

## 基于粒子群优化的地震应急物资多目标调度算法

唐红亮<sup>①</sup> 吴柏林<sup>②</sup> 胡旺<sup>\*②</sup> 康承旭<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(湖南省地震局 长沙 410004)

<sup>②</sup>(电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731)

**摘要:** 合理高效地优化调度救灾物资对提升地震应急救援效果具有重要意义。地震应急需要同时兼顾时效性、公平性和经济性等相互冲突的多个调度目标。该文对地震应急物资调度问题建立了带约束的3目标优化模型,并设计了基于进化状态评估的自适应多目标粒子群优化算法(AMOPSO/ESE)来求解Pareto最优解集。然后根据“先粗后精”的决策行为模式提出了由兴趣最优解集和邻域最优解集构成的Pareto前沿来辅助决策过程。仿真表明该算法能有效地获得优化调度方案,与其他算法相比,所得Pareto解集在收敛性和多样性上具有性能优势。

**关键词:** 粒子群优化; 多目标优化; 地震应急; 物资调度

中图分类号: TP399

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)03-0737-09

DOI: [10.11999/JEIT190277](https://doi.org/10.11999/JEIT190277)

## Earthquake Emergency Resource Multiobjective Schedule Algorithm Based on Particle Swarm Optimization

TANG Hongliang<sup>①</sup> WU Bolin<sup>②</sup> HU Wang<sup>\*②</sup> KANG Chengxu<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(Hunan Earthquake Agency, Changsha 410004, China)

<sup>②</sup>(School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** It is of great significance to optimize emergency resource schedule for earthquake emergency rescue. The conflicting multiple schedule goals, such as time, fairness, and cost, should be taken into consideration together in an earthquake emergency resource schedule. A three-objective optimization model with constraints is constructed according to earthquake emergency resource schedule problems. An Adaptive MultiObjective Particle Swarm Optimization (PSO) based on Evolutionary State Evaluation (AMOPSO/ESE) is proposed to optimize this model for obtaining the Pareto optimal set. At the same time, based on the decision behavior pattern of "macro first and micro later", the two-level optimal solution sets consisting of an interest optimal solution set and their neighborhood optimal solution sets are proposed to represent the Pareto front roughly, which can simplify the decision-making process. The simulation results show that the multiobjective resource schedules can be effectively obtained by the AMOPSO/ESE algorithm, and the performance of the proposed algorithm is better than that of the chosen competed algorithms in terms of convergence and diversity.

**Key words:** Particle Swarm Optimization (PSO); Multiobjective optimization; Earthquake emergency; Resource schedule

### 1 引言

地震是最为严重的自然灾害之一,具有突发性

强、破坏性大和次生灾害多等特点。一旦强震( $\geq 6$ 级)和巨震( $\geq 8$ 级)发生后,地震应急救援的范围和难度急剧增大,而当地储备的地震应急救援物资往往供不应求。因此,在震后第一时间需要根据应急物资的需求和供应关系进行优化调度决策,以最大限度地满足灾区应急需求。

地震应急物资调度问题是指在地震发生后,如何及时、合理、有效地将仓库或中转站中的地震应急物资运送到指定的发放点。国内外学者在利用启

收稿日期: 2019-04-22; 改回日期: 2019-10-30; 网络出版: 2019-11-11

\*通信作者: 胡旺 huwang@uestc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61976046), 中国地震局地震科技星火计划(XH201801)

Foundation Items: The National Science Foundation of China(61976046), The Seism Science & Technology Spark Program of China Earthquake Administration (XH201801)

发式方法解决应急物资调度问题上做出了很多的成果。唐伟勤等人<sup>[1]</sup>构建了最小化应急物资总延误时间和最小化应急总成本的两目标灰色规划模型,通过加权和的方法将多目标优化问题转化为单目标优化问题,并采用灰色区间数求解方法进行求解。范杰<sup>[2]</sup>构建了最小化周转时间和最大化需求满足度的两目标应急资源调度模型,也通过加权求和的方法将多目标转化为单目标非线性规划。通过加权求和的方法虽然能将多目标规划问题转化为单目标规划问题,但是权重参数选择依赖于主观偏好,并且1组权重系数只能获得1个最优解。如果需要获得多个具有不同特征的最优解,则需要设置多组不同的权重向量,重复运行多次优化求解算法。上述文献大多数通过单目标优化方法或多目标建模后通过加权系数转化为单目标优化问题来优化求解。但实际上,地震应急救援需要兼顾时效性、公平性和经济性等多个目标,而各目标之间的权重系数难以确定,并且每个权重向量在1次运行中只能获得1个最优解。在大地震发生以后,决策者需要获得大量具有不同特征的应急物资调度方案,比如驳运时间最短、救灾效用最大、成本最优、或者兼顾以上目标的折中调度方案,以便决策者根据当前应急救援情况做出最合适调度指令。本文在上述工作基础上构建了由时间周转量最小化、物资分配公平性最大化和物资运送空载率最小化构成的3目标优化调度模型。在约束条件下采用多目标粒子群算法对该模型求解,最终能够得到Pareto前沿。并且不同于常规方法直接将Pareto解交给决策者,本文提出了两级决策模式,通过先给决策者具有典型特征的兴趣解,若决策者需要详细了解某个兴趣解,则将该兴趣解周围的邻域解交给决策者,从而使决策者根据自己的偏好作出决策。

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法<sup>[3]</sup>是一种具有形式简洁、收敛快速和参数调节机制灵活等优点的进化优化算法,已成功应用于大量的单目标优化问题(SOP)和多目标优化问题(MOP),分别形成单目标粒子群优化算法(SOPSO)<sup>[4]</sup>和多目标粒子群优化算法(MOPSO)<sup>[5]</sup>。当前对MOPSO的研究主要集中在档案维护、全局最优解选择、种群多样性保持等方面,也有少部分工作对个体最优解选择和粒子变异方面进行研究。MOPSO大致可以分为4类:(1)基于Pareto占优的MOPSO<sup>[5]</sup>,将Pareto占优概念嵌入到MOPSO中;(2)基于分解的MOPSO<sup>[6]</sup>,采用分而治之的方法将MOP转化为一组简单SOP,然后采用PSO优化求解这些SOP;(3)基于性能指标的MOPSO<sup>[7]</sup>,在外部档案中利用

非占优解对评价指标(如IGD或HV)的贡献度来维护外部档案选择全局最优解;(4)基于强化排序方法的MOPSO<sup>[8]</sup>,利用强化排序机制来替代占优机制从而能够区分解的优劣性。近几年来,PSO在MOP中快速出现了一些自适应多目标粒子群优化算法(AMOPSO)<sup>[9]</sup>。AMOPSO充分利用PSO快速收敛的优点,兼顾避免陷入局部极值的弱点,通过进化环境反馈信息来自适应调节粒子运动参数和极值扰动策略,从而有效平衡开发与开采过程。本文利用PSO算法快速收敛特性,并设计基于进化状态评估的多目标粒子群优化算法(AMOPSO/ESE)求解地震应急物资多目标优化调度问题。

## 2 多目标优化调度模型

### 2.1 问题描述

根据地震应急特点,本文以两级“多点-多点”无运力限制的多约束地震应急物资调度为优化问题,其供应点-需求点的配送关系如图1所示。应急物资供应点向受灾点运输 $x_{ijk}$ 单位重量的第 $k$ 种物资,花费的时间为 $t_{ij}$ ,其中, $i$ 和 $j$ 为应急物资供应点和受灾点编号, $k$ 为物资种类编号, $i=1, 2, \dots, I$ ;  $j=1, 2, \dots, J$ ;  $k=1, 2, \dots, K$ 。而 $I, J$ 和 $K$ 分别表示应急物资供应点个数,受灾点个数和救灾物资种类数。图1中边上标注的 $x_{ij(1,2,\dots,K)}$ 表示物资供应点 $i$ 向受灾点 $j$ 配送各种物资 $k$ 的重量。一般情况下,大地震发生后,优先调度本地乃至本区域就近的救灾物资,并且需要在全国范围内选择合适物资储备库进行跨区域调运救灾物资。由于跨区域调运的救灾物资量很大,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,供应点到受灾点一般不采取直送模式,而是需要在受灾点附近临时建立配送中心进行集散。因此,救灾物资调运网络主要是由救

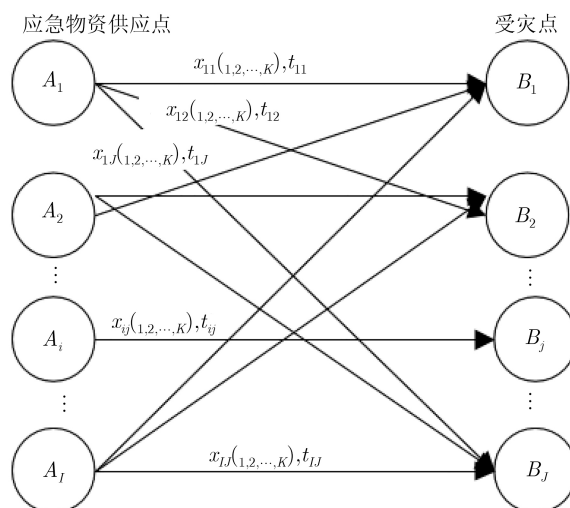


图1 “多点-多点”的二级应急物资调度网络示意图

灾物资储备库，应急物资配送中心和受灾点构成的3级网络结构。本文侧重点在应急物资供应点和受灾点构成的2级网络结构，对于3级网络结构可以通过两次运用2级网络配送来实现调度。当地震灾害发生后，不同的受灾点对应急物资的需求有轻重缓急之分。通常，受灾点内的受灾伤亡情况越是严重，表明该受灾点比其他需求点对应急物资的需求程度更高，应急物资应该优先运送至该受灾点。并且在一些类似于学校、医院等地方对应急物资的需求优先程度比其他受灾地区要高一些。在地震发生以后，为了保证应急救援活动的有效性，尽可能快地由多个供应点向多个受灾点进行多种应急物资配送。对于大地震，由于物资储备的资源限制，往往造成应急物资供不应求，即各个供应点拥有的物资总量小于各个受灾点的需求总量。这样就需要制定合理的分配方案，才能尽可能地让所有受灾点都能得到部分应急物资，达到相对公平的“满足”，即分配的公平性。另外，应急物资同时由多个供应点向多个需求点调度，在调度方案中，最后到达的一批物资将直接决定整个应急救援物资调度方案的时长，并且不同时间到达的不同物资量产生的效用也不一样。让尽可能多的物资尽可能快地到达每一个受灾点非常重要。以上是在地震应急中需要兼顾的效率目标和公平性目标。

## 2.2 3目标调度优化模型

图1所示的模型假设为：供应点和需求点的物资储存量和需求量是已知的，但*i*个供应点的第*k*物资储存量总和小于*j*个需求点的第*k*种物资需求量总和；运输车辆数量足够多且每辆车具有相同的限载量。基于上述假设，图1的目标函数可定义

$$\min f_1 = \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} (t_{ij} \times x_{ijk}) \quad (1)$$

$$\min f_2 = \max_{j \in J} \left( \mu_j \left( 1 - \frac{\sum_{i \in I} \sum_{k \in K} x_{ijk}}{\sum_{k \in K} d_{jk}} \right) \right) \quad (2)$$

$$\min f_3 = 1 - \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} a_{ij} / (C \cdot \text{card}(a_{ij} \neq 0)) \quad (3)$$

其中，

$$a_{ij} = \text{mod} \left( \sum_{k \in K} x_{ijk}, C \right), i \in I, j \in J \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i \in I} x_{ijk} \leq d_{jk}, j \in J, k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \sum_{k \in K} x_{ijk} = c_{ik} \quad (6)$$

$$x_{ijk} \geq 0 \text{ 且为整数}, \forall i \in I, k \in K, j \in J \quad (7)$$

其中，*I*、*J*和*K*分别表示物资供应点集合、受灾点集合和救灾物资类型集合；*d<sub>jk</sub>*表示受灾点*j*对物资*k*的需求量；*c<sub>ik</sub>*表示供应点*i*对物资*k*的储存量；*t<sub>ij</sub>*表示供应点*i*到受灾点*j*的运输时间；*μ<sub>j</sub>*表示受灾点*j*对物资的需求优先系数，可由灾区地震最大烈度和灾区类型(如学校、医院等)确定；*x<sub>ijk</sub>*表示供应点*i*向受灾点*j*运输*k*类物资的数量；*C*表示为运输车辆的限载重量。式(1)中目标函数*f<sub>1</sub>*表示供应点到受灾点的物资配送总时间周转量最小化，即配送量与路径运输时间的乘积之和最小。式(2)中目标函数*f<sub>2</sub>*表示每个受灾点的救灾物资的未满足程度最小化，考虑了各个灾区的不同需求优先系数，体现应急物资分配的公平性。式(3)中目标函数*f<sub>3</sub>*表示所有欠载车辆的平均空载率。由于一个车队从供应点*i*运送物资到受灾点*j*时，最多有1辆车未装满物资，故式(4)中*a<sub>ij</sub>*表示为第*i*个供应点运往第*j*个受灾点的欠载量，*mod*(·)表示求余操作算子。若每辆车都装满了运送物资，则*a<sub>ij</sub>*=0；*card*(·)表示计算集合中元素个数。式(5)表示运送到各个灾区的各类救灾物资量不超过其需求量。式(6)表示供应点物资配送量等于其可供应量，即在供不应求情况下，所有物资都应该分发出去。式(7)表示供应点配送到各个灾区的救灾物资量的非负整数约束。由式(1)–式(3)定义3目标调度优化模型，分别代表地震应急物资调度中的效率目标、公平性目标和成本目标。

## 3 优化调度算法设计

由式(1)–式(3)构成的地震应急物资3目标优化调度模型属于带约束的非线性离散混合整数规划模型，属于NP-Hard问题，难以采用数学规划方法精确求解。本文利用粒子群优化算法具有全局快速收敛特性，将自适应多目标粒子群优化算法进行改进，使其能够对该问题有效求解。同时，通过两级最优解集表示Pareto前沿，引导决策者“先粗后精”地分两步从Pareto前沿中选择一个执行方案。

### 3.1 种群初始化策略

种群初始化过程中，需要给每个粒子的位置和速度赋予随机值。为了减少初始位置落在不可行区域的概率，在初始化阶段，设供应点*i*的第*k*种物资储备量为*U<sub>ik</sub>*，则供应点*i*向第1个受灾点随机配送第*k*种物资量*x<sub>i1k</sub>*=*Rand*(·)×*U<sub>ik</sub>*∈[0,*U<sub>ik</sub>*]；供应点*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(*U<sub>ik</sub>*-*x<sub>i1k</sub>*)为上边界来随机初始化*x<sub>i21</sub>*；以此类推。

在进行粒子种群初始适应值计算时,对于粒子的整数位置变量,因为目标函数式(1)–式(3)对解的微小变化不会太敏感,因此,本文对粒子简单地进行4舍5入取整操作,从而满足了约束条件式(7)。

### 3.2 外部档案集维护策略

本文建立的3目标优化模型中具有多个约束条件,如式(5)–式(7),因此需要根据约束占优关系进行Pareto最优解比较。约束占优关系<sup>[10]</sup>规则如下:若两个解中一个解可行但另一个解不可行,则可行解占优不可行解;若两个解均为不可行解,则约束违反程度较小的解占优约束违反程度较大的解;若两个解均可行解,则根据Pareto占优关系比较最优解。

外部档案是用来保存进化过程中的精英解。本文算法采用如下策略来维护外部档案:(1)如果外部档案中的最优解个数没有达到最大容量,且种群粒子产生的新解与档案中的所有历史解互不约束占优,则将新解直接加入外部档案;(2)如果种群粒子产生的新解被外部档案中的某个历史解约束占优,则忽略新解;(3)如果外部档案中的某个解被种群粒子产生的新解约束占优,则删除被约束占优的所有历史解,并将新解加入到外部档案中;(4)如果外部档案中的最优解个数已经达到最大容量,且种群粒子产生的新解与档案中的所有历史解互不约束占优,则删除拥挤距离最小的非占优解。

通过以上维护策略,外部档案通过Pareto约束占优保持了收敛性,同时,通过拥挤距离能够保持良好的多样性分布。

### 3.3 粒子最优解选择策略

在粒子群优化算法中,每个个体需要一个局部历史最优解,整个群体需要一个全局历史最优解。在单目标优化算法中,易于比较更新最优值,但在多目标优化中,最优解不再是唯一的,而是一个最优解集。最优解的选择目标是既要引导粒子向收敛方向运动,又要促使种群具有较好的多样性分布。

种群中粒子个体最优解更新策略为:(1)若粒子的当前个体最优解约束占优该粒子产生的新解,则保持粒子的个体最优解不变;(2)若粒子的当前个体最优解被该粒子产生的新解约束占优,则粒子的当前个体最优解被替换为新解;(3)若粒子的当前个体最优解与该粒子产生的新解互不约束占优,则选择新解作为该粒子的个体最优解,因为新解代表了该粒子的最新状态。

种群的全局最优解更新策略为:(1)若外部档案中不存在可行解时,则选择约束违反度最低的解作为全局最优解。(2)若外部档案存在可行解时,

则按照非约束多目标粒子群优化算法的全局最优解选择策略来选择其全局最优解。

### 3.4 两级最优解集表示方法

多目标优化算法中,数量众多的最优解集常使决策者感到困惑。决策者常常希望提供那些具有特别意义的最优解,即兴趣解,包括每个目标上具有最优值的极端解及Pareto前沿中目标值变化最快的拐点(knee point)。然后向决策者提供选定兴趣解周围的若干个邻居解。本文为这种分步决策方式提供两级最优解集,即兴趣最优解集和邻域最优解集。

对于两目标优化问题,包含兴趣最优解集和邻域最优解集的两级最优解集如图2所示。图2中“.”表示存储在外部档案中的Pareto前沿,“★”表示目标 $f_1$ 和 $f_2$ 上的极端点,“▲”表示Pareto前沿上的拐点。通常,极端点和拐点是决策者最感兴趣的关注点,称为兴趣点。这两个极端点和一个拐点共同组成了兴趣最优解集。“■”表示兴趣点的邻居点,椭圆圈内的所有邻居点称为兴趣点的邻域最优解集。

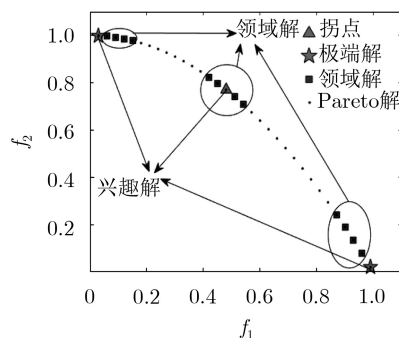


图2 两级最优解集示意图

### 3.5 自适应优化策略

为了增强多目标粒子群优化算法的寻优能力,可以采用自适应调节粒子运动参数来动态平衡开采与开发过程。建立自适应调节参数机制的前提是需要采集进化过程的反馈信号。在不同的搜索阶段为每个粒子选择合适的全局最优解对于一个多目标粒子群算法收敛性和多样性方面的性能具有重要影响。而整个搜索阶段可以分为两个状态:开发状态和开采状态。在开采状态下,需要选择能够引导种群快速收敛到Pareto前沿面的全局最优解,而在开发状态下,需要选择能够引导种群搜索还未访问过的稀疏地区的全局最优解。

在进化过程中,当种群处于开采状态时,种群与原点之间的最小距离将显著减小,当种群处于开发状态时,其距离将趋于平稳。通过监测这种距离的变化可以间接评估种群的进化状态,如表1(算法1

进化状态评估算法)所示。对于最小化优化问题,档案中非占优解到原点的最小距离表示为 $A_{min}$ ,到原点的历史最小距离表示为 $H_{min}$ ,进化状态简称为ES,其值可取为EXPLOITATION和EXPLORATION。当 $H_{min}$ 不变并且小于 $A_{min}$ 时,计数器Counter将会被用于记录次数。首先计算外部档案集中的第 $i$ 个解到原点的距离 $AD[i]$ ,通过求 $AD$ 中的最小值来获得 $A_{min}$ (见算法1第(1),第(2)行)。然后,通过比较 $A_{min}$ 和 $H_{min}$ 可以确定进化状态。如果计数大于触发进化状态的最大停滞迭代次数阈值 $T$ (如 $M^2$ , $M$ 表示目标个数,关于 $T$ 的敏感性将在实验部分的4.4节讨论),ES'将切换到EXPLORATION(见算法1的第(6),第(7)行)。然而,如果目前的ES正处于EXPLORATION,除非 $A_{min}$ 小于 $H_{min}$ ,否则ES将保持不变,这意味着种群仍在朝Pareto前沿面移动。

表1 进化状态评估算

算法1 进化状态评估算法
输入: 外部档案集 $A$ , 到原点的历史最小距离 $H_{min}$ , 进化状态ES, 计数器Counter, 状态切换阈值 $T$ 。
输出: 更新后的进化状态ES', 计数器新值Counter', 更新后的历史最小距离 $H_{min}'$ 。
(1) 计算 $A$ 中每个解到原点之间的距离, $AD[i]$ ;
(2) 将距离矩阵 $AD$ 中的最小值赋予 $A_{min}$ ;
(3) 若ES为进化状态EXPLOITATION
(4) 若 $H_{min} \leq A_{min}$
(5) 计数器Counter = Counter + 1;
(6) 若计数器Counter 大于状态切换阈值 $T$
(7) 则ES'切换为进化状态EXPLORATION;
(8) 否则,
(9) 将 $A_{min}$ 赋值给 $H_{min}'$ ;
(10) 计数器Counter 重置为0;
(11) 否则
(12) 若 $H_{min}$ 大于 $A_{min}$
(13) 计数器Counter置为0;
(14) 新进化状态ES'切换为EXPLOITATION;
(15) 将 $A_{min}$ 赋值给 $H_{min}'$ ;
(16) 输出ES', Counter', $H_{min}'$ 。

通过算法1采集了进化过程状态(开采状态或开发状态)后,粒子群优化算法就可以自适应调节惯性系数 $\omega$ ,自我认知系数 $c_1$ 和社会认知系数 $c_2$ 参数。例如,当算法处于开发状态时,可以通过适当增大 $\omega$ 和 $c_2$ ,并适当减小 $c_1$ ,以及适当提高粒子运动扰动的几率,从而有利于粒子种群探索新的区域或逃离局部极值。反之,当算法处于开采状态时,可以通过适当减小 $\omega$ 和 $c_2$ ,并适当增加 $c_1$ ,以及适

当降低粒子运动扰动的几率,促使进化过程进行精细搜索而提高收敛进行精度。

### 3.6 多目标优化调度算法

本文采用具有全局快速收敛能力的粒子群优化方法对第2节构建的地震应急物资3目标优化调度模型进行启发式求解。前面几小节针对大地震后应急物资供不应求特点设计了种群初始化策略,同时对多目标粒子群优化算法在约束条件下改进了外部档案维护策略和最优解选择策略,为避免粒子群快速收敛而易于陷入局部极值的缺点,选择了效果较好的精英学习策略作为全局最优解扰动策略,同时,为了方便决策者选择最终执行方案而提出了两级最优解集表示方法。将以上策略集成为地震应急物资多目标粒子群优化调度方法如表2所示。在算法2中,供应点和受灾点的位置向量 $L_s$ 和 $L_d$ 可以用矢量地图中的经纬度表示,供应点的物资储备矩阵 $A_s$ 可从地震应急基础数据库获取,而受灾点的物资需求矩阵 $A_d$ 可以从地震应急辅助决策系统中计算得到,受灾点的优先系数向量 $\mu_d$ 可以由地震影响场评估系统产出的烈度值和受灾点类型综合评定得到。

表2 地震应急物资多目标粒子群优化调度算法

算法2 地震应急物资多目标粒子群优化调度算法
输入: (1) 物资供需参数: 供应点和受灾点位置向量 $L_s$ 和 $L_d$ , 物资储备矩阵 $A_s$ , 物资需求矩阵 $A_d$ , 受灾点的优先系数向量 $\mu_d$ ;
(2) 算法控制参数: 种群粒子数 $N_p$ ; 外部档案 $A_E$ 容量 $N_A$ ; 最大迭代次数 $G$ ; 邻域最优解个数 $N_N$ 。
输出: 两级地震应急物资最优调度方案: 兴趣最优解集 $A_I$ 和邻域最优解集 $A_N$ 。
(1) 根据位置向量 $L_s$ 和 $L_d$ , 以及灾后交通障碍信息计算供应点和受灾点之间最短运输时间矩阵 $A_t$ ;
(2) 根据 $A_s$ 和约束条件按3.1小节初始化种群 $P$ ;
(3) 将 $A_E$ , $A_I$ 和 $A_N$ 设置为空集 $\emptyset$ ;
(4) 根据式(1), 式(2)和式(3)中的多目标函数和 $A_t$ , $A_s$ , $A_d$ 及 $\mu_d$ 计算种群中每个粒子的适应值;
(5) 令迭代次数 $t = 0$ ;
(6) While $t \leq G$
(a) 根据3.2小节的外部档案更新策略更新 $A_E$ ;
(b) 根据3.3小节的最优解选择策略更新每个粒子的个体最优解和种群的全局最优解;
(c) 根据算法1评估进化状态, 自适应调节惯性系数 $\omega$ , 自我认知系数 $c_1$ 和社会认知系数 $c_2$ , 并根据粒子运动方程更新粒子速度和位置;
(d) 根据式(1), 式(2)和式(3)中的多目标函数和 $A_t$ , $A_s$ , $A_d$ 和 $\mu_d$ 计算 $P$ 中每个粒子的适应值;
(e) $t = t + 1$ ;
(7) End;
(8) 根据邻域最优解个数 $N_N$ 和外部档案 $A_E$ 构造两级最优解集 $A_I$ 和 $A_N$ ;
(9) 输出 $A_I$ 和 $A_N$ 。

在算法2中, 由于第6(a)行的外部档案更新算法的时间复杂度为 $O(N_A^2)$ , 第(6)(b)行的最优解选择策略时间复杂度为 $O(N_A)$ , 因此, 在迭代期间的时间复杂度为 $O(G \times N_P \times N_A^2)$ 。而第(8)行中两级最优解集构造方法的时间复杂度为 $O(N_A^2)$ , 所以算法2的总体时间复杂度为 $O(G \times N_P \times N_A^2)$ 。

## 4 实验与分析

### 4.1 仿真算例

地震应急物资数量多, 需求规模大, 本文算法在不同规模的算例上进行了仿真测试, 均能获得比竞争算法更好的性能。为了易于观察优化结果, 本文仅选取一组小规模调度测试算例。其中, 测试算例包含3个物资供应点( $I=3$ )、5个受灾点( $J=5$ )和2种应急物资( $K=2$ ), 从而决策向量空间大小为 $I \times J \times K=30$ 维。假设本区域从应急物资供应点到受灾点只采用公路运输形式。应急物资供应点 $i_1, i_2$ 和 $i_3$ 的物资 $k_1$ 和 $k_2$ 的储存量(单位为吨(t))如表3所示。受灾点 $j_1, j_2, j_3, j_4$ 和 $j_5$ 对物资 $k_1$ 和 $k_2$ 需求量如表4所示。受灾点物资需求紧迫性数据如表5所示。需求紧迫性系数的设置与不同地区的烈度取相同值, 并适当提高学校、医院等受灾点的需求紧迫性

表3 物资供应点的储存量(t)

供应点	物资种类	
	$k_1$	$k_2$
$i_1$	450	432
$i_2$	818	751
$i_3$	432	617

表4 受灾点的物资需求量(t)

受灾点	物资种类	
	$k_1$	$k_2$
$j_1$	705	880
$j_2$	640	820
$j_3$	320	760
$j_4$	870	485
$j_5$	905	555

表5 受灾点的物资需求紧迫系数

受灾点	所在烈度(度)	受灾点类别	需求紧迫系数
$j_1$	6	普通	6
$j_2$	7	普通	7
$j_3$	8	普通	8
$j_4$	9	医院	10
$j_5$	10	学校	12

系数。供应点到受灾点的最优运输路线行驶时间可以在通过地图路径距离及公路的限速标准进行预处理计算后得到, 如表6所示。假设车辆的限载重量

表6 供应点到受灾点的运输时间(h)

供应点	受灾点				
	$j_1$	$j_2$	$j_3$	$j_4$	$j_5$
$i_1$	6.2	4.4	2.4	0.8	3.6
$i_2$	1.8	1.7	0.7	4.2	2.8
$i_3$	7.6	1.2	8.1	4.3	6.2

$C=20$  t。

### 4.2 算法参数设置

为了对比本文算法的有效性和优化性能, 选择了具有典型代表性的基于PSO的多目标优化对比算法MOPSO<sup>[5]</sup>和MOPSO/vPF<sup>[6]</sup>, 其中MOPSO/vPF是最近提出的高性能多目标优化算法。同时, 实验还选用了基于遗传算法(GA)的热点算法NSGAI<sup>[11]</sup>作为进化多目标优化的代表性对比算法进行性能比较。所有对比算法在测试算例上均独立运行30次, 采用超体积(HV)作为对比算法的性能度量指标。

本文所提算法的参数设置如下: 粒子种群个数 $N_P=100$ , 外部档案集的容量 $N_A=100$ , 最大迭代次数 $G=2000$ , 粒子扰动概率 $pc=0.05$ , 邻域最优解个数 $N_N=3$ 。粒子惯性系数采用与迭代次数成线性下降关系设置, 即 $\omega = \omega_1 - \frac{t}{T} \cdot (\omega_1 - \omega_2)$ , 其中,  $t$ 和 $T$ 分别为当前迭代次数和最大迭代次数;  $\omega_1$ 和 $\omega_2$ 为惯性系数的上、下边界值分别设置为0.9和0.4。认知系数 $c_1$ 和 $c_2$ 均设置为1.424<sup>[6]</sup>。MOPSO, MOPSO/vPF和NSGAI的算法参数均采用相应文献描述设置值。

### 4.3 仿真结果分析

4个对比算法MOPSO, MOPSO/vPF, NSGAI和本文算法AMOPSO/ESE在各自独立运行30次之后, 均能获得可行解, 表明4个算法均能优化约束多目标优化问题。各个对比算法在测试算例上的最好、平均和最差HV值列举在表7。算法的HV值越大代表该算法的收敛性和多样性越好。从表7中可以看出, 本文算法AMOPSO/ESE在最好、平均和最差HV性能指标值中均取得最好结果(见表7中的粗体数值)。

表7 最好、平均和最差的HV值

	MOPSO	MOPSO/vPF	NSGAI	AMOPSO/ESE
最好	0.397272	0.423944	0.2886	<b>0.440747</b>
平均	0.380208	0.410418	0.2459	<b>0.433046</b>
最差	0.348903	0.386097	0.1902	<b>0.422297</b>

为进一步分析4个对比算法在收敛性、多样性和稳定性方面的性能，4个对比算法在测试算例上HV值的箱线图如图3所示，本文AMOPSO/ESE的HV指标的平均值位置最高，表明AMOPSO/ESE算法在收敛性和多样性方面优于MOPSO, MOPSO/vPF和NSGAI。同时，AMOPSO/ESE的HV值的分布范围明显窄于MOPSO, MOPSO/vPF和NSGAI，表明AMOPSO/ESE算法在稳定性方面明显好于其他3个对比算法。

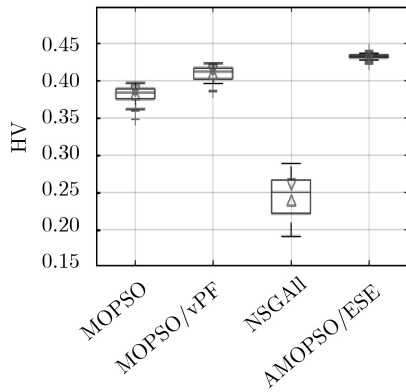


图3 HV指标的箱线图

4个对比算法在测试算例上获得的Pareto前沿和两级最优解集(兴趣解集及其邻域解集)如图4所示。其中， $f_1$ 表示公平性目标， $f_2$ 表示效率目标， $f_3$ 表示成本目标。图4(a), 4(c), 4(e)和4(g)分别表示MOPSO, MOPSO/vPF, NSGAI和AMOPSO/ESE

获得的近似Pareto前沿。从近似Pareto前沿的分布范围角度看，AMOPSO/ESE获得的近似Pareto前沿(图4(g))分布范围最广，代表AMOPSO/ESE算法具有最好的空间延展能力，从而能够搜索到最好的极端解，这主要是由于通过状态评估(ESE)机制使得AMOPSO/ESE在开采过程中能够加速收敛过程。从近似Pareto前沿的分布均匀性角度看，AMOPSO/ESE获得的Pareto前沿(图4(g))均匀性最好，代表AMOPSO/ESE算法具有最好的开发能力，能够在目标空间中各个部分发现Pareto最优解。

表7和图3的HV定量分析结果与图4的直观分析相吻合，表明AMOPSO/ESE通过进化状态评估机制而建立的自适应平衡开发和开采进化策略是有效的，能够提升算法的收敛性、均匀性和稳定性。

在图4(a), 4(c), 4(e)和4(g)的基础上可以求解出兴趣最优解集和邻域最优解集，如图4(b), 4(d), 4(f)和4(h)所示。其中，兴趣最优解由实心“★”表示，把距离兴趣最优解最近的3个解作为兴趣解的邻域最优解集，用实心圆点“o”表示。决策者可以通过两级决策方式，首先选定某个兴趣最优解，然后精细比较该兴趣解的邻域解，可以更加深入地了解该兴趣解的特征。当目标个数增加时，采用两级最优解集表示的Pareto最优解能够更加直观地满足决策过程。

#### 4.4 进化状态切换最大停滞迭代次数敏感性分析

本文提出的AMOPSO/ESE算法仅引入了一个

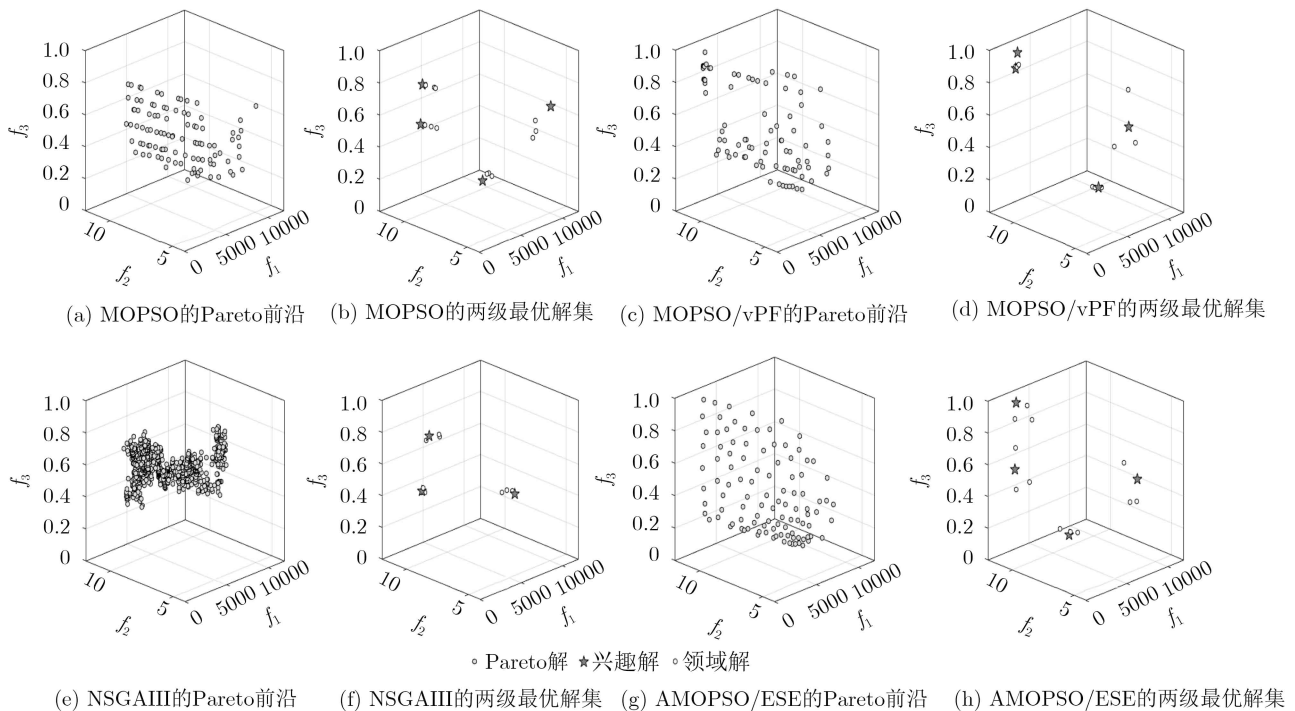


图4 3目标地震应急资源优化调度的Pareto最优方案集

新算法参数,即算法1中引入的触发进化状态的最大停滞迭代次数阈值 $T$ 。当一种进化状态的迭代次数超过最大停滞迭代次数 $T$ 时,算法1将触发进化状态强制切换,从而自适应调整PSO的运动参数,如 $\omega$ ,  $c_1$ 和 $c_2$ 。为了经验性确定合理的 $T$ 值,将AMOPSO/ESE算法对不同的 $T$ 值(3~16)在测试算例上分别独立进行30次优化,得到的平均HV性能指标值及其相对变动的百分比绘制在图5中。从图5中可以看出,不同的最大停滞迭代次数 $T$ 对AMOPSO/ESE算法的HV性能指标值的影响不显著。HV值随着 $T$ 从3增加到16时的变化值不超过0.1(见图5中的虚线),相对平均HV值的变化率不超过1%(见图5中的实线)。从图5中的微小变化范围来看, $T$ 在[7,10]和[12,15]区间的整数取值具有较好的优化性能,为了使AMOPSO/ESE算法具有较快的进化环境适应能力,推荐 $T$ 在[7,10]区间取值。这符合3.5节中 $T$ 的推荐值为 $M^2$ ( $M$ 为目标数量)。

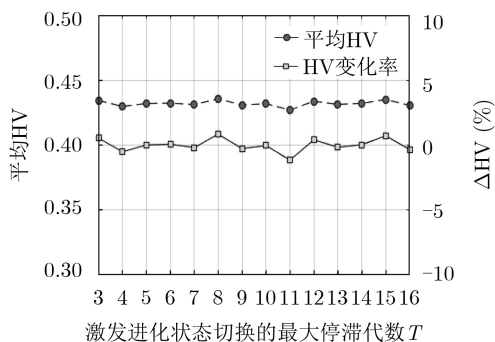


图5 进化状态切换的最大停滞代数敏感性分析

## 5 结束语

本文对地震应急物资调度问题建立了带约束的、多供应点、多需求点、多品种物资和有容量限制的3目标调度优化模型。在3目标模型中提出了配送效率最大化、公平性最大化和负载率最大化(成本目标)的目标。本文分别在种群初始化、外部档案更新、最优解选择等方面根据模型特征做出适应性改进,最终集成为求解地震应急物资的多目标粒子群优化调度算法(AMOPSO/ESE)。同时,根据决策过程中先粗后精的行为方式提出由兴趣最优解集和邻域最优解集构成的两级最优解集来表示Pareto前沿的方法,更加直观地引导决策者分两步从Pareto前沿中众多候选解中方便地选择一个执行方案。仿真算例表明本文算法所得解集能在收敛性和多样性上取得性能优势。本文算法可以被集成到地震灾害损失评估系统中。当地震发生后,地震灾害损失评估系统可以根据地震3要素(震中、震级和发震时间)信息触发评估地震灾害损失情况,如地震影响

范围、建筑物损毁数量、人员伤亡数量和经济损失数量,并根据模型和基础数据可以预测各类地震应急物资的需求量,通过空间地理信息可以计算物资供应点到受灾点的最优路径和行驶时间,从而可以通过本文算法生成地震应急物资的最优调度候选方案。

## 参考文献

- [1] 唐伟勤, 邹丽, 郭其云. 多应急点多需求点物资调度的灰色多目标规划[J]. 中国安全生产科学技术, 2016, 12(11): 148-152. doi: 10.11731/j.issn.1673-193x.2016.11.025.  
TANG Weiqin, ZOU Li, and GUO Qiyun. Grey multi-objective programming for materials dispatching from multiple supply points to multiple demand points[J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2016, 12(11): 148-152. doi: 10.11731/j.issn.1673-193x.2016.11.025.
- [2] 范杰. 震后初期救灾物资两阶段调度优化研究[D]. [硕士学位论文], 北京交通大学, 2017.  
FAN Jie. Research on two-stage dispatching optimization of relief supplies early after the earthquake[D]. [Master dissertation], Beijing Jiaotong University, 2017.
- [3] KENNEDY J and EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. ICNN'95-International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995: 1942-1948. doi: 10.1109/ICNN.1995.488968.
- [4] BONYADI M R and MICHALEWICZ Z. Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: A review[J]. *Evolutionary Computation*, 2017, 25(1): 1-54. doi: 10.1162/EVCO\_r\_00180.
- [5] COELLO C A C, PULIDO G T, and LECHUGA M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(3): 256-279. doi: 10.1109/TEVC.2004.826067.
- [6] AL MOUBAYED N, PETROVSKI A, and MCCALL J.  $D^2$ MOPSO: MOPSO based on decomposition and dominance with archiving using crowding distance in objective and solution spaces[J]. *Evolutionary Computation*, 2014, 22(1): 47-77. doi: 10.1162/EVCO\_a\_00104.
- [7] WU Bolin, HU Wang, HE Zhenan, et al. A many-objective particle swarm optimization based on virtual Pareto front[C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, Rio de Janeiro, Brazil, 2018: 1-8. doi: 10.1109/CEC.2018.8477802.
- [8] LI Li, WANG Wanliang, and XU Xinli. Multi-objective particle swarm optimization based on global margin ranking[J]. *Information Sciences*, 2017, 375: 30-47. doi: 10.1016/j.ins.2016.08.043.
- [9] HU Wang and YEN G G. Adaptive multiobjective particle swarm optimization based on parallel cell coordinate system[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary*



- Computation*, 2015, 19(1): 1–18. doi: [10.1109/tevc.2013.2296151](https://doi.org/10.1109/tevc.2013.2296151).
- [10] 毕晓君, 张磊, 肖婧. 基于双种群的约束多目标优化算法[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(12): 2813–2823. doi: [10.7544/issn1000-1239.2015.20148025](https://doi.org/10.7544/issn1000-1239.2015.20148025).
- BI Xiaojun, ZHANG Lei, and XIAO Jing. Constrained multi-objective optimization algorithm based on dual populations[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2015, 52(12): 2813–2823. doi: [10.7544/issn1000-1239.2015.20148025](https://doi.org/10.7544/issn1000-1239.2015.20148025).
- [11] DEB K and JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(4): 577–601. doi: [10.1109/TEVC.2013.2281535](https://doi.org/10.1109/TEVC.2013.2281535).
- 唐红亮: 男, 1979年生, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为地震业务计算机应用及信息化服务、地震大数据分析.
- 吴柏林: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为进化优化计算.
- 胡 旺: 男, 1974年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为进化优化计算及计算机应用技术.
- 康承旭: 男, 1988年生, 工程师, 研究方向为地震应急及GIS应用、地震大数据分析.