w_2 为非转运点的单位运输成本。 d_{ij} 为供应点 i 到需求点 j 之间的距离。则所有需求点调度的应急物资运输成本为:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_j d_{ij} \sum_{k=1}^s x_{ijk} \quad (8)$$

1.4 需求满足度计算

需求满足度是指需求点获得的实际收益与其期望收益的比值。需求点 j 关于物资 k 的需求满足度是从所有供应点分配该类物资数量之和与其需求量之比。则所有需求点调度的应急物资的需求满足度为:

$$f_2(x) = \frac{1}{ms} \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^s \frac{R_{jk}}{r_{jk}} \quad (9)$$

$$R_{jk} = \sum_{i=1}^n x_{ijk}$$

式中, R_{jk} 是需求点 j 从所有供应点获得物资 k 的实际分配数量。 r_{jk} 是需求点 j 获得物资 k 的期望数量。

当需求量为0或分配量大于需求量时,式9无法计算需求满足度,故修正后的 $f_2(x)$ 见式10。

$$f_2(x) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{\sum_{k=1}^s b_{jk}} \sum_{k=1}^s \frac{b_{jk} R_{jk}}{1 - b_{jk} + r_{jk}} u(x) \quad (10)$$

$u(x)$ 为惩罚因子。当需求量不为0且分配量超过需求量时, $u(x) < 1$ 以减少无效的物资分配。 b_{jk} 是为了防止当需求点对某种物资没有需求量时计算出总满意度降低的情况。惩罚因子和需求关系参数见表1。

表1 惩罚因子与需求关系参数

条件	惩罚因子 $u(x)$	需求关系参数 b_{jk}
$r_{jk} = 0$	0	0
$r_{jk} > 0, R_{jk} < r_{jk}$	1	1
$r_{jk} > 0, R_{jk} > r_{jk}$	r_{jk} / R_{jk}	1

2 两阶段优化算法设计

2.1 优化变量编码

一个调度方案由 $n \times m \times s$ 个决策变量组成,直接采用决策变量实值编码,由式3、式4可知,决策变量定义域不同,优化时难以满足约束条件,产生大量无效解,大大降低算法的搜索性能,算法需要大量时间去检查解的有效性。故设置一个新的决策变量 z_{ijk} , $z_{ijk} \in [0, U]$, U 为所有新的决策变量的上界,也就是所有物资调度份额的上限。由新的决策变量 z_{ijk} 构成调度方案,避免变量更新操作产生越界。 z_{ijk} 表示供应点 i 分配到需求点 j 物资 k 的份额, z_{ijk} 是一个三维变量,按照供应点排列,调度方案 z 可表示为式11的结构形式。

$$z = \begin{Bmatrix} z_{111} & \dots & z_{1m1} & \dots & z_{11s} & \dots & z_{1ms} \\ z_{211} & \dots & z_{2m1} & \dots & z_{21s} & \dots & z_{2ms} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_{n11} & \dots & z_{nm1} & \dots & z_{n1s} & \dots & z_{nms} \end{Bmatrix} \quad (11)$$

式11的每行表示一个供应点调度到所有需求点的 s 种物资的份额。为便于计算,将式11的二维结构

编码转换为图 1 的一维结构编码。

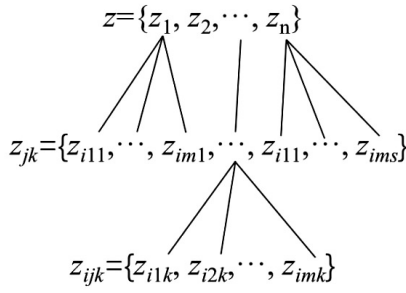


图 1 调度方案编码结构

由于新变量定义域相同,从而很好地避免了优化时产生决策变量越界问题。新变量 z_{ijk} 与原始变量的映射函数见式 12。

$$x_{ijk} = q_{ik} z_{ijk} / \sum_{j=1}^m z_{ijk} \quad (12)$$

学习个体编码计算方法与上述方法一致,故学习个体编码计算方法见式 13。

$$x_{ijk} = q_{ik} y_{ijk} / \sum_{j=1}^m y_{ijk} \quad (13)$$

2.2 适应度函数

适应度函数一般用来评估个体对环境的适应能力,算法根据当代的适应度来衡量下一代所产生的个体,因此适应度函数的设计关乎后续学习和算法搜索的快慢。文中由于多目标函数的钢量不同,为使收敛速度更快,采用归一化的单目标作为适应度函数。即:

$$F(x_i) = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^2 \frac{f_k(x_i) - f_k(x_j)}{\text{Max}f_k} \quad (14)$$

其中, $f_k(x_i)$ 和 $f_k(x_j)$ 是学习个体 x_i 、 x_j 的目标 k 的值, $\text{Max}f_k$ 是当代目标 k 的最大值。

2.3 进化学习算法

2.3.1 算法思想

一群人徒步旅行,大多数人都了解行进路线,总是跟随前进,走在后面的人跟随前面的人行走,但是总有人带头规划路线,最终大家到达目的地。徒步旅行是一个不断寻找最优路线的过程,体现了优化思想,目的地是最优解,沿途地点类似优化空间的可行解。受此启发,在主流启发式算法的基础上,提出一种进化学习算法(Evolutionary Learning Algorithm, ELA),它包括学习和竞争两个算子。学习算子决定是否进行搜索、向什么方向搜索以及搜索的范围,由学习效率、学习方向和学习深度组成,通过横向学习、纵向学习和自主学习方式产生学习个体。非最优个体学习方式类似徒步旅行的跟随者,最优个体学习方式类似搜索者,负责搜索下一个最优路线,竞争算子在原始个体和学习个体之间进行选择,产生下一代原始群体实现进化过程,竞争算子类似跟随者不断纠正路线偏差,从而达到

不掉队的目的。

ELA 的优化过程如图 2 所示。

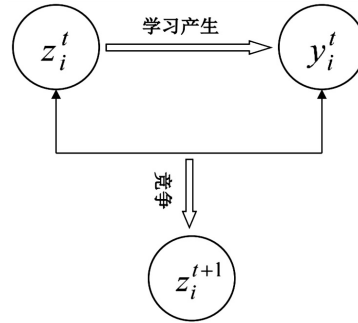


图 2 算法学习过程

z_i^t 表示第 t 代个体 z_i , y_i^t 表示第 t 代学习个体 y_i , $z^{*(t)}$ 表示第 t 代最优个体, $z^{*(t+1)}$ 表示第 $t+1$ 代最优个体。通过进化学习算法的学习算子产生学习个体,学习个体与原始个体通过竞争算子产生 $t+1$ 代新的原始个体,最终产生新的原始群体,从而完成进化过程。

2.3.2 算子设计

(1) 学习算子。

进化学习算法主要包括学习阶段和竞争阶段,学习阶段是竞争阶段的开始阶段。ELA 的学习阶段模拟徒步旅行的跟随过程,也就是学习过程,任务是获取学习个体。ELA 的跟随实际上是学习个体的启发式计算过程,由此产生竞争个体。显然,学习个体和竞争个体是一一对应的。由于徒步旅行的复杂性,为使学习过程精准无误,需要考虑搜索者的学习率、学习方向和学习深度三个因素,设置学习指令,搜索最有可能成为最优个体的竞争个体。从算法角度考虑,精准搜寻可大幅减小 ELA 搜索的随机性,提高算法的搜索性能。

设 $z_{ij}^{(t)}$ 表示第 t 代原始个体 z_i 的基因 j , $y_{ij}^{(t)}$ 表示第 t 代学习个体 y_i 的基因 j , $i=1,2,\dots,N, j=1,2,\dots,L$ 。故学习个体 $y_{ij}^{(t)}$ 与原始个体 $z_{ij}^{(t)}$ 的启发式计算见式 15。

$$y_{ij}^{(t)} = z_{ij}^{(t)} + \Delta z_{ij}^{(t)} \quad (15)$$

在式 15 中 $\Delta z_{ij}^{(t)}$ 是 $z_{ij}^{(t)}$ 的增量,见式 16。

$$\Delta z_{ij}^{(t)} = l_{ij}^{(t)} \lambda_{ij}^{(t)} D_{ij}^{(t)} \quad (16)$$

$$l_{ij}^{(t)} = r_{ij} I_{ij}$$

式中, $l_{ij}^{(t)}$ 是个体 z_i 基因 j 的学习率, $\lambda_{ij}^{(t)}$ 是学习方向, $D_{ij}^{(t)}$ 是学习深度。三个变量决定 z_i 的基因学习,即是否进行学习、向什么方向学习、学习深度如何。 r_{ij} 、 I_{ij} 分别表示第 t 代的学习随机性和学习指令, r_{ij} 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, $I_{ij} = 1$ 表示向原始个体学习, $I_{ij} = 0$ 表示不向原始个体学习,故 $l_{ij}^{(t)}$ 也是 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

学习指令中所有非零的基因数称为学习基因数,如式 17 所示。设 t 代 z_i 学习基因数为 $g(z_i^{(t)})$,根据 z_i 与 y_i 适应度及基因数变化趋势, $t+1$ 代个体 $z_i^{(t+1)}$ 的学

习基因数见表2。

$$g(z_i^{(t+1)}) = \sum_{j=1}^L I_{ij}^{(t+1)} \quad (17)$$

表2 学习基因数参数

适应度	t 代学习基因数	$t+1$ 代学习基因数
$F(y_i^{(t)}) \geq F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) \geq g(z_i^{(t)})$	$R(g(y_i^{(t)}) + (l - g(y_i^{(t)})) \times r)$
$F(y_i^{(t)}) < F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) < g(z_i^{(t)})$	$R(1 + (g(y_i^{(t)}) - 1) \times r)$
$F(y_i^{(t)}) < F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) \geq g(z_i^{(t)})$	$R(1 + (g(z_i^{(t)}) - 1) \times r)$
$F(y_i^{(t)}) < F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) < g(z_i^{(t)})$	$R(g(z_i^{(t)}) + (l - g(z_i^{(t)})) \times r)$

在表2中, R 为取整函数, $L = n \times m \times l$, r 为0~1之间的随机数。就 $F(y_i^{(t)}) \geq F(z_i^{(t)})$ 而言,当 y_i 与 z_i 适应度及基因数变化趋势一致时, $t+1$ 代的学习基因数在旧学习基因数和基因总长度 L 之间进行随机选择。当 y_i 与 z_i 适应度及基因数变化趋势不一致时,则向适应度更好的 $g(y_i^{(t)})$ 方向进行基因数的学习,也就是基因数在1到原始基因数之间进行随机选择。 $F(y_i^{(t)}) < F(z_i^{(t)})$ 同理。

根据 t 代 z_i 与 y_i 的适应度与基因变化趋势,确定 $t+1$ 代基因学习方向,见表3。

表3 学习方向参数

适应度	基因值	学习方向 $\lambda_{ij}^{(t)}$
$F(y_i^{(t)}) \geq F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) \geq g(z_i^{(t)})$	1
	$g(y_i^{(t)}) < g(z_i^{(t)})$	-1
$F(y_i^{(t)}) < F(z_i^{(t)})$	$g(y_i^{(t)}) \geq g(z_i^{(t)})$	-1
	$g(y_i^{(t)}) < g(z_i^{(t)})$	1

通过个体之间的学习率 l_t 和学习随机性 r 来进行个体之间的纵向学习,即向优秀个体学习,而通过学习深度 D 则可以进行个体内部的横向学习,即学习个体自身,历史变迁经验。

设 $\forall z_p \in \Omega, \Omega \subset X$, 都有 $F(z_p) \geq F(z_i)$, 则:

$$\Gamma = \frac{\sum_{z_p \in \Omega} z_p F(z_p)}{\sum_{z_p \in \Omega} F(z_p)} \quad (18)$$

$$D_{ij}^{(t)} = |z_{ij}^{(t)} - \Gamma| \quad (19)$$

$$D_{ij}^{(t)} = \frac{1}{2} e^{\pm 1} z_{ij} \quad (20)$$

式18中, $\sum_{z_p \in \Omega} z_p F(z_p)$ 表示累计比 x_p 更优的个体适应度值与其基因值的乘积, $\sum_{z_p \in \Omega} F(z_p)$ 表示比个体 x_p

适应度值大的所有适应度之和, Γ 为带权均值。式19是学习个体为非最优个体时的学习深度,式20是学习个体为最优个体时的学习深度。

(2) 竞争算子。

竞争阶段是 ELA 的两个阶段之一,任务是寻找更优个体并确定最优个体。竞争是运用检测手段对学习阶段找到的原始个体和学习个体进行适应度比较,根据比较结果来判定哪一个为 $t+1$ 代的最优学习个体。则 $t+1$ 代学习个体按式21计算。

$$z_i^{(t+1)} = \begin{cases} z_i^{(t)}, & F(z_i^{(t)}) \geq F(y_i^{(t)}) \\ y_i^{(t)}, & F(z_i^{(t)}) < F(y_i^{(t)}) \end{cases} \quad (21)$$

2.4 考虑转运的路径节约法

节约法的核心思想是把货物配送过程中的往返回路合并为一个闭环,目的是大幅度地减小总运输距离。该文章将部分供应点设置成转运点,供应点通过转运点将物资运送到需求点,从而达到减少运输成本的效果。其思想如图3所示。

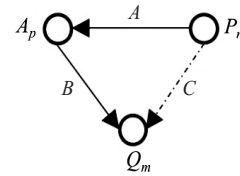


图3 转运路线示意图

图3中, A_p 为转运点, P_n 为供应点, Q_m 为需求点,它们之间的距离分别为 A 、 B 和 C 。当 A_p 、 P_n 都需要向供应点 Q_m 运输物资时,如果 $B+C$ 的距离大于 $A+B$ 的距离,那么供应点 P_n 运送到需求点 Q_m 的物资就需要通过转运点 A_p 进行转运,最终运送到需求点 Q_m 。

设 Δc_h 是经过转运点 $A_h (h=1, 2, \dots, p)$ 节约的成本,则:

$$\Delta c_h = c_{ij} - (c_{ih} + c_{hj}) \quad (22)$$

c_{ij} 为供应点 i 到需求点 j 的运输成本, c_{ih} 为供应点 i 到转运点 h 的运输成本, c_{hj} 为转运点 h 到需求点 j 的运输成本。若 $\Delta c_h > 0$, 那么运送到需求点的物资就经转运点进行转运。否则,就不转运。最后,对 Δc_h 排序,选择节约值大的点作为转运点。

设 d_{ij} 、 d_{ih} 、 d_{hj} 分别为供应点 i 到需求点 j 的距离, 供应点 i 到转运点 h 的距离以及转运点 h 到需求点 j 的距离。则节约成本计算方法见式23。

$$\Delta c_h = (w_2(d_{ij} - d_{ih}) - w_1 d_{hj}) \sum_{k=1}^s x_{ijk} \quad (23)$$

根据式23可知节约后的运输成本计算方法见式24。

$$G(x) = f_1(x) - \Delta c_h \quad (24)$$

2.5 两阶段优化算法描述

ELA 通过不断学习和竞争发现最优个体,运用

ELA 求解优化问题的算法描述如下。

(1) 输入。

供应点和需求点数量 n, m 及其位置。需求点物资需求量 r , 供应点物资储备种类 s 、数量 q 。供应点到需求点之间的距离 distAB , 转运点到非转运点之间的距离 distAA 。

(2) 参数设置。

设置分配份额上限 U , 种群规模 N , 转运点数量 p , 单位运输成本 w , 其中转运点单位运输成本为 w_1 , 非转运点单位运输成本为 w_2 , 学习方向 D (初始值为 1), 原始个体学习基因数初值 gens1 和学习个体学习基因数初值 gens2 , 迭代次数 T 。

(3) 判断进化算法是否完成。

若达到最大迭代次数, 转步骤 (9), 否则, 转下一步。

(4) 原始个体编码转换。

按式 12 将分配方案份额编码 z 转换为数量编码 x , 并检查其是否满足约束条件。

(5) 计算原始个体适应度值。

按式 8 计算原始个体的目标值 (运输成本) $f_1(x)$, 按式 9 和式 10 计算原始个体的目标值 (需求满足度) $f_2(x)$ 。按式 14 计算原始个体的适应度 F , 保存截止到当前迭代次数为止的最优个体 (最优调度方案) 及目标值, 保存每一代原始群体最优个体 $x^*(t)$ 及其目标值 $f(x^*(t))$ 。

(6) 学习算子产生学习个体。

按式 18 和式 19 向更优个体学习, 按式 20 向最优个体自主学习, 最终产生新的原始个体。

(7) 学习个体编码转换。

按式 13 将分配方案份额编码 y 转换为数量编码 x , 并检查其是否满足约束条件。

(8) 计算学习个体适应度值。

计算方法同步骤 (5), 得出学习个体的适应度值。

(9) 竞争算子产生新的原始种群。

按式 21 在原始种群和学习种群之间产生新的原始种群, 更新原始种群。

(10) 更新学习方向和学习基因数。

根据表 2 更新学习基因数, 根据表 3 更新学习方向, 产生新的原始种群, 转步骤 (3)。

(11) 输出: 最优调度方案 x^* 及目标值 $f_1(x^*)$, $f_2(x^*)$ 。

(12) 计算节约成本。

按式 23 计算最优调度方案的节约成本。

(13) 计算运输成本。

按式 24 计算节约后的运输成本并输出转运方案。

3 算例分析

3.1 数据与参数设置

本算例假设应急区域内有 12 个供应点 ($n = 12$), 10 个需求点 ($m = 10$), 5 种物资 ($s = 5$)。供应点与需求点之间的距离以及供应点与转运点之间的距离数据, 见数据集 distAB , distAA 。为验证模型和优化方法的有效性, 采用进化学习算法 (ELA)、多目标遗传算法 (NSGA-III)、引力搜索算法 (GSA) 和粒子群优化算法 (PSO) 进行优化实验。各算法初始群体相同, 群体个体数 $N = 30$, 供应点物资调度份额上限 $U = 15$, 最大迭代次数为 5 000。各算法具体参数见表 4。

表 4 算法参数

算法	参数
ELA	学习方向初始值 $D = 1$
NSGA-III	选择、交叉和变异概率 $p_s = 0.4$, $p_c = 0.4$, $p_m = 0.2$
GSA	初始引力常数 $GO = 20$, 粒子初始速度 $v = 0$, 引力常数计算系数 $\alpha = 20$, 调节参数 $\text{eps} = 0.01$
PSO	惯性权重 $i_w = 0.5$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.6$, 粒子初始速度 $v = 0$

3.2 双目标应急物资调度优化

由假设 (4) 可知, 在供应物资紧缺的情况下, 物资调度工作需要考虑运输成本和需求满足度。故实验 1 采用表 4 算法同时优化运输成本和需求满足度, 取 20 次平均值作为最优调度方案的目标值, 目标值见表 5。

表 5 最优调度方案目标值

算法	运输成本/万元	需求满足度
ELA	64.15	0.922 1
NSGA-III	67.83	0.887 6
GSA	74.28	0.778 6
PSO	68.96	0.866 5

由表 5 可知, ELA 运输成本目标值最小, 比次优的 NSGA-III 成本降低了 5.1%, 较 PSO 降低了 6.6%, 表明 ELA 算法优化的调度方案运输成本最低。ELA 计算的需求满足度均高于 NSGA-III、GSA 和 PSO 算法。综合来看, 考虑优化双目标调度方案时, ELA 的优化结果仍然很理想。各算法的目标值优化曲线见图 4、图 5 (取 20 次平均值)。

图 4(a) 和图 5(a) 分别是运输成本全局最优解优化曲线和需求满足度全局最优解优化曲线, 除 ELA 外, 其他算法出现早熟收敛, ELA 优化性能最优。图 4(b) 和图 5(b) 是群体最优解优化曲线, GSA 初期显著震荡, 再趋于收敛, PSO 却始终震荡。ELA 和 NSGA-III 震荡较小, 收敛速度快。此实验表明, 调度方案优化是可行的, 且 ELA 可以获取最优调度方案。限于篇

幅,省去调度方案。

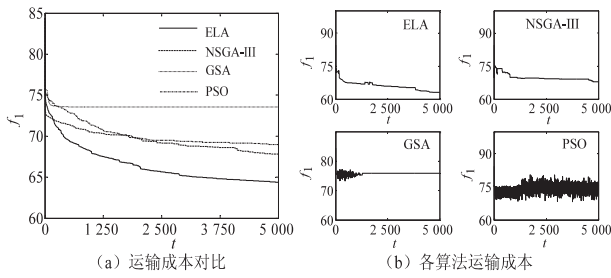


图 4 运输成本优化曲线

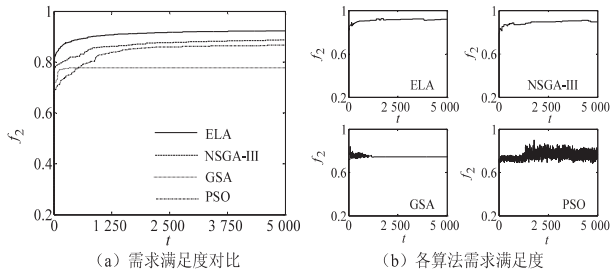


图 5 需求满足度优化曲线

3.3 最大需求满足度情形下的调度优化

针对 ELA 在最大需求满足度情形下的调度方案,实验 2 是通过优先寻找满足度目标最大的调度方案,此时满足度则成为衡量种群优劣的标准,需求满足度目标则成为适应度函数。ELA 目标值优化曲线见图 6 (取 20 次平均值)。

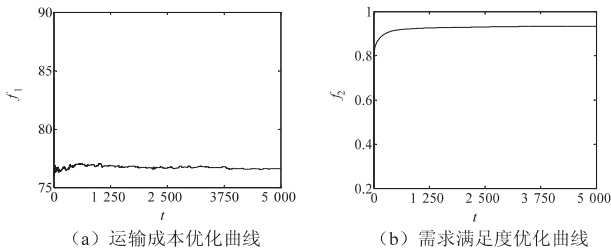


图 6 目标值优化曲线

图 6(a)为运输成本曲线,在 3 750 代前有小幅度震荡,此后逐渐收敛。这是因为当优先考虑需求满足度时,会首先选择能使需求满足度最大的调度方案,这会导致运输成本出现震荡和收敛速度较慢的情况。图 6 (b)为需求满足度曲线,基本不存在震荡且上升趋势稳定。此时最大需求满足度下优化结果为运输成本 76.83 万元,需求满足度为 0.933 7,限于篇幅,省去调度方案。

3.4 节约法下的运输成本优化

根据 3.2 的优化结果,对优化结果的运输成本使用节约法再对运输成本进行优化。同理,3.3 在最大需求满足度情形下进行优化之后,再次使用节约法对运输成本进行优化,优化结果对比见表 6。

由表 6 可知,在双目标优化成本情况下,使用节约法后,运输成本由原来的 64.15 万元降到 57.04 万元,较原先的运输成本降低了 11.1%,满足度为 0.922 1;

在最大需求满足度的成本优化下,运输成本由原来的 76.83 万元降到 61.82 万元,使用节约法较原先的运输成本降低了 19.5%,满足度为 0.933 7。

表 6 运输成本优化

成本优化	运输成本/万元	满足度
双目标优化成本	64.15	0.922 1
节约成本	7.11	
最大需求满足度下运输成本	76.83	0.933 7
节约成本	15.01	

实验 1 双目标优化下的转运方案如表 7 所示。

表 7 双目标优化转运方案

供应点 (非转运点)	供应点 (转运点)	需求点
7	1	2,3,4,5,6,8,9,10
8	2	1,2,3,4,5,6,7,8,10
9	3	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10
10	4	1,2,3,4,6,8,9,10
11	5	1,2,3,4,5,6,7,8,10
12	6	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10

实验 2 最大需求满足度下转运方案如表 8 所示。

表 8 最大需求满足度转运方案

供应点 (非转运点)	供应点 (转运点)	需求点
7	1	2,3,4,5,6,8,9,10
8	2	1,2,3,4,5,6,7,8,10
9	3	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10
10	4	1,2,3,4,6,8,9,10
11	5	1,2,3,4,5,6,7,8,10
12	6	1,2,3,4,5,6,7,8,9,10

表 8 表示供应点(非转运点)向需求点运送物资时,须经供应点(转运点)进行转运以此来降低运输成本。

4 结束语

该文研究了供应物资受限的情况下应急物资的调度问题,考虑以降低运输成本和提高需求满足度为目标。实验结果表明,建立的应急物资调度模型有效降低了运输成本,提高了需求满足度,可为应急物资优化调度提供决策参考。提出的 ELA 算法简洁高效,适合求解多目标优化问题,其优化精度和搜索性能均优于比较的算法,可满足应急物资管理者的多目标调度决策需求。调度方案实值映射编码能够保持所有算法个体更新的有效性,ELA 中的学习方向降低了算法的随机性,能够快速精准搜索最优解。实验结果表明,当以

降低运输成本为实际需求时,双目标优化的调度方案明显优于最大需求满足度优化的调度方案;当以提高需求满足度为实际需求时,最大需求满足度优化的调度方案明显优于双目标优化的调度方案。两种优化方法的比较为今后的物资调度问题提供了帮助。但是,当需求点和供应点数量较大、需求物资以及考虑目标较多时,调度方案解空间将显著增加,ELA 等优化算法计算效率降低,因此,对于具有更多调度目标和高维度决策变量的应急物资调度模型,提高 ELA 算法的计算效率值得进一步研究。

参考文献:

- [1] 王付宇,王欣蕊,贺昕,等.考虑需求紧迫度和综合满意度的应急物资选址-调度问题[J].系统工程,2024,42(1):37-50.
- [2] 袁瑞萍,王伟,李俊韬,等.不确定性条件下多阶段应急物资多式联运调度研究[J].运筹与管理,2023,32(6):33-39.
- [3] 卢建锋,韩霜,赵佳虹.考虑缺失风险的连续消耗型应急物资调度优化研究[J].公路交通科技,2023,40(2):246-254.
- [4] 孙昌玖,裴虹,刘丹,等.考虑横向转运的震后应急物资协同调度研究[J].武汉理工大学学报:信息与管理工程版,2018,40(4):389-395.
- [5] WANG Y,PENG S,XU M. Emergency logistics network design based on space - time resource configuration [J]. Knowledge-Based Systems,2021,223:107041.
- [6] 曹策俊,李从东,屈挺,等.救援物资跨区域调度双层规划模型—考虑幸存者感知满意度和风险可接受度[J].管理科学学报,2019,22(9):111-126.
- [7] 王茂萍,潘大志.求解集值折扣 $\{0-1\}$ 背包问题的改进动态规划算法[J].计算机应用与软件,2022,39(9):274-277.
- [8] 于静,徐哲,谢芳.带有活动重叠的项目调度问题新算法:分支定界法[J].运筹学学报,2023,27(1):115-126.
- [9] 王移民,雷德明.求解分布式两阶段混合流水车间调度的反馈人工蜂群算法[J].控制理论与应用,2024,41(6):1137-1146.
- [10] 汪勇,李文凯,艾学轶,等.考虑目标偏好的应急物资调度方案优化方法[J].统计与决策,2023,39(21):184-188.
- [11] WANG L,YANG Y,XU L,et al. A particle swarm optimization-based deep clustering algorithm for power load curve analysis[J]. Swarm and Evolutionary Computation,2024,89:101650.
- [12] CHAUHAN P R,SAHA B B,TYAGI S K. Genetic algorithm based multi-objective optimization of an adsorption cooling system with passive heat recovery mechanism [J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2024, 158:107848.
- [13] SUN Haibing,WANG Dong,LI Hanging,et al. An improved DV-Hop algorithm based on PSO and Modified DE algorithm[J]. Telecommunication Systems, 2023, 82(3):403-418.
- [14] DEY B,RAJ S,MAHAPATRA S,et al. A variegated GWO algorithm implementation in emerging power systems optimization problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2024,129:107574.
- [15] 方文婷,艾时钟,王晴,等.基于混合蚁群算法的冷链物流配送路径优化研究[J].中国管理科学,2019,27(11):107-115.
- [16] 潘富强,曾成,马国红,等.一种融合改进A*算法与改进动态窗口法的AGV路径规划[J].传感技术学报,2023,36(1):68-77.
- [17] MOHAMMED H,RASHID T. A novel hybrid GWO with WOA for global numerical optimization and solving pressure vessel design [J]. Neural Computing & Applications, 2020, 32(18):14701-14718.
- [18] 汪勇,康澳明,艾学轶,等.一种具有制导机制的灰狼优化算法[J].统计与决策,2023,39(24):35-40.
- [19] PANG X,CHEN C,TONG X,et al. Application of improved genetic algorithm and ant colony algorithm in multi-objective path planning [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023,2562(1):012011.
- [20] XING H,WU H,CHEN Y,et al. A cooperative interference resource allocation method based on improved firefly algorithm [J]. Defence Technology,2021,17(4):1352-1360.
- [21] 李敬明,倪志伟,朱旭辉,等.基于佳点萤火虫算法与BP神经网络并行集成学习的旱情预测模型[J].系统工程理论与实践,2018,38(5):1343-1353.