

1-20-2024

Emergency Material Scheduling Based on Discrete Shuffled Frog Leaping Algorithm

Xiaoning Shen

School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China; Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology, Nanjing 210044, China; sxnystst@sina.com

Zhongpei Ge

School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

Chengbin Yao

School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China

Liyan Song

Guangdong Key Laboratory of Brain-like Intelligent Computing (Southern University of Science and Technology), Shenzhen 518055, China

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Emergency Material Scheduling Based on Discrete Shuffled Frog Leaping Algorithm

Abstract

Abstract: A mathematical model of emergency material scheduling after earthquakes is built. The model evaluates the emergency degree of each disaster area based on the disaster situation and designs a method to split the demand of the disaster area, improving the efficiency of vehicle utilization. To solve the model, this paper proposes a discrete shuffled frog leaping algorithm with multi-resource learning. The multiple information sources introduced by the proposed algorithm can expand the search direction and reduce the assimilation speed of the population in the algorithm. Second, the worst individual in each subgroup can learn the effective information in the population to improve the convergence accuracy of the algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain a higher-quality scheduling scheme and has good scalability for the scale of emergency material scheduling.

Keywords

emergency material scheduling, shuffled frog leaping algorithm, emergency degree, split delivery, vehicle routing problem

Authors

Xiaoning Shen, Zhongpei Ge, Chengbin Yao, Liyan Song, and Yufang Wang

Recommended Citation

Shen Xiaoning, Ge Zhongpei, Yao Chengbin, et al. Emergency Material Scheduling Based on Discrete Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 97-109.

基于离散混合蛙跳算法的地震应急物资调度

申晓宁^{1,2,3}, 葛忠佩¹, 姚铖滨¹, 宋丽妍⁴, 王玉芳^{1,2,3}

(1. 南京信息工程大学 自动化学院, 江苏 南京 210044; 2. 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044;
3. 江苏省大数据分析技术重点实验室, 江苏 南京 210044; 4. 广东省类脑智能计算重点实验室(南方科技大学), 广东 深圳 518055)

摘要: 建立震后应急物资调度数学模型。该模型根据各灾区的受灾情况评估其救援紧急程度, 并设计一种需求拆分供应的运输机制, 提高车辆的利用效率。为求解该模型, 提出一种多源信息学习的离散混合蛙跳算法。所提算法引入多种信息源以扩展算法的搜索方向, 降低种群的同化速度。同时, 让子组最差个体学习种群中的有效信息, 提高算法的收敛精度。实验结果表明, 所提算法能够搜索到精度更优的调度方案, 对问题规模具有良好的可扩展性。

关键词: 应急物资调度; 混合蛙跳算法; 灾区紧急程度; 需求拆分供应; 车辆路径问题

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2024)01-0097-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0884

引用格式: 申晓宁, 葛忠佩, 姚铖滨, 等. 基于离散混合蛙跳算法的地震应急物资调度[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 97-109.

Reference format: Shen Xiaoning, Ge Zhongpei, Yao Chengbin, et al. Emergency Material Scheduling Based on Discrete Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 97-109.

Emergency Material Scheduling Based on Discrete Shuffled Frog Leaping Algorithm

Shen Xiaoning^{1,2,3}, Ge Zhongpei¹, Yao Chengbin¹, Song Liyan⁴, Wang Yufang^{1,2,3}

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing 210044, China;
3. Jiangsu Key Laboratory of Big Data Analysis Technology, Nanjing 210044, China; 4. Guangdong Key Laboratory of Brain-like Intelligent Computing (Southern University of Science and Technology), Shenzhen 518055, China)

Abstract: A mathematical model of emergency material scheduling after earthquakes is built. The model evaluates the emergency degree of each disaster area based on the disaster situation and designs a method to split the demand of the disaster area, improving the efficiency of vehicle utilization. To solve the model, this paper proposes a discrete shuffled frog leaping algorithm with multi-resource learning. The multiple information sources introduced by the proposed algorithm can expand the search direction and reduce the assimilation speed of the population in the algorithm. Second, the worst individual in each subgroup can learn the effective information in the population to improve the convergence accuracy of the algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm can obtain a higher-quality scheduling scheme and has good scalability for the scale of emergency material scheduling.

Keywords: emergency material scheduling; shuffled frog leaping algorithm; emergency degree; split delivery; vehicle routing problem

收稿日期: 2022-08-01

修回日期: 2022-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(61502239, 51705260); 江苏省自然科学基金(BK20150924)

第一作者: 申晓宁(1981-), 女, 教授, 博士, 研究方向为计算智能、多目标优化等。E-mail: sxnysyt@sina.com

0 引言

“雅安地震”“汶川大地震”和“玉树地震”等大规模地震的发生，造成了重大的人员伤亡和财产损失。为减少自然灾害给人民带来的伤害，使得国家能够稳定的发展，需要建立完备的应急事件处理系统。灾后的应急物资调度作为应急管理体系中重要的一环，及时合理地将物资分配到各灾区能够降低灾害造成的伤害，为接下来的救援任务提供良好的条件。目前应急管理的理论研究还不成熟，因此对应急物资调度的研究有助于丰富和发展应急管理理论，为专家处理应急事件提供参考。

学者从不同的角度对应急物资调度的模型进行了研究。从物资的运输角度，Liberatore等^[1]考虑道路因地震而损坏的情况，提出考虑道路修复因素的多标准优化模型，为灾后物资分配提供最优方案；安基文等^[2]考虑了交通抢通对救援路径规划的影响，建立了双层路径规划模型。此类模型未对灾区的受灾程度进行量化，不能根据严重程度对灾区进行优先级物资供应。从灾区受灾程度角度，都雪静等^[3]考虑环境因素、物资因素及人口因素，构建需求紧迫度评价指标体系，采用改进的TOPSIS法得到各灾区的需求紧迫度，建立突发事件下公路应急物资调度模型。苑津莎等^[4]考虑灾区距物资储备中心的距离、距震中心的距离和物资需求情况，采用层次分析法对灾区的需求紧迫度进行评估，建立考虑需求紧迫度和满意度的物资调度模型。该类模型虽然根据紧迫度确定灾区实际分配的物资量，却未确定灾区供应的优先次序，容易造成对高紧迫度灾区的物资供应延迟。此外，上述模型均假设同一灾区的物资需要统一运输，在一定程度上降低了车辆的资源利用率。为了解决上述问题，本文建立基于灾区救援紧急程度和需求可拆分供应的应急物资调度模型(emergency material scheduling model with urgency degree and split delivery, EMS_UDSD)。所提模型

的特点体现在供应优先关系和物资运输效率两个方面。首先，量化灾区救援紧急程度和物资运输优先度之间的关系。其次，将同一灾区的物资需求进行拆分，允许多辆车为其提供服务，以提高车辆容量的利用率。

应急物资调度属于带容量约束的车辆路径问题(capacitated vehicle routing problem, CVRP)的一个衍生问题，一般以最小化总行驶路程作为优化目标^[5]搜索最优路线。CVRP已被证明是NP-hard问题^[6]，由于精确算法无法在多项式时间内得到中大问题的精确解，近年来大多文献使用近似算法对其求解。近似算法分为启发式和元启发式两类。启发式算法基于直观经验快速构造可行解，但对解的质量无法保证。与之相比，元启发式算法能够基于种群对问题的决策空间进行大范围搜索，求得近似全局最优解。目前，已有一些学者采用元启发式算法求解应急物资调度问题。Wang等^[7]提出混合蚁群优化算法，将节约里程算法和局部搜索法2-opt结合，并引入蚂蚁禁忌搜索表，简化解的构造，提升了算法的性能；邹开俊等^[8]提出一种混沌粒子群优化算法求解多出救点的应急资源调度优化问题；Qi等^[9]提出一种结合Pareto局部搜索的蚁群系统求解应急冷链运输问题，加快算法搜索速度，保持Pareto解集的多样性。

混合蛙跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)是Eusuff等^[10]在2003年提出的一种元启发式算法，它模拟青蛙种群通过相互交换信息而改变自身位置，以跳跃至食物最丰富位置的觅食过程。SFLA通过更新子组中的最差个体以实现局部搜索，通过混合所有子组个体以实现全局优化。与传统求解车辆路径问题的优化算法(遗传算法和蚁群算法)相比，SFLA特有的搜索机制使得它能够更好地维护局部搜索和全局搜索之间的平衡，在求解多局部极值问题上更具有优势^[11]。SFLA的参数少、结构简单且全局搜索能力强，已被广泛应用于流水作业车间^[12]、货币汇率预测^[13]和跨流域水资源调度^[14]等工程问题。为求解所建模型

EMS_UDSD,设计了一种多源信息学习的离散混合蛙跳算法DSFLAMRL(discrete shuffled frog leaping algorithm with multi-resource learning)。该算法主要在两个方面进行了改进:①基于问题特征设计青蛙跳跃规则,采用贪心选择的思想构造车辆路线,使得车辆行驶距离更短,并引入多信息源指导子组最差个体,实现种群信息深度交互;②设计了子组最差个体局部信息学习策略,通过缩小搜索维度加强对个体最差部分的精细化搜索。

1 考虑救援紧急程度和需求可拆分供应的应急物资调度数学模型

本节给出灾区救援紧急程度的计算方法,并设计了一种考虑灾区救援紧急程度和灾区之间位置的物资供应策略。同时,提出对灾区物资需求进行拆分供应的方法,增加车辆的利用效率。最后,建立考虑救援紧急程度和需求可拆分供应的应急物资调度数学模型EMS_UDSD。

1.1 考虑救援紧急程度的物资调度

1.1.1 灾区的救援紧急程度计算

曹彦波等^[15]根据地震救援优先级影响因素,筛选出主要因子,并赋予指标权重,将各项指标的得分值加权求和得到紧急救援区域总得分,得分越高,灾区的救援优先级越高。本文基于该方法,选取8项影响因素:地震烈度;震亡人数;受伤人数;次生灾害危险度;人口密度;震中距

离灾区距离;人口聚集度;震中位置,各项指标的计算标准见文献[15]。根据以上给定的影响因素,采用德尔菲法向专家进行问卷调查,对灾情进行初步分析后,对其权重和分值予以赋值,得到紧急救援区域优先级判定指标体系,如表1所示。

表1中,1级指标将影响因素分为评估因子和客观因子两类,每类因子分别包含4个影响因素。2级指标为1级指标所对应的具体影响因素。3级指标为2级指标的评分标准。在获取 n 个灾区的影响指标后,根据紧急救援区域优先级判定指标体系,建立物资运输优先级指标模型,计算各灾区物资运输优先级并进行归一化处理,灾区 i 的物资供应优先级总得分为

$$M_i = \sum_{u=1}^2 \sum_{v=1}^4 W_{iu}^1 \times W_{iuv}^2 \times S_{iuv}, i=1,2,\dots,n \quad (1)$$

式中: W_{iu}^1 为灾区 i 的一级指标权重值, $u=1$ 时表示评估因子, $u=2$ 时表示客观因子; W_{iuv}^2 表示灾区 i 评估(客观)因子中第 v 项因素的权重值; S_{iuv} 表示灾区 i 评估(客观)因素中第 v 项因素的得分值, $v=1,2,3,4$ 。

将各灾区优先级得分归一化处理后得到灾区 i 的救援紧急程度 e_i , $e_i \in [0,1]$, e_i 越大代表灾区 i 对物资的需求紧急程度越高。

$$e_i = \frac{M_i - M^{\min}}{M^{\max} - M^{\min}}, i=1,2,\dots,n \quad (2)$$

式中: M^{\max} 和 M^{\min} 分别为所有灾区的物资供应优先级最高得分和最低得分。

表1 紧急救援区域的优先级判定指标体系

Table 1 Priority evaluation index system of emergency rescue area

1级指标	权重值(W^1)	2级指标	权重值(W^2)	3级指标	得分(S)
评估因子	0.4	烈度	0.35	VI/ VII/ VIII/ IX/ X/ XI	0/0/1/2/3/4
		震亡人数	0.23	各灾区震亡人数的归一化数值	5
		受伤人数	0.11	各灾区受伤人数的归一化数值	5
		次生地质灾害风险等级	0.13	微度/ 轻度/ 中度/ 重度/ 特重	0/0/1/4/5
客观因子	0.6	人口密度	0.03	大于平均/ 小于平均	7/3
		震中距灾区县城距离/km	0.04	$\leq 5/ 6 \sim 10/ 11 \sim 20/ 21 \sim 30/ > 31$	5/3/1.5/0.5/0
		人口聚集度	0.06	密集/ 均值/ 稀疏	6/3/1
		震中位置	0.05	灾区是否位于震中	1/0

1.1.2 考虑救援紧急程度的物资供应

为了降低地震造成的影响，对于救援紧急程度较高的灾区，应优先供应物资。然而，若仅将救援紧急程度作为物资供应前提，会使得供应路线出现“绕路”现象，造成其余灾区的物资供应延迟。本文为了兼顾优先度和物资运输效率，允许车辆 k 在供应救援紧急程度高灾区的同时为与其相邻或顺路的救援紧急程度低的灾区提供配送。依据车辆到达灾区的行驶距离和救援紧急程度设置紧急度成本。设 P^k 表示车辆 k 供应的灾区集合，车辆 k 的紧急度成本 G^k 为

$$G^k = \sum_{j \in P^k} \left(\frac{od_j^k}{|P^k|} \cdot e_j \cdot Dis_j^k \right), k=1, 2, \dots, K \quad (3)$$

式中： $|P^k|$ 为车辆 k 访问的灾区数量； od_j^k 为灾区 j 在车辆 k 中的供应顺序； e_j 为灾区 j 的救援紧急度； Dis_j^k 为车辆 k 的行驶路线上从物资储备中心出发到达灾区 j 的距离。由式(3)可见，当 e_j 越高， Dis_j^k 越大，且 od_j^k 越靠后，灾区 j 被延迟供应所造成的损失则越大，紧急度成本越大。

图1以车辆 k 的行驶路线为例说明 G^k 的计算方法。由图可知，车辆 k 访问的路线共包含5个灾区，则车辆 k 的紧急度成本为 $G^k = \frac{1}{5} e_3 \cdot Dis_3^k + \frac{2}{5} e_1 \cdot Dis_1^k + \frac{3}{5} e_5 \cdot Dis_5^k + \frac{4}{5} e_2 \cdot Dis_2^k + \frac{5}{5} e_4 \cdot Dis_4^k$ 。

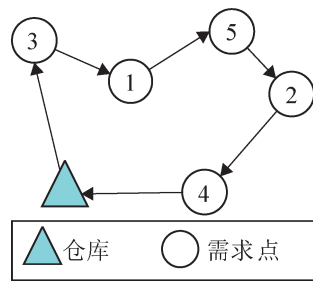


图1 车辆 k 的物资供应顺序
Fig. 1 Supply sequence of vehicle k

1.2 灾区物资需求的拆分供应

当遭遇突发的大规模地震时，应急管理体系处于战时状态，大批量的物资亟需快速地供应至灾区以缓解当地物资的短缺。在有限的车辆资源

下应尽可能地完成物资分配任务，提高车辆的利用效率，降低地震给灾区造成的影响。传统带容量约束的车辆路径规划方法在处理应急物流调度问题时，会出现车辆容量大量浪费的问题，因此本节提出灾区物资需求可拆分供应的方法，使得每辆运输车均尽可能充分地利用车辆容量完成物资配送任务。

1.3 符号说明及数学模型

本节将应急物资调度建模为一个单目标优化问题，模型具有如下假设：①存在一个物资储备中心(编号为0)和 n 个灾区(编号为1~ n)；②每个灾区 i ($i=1, 2, \dots, n$)的物资需求量为 D_i ；③运输车辆数量为 K ，并且车辆的属性一致(如：车辆容量，行驶速度等)；④各灾区的位置已知；⑤车辆数 K 足够大，采用单行程的方式进行物资供应(即派出的各车辆能够在一次行程中合作完成对所有灾区物资的配送)。现定义决策变量如式(4)(5)所示：

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{车辆 } k \text{ 从灾区 } i \text{ 行驶到灾区 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$y_i^k = \begin{cases} 1, & \text{灾区 } i \text{ 由车辆 } k \text{ 服务} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

模型的具体符号定义如表2所示。

表2 模型符号说明

Table 2 Mathematical notations and their descriptions		
符号	含义	
集合	P^k	车辆 k 供应的所有灾区集合
	n	灾区数量
	K	车辆最大使用数量
	Q	每辆车的最大容量
	D_i	灾区 i 的物资需求量
	s_j^k	车辆 k 供应灾区 j 的物资量
参数	d_{ij}	灾区 i 到灾区 j 的距离
	Dis_j^k	车辆 k 的行驶路线上从物资储备中心出发到达灾区 j 的距离
	M_i	灾区 i 的物资供应优先级得分
	e_i	灾区 i 的救援紧急程度
	G^k	车辆 k 的紧急度成本
	od_j^k	灾区 j 在车辆 k 中的供应顺序
决策	x_{ij}^k	车辆 k 从灾区 i 行驶至灾区 j 则为1, 否则为0
变量	y_i^k	灾区 i 的物资由车辆 k 负责供应为1, 否则为0

物资供应的时效在很大程度上影响着灾区伤员的存活率, 因此本文模型最小化物资运输过程中的车辆行驶距离和紧急度成本, 建立 EMS_UDSD 模型如下:

$$\min F = \max_{k=1}^K \left\{ \sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ij}^k d_{ij} + G^k \right\} \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n x_{ij}^k = \sum_{i=1}^n x_{ji}^k, \quad j=1, 2, \dots, n, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (7)$$

$$\sum_{k=1}^K y_j^k \geq 1, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^n x_{j0}^k = \sum_{j=1}^n x_{j0}^k = 1, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (9)$$

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=1}^n x_{ij}^k s_j \leq Q, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^K y_j^k s_j^k = D_j, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

其中, 式(6)为目标函数, 第一项为物资运输过程中车辆 k 从物资储备中心出发到最后一个灾区的总距离(不包括从最后一个灾区返回物资储备中心的距离), 第2项为车辆 k 的紧急度成本(见式(3))。本文模型最小化各辆车的路线长度与紧急度成本之和的最大值。式(7)保证车辆到达灾区 j 后, 必须从灾区 j 离开。式(8)保证灾区 j 的物资至少由一辆车供应, 即允许灾区 j 的物资拆分供应。式(9)表示车辆从物资储备中心出发, 供应完最后一个灾区后返回物资储备中心。式(10)表示车辆运输的货物不能超出其容量。式(11)表示供应灾区 j 的物资量等于其需求量。

2 DSFLAMRL 算法

本文针对 EMS_UDSD, 提出一种多源信息学习的离散混合蛙跳算法 DSFLAMRL, 给出编码解码方法和 DSFLAMRL 的算法框架, 并详细介绍算法采用的改进策略。

2.1 DSFLAMRL 的算法框架

求解 EMS_UDSD 的 DSFLAMRL 主要包括以下4个阶段: 初始化; 种群分组; 个体生成; 全

局混洗, 算法框架如图2所示。

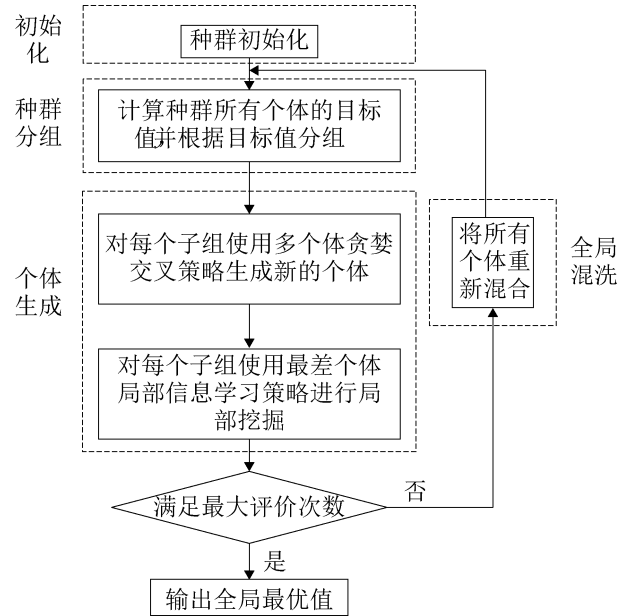


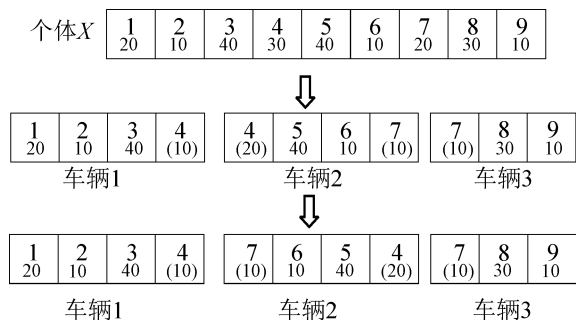
图2 DSFLAMRL 求解应急物资调度的框架
Fig. 2 Framework of DSFLAMRL for solving emergency material scheduling

2.2 编码和解码方法

针对本文提出的数学模型, 采用整数编码方式。对 n 个灾区(编号为 $1 \sim n$), 每个个体 X 的编码为一串由 $1 \sim n$ 组成的序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。为了实现物资拆分供应, 解码时, 车辆1首先对编码串上的灾区依次装货, 直至车辆1剩余容量无法一次性装载某个灾区的物资时, 对该灾区的需求进行拆分, 令车辆1装载部分物资, 直至该车辆装满, 得到车辆1的路径。该灾区剩余物资由车辆2继续装载, 装载完毕后对编码串上剩余的灾区依次装货, 以此类推, 直到所有物资装载完毕, 车辆同时从物资储备中心出发供货。在上述解码方法对灾区进行拆分供应时, 前一辆车供应的最后一个灾区同时也是后一辆车供应的第一个灾区。若前一辆车供应的最后一个灾区为救援紧急程度高(低)的灾区, 会使下一辆车优先供应此救援紧急程度高(低)的灾区, 二者均出现某辆车最后供应救援紧急程度高的灾区或首先供应救援紧急程度低的灾区的情况, 造成紧急度高的灾区无法优先供应。

为此, 解码后, 保持奇数编号车辆的路径不变, 对偶数编号车辆的路径进行翻转操作, 以减少上述影响。在上述过程中, 除解码后的最后一辆车, 其余车辆均满载供货。

图3给出了对个体 X 的解码方式示例。假设车辆容量为80, 个体的编码代表灾区编号, 编号下的数值为对应灾区的需求量。首先, 车辆1按编码顺序依次装货, 当装载灾区4的物资时, 车辆1的剩余容量为10, 由于允许各灾区的物资拆分供应, 车辆1装载灾区4需求量中的10, 生成车辆1的路径。车辆2装载灾区4的剩余物资20, 并对余下灾区依次装载物资, 以此类推, 当所有灾区的物资都装载完毕, 生成车辆2和3的路径, 保持奇数编号车辆1和3的路径不变, 对偶数编号车辆2的路径进行翻转操作, 解码完成。

图3 个体 X 解码过程Fig. 3 Decoding procedure of individual X

2.3 多个体贪婪交叉的离散跳跃规则

所提离散跳跃规则通过交叉的方式让子组最差个体向最优个体进行学习。在最近邻算法中, 距离相近的客户会以较大的概率被连续访问。受此启发, 在个体之间进行交叉操作时引入贪心选择的的思想, 以加快算法的收敛速度: 在所有待交叉个体中选择距离当前供应灾区较近的灾区作为下一个目的灾区, 重复执行贪婪选择步骤直至生成新个体。为了克服贪婪选择易造成算法早熟收敛的缺点, 同时解决传统SFLA中个体学习对象单一、搜索多样性差的问题, 所提离散跳跃规则融入多源信息学习的方式引导算法在决策空间内

多向搜索, 并给出多个体贪婪交叉的操作: 选择子组最优个体和子组任意一个其他个体作为学习对象引导子组最差个体进行更新; 若未成功更新, 最差个体则向整个种群的最优个体和种群任意一个其他个体进行学习。

为了在保证算法寻优精度的同时进一步维护种群搜索的多样性, 增强算法跳出局部最优的能力, 所提离散跳跃规则基于距离信息采用轮盘赌策略选择灾区。当灾区 I 为出发灾区时, 选择两个距离它最近的灾区放入候选灾区集合 W 。将灾区 I 到 W 中任一灾区 j 的距离作为启发信息, 距离越近, 则灾区 j 被选择为下一个供应灾区的概率越大, 灾区 j 的选择概率为

$$P_j = 1 - \frac{d_{Ij}}{Td}, j \in W \quad (12)$$

式中: d_{Ij} 为灾区 I 到灾区 j 的距离; Td 为候选灾区集合中所有灾区到灾区 I 的距离之和; P_j 为灾区 j 被选择为下一个供应灾区的概率。

多个体贪婪交叉的离散跳跃规则具体步骤如算法1: 首先, 生成空解 X'_w , 个体更新标记 $flag$ 设置为“False”(第1行), 用临时变量存储子组最优个体 X_b 和子组任意个体 X_r , 并选择 X_b 和 X_r 作为学习对象(第2行)。随机选择一个灾区作为出发点 I , 将 I 放入 X'_w , 将 X'_w 复制给 X''_w (第3、4行)。当 X''_w 的个体长度大于2时, 进入循环(第5行), 分别从 X_b 、 X_r 和 X''_w 的个体编码中取出位于灾区 I 左侧和右侧的相邻灾区, 并从中确定距离 I 最近的2个灾区加入候选灾区集合(第6、7行)。由式(12)计算候选灾区的选择概率, 通过轮盘赌选择下一个供应灾区 I' (第8行)。分别删除 X_b 、 X_r 和 X''_w 中的灾区 I' , 将灾区 I' 作为新的出发点 I , 更新 X_b 、 X_r 和 X''_w 中与 I 相邻的灾区, 并将新的 I 放入 X'_w (第9~11行)。重复上述步骤, 直至 X''_w 的个体长度等于2时, 跳出循环, 此时仅剩一个灾区未被选择供应, 直接将该灾区放入 X'_w , 生成完整的新个体 X''_w (第12行)。计算新个体目标值, 若新个体目标值提高, 更新最差个体, 个体更新标记 $flag$ 设置为

“True” (第14行), 并输出新个体, 程序结束(第16, 20行)。否则, 进入第二轮学习, 返回步骤3, 使子组最差个体 X_W 向种群任意个体 X_R 与种群最优个体 X_G 学习(第19行)。第18行将个体更新标记 $flag$ 设置为“True”的目的是无论个体第二次学习是否成功更新 X_W , 程序都将输出当前 X_W 并退出(第20行)。

算法1 多个体贪婪交叉的离散跳跃规则
 $MI_crossover(X_b, X_r, X_G, X_R, X_W, flag)$

Input: X_b : 子组最优个体, X_r : 子组任意个体, X_G : 种群最优个体, X_R : 种群任意个体, X_W : 子组最差个体, $flag$: 个体更新标记

Output: X_W : 更新后的个体

- 1: $X'_W \leftarrow \{\}, flag \leftarrow False$;
- 2: $X'_C \leftarrow X_b, X'_R \leftarrow X_r$; //用临时变量存储子组最优个体和子组任意个体
- 3: 随机选择一个灾区作为出发点 I , $X'_W \leftarrow X'_W \cup \{I\}$;
- 4: $X''_W \leftarrow X_W$; //复制 X_W 给 X''_W
- 5: **while** $|X'_W| > 2$ **do**
- 6: 分别从 X'_C 、 X'_R 和 X''_W 中选出与 I 相邻的灾区 I_{CL}^1 和 I_{CR}^1 、 I_{CL}^2 和 I_{CR}^2 与 I_{WL} 和 I_{WR} ;
- 7: 分别计算以上灾区到灾区 I 的距离, 选择距离 I 最近的2个灾区作为候选灾区;
- 8: 由式(12)计算候选灾区的概率 P_j , 并使用轮盘赌选择下一个供应灾区 I' ;
- 9: $X'_C \leftarrow X'_C \setminus \{I\}$, $X'_R \leftarrow X'_R \setminus \{I\}$, $X''_W \leftarrow X''_W \setminus \{I\}$; //删除 X'_C 、 X'_R 和 X''_W 的灾区 I
- 10: $I \leftarrow I'$, 更新 X'_C 、 X'_R 和 X''_W 中与 I 相邻的灾区;
- 11: $|X'_W| \leftarrow |X'_W| + 1$;
- 12: $I' \leftarrow X''_W \setminus \{I\}$, $X'_W \leftarrow X'_W \cup \{I'\}$; //将 X''_W 中除 I 以外的另一个灾区作为下一个供应灾区 I'

13: **if** $obj(X'_W) < obj(X_W)$ //新个体比原个体有所改进

14: $X_W \leftarrow X'_W, flag \leftarrow True$;

15: **if** $flag = True$

16: **go to step 20**;

17: **else**

18: $X'_C \leftarrow X_G, X'_R \leftarrow X_R, flag \leftarrow True, X'_W \leftarrow \{\}$; //选择种群最优个体和种群任意个体为学习对象

19: **go to step 3**;

20: **Output** X_W

2.4 最差个体局部信息学习

若子组最差个体经过2.3节多个体贪婪交叉操作后目标值未得到改善, 则对该个体进行局部信息学习, 充分利用种群个体的有效信息, 在最差个体周围挖掘到更优的解。

基于上述特点, 提出最差个体局部信息学习策略, 令子组最差个体中的部分子路径向种群任一其他个体学习。策略分为两个阶段: 路径选择和局部信息学习。在路径选择阶段, 首先, 将子组最差个体中最差(式(6)中子路线长度及其紧急度成本之和最大)的子路径与其相邻的任一子路径组成信息学习路径, 以利用相邻子路径中的灾区信息改善最差个体的目标值。其次, 选择种群中任意一个其他个体, 保留该个体中属于信息学习路径的灾区, 并根据灾区之间的相对位置得到引导路径, 作为信息学习路径的学习对象。图4给出路径选择阶段的示例。

第1步, 对子组最差个体 X_W 进行解码, 得到 X_W 的车辆路径, 假设车辆2的路径为最差子路径 $Route_m$ 。第2步, 恢复车辆2和车辆4在解码翻转操作前的车辆路径(即恢复为编码形式)。第3步, 选择与 $Route_m$ 相邻的任意一条车辆路径(假设选择车辆3), 将车辆2和车辆3的路径首尾相连并去掉重复点6, 组成信息学习路径 $Route'_W$ 。第4步, 在种群中任选一个与 X_W 不同的个体 X_i , 保留 X_i 中属

于信息学习路径的灾区，组成引导路径 $Route_i^C$ 。

在局部信息学习阶段，对信息学习路径 $Route_w^C$ 和引导路径 $Route_i^C$ 实施贪婪交叉操作，使 $Route_w^C$ 向 $Route_i^C$ 进行学习。对学习后的路径进行解码，得到最差子路径及其相邻子路径的更新值。若两条更新子路径的子路线长度及其紧急度成本之和均分别优于更新前的最差子路径，则用它们分别替换子组最差个体 X_w 中的相应子路径。否则，在种群其他个体中选择引导路径作为学习对象，令 $Route_w^C$ 进行重新学习，直到满足上述条件。若向种群所有个体做过学习但均未成功，则随机生成一个新个体替换 X_w 。以图 4 选择出的子路径 $Route_w^C$ 和 $Route_i^C$ 为例，局部信息学习的过程如图 5 所示。

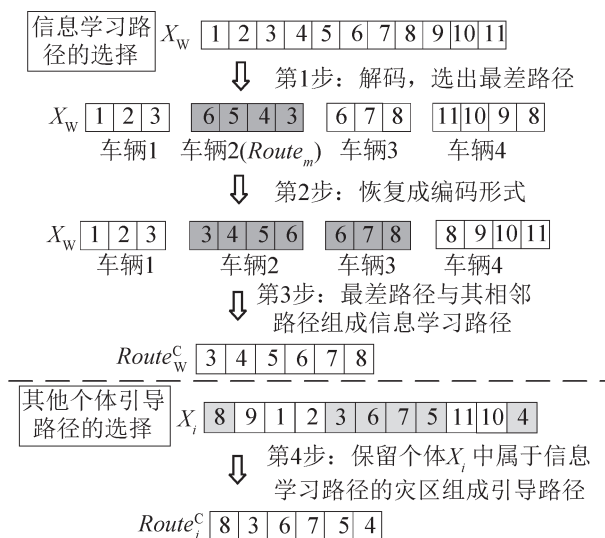


图 4 路径选择示例
Fig. 4 Illustration of routing selection

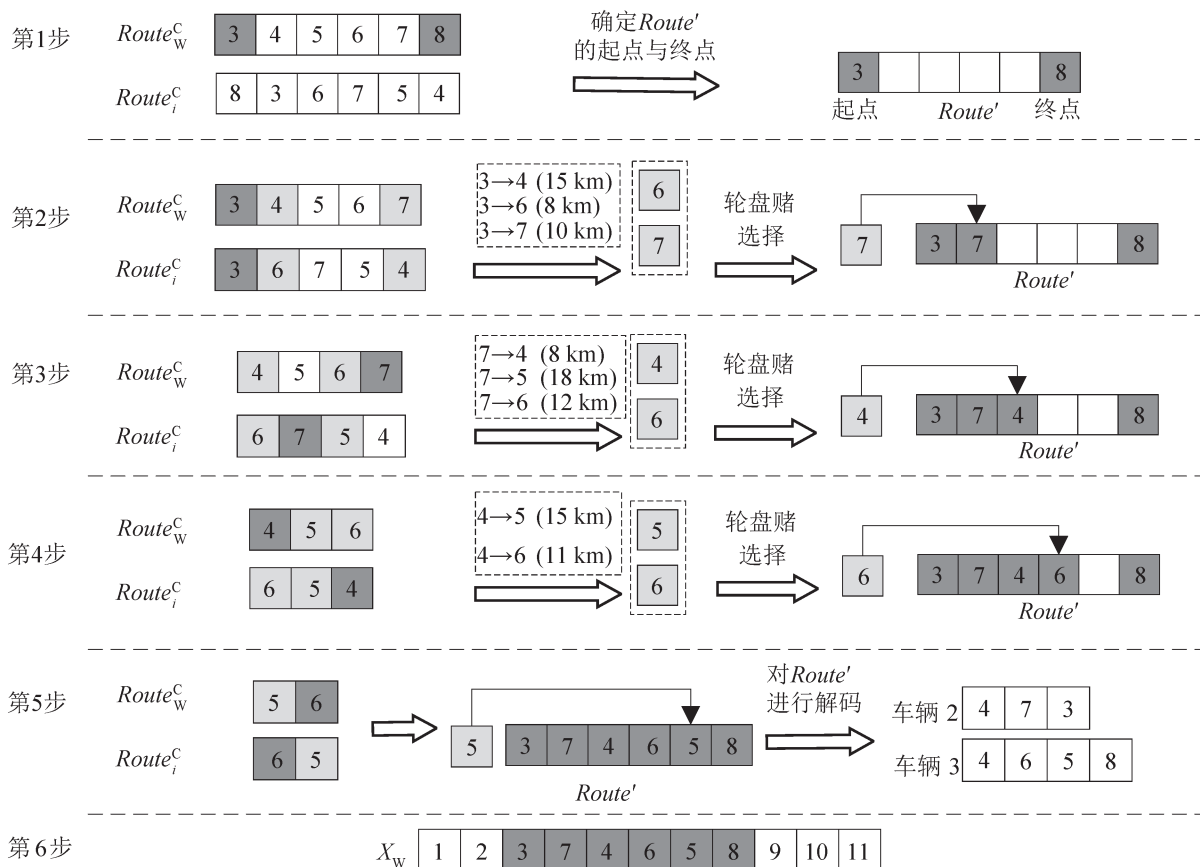


图 5 局部信息学习的过程
Fig. 5 Procedure of learning partial information

第1步, 保持 $Route_W^C$ 的第一个和最后一个灾区不变, 将它们设置为新路径 $Route'$ 的起点和终点。第2步, 以起点灾区3为出发点, 确定 $Route_W^C$ 和 $Route_i^C$ 中与出发灾区在编码串上左右相邻的灾区。计算相邻灾区到灾区3的距离, 选出距离最短的两个灾区加入候选灾区(灾区6和7), 通过式(12)计算候选灾区的选择概率, 并通过轮盘赌选择下一个供应灾区(假设为灾区7), 将灾区7添加至新路径。第3、4步, 以灾区7为出发灾区, 重复执行上述贪婪选择步骤, 直至个体仅剩一个灾区未被选择。第5步, 直接将未选灾区添加至新路径中, 得到更新完成的车辆路径 $Route'$ 。对 $Route'$ 解码, 得到更新后车辆2与车辆3的子路径。第6步, 若两辆车的子路径均优于更新前 X_w 的最差子路径(图4中车辆2的子路径 $Route_m$), 则用 $Route'$ 替换 X_w 相应基因片段。

2.5 算法复杂度分析

对 DSFLAMRL 算法的时间复杂度分析如下: 种群初始化为 $O(Nn)$, 种群分组为 $O(N)$, 多个体贪婪交叉策略为 $O(Nn^2)$, 最差个体局部信息学习策略为 $O(n^2)$ 。综上, DSFLAMRL 总的时间复杂度取上述分析结果中的最大值 $O(Nn^2)$ 。对 DSFLAMRL 算法的空间复杂度分析如下: 种群初始化时产生 N 个 n 维的个体, 其空间复杂度为 $O(Nn)$, 因为算法中个体更新都在原有个体上替换, 不需要占用新的空间, 所以算法的空间复杂度为 $O(Nn)$ 。相较于基本 SFLA 算法的时间复杂度 $O(Nn)$ 和空间复杂度 $O(Nn)$, 本章所提算法的空间复杂度未增加, 但时间复杂度高于基本 SFLA 算法, 原因是所采用的多个体贪婪交叉策略引入了问题的启发信息, 在选择车辆下一个供应的灾区时需要计算车辆到达各候选灾区的距离。

3 实验结果和仿真分析

从常用的 VRP 测试集 set A、set E、Fisher 和 set X^[16] 中选取了规模依次递增的10个仿真算例(从

36个灾区变化到251), 以验证所提算法在面对不同复杂程度问题时的可扩展性。此外, 基于汶川大地震中50个受灾最严重的灾区市(县)的地理位置及其相应的受灾情况等基本信息^[15]构建一个应急物资调度实例。设计3组实验: ①改进策略有效性的验证; ②对所提算法整体性能的验证; ③在汶川大地震应急物资调度实例中给出所提算法规划出的最优车辆配送路径及其相应的实际路程。本文算法 DSFLAMRL 的参数取 SFLA 文献中的常用值, 种群规模 N 为 $100^{[17-18]}$, 子组个数 m 为 $5^{[18-19]}$, 子组迭代次数 L 为 $10^{[20-21]}$ 。所有实验在 Intel Core i5-7200U CPU 2.50 GHz, RAM 12 GB, Windows 10, 64位操作系统上运行。编程语言为 Python, 在 PyCharm 3.9 编译器上进行仿真实验。

3.1 改进策略的有效性验证

本节验证2.3节所提多个体贪婪交叉的离散跳跃规则和2.4节最差个体局部信息学习策略的有效性, 将算法 DSFLAMRL 中的多个体贪婪交叉策略替换为文献[22]中的贪婪交叉算子得到 DSFLAMRL-M 算法, 删除 DSFLAMRL 中最差个体局部信息学习策略得到 DSFLAMRL-I 算法。将这两种算法与 DSFLAMRL 进行对比, 以分析每种改进策略对 DSFLAMRL 的影响。各算法最大目标评价次数均取为50 000, 采用随机初始化方法, 对比算法的其余参数取值也与所提算法一致。每种算法独立运行30次, Avg. 和 Best 分别表示30次运行结果得到的平均值和最好值, 并将每个算例中 Best 和 Avg. 的最优值加粗表示, 结果如表3所示。为显著对比3种策略的优劣, 本文引入显著水平为0.05的 Wilcoxon 秩和检验(W)对30次实验结果进行统计测试, 其中, “+”表示所提算法显著优于对比算法, “=”表示两者无明显差异, “-”表示所提算法显著劣于对比算法。

由表3可知, 使用两种改进策略的算法 DSFLAMRL 在大多数算例, 尤其是中大规模算例中取得了最佳的 Best 和 Avg.。与 DSFLAMRL-M

相比, DSFLAMRL在灾区数量为60以上的8个合成算例及实例上获得更优的 Best 和 Avg.。与 DSFLAMRL-I相比, DSFLAMRL在所有合成算例及实例中均获得更优的 Best 和 Avg.。同时, 统计测试结果表明在灾区数量为69以上的7个合成算

例及实例中, 在替换 DSFLAMRL的多个个体贪婪交叉的离散跳跃规则后会导致求解性能显著变差, 在大部分合成算例及实例中, 删除最差个体局部信息学习策略后的算法显著劣于所提算法。上述结果表明了所提两种改进策略是可行而有效的。

表3 所提算法的策略有效性对比
Table 3 Effectiveness comparison of the proposed algorithms

算例 VRP- <i>n-k</i>	DSFLAMRL		DSFLAMRL-M		DSFLAMRL-I	
	Avg.	Best	Avg.	Best	Avg.	Best
A-36-5	645.15	634.80	644.28-	594.29	676.58+	673.67
A-46-7	604.01	574.48	601.84-	554.01	646.97+	574.42
A-60-9	527.12	512.41	532.27=	515.65	572.97+	528.99
A-69-9	575.56	548.91	645.43+	551.35	622.06+	569.12
A-80-10	572.53	537.74	623.21+	580.46	601.27+	573.77
E-101-14	379.76	362.65	426.33+	410.54	392.37=	366.42
F-135-7	1 036.04	983.50	1 168.66+	1 104.19	1 110.77+	1 038.29
X-153-22	872.94	824.43	936.38+	886.47	899.01+	832.90
X-204-19	1 249.53	1 136.49	1 500.23+	1 351.05	1 367.48+	1 266.23
X-251-28	1 354.70	1 285.53	1 522.68+	1 468.85	1 391.88+	1 308.68
实例	463.92	398.8	494.68+	412.48	503.24+	456.66
+/-/=			8/2/1		10/0/1	

注: 算例名中, 首字母表示VRP测试算例的代号, *n*表示灾区数量, *k*表示可用车数量。

在个体的学习策略方面, 所提算法 DSFLAMRL既基于贪婪思想利用问题启发信息指导搜索, 又引入了多种学习的信息源和轮盘赌策略辅助算法寻优, 扩大了算法的搜索范围, 同时增加了搜索的随机性, 避免算法陷入局部最优。在局部搜索方面, 所提算法 DSFLAMRL针对最差个体的信息学习路径, 募集种群中有效的局部路径信息进行局部挖掘, 以提升最差个体的适应度, 进一步提高了算法的求解精度。

3.2 所提算法 DSFLAMRL 的性能验证

为验证 DSFLAMRL 在求解所提模型 EMS-UDSD时的性能, 选取文献中已有的5种具有代表性的元启发式算法(应用于 CVRP 中的改进萤火虫算法(CVRP-FA)^[23]和基于关系矩阵的进化算法(RMEA)^[24], 应用于应急物资调度问题中的改进遗传算法(GA)^[25]和基于任务分组的多阶段车辆路径问题(MSVR-TG)^[26], 以及应用于多仓库 VRP 问题

中的改进混合蛙跳算法(ISFLA)^[27]与 DSFLAMRL 进行对比。所有算法均采用种群随机初始化的方式, 终止条件均设为目标评价次数达到 50 000, 各对比算法的参数取值和搜索算子与原文献相同。ISFLA 算法采用实数编码方式, 其他对比算法均使用与所提算法相同的个体编码解码方式。每种算法在不同算例上分别独立运行 30 次, 实验结果如表 4 所示。

由表 4 可见, 与上述 5 种算法相比, 所提算法 DSFLAMRL 在所有合成算例和实例中均取得了最佳的 Best 和 Avg.。通过显著水平为 0.05 的 Wilcoxon 秩和检验可以发现, DSFLAMRL 在所有合成算例和实例上的结果均显著优于对比算法。所提算法的优越性能得益于对各改进策略的综合使用。在多个个体贪婪交叉阶段, 同时利用子组(种群)最优解的优良信息和子组(种群)任一其他个体作为子组最差个体的学习对象, 利用灾区间距离信息指导对下一个供应灾区的搜索, 有效减小

了路径长度。该方法保证了个体正确的寻优方向, 拓宽了算法的搜索区域, 有效提高了算法的全局搜索性能。在最差个体部分信息学习阶段, 对最差子路径内紧急程度不同的灾区进行精细化的搜索, 保留更新后的更优路线, 有效减少了紧急度成本, 实现了对个体邻域的深度挖掘。两种策略相互配合, 充分利用种群的整体与部分信息, 进行粗粒度的全局搜索和细粒度的局部挖掘, 为算法寻求到“探索”和“利用”之间的策略相互配合, 充分利用种群的整体与部分信息, 进行粗粒度的全局搜索和细粒度的局部挖掘, 为算法寻求到“探索”和“利用”之间的平衡, 从而提高了算法的搜索精度。综上, 所提算法能够更加有效地求解 EMS_UDSD 模型, 提供一套车辆利用率高、快速高效满足各灾区应急物资需求的车辆路

径调度方案。

3.3 汶川大地震应急物资调度方案

为了进一步验证所提算法 DSFLAMRL 在工程应用上的可行性, 以汶川大地震中受灾最严重的 50 个灾区市(县)为例, 在对应急物资有效和公平分配的基础上制定物资分配路线。图 6 给出 DSFLAMRL 求得的最优应急物资调度方案。

图 6 中, 不同颜色的线代表不同车辆供应灾区的路线, 各灾区的平面坐标由经纬度转换得到, 0 代表物资储备中心。所提算法 DSFLAMRL 搜索到车辆 4 所供应路线(0-38-40-35-8-46)的子路程长度及其紧急度成本之和最大, 为 463.92 km, 其中子路程为 398.87 km。所提算法与 5 种对比算法在该实例上运行 30 次取得最优路线的目标值和实际路程如表 5 所示。

表4 DSFLAMRL 与对比算法的实验结果
Table 4 Results of the proposed algorithm and comparison algorithms

测试算例 VRP- <i>n-k</i>		DSFLAMRL	GA	CVRP-FA	MSVR-TG	RMEA	ISFLA
A-36-5	Avg.	645.15	726.66+	723.30+	718.29+	664.00+	951.04+
	Best	634.80	684.95	651.33	681.76	636.43	819.18
A-46-7	Avg.	604.01	784.08+	721.91+	724.83+	639.36+	828.91+
	Best	574.49	721.03	623.22	674.18	599.99	681.71
A-60-9	Avg.	527.12	832.16	701.08+	957.89+	825.85+	1 071.59+
	Best	512.41	830.41	610.64	881.93	750.70	958.42
A-69-9	Avg.	575.56	938.70+	831.63+	631.18+	673.70+	1 248.71+
	Best	548.91	901.57	729.87	588.13	598.44	1 028.54
A-80-10	Avg.	572.53	831.43+	760.95+	861.86+	670.35+	1 028.87+
	Best	537.74	725.24	619.68	880.94	647.147	911.02
E-101-14	Avg.	379.76	680.44+	527.52+	464.04+	409.58+	546.24+
	Best	362.65	641.03	456.10	433.60	364.28	491.32
F-135-7	Avg.	1 036.04	1 784.79+	1 900.74+	1 625.01+	1 168.94+	2 233.08+
	Best	983.50	1 718.17	1 666.77	1 406.65	1 002.65	1 976.00
X-153-22	Avg.	872.94	1 691.34+	1 952.14+	1 175.80+	985.58+	2 024.78+
	Best	824.43	1 588.69	1 755.52	1 102.80	874.83	1 856.17
X-204-19	Avg.	1 249.53	1 966.86+	2 106.84+	1 830.44+	1 357.56+	2 153.37+
	Best	1 136.49	1 187.12	1 898.59	1 756.87	1 238.26	2 036.13
X-251-28	Avg.	1 354.70	1 696.93+	2 043.92+	1 586.89+	1 513.34+	2 034.64+
	Best	1 285.53	1 532.42	1 691.48	1 405.95	1 321.36	1 930.67
实例	Avg.	463.92	812.89+	727.34+	661.53+	700.15+	739.79+
	Best	398.87	752.83	609.65	521.35	623.93	607.73
+/-/=			11/0/0	11/0/0	11/0/0	11/0/0	11/0/0

注: 算例名中, 首字母表示 VRP 测试算例的代号, *n* 表示灾区数量, *k* 表示可用车数量。

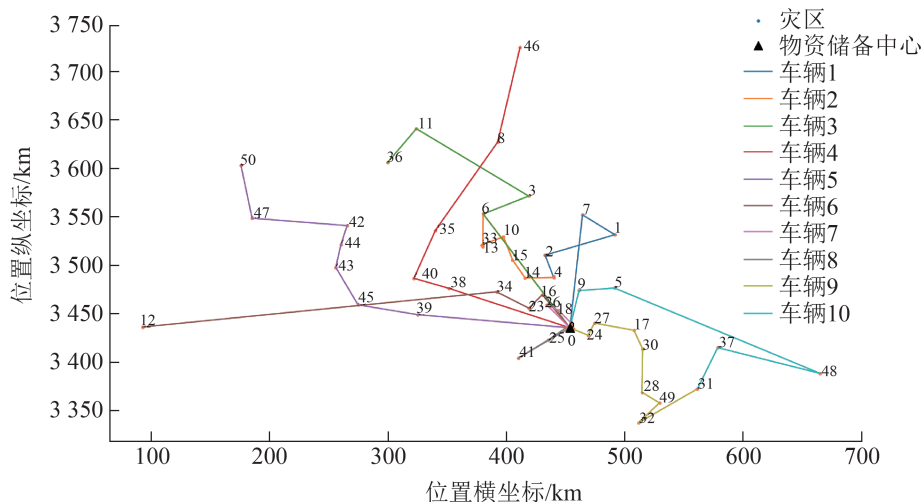


图 6 DSFLAMRL 在实例中求得的最优应急物资调度方案
Fig. 6 Optimal schedule obtained by DSFLAMRL in real instances

表 5 各算法在实例中的最优目标值和实际路程比较
Table 5 Comparison of optimal objective value and actual distance in real instances km

算法	最优目标值	实际路程
DSFLAMRL	463.92	398.87
GA	812.89	552.12
CVRP-FA	727.34	431.23
MSVR-TG	661.53	472.13
RMEA	700.15	519.25
ISFLA	739.79	591.38

由表 5 可知，DSFLAMRL 寻得的最优路线目标值最低，且实际路程接近目标值，表明路线的紧急度成本较低，即保证了紧急程度高的灾区优先得到了物资供应。因此，所提算法能够在应急物资调度中提供有效的灾区物资分配方案，防止时间和资源的浪费。

4 结论

针对震后应急物资调度问题，结合各灾区的救援优先度影响因素，以及物资拆分供应的运输方法，建立了一个以救援路线长度和重灾区优先供应为目标，以车辆容量为约束的优化模型。设计了一种引入多个信息源，并对最差个体进行精细化搜索的离散混合蛙跳算法。最后，生成 10 个规模不同的人工合成算例，并以汶川大地震中 50 个市(县)的受灾严重程度为背景构造实例，对算法

进行验证。实验结果表明，所提算法具有较高的求解性能。本文基于离散混合蛙跳算法的调度方法也可应用于山体滑坡、泥石流等其他类型的应急物资调度问题。

参考文献:

- [1] Liberatore F, Ortuño M T, Tirado G, et al. A Hierarchical Compromise Model for the Joint Optimization of Recovery Operations and Distribution of Emergency Goods in Humanitarian Logistics[J]. Computers & Operations Research, 2014, 42: 3-13.
- [2] 安基文, 李晓丽, 范熙伟, 等. 面向地震应急的救援路径规划模型[J]. 交通运输系统工程与信息, 2019, 19(1): 172-178.
An Jiwen, Li Xiaoli, Fan Xiwei, et al. Rescue Path Planning Model for Earthquake Emergency[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2019, 19(1): 172-178.
- [3] 都雪静, 王爱辉, 孙菲菲. 突发事件下公路应急物资调度优化[J]. 交通信息与安全, 2021, 39(4): 52-59.
Du Xuejing, Wang Aihui, Sun Feifei. The Optimized Scheduling of Emergency Supplies in Highways Under Emergencies[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2021, 39(4): 52-59.
- [4] 苑津莎, 马姿, 杨宏. 地震救灾初期应急物资智能调度问题的研究[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(21): 8702-8708.
Yuan Jinsha, Ma Zi, Yang Hong. Research on Intelligent Dispatching of Emergency Materials in the Early Stage of Earthquake Relief[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(21): 8702-8708.

- [5] Dantzig G B, Ramser J H. The Truck Dispatching Problem[J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 80-91.
- [6] Krzysztof Fleszar, Ibrahim H Osman, Khalil S Hindi. A Variable Neighbourhood Search Algorithm for the Open Vehicle Routing Problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 195(3): 803-809.
- [7] Wang Xinyu, Choi T M, Liu Haikuo, et al. A Novel Hybrid Ant Colony Optimization Algorithm for Emergency Transportation Problems During Post-disaster Scenarios[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(4): 545-556.
- [8] 郭开俊, 王铁君. 带时限的多出救点应急物资调度模型及算法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(30): 19-23.
Wu Kaijun, Wang Tiejun. Model and Optimization Algorithm of Multi-depot Emergency Materials Dispatching with Time Limits[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(30): 19-23.
- [9] Qi Chengming, Hu Lishuan. Optimization of Vehicle Routing Problem for Emergency Cold Chain Logistics Based on Minimum Loss[J]. *Physical Communication*, 2020, 40: 101085.
- [10] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of Water Distribution Network Design Using the Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 2003, 129(3): 210-225.
- [11] He Zhenxue, Xiao Limin, Wang Xiang. Minimization for Ternary Fixed Polarity Reed-muller Expressions Based on Ternary Quantum Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 110: 107647.
- [12] Cai Jingcao, Zhou Rui, Lei Deming. Dynamic Shuffled Frog-leaping Algorithm for Distributed Hybrid Flow Shop Scheduling with Multiprocessor Tasks[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, 90: 103540.
- [13] Rajashree Dash. Performance Analysis of a Higher Order Neural Network with an Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm for Currency Exchange Rate Prediction[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 67: 215-231.
- [14] Guo Yuxue, Tian Xin, Fang Guohua, et al. Many-objective Optimization with Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm for Inter-basin Water Transfers[J]. *Advances in Water Resources*, 2020, 138: 103531.
- [15] 曹彦波, 李永强, 李兆隆, 等. 地震紧急救援区域优先度判定模型研究[J]. *自然灾害学报*, 2014, 23(3): 181-189.
Cao Yanbo, Li Yongqiang, Li Zhaolong, et al. Discrimination Model of Priority of Seismic Emergency Rescue zone[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2014, 23 (3): 181-189.
- [16] Bernabé Dorronsoro Díaz. The VRP Web[EB/OL]. [2022-06-30]. <https://www.bernabe.dorronsoro.es/vrp/>.
- [17] Parmeet Kaur, Shikha Mehta. Resource Provisioning and Work Flow Scheduling in Clouds Using Augmented Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. *Journal of Parallel and Distributed Computing*, 2017, 101: 41-50.
- [18] Tang Jianxin, Zhang Ruisheng, Wang Ping, et al. A Discrete Shuffled Frog-leaping Algorithm to Identify Influential Nodes for Influence Maximization in Social Networks[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 187: 104833.
- [19] Zhang Xinming, Kang Qiang, Wang Xia. Hybrid Biogeography-based Optimization with Shuffled Frog Leaping Algorithm and Its Application to Minimum Spanning Tree Problems[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 49: 245-265.
- [20] Morteza Jadidoleslam, Akbar Ebrahimi. Reliability Constrained Generation Expansion Planning by a Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 64: 743-751.
- [21] Zhang Xiaodan, Zhang Yifeng, Shi Yuhui, et al. Power Control Algorithm in Cognitive Radio System Based on Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2012, 66(6): 448-454.
- [22] Huang Yao, Shen Xiaoning, You Xuan. A Discrete Shuffled Frog-leaping Algorithm Based on Heuristic Information for Traveling Salesman Problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 102: 107085.
- [23] Asma M Altabeeb, Abdulqader M Mohsen, Abdullatif Ghallab. An Improved Hybrid Firefly Algorithm for Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2019, 84: 105728.
- [24] Jiang Hao, Lu Mengxin, Tian Ye, et al. An Evolutionary Algorithm for Solving Capacitated Vehicle Routing Problems by Using Local Information[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 117: 108431.
- [25] 朱莉, 曹杰, 顾珺, 等. 公平缓解灾民创伤下的应急物资动态调配研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(9): 2427-2437.
Zhu Li, Cao Jie, Gu Jun, et al. Dynamic Emergency Supply Distribution Considering Fair Mitigation of Victim Suffering[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2020, 40(9): 2427-2437.
- [26] Jiao Lei, Peng Zhihong, Xi Lele, et al. A Multi-stage Heuristic Algorithm Based on Task Grouping for Vehicle Routing Problem with Energy Constraint in Disasters[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 212: 118740.
- [27] Luo Jianping, Chen Minrong. Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm and Its Multi-phase Model for Multi-depot Vehicle Routing Problem[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(5): 2535-2545.