

文章编号:1001-4098(2018)06-0062-09

## 考虑“安全-时间”的自然灾害多地点应急救援路线优化<sup>\*</sup>

郭鹏辉<sup>1</sup>, 朱建军<sup>1</sup>, 王翥华<sup>2</sup>

(1. 南京航空航天大学 经济与管理学院, 江苏 南京 211106;

2. 金陵科技学院 商学院, 江苏 南京 211169)

**摘 要:**研究有多个地点受灾等待接受救援的应急救援路线规划问题。针对可同时派出多组救援人员,且有固定救援出救点和救灾补给点的情况,建立了综合考虑安全风险和时间花费的救援路线优化模型。基于进化多目标优化思想,设计了求解模型的遗传算法。提出的交叉和变异算子确保算法迭代过程中得到的路径始终是可行的,回路清除算法清除所有非有益回路,精英保留策略在各代 Pareto 最优解中优中选优。实验证明该算法有较好的运行结果和效率。综上,本文提出了路网具有安全风险和时间花费两个属性的多受灾地点多救援队伍应急救援路线优化问题,并设计了相应的求解算法。

**关键词:**应急救援;多目标救灾路线规划;遗传算法;Pareto 占优

中图分类号:U116

文献标识码:A

我国自然灾害频发,导致了严重的生命和财产损失,根据国家减灾委员会发布的数据,2016 年全年自然灾害造成全国 1.9 亿人次受灾,直接经济损失 5032.9 亿元。在突发性自然灾害发生后,如果能在最短的时间内,以最快的流程和最安全的方式组织物流活动并做出高效率的救援,就能在最大程度上减少突发性自然灾害所造成的损失<sup>[1]</sup>。自然灾害发生后往往导致道路受损,且不同区域受灾严重程度不同,如何选择合适的路线安全、快速到达需要援助的地点,是应急救援过程中急需解决的问题。

应急救援路线规划属于网络优化范畴,问题具有以下特点:将灾害发生后的道路网络视为网络模型中的边,将受灾地点视为网络模型中的节点。灾害发生可能导致路网受损影响正常通行,因此需考虑网络模型中的边具有“安全风险”和“时间花费”两个属性。此外,由于灾害对不同受灾地点的影响是不同的,因此还需要考虑优先前往受灾严重急需接受救援的重点受灾区域。综上提出路网具有安全风险和时间花费两个属性的多受灾地点应急救援路线优化问题,救援过程为多组救援人员同时从出救点出发,对受灾严重节点实施救援后前往预先指定的补给

点进行休整。应急救援路线选择研究方面,王晶等<sup>[2]</sup>以费用和风险之和作为目标函数,采用禁忌搜索算法对优化模型进行求解;盖文妹等<sup>[3]</sup>将人员安全性作为首要优化目标,将行驶时间和运输成本等作为次要优化目标,并调用 Dijkstra 算法对问题进行求解;刘长石等<sup>[4]</sup>以送达时间最短和配送成本最小为优化目标,采用混合免疫遗传算法对震后物资配送问题进行求解;王海军等<sup>[5]</sup>以平均车辆运输时间最小化和系统总成本最小化为优化目标构建模型,采用非支配排序遗传算法进行求解。本文研究的问题可抽象为从出救点出发,经受灾严重节点后前往补给点的经指定节点集的最短路问题。理论研究方面,经过指定节点的最短路径问题是 NP-Hard 问题,其复杂度在指定节点个数较多的情况下不会低于旅行商问题(travelling salesman problem, TSP)<sup>[6]</sup>,可以看作是旅行商问题的一个变种。Gomes 等<sup>[7]</sup>研究了经过指定节点的最短路径问题,仅考虑了无回路路径,且未考虑优化目标有多个时的情况;黄书力等<sup>[8]</sup>研究了带节点约束的最短路径问题,不能解决边有多个权值的问题;Ahn 等<sup>[9]</sup>研究了遗传算法解决最短路径问题时交叉、突变算子的设定方式,但并未考虑节点约束

\* 收稿日期:2017-10-02;修订日期:2018-05-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(71502073);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金项目(KFJJ20170908)

作者简介:郭鹏辉(1994-),男,河南济源人,南京航空航天大学经济与管理学院研究生,研究方向:应急管理,优化算法;朱建军(1976-),男,江苏丹阳人,南京航空航天大学经济与管理学院教授,博士生导师,研究方向:决策理论与方法,复杂系统建模等。

和多目标的情况。以上算法仅能解决单目标最短路径问题,而应急救援路线优化是一个带约束的多目标最短路径问题,约束体现在路网中有部分受灾节点必须经过,多目标体现在路网中边的权值包含安全风险和时间花费等多个指标。因此,本文在算法设计上考虑了部分指定节点必须经过的约束条件,并考虑优化目标有多个的情况。

应急救援路线的规划中,既要考虑到达各个受灾地点的安全风险,又要考虑选择不同道路的时间花费,这类多目标优化问题的遗传算法求解过程被称为“进化多目标优化”(evolutionary multi-objective optimization,简称 EMO)<sup>[10]</sup>。Goldberg 把 Pareto 占优概念引入多目标优化遗传算法<sup>[11]</sup>,将多目标遗传算法的优化目标定义为一组非劣解,且组内解之间无支配关系,Deb<sup>[12-14]</sup>,Zitzler<sup>[15]</sup>和 Corne<sup>[16]</sup>等基于这一思想进行了相关研究。多目标遗传算法是求解复杂多目标优化问题的有效方法。针对应急救援路线优化的现实问题,本文基于 Pareto 占优的概念提出了多目标带节点约束的最短路径问题遗传算法解法,以安全风险和时间花费最小为优化目标,考虑了不同节点受灾情况的差异和路径中存在回路的情况。从确保生成路径可行和在可行路径中寻优出发,进行了初始种群生成算法设计,提出了子代种群选择策略和算法终止条件,最后进行仿真实验,表明算法取得了较好的效果。

## 1 问题定义和模型构建

以地震为例,灾难发生后道路会发生不同程度的损坏,例如道路开裂、楼房倒塌、山体塌方等原因均会导致道路无法正常通行,由此导致通过道路的安全风险和所需时间与灾前相比有较大变化。此外,各受灾地点由于受灾严重程度不同、所处自然环境不同、受次生灾害影响的可能性不同,从而导致其接受救援的紧急程度不同。例如 2008 年发生的汶川地震导致地貌发生改变诱发了一系列次生山地灾害,并形成了众多的堰塞湖,在地震发生后第一时间救援力量有限的情况下,生活在山区和堰塞湖附近的居民无疑应该得到更高优先级的救援和转移,以避免被次生灾害波及。综上,本文模型主要考虑应急救援路线选择中的两个重要因素:其一,救援路线安全风险的大小;其二,重点受灾区域得到救援的及时性。

假设:①某区域内发生自然灾害,部分重点受灾区域需要尽快到达救援,救援人员从出救点出发到达这些地点实施救援后前往补给点进行补给;②灾区道路构成网络模型的边,受灾地点和道路交汇点构成网络模型的节点,任意两节点间均至少有一条可行的路径,即图为连通图;③允许至多派出  $M$  组救援人员,救援人员从相同的出救点出发,救援结束后返回相同的补给点;④重点受灾区域为网络中所有节点的子集,这些节点均至少被一组救援人员访问到;⑤各重点受灾区域接受救援的先后以及由哪组

救援人员救助未事先指定;⑥每组救援人员的救援路线均允许回路存在。灾害发生后由于道路受损,道路的安全风险和通过时间与灾前相比都发生了不同程度的改变,分道路尚可通行和道路中断两种情况对安全风险和时间花费两个指标作出定义。

**定义 1 安全风险:**道路安全性主要受路侧净区宽度、道路周边环境、是否有长大隧道、特大桥梁、连续上坡、连续下坡等因素影响<sup>[17]</sup>,设灾前道路安全风险为 0,灾害导致道路无法通行时安全风险为 1,则可通行道路的安全风险指标为一个介于 0、1 的常数,该常数越大表示道路安全风险越大。

**定义 2 时间花费:**道路尚可通行时时间花费与道路长度成正比( $w_0^c = l/v$ ,  $l$  为道路长度,  $v$  为行车速度),道路中断时时间花费为正常通行耗时和道路抢修耗时之和( $w^c = w_0^c + T$ ,  $T$  为道路抢修耗时),时间指标需要做无量纲化处理。

受灾区域内受灾地点和道路构成路网模型即无向赋权图  $G=(V, E, W)$ ,其中受灾点、出救点和补给点构成节点集  $V=\{v_1, v_2, v_3, \dots, v_n\}$ ,受灾严重地点构成集合  $Z \subseteq V$ ,出救点和补给点记为  $v_s, v_t \in V$ ,救援队伍数量上限为  $M$ ;路网构成边集  $E=\{e_1, e_2, e_3, \dots, e_m\}$ ,路网中的每条道路为两个不同节点构成的无序偶记为  $e_k=(v_i, v_j) \in E, k=1, 2, 3, \dots, m, i, j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}, i \neq j$ ;每条道路的安全风险和时间为标准化权重向量  $w_k=(w_k^r, w_k^c), k=1, 2, 3, \dots, m, 0 < w_k^r < 1, 0 < w_k^c < 1$ 。从节点  $v_i$  到节点  $v_j$  的一条通路记为有序集  $p_{i \rightarrow j}=[v_i, v_{i+1}, v_{i+2}, \dots, v_j]$ ,将  $v_i$  可仅经过一条边就到达的节点集记为  $\sigma(i)^+$ ,将可仅经过一条边就到达  $v_i$  的节点集记为  $\sigma(i)^-$ ,则当且仅当  $v_{i+1} \in \sigma(i)^+$  时  $p_{i \rightarrow j}$  为从节点  $v_i$  到节点  $v_j$  的一条可行通路;进一步考虑经过受灾严重节点集  $Z$  的约束条件,则  $\bigcup_{m=1}^M p_{v_s \rightarrow v_t}$  为可行解当且仅当  $v_z \in \bigcup_{m=1}^M p_{v_s \rightarrow v_t}, \forall z \in Z$ ,所有可行解构成集合  $P$ ,优化目标为找到  $p^* \in P$  使得路径安全风险和时间花费最小。有如下的 0-1 规划模型(M1)。

$$\min F_r(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{(v_i, v_j) \in E} x_{(v_i, v_j)}^m w_{(v_i, v_j)}^r \quad (1)$$

$$\min F_c(x) = \sum_{m=1}^M \sum_{(v_i, v_j) \in E} x_{(v_i, v_j)}^m w_{(v_i, v_j)}^c \quad (2)$$

s.t.

$$\begin{cases} \sum_{v_j \in \sigma(i)^+} x_{(v_i, v_j)}^m - \sum_{v_i \in \sigma(i)^-} x_{(v_i, v_j)}^m = 1, u_m = 1 \\ \sum_{v_j \in \sigma(i)^+} x_{(v_i, v_j)}^m = \sum_{v_i \in \sigma(i)^-} x_{(v_i, v_j)}^m = 0, u_m = 0 \end{cases}, \quad \forall m \in M \quad (3)$$

$$\begin{cases} \sum_{v_i \in \sigma(i)^-} x_{(v_i, p_i)}^m - \sum_{v_j \in \sigma(i)^+} x_{(v_i, p_j)}^m = 1, u_m = 1 \\ \sum_{v_i \in \sigma(i)^-} x_{(v_i, p_i)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(i)^+} x_{(v_i, p_j)}^m = 0, u_m = 0 \end{cases}, \quad \forall m \in M \quad (4)$$

$$\begin{cases} \sum_{v_i \in \sigma(k)^-} x_{(v_i, p_k)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(k)^+} x_{(v_k, p_j)}^m, \quad u_m = 1 \\ \sum_{v_i \in \sigma(k)^-} x_{(v_i, p_k)}^m = \sum_{v_j \in \sigma(k)^+} x_{(v_k, p_j)}^m = 0, u_m = 0 \end{cases}, \quad \forall v_k \in V \setminus \{v_s, p_i\}, m \in M \quad (5)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{v_j \in \sigma(z)^+} x_{(v_z, p_j)}^m \geq 1, \quad \forall z \in Z \quad (6)$$

$$u_m \in \{0, 1\}, \quad \forall m \in M \quad (7)$$

$$x_{(v_i, p_j)}^m \in \{0, 1\}, \quad \forall v_i, p_j \in V, m \in M \quad (8)$$

其中,  $u_m$  表示是否派出第  $m$  组救援人员,  $x_{(v_i, p_j)}^m$  表示  $m$  路径是否从边  $(v_i, p_j)$  上经过。  $\sum_{v_j \in \sigma(i)^+} [x_{(v_i, p_j)}^m]$  表示  $m$  路径上节点  $v_i$  的出度, 相应的  $\sum_{v_i \in \sigma(j)^-} [x_{(v_i, p_j)}^m]$  表示  $m$  路径上节点  $v_j$  的入度。各式的具体意义如下:

式(1)含义为  $M$  组救援人员救援路线总的安全风险最小; 式(2)含义为  $M$  组救援人员救援路线总的时间花费最小; 式(3)指当  $u_m = 1$  时从  $v_s$  节点派出第  $m$  组救援人员时,  $m$  路径上  $v_s$  节点出度为的出度比入度大 1; 当  $u_m = 0$  时不从  $v_s$  节点派出第  $m$  组救援人员时,  $m$  路径上  $v_s$  节点的出度和入度相等且为 0; 式(4)与式(3)类似, 限制了  $m$  路径上  $v_i$  节点的出度和入度; 式(5)指各组救援人员的救援路径除起点  $v_s$  和终点  $v_t$  外其他各节点的出度和入度相等; 式(6)指节点  $z \in Z$  至少被  $M$  条救援路径中的 1 条访问到; 式(7)表示  $u_m$  为二元变量, 其值为 1 当且仅当第  $m$  组救援人员被派出; 式(8)表示  $x_{(v_i, p_j)}^m$  为二元变量, 其值为 1 当且仅当第  $m$  组救援人员的救援路线从边  $(v_i, p_j)$  上经过。以上模型尚不完整, 因为当解为若干个子回路(sub-tour)而非一条从  $v_s$  出发经过所有  $z \in Z$  达到  $v_t$  的完整路径时, 根据 M1 解依然是可行的。将由 M1 得到的可行解中所有被路径  $m$  访问过的节点集合表示如下:

$$C = \{v_i, p_j \mid x_{(v_i, p_j)}^m = 1\}, \quad \forall m \in M \quad (9)$$

令  $S_C$  代表  $C$  的一个子集, 增加下面的子回路清除约束:

$$\sum_{v_i \in S_C} \sum_{v_j \notin S_C} x_{(v_i, p_j)}^m \geq 1, \quad \forall m \in M \quad (10)$$

式(1)~(8)和(9)、(10)构成完整的指定出救点和补给点的多救援队伍多受灾节点救援路线优化模型(M2)。约束(10)的数量随着  $|C|$  的增大指数级增大, 使得求解模型变得十分困难。本文提出的模型是对旅行商问题和最短路问题的扩展。旅行商问题一般要求所有节点均被

访问一次然后回到起点, 即路径中不存在回路; 最短路问题要求得到指定节点对间的最短路径。本文模型要求生成指定节点对(出救点和补给点)间经过指定节点集(受灾严重节点集)的长度之和最短的至多  $M$  条路径, 且允许路径中存在回路。在节点数量相同的条件下, 相比单纯的旅行商问题和最短路问题, 本文模型求解较困难。当网络模型  $G$  的边仅有一个权值且限定  $M = 1$  时上述模型有如下解法<sup>[6]</sup>: 首先求  $Z$  中任意一对节点间的最短路, 路线长度记为  $d_{ij}$  ( $v_i, p_j \in Z$ ), 然后以  $d_{ij}$  作为  $i$  和  $j$  之间的距离, 对  $Z$  进行 TSP 求解即得到最终的解。上述求解思路当  $M \neq 1$  时无法直接使用, 且无法自然地拓展到目标函数有多个的情形。

多目标遗传算法对一组可行解进行操作, 经过若干次迭代给出一组非劣解, 是求解多目标优化问题的一种切实可行的方法。本文基于遗传算法设计模型求解算法, 其中的关键问题为: ①初始可行解的生成; ②约束优化求解过程如何确保交叉突变产生的子代为可行解; ③如何权衡非支配解和支配解进入子代的可能性, 进行子代个体的选择; ④多目标优化算法停止条件和最优解的提取。

## 2 算法设计

对于必须经过若干指定节点的最短路径问题, 若不考虑指定的节点重复经过多次的情况, 则一旦节点的顺序确定且节点间路径确定, 就可以唯一确定一条路径, 本节算法的设计就是基于这一基本思想展开的。本节基于遗传算法的基本框架从初始可行解生成、交叉和突变、选择和子代生成、算法终止条件几部分展开, 其中初始种群生成(2.1)、交叉和突变(2.2)确保得到的路径为可行的, 选择和子代生成(2.3)、算法终止条件(2.4)对得到的个体进行寻优。

### 2.1 初始种群生成

首先, 将节点  $z \in Z$  随机分配至  $M$  个序列, 其中  $M$  为救援人员组数的上限, 第  $m$  个序列形如  $[z_m^1, z_m^2, \dots, z_m^*]$ , 且  $\bigcup_{m=1}^M [z_m^1, z_m^2, \dots, z_m^*] = Z$ , 即所有的  $z \in Z$  均被  $M$  条路径中的 1 条访问。然后, 对所有的  $m \in M$ , 从  $z_m^1$  出发搜索与其相邻的  $z_m^{i+1}$  节点, 直到所有相邻节点间的通路全部确定。最后, 从  $z_m^1$  出发搜索指定的出救点  $v_s$ , 从  $z_m^*$  出发搜索指定的补给点  $v_t$ , 这样便生成了从  $v_s$  出发到达  $v_t$  并经过所有  $z \in Z$  的  $M$  条路径  $[v_s, \dots, z_m^1, \dots, z_m^2, \dots, z_m^*, \dots, v_t], \forall m \in M$ , 这些路径构成一个完整的救援方案, 即一个可行解。如此重复多次可得到若干初始可行解, 即遗传算法的初始种群。

以上算法确保从  $z_m^i$  到  $z_m^{i+1}$  的路径没有回路, 但  $z_m^i$  到  $z_m^{i+1}$  的路径中可能存在  $z \in Z$  导致整条路径是有回路的。回路的出现有时对缩短路径长度是有益的。不失一般性,

以单权重的图模型为例, 设图1中3为必须经过的节点, 1和2分别为起点和终点。若要求生成的路径中不包含回路, 则解为左图的[1, 3, 4, 2], 长度为13; 若允许生成的路径中存在回路, 则解为右图的[1, 4, 3, 4, 2], 长度为12。因此, 对于节点对间经指定节点集的最短路问题, 某些类型回路的存在有助于缩短路径总长度。

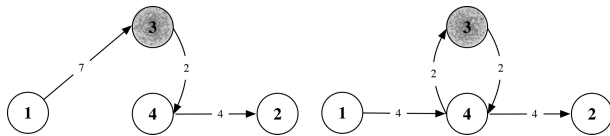


图1 使路径长度变短的回路

对生成的路径中的回路有如下“有益回路”和“非有益回路”的定义, 其中有益回路为可能减少路径安全风险或时间花费的回路, 非有益回路为对减少路径安全风险或时间花费无益的回路。具体定义如下。

定义3 有益回路: 路径  $p$  中的回路  $p_l = [v_{k^*}, p_{k1}, v_{k2}, \dots, p_{k^*}]$  为有益回路当且仅当  $\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$ 。

定义4 非有益回路: 路径  $p$  中的回路  $p_l = [v_{k^*}, p_{k1}, v_{k2}, \dots, p_{k^*}]$  为非有益回路当且仅当  $\forall v_{ki} \notin Z, i \neq *$ 。

并对路径( $p$ )中的回路( $p_l = [v_{k^*}, p_{k1}, v_{k2}, \dots, p_{k^*}]$ )存在的必要性做以下分析。回路端点(起止点)和回路中其他节点共有以下几种情况: 1) 整个回路中仅存在非指定节点( $v_{ki} \notin Z, \forall v_{ki} \in p_l$ )。清除回路必然使路径长度缩短且不会导致路径变为非可行解。这种类型的回路是不必要的; 2) 回路起点(亦即终点)为指定节点, 且回路中其他节点均为非指定节点( $v_{k^*} \in Z, p_{ki} \notin Z, \forall i \neq *$ )。清除除端点外的路径必然使路径长度缩短且不会导致路径变为非可行解, 因此除起止点外的路径是不必要的; 3) 回路中存在某个指定节点, 回路外存在相同的指定节点( $\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$  且  $v_{ki} \in p \setminus \{v \mid v \in p_l\}$ )。这样的回路可能对缩短路径总长度有益; 4) 回路中存在某个指定节点, 且回路外不存在该节点( $\exists v_{ki} \in Z, i \neq *$  且  $v_{ki} \notin p \setminus \{v \mid v \in p_l\}$ )。这样的回路是必要的, 删除回路将使解变的不可行。综合当回路除端点外其他节点均为非指定节点时(对端点的情况不作限制, 即端点可为指定节点或非指定节点), 回路可清除。

因此, 生成的初始可行解不存在非有益回路。进行交叉和变异操作后新生成的路径需清除非有益回路。

## 2.2 交叉和突变

两个基因片段可交叉的条件为, 假设两基因片段中分别存在一段路径, 表示为  $p_1 = [v_a, \dots, v_b]$  和  $p_2 = [v_a, \dots, v_b]$  (或  $[v_b, \dots, v_a]$ )。即路径中存在起止点相同的一段路径, 若  $v_a, v_b \in Z$  且  $v_i \notin Z, \forall v_i \in \{v \mid v \in p_1 \cup v \in p_2\} \setminus \{v_a, v_b\}$ , 则起止点相同的这一段路径是可交换的。图2举例说明了两个基因片段交换的过程, 假设指定必须经过的节

点的序号为 3, 6, 9, 12,  $S$  和  $T$  分别代表预先指定的路径起止点, 上下为两段不同的基因, 则上边一条基因的  $[6, \dots, 9]$  片段和下边一条基因的  $[9, \dots, 6]$  片段可交叉生成新的子代。

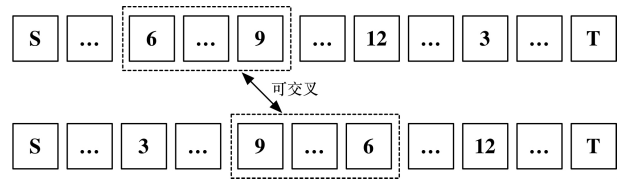


图2 可交叉条件

突变算法为, 随机从指定节点集( $Z$ )中选取两个不同节点, 基因片段中这两个节点间的路径(需满足这两个节点间的路径中无第三个指定节点这一条件)发生突变, 生成从一个节点出发到另一节点的随机路径。此外, 设计变异策略, 使得一个救援方案中的  $M$  条路线可以进行合并重组, 从而使算法搜索过程可减少救援人员组数。具体为, 将表示一个完整救援方案的  $M$  条路线进行随机的两两合并, 突变后的路径数量为  $M/2$  或  $1 + (M-1)/2$ ; 或将表示一个完整救援方案的  $M$  条路线进行整体合并, 突变后的路径数量为 1。由于  $M$  条路线的起点和终点均相同, 且路径逆序排列后长度不会发生变化, 因此两路线合并的方法为, 将其中一条逆序排列然后两路线首尾相接。

综上, 考虑交叉概率和突变概率的子代生成过程为: 令种群中所有个体对间若满足可交叉条件则均可交叉产生子代, 两个个体生成的子代数量为 2。子代以设定的突变概率发生突变。父代与新生成的子代共同参与后续的“选择”步骤。

## 2.3 选择和子代生成

Goldberg 开创性地将 Pareto 排序的概念引入多目标优化, NSGA-II<sup>[12]</sup> 是基于 Pareto 序的经典多目标优化算法之一。本节基于 NSGA-II 算法有以下选择策略。首先根据[19]对应急救援路线优化问题中的 Pareto 支配和 Pareto 最优解作如下定义:

定义5 Pareto 支配: 设  $p_1$  和  $p_2$  为两可行路径,  $(\omega^r(p_1), \omega^c(p_1))$  和  $(\omega^r(p_2), \omega^c(p_2))$  为两路径安全风险和时间花费的目标向量, 称  $p_1$  Pareto 支配  $p_2$ , 记作  $p_1 > p_2$ , 当且仅当:  $\omega^r(p_1) \leq \omega^r(p_2), \omega^c(p_1) \leq \omega^c(p_2)$ ,  $(\omega^r(p_1), \omega^c(p_1)) \neq (\omega^r(p_2), \omega^c(p_2))$ 。

定义6 Pareto 最优解(非支配解): 设  $P$  为可行解集, 则称  $p^* \in P$  为非支配解当且仅当:  $\nexists p \in P: p > p^*$ 。所有非支配解构成的集合为 Pareto 最优解集, 非支配解在目标空间的向量集合称为 Pareto 前沿。

根据种群中个体的 Pareto 支配关系对各个个体赋 Pareto 序值, 具体过程为: 对一个种群  $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_n\}$  中所有个体  $p_i (1 \leq i \leq n)$  依次计算其与其他个体  $p_j (1$

$\leq j \leq n, j \neq i$  的 Pareto 支配关系,若某个个体  $p_i$  被其他所有个体  $p_j$  Pareto 支配,则将  $p_i$  的 Pareto 序赋值为 0; 然后删除种群中已经赋 Pareto 序值的个体,对剩余个体再次执行上述操作, Pareto 序值变为 1; 每次执行 Pareto 序都增加 1, 执行以上步骤直至种群中所有个体都被赋 Pareto 序值。

经典的多目标优化遗传算法 NSGA-II 选择子代的做法为,按照 Pareto 序从小到大依次选择个体进入子代种群,直至子代种群中个体数量达到预设的种群容量限制。这个过程中可能存在种群差  $n$  个个体达到容量限制,但 Pareto 序相同的个体数为  $m > n$  的情况,此时依拥挤距离 (crowding distance) 从  $m$  个个体中选择  $n$  个分布较分散的个体进入子代种群。NSGA-II 为精英主义的算法,它确保 Pareto 序较小的个体全部进入子代种群。

考虑到最短路径问题的特殊性,一方面最短路径问题是约束优化问题,另一方面最短路径问题是组合优化问题。对于约束优化问题,涉及权衡非支配解和支配解进入子代的可能性;对于组合优化问题,虽然某些可行路径在目标空间中表现不佳,但其中可能存在较优的模式。而 NSGA-II 精英主义的选择策略则完全排除了这些较优模式进入子代种群的可能性。因此提出“算法 1 子代选择算法”,在使非支配解能够进入子代,从而确保算法收敛的条件下,同时使部分支配解能够进入子代,扩大算法的搜索范围。

算法 1	子代选择算法
输入	非支配解集 $P_{00}$ ; 支配解集 $P_{01}$ ; 种群容量 $m$
输出	子代种群 $P_n$
1.	while $ P_n  < m$ : {
2.	$P_n = P_n \cup P_{00}[0]$
3.	$P_{00} = P_{00} - P_{00}[0]$
4.	}
5.	$P_{01} = \text{random}(P_{01})$
6.	while $ P_n  < m$ : {
7.	$P_n = P_n \cup P_{01}[0]$
8.	$P_{01} = P_{01} - P_{01}[0]$
9.	}

按照上述子代选择过程仅需将待选个体集划分为支配解集和非支配解集,无需确定所有个体的 Pareto 序,此算法的复杂度为  $O(N^2)$ ,而 NSGA-II 算法由于需要确定所有个体具体的 Pareto 序,其复杂度为  $O(MN^2)$ 。在复杂度方面算法 1 优于 NSGA-II 的选择策略。

2.4 算法终止条件

Pareto 前沿面在理想情况下会随着算法的迭代过程

会不断向前推进,但当两次实验迭代次数差异不太大时,很可能两次运行得到的 Pareto 前沿差异并不显著,但这些微小差异的累积会使得较大迭代次数得到的解集与较少迭代次数得到的解集差别明显。单目标遗传算法最优解的提取方式为迭代  $n$  次取最后一次迭代的最优解作为最终的解。在多目标问题中,虽然每次迭代得到的 Pareto 最优解集都是本次迭代的最优解,但是不同次迭代得到的解之间的优劣关系是不清楚的,且问题的离散性使得各次迭代得到的 Pareto 最优解集之间的关系十分复杂,此时将最后一次迭代得到的 Pareto 最优解集作为最终的解是不合理的。因此本文提出一种保留精英的算法。

定义 7 精英解 (elite solution): 每代种群中的 Pareto 最优解即精英解,各代精英解的集合构成精英解集。

定义 8 全局最优解 (optimal solution): 精英解集中的 Pareto 最优解即全局最优解。

详细过程为,将第一次迭代得到的 Pareto 最优解集作为初始的精英集;第二次迭代得到 Pareto 最优解集后,判断其中每个个体是否在精英集中存在,若不存在则将其加入精英集。如此循环直至达到预先设定的循环次数上限 (或直至精英集中个体数量连续若干次迭代都不再增加) 此时得到每次迭代生成的 Pareto 最优解集中不相同的个体组成的精英集。对精英集中的个体进行 Pareto 排序即可得到最终的最优解集。这一算法的优势在于不仅考虑了最后一次迭代的结果,同时考虑了各次迭代的最优解。

至此,本文算法流程如下:

步骤 1: 确定交叉率、变异率、种群容量等基础参数,并生成初始种群;

步骤 2: 种群内执行交叉操作生成待选择个体集合,根据 Pareto 支配关系选择个体进入子代种群,并将父代种群中所有非支配解存入精英解集;

步骤 3: 计算精英解集中个体的 Pareto 支配关系,找到所有非支配解,重复步骤 2 直到非支配解个数若干次迭代不再增加或达到设置的迭代次数上限;

步骤 4: 输出最后一次迭代得到的精英解集中的非支配解,即全局最优解。

3 实验和算法分析

3.1 随机图实验

设某地发生严重自然灾害,受灾地区道路网络如图 3。由于道路受损,不同道路的安全性及通过该道路所需的时间均有所不同,通过对受灾地区道路情况的评估,得到各条道路的安全风险和时间花费,经过标准化的安全风险和时间花费在图的边上标出。考虑到 [3, 6, 9, 12, 15] 五个地区受灾最为严重急需救援,且抢险人员需要从 0 节点出发,依次经过受灾严重地区后到达 19 节点进行补给,因

此需要找到从 0 出发到达 19 且途经 [3, 6, 9, 12, 15] 的路线。并且路线的选择应综合考虑“安全-时间”两个指标, 使得安全风险和时间花费均较小。由于本例中救援人员需前往的地点数量较少, 仅为 5 个, 因此共派出  $M = 1$  组救援人员。

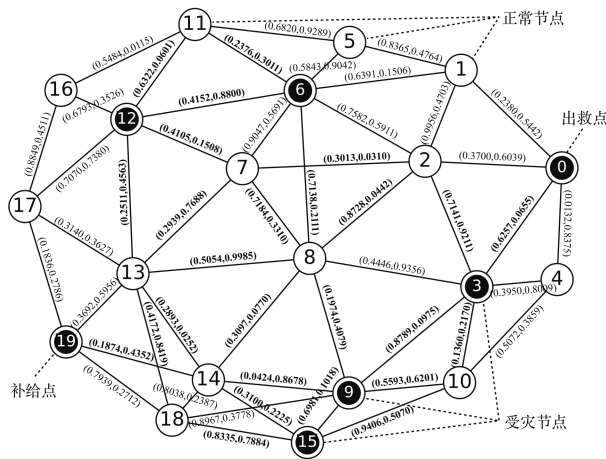


图 3 道路网络拓扑

根据 2 中设计的遗传算法, 首先确定算法的主要参数: 种群容量是影响算法性能的主要参数, 多次试验发现对以上问题种群容量设置为 20 时可以取得较满意的结果又不花费太多的运行时间; 较大的变异率会使遗传算法接近于随机搜索, 而较小的变异率又无法向路径中引入较优的模式, 这里设置变异率为 0.08; 交叉率设置为 1, 令种群中每对个体均可交叉生成子代。与常规的遗传算法将最后一次迭代的结果作为最终解的方式不同, 本文采取了保留精英的策略, 每次迭代的最优解都参与全局最优解的筛选, 因此越大的迭代次数往往意味着全局最优解的数目越多, 试验也印证了这一点。下面比较不同迭代次数下算法的运行结果, 以考察算法的性能。图 4 为 100 次和 1000 次迭代所有可行解在目标空间中的分布情况, 表 1 为 100 ~ 1000 次迭代得到的最优解, 表 2 为具体路径。

图中虚线为 Pareto 前沿, 在 Pareto 占优的概念下, Pareto 前沿上的解不劣于其他解, 且 Pareto 前沿上各个解间为互不支配的关系。对 Pareto 前沿上解的进一步优选虽然不在本文的讨论范围, 但应该明确较多分布较分散的 Pareto 最优解对后续的优中选优是有益的。本文讨论的问题是离散的, 理论上 Pareto 前沿上的解为有限个, 理想情况下算法应当在有限次迭代后找到所有 Pareto 前沿上的解。综上 Pareto 前沿上解的个数和分布情况可以在一定程度上反应算法的性能, 即应在较少次的迭代后找到尽可能多差异尽可能大的 Pareto 非支配解。

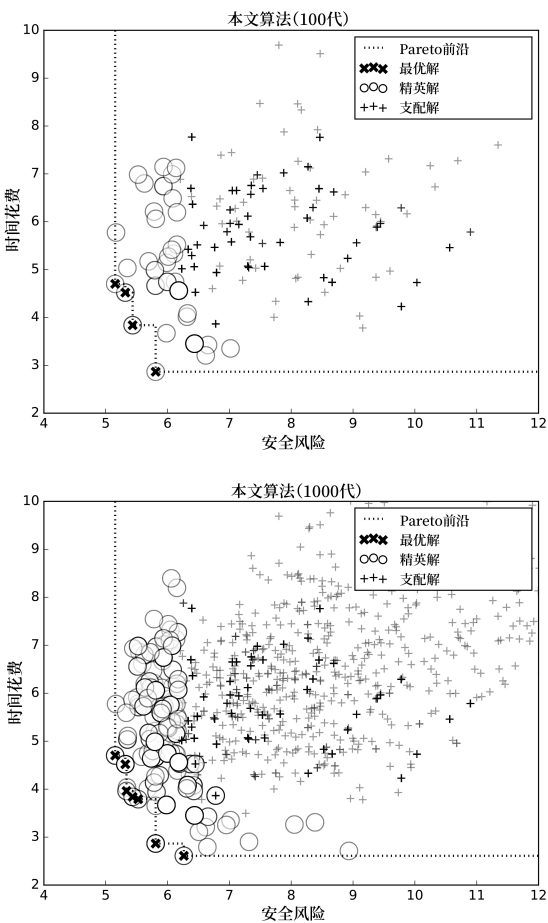


图 4 100 次和 1000 次迭代的运算结果

表 1 不同迭代次数的最优解

100 代	200 代	500 代	1000 代
( 5.44 , 3.84 )	( 5.44 , 3.84 )	( 5.44 , 3.84 )	( 5.44 , 3.84 )
( 5.81 , 2.87 )	( 5.81 , 2.87 )	( 5.81 , 2.87 )	( 5.81 , 2.87 )
( 5.32 , 4.52 )	( 5.32 , 4.52 )	( 5.32 , 4.52 )	( 5.32 , 4.52 )
( 5.15 , 4.70 )	( 5.15 , 4.70 )	( 5.15 , 4.70 )	( 5.15 , 4.70 )
	( 6.26 , 2.61 )	( 6.26 , 2.61 )	( 6.26 , 2.61 )
		( 5.52 , 3.79 )	( 5.52 , 3.79 )
			( 5.33 , 3.96 )

表 2 1000 次迭代的最优解

路径	解向量
0-3-10-15-9-8-13-12-11-6-8-14-19	( 5.44 , 3.84 )
0-3-10-15-9-8-7-12-11-6-8-14-19	( 5.81 , 2.87 )
0-3-2-7-13-12-11-6-8-14-15-9-14-19	( 5.32 , 4.52 )
0-3-10-9-15-18-13-12-6-8-14-19	( 5.15 , 4.70 )

0-3-10-15-9-8-2-7-12-11-6-8-14-19	( 6.26 ,2.61)
0-3-10-15-9-14-13-7-12-11-6-8-14-19	( 5.52 ,3.79)
0-3-9-15-18-13-12-6-8-14-19	( 5.33 ,3.96)

比较迭代次数为 100、200、500、1000 时的最优解集，可以发现在迭代代数成倍增加的情况下最优解集中解的个数仅增加一个，且新增加的解与之前的解无支配关系。迭代次数为 1000 次时最优解的个数相比迭代次数为 100 时虽然增加了三个，但若观察解的分布情况和 Pareto 前沿的形状可以发现在 100 次迭代时已经生成了与 1000 次迭代相差无几的 Pareto 前沿。另外，若考虑 1000 次迭代最优解集中有三个点 ( ( 5.44 ,3.84) ) ( 5.52 ,3.79) ) ( 5.33 ,3.96) ) 分布较密集，在实际决策中它们之间的差异很小，忽视这三个点的差异则迭代 200 次时已大致生成了和迭代 1000 次时相同的解集。因此算法可以在较小的迭代次数后得到满意的结果。

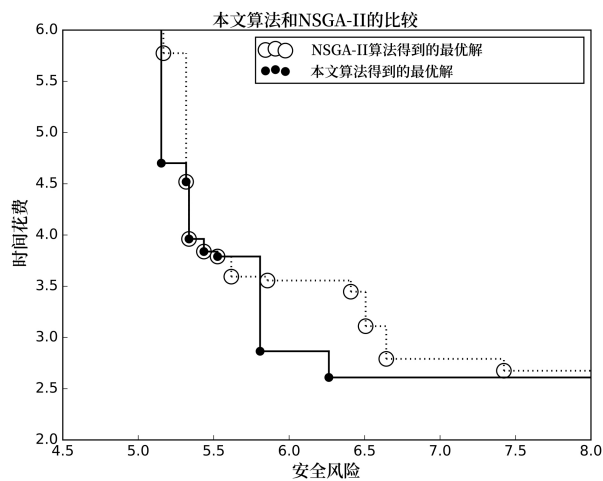


图 5 本文算法和 NSGA-II 的比较

前面纵向比较不同迭代次数本文算法的运行结果，由于本文采用了与 NSGA-II 不同的子代选择策略，下面横向

比较比较本文算法和 NSGA-II 的运算结果。NSGA-II 严格按照 Pareto 序选择子代，使得绝大部分的支配解无法进入子代。但由于本文的救灾路线优化问题实质上是一个组合优化问题，很可能在目标空间中表现较差的解存在着较优的模式，而这些存在着较优模式的可行解在 NSGA-II 的迭代过程中被丢弃掉了，使得 NSGA-II 的运算结果不如本文提出的算法。NSGA-II 运算结果与本文运算结果有 4 个最优解完全相同，除这 4 个解外其余 7 个解中仅有 1 个与本文算法得出的最优解之间无 Pareto 支配关系，其余 6 个解均被本文算法得到的至少一个解支配。因此本文针对多目标路径优化问题对 NSGA-II 所做改进有较好的效果。

### 3.2 无标度网络实验

3.1 节进行了 20 个节点的随机图实验，比较了算法迭代不同次数时最优解的数量和分布情况，并与 NSGA-II 的运算结果进行对比，表明算法有较好的效率和运算结果。本节将考虑路网密度、灾害影响范围等因素，模拟真实路网环境，考察算法在不同灾害条件下的适用性。

道路网络的密度可以用平均度 ( $\bar{k} = 2|E|/|V|$ ) 来度量，灾害影响范围可以用节点数 ( $|V|$ ) 来度量。叶彭姚<sup>[20]</sup>研究了我国 7 个不同规模城市的道路网拓扑结构，得出城市道路网中节点的平均度约为 4~8，且网络结构呈现无标度特性，即节点度服从幂律分布 ( $P(k) \propto k^{-\gamma}$ )，其中参数  $\gamma$  的值介于 2、3 之间。农村道路网络拓扑结构相关研究较少，但直观经验表明农村路网密度要低于城市路网密度。因此本节依幂律分布随机生成 4 个无标度网络模型，指定平均度分别为 8 和 3，以模拟城市和农村道路情况；指定节点数分别为 30 和 100，以模拟自然灾害影响范围不同的情况。道路安全风险和时间花费依均匀分布  $w^r$ ， $w^c \sim U(0,1)$  随机生成。从所有的节点中随机选择 15 个受灾严重节点并指定出救点和补给点各 1 个，令救援队伍数量上限为  $M=3$ 。各迭代 1000 次得到如表 3 所示的结果。

表 3 不同情境下的最优解

( a ) 农村 / 小规模		( b ) 城市 / 小规模	
$ V  = 30 , \bar{k} = 3$		$ V  = 30 , \bar{k} = 8$	
本文算法	NSGA-II	本文算法	NSGA-II
( 9.21 ,12.65)	( 9.21 ,12.65)	( 11.01 ,9.47)	( 11.01 ,9.47)
( 9.25 ,11.43)	( 9.25 ,11.43)	( <b>9.55</b> , <b>11.15</b> )	( <b>11.77</b> , <b>9.41</b> )
( 9.23 ,12.58)	( 9.23 ,12.58)	( <b>10.65</b> , <b>9.79</b> )	( <u>10.42</u> , <u>11.91</u> )
			( <u>11.00</u> , <u>11.20</u> )
			( <u>10.35</u> , <u>13.96</u> )
431s	690s	514s	602s

(c) 农村/大规模		(d) 城市/大规模	
$ V  = 100, \bar{k} = 3$		$ V  = 100, \bar{k} = 8$	
本文算法	NSGA-II	本文算法	NSGA-II
( <b>31.16</b> <b>30.71</b> )	( <u>36.53</u> <u>36.06</u> )	( 33.47 34.43 )	( 33.47 34.43 )
	( <u>36.87</u> <u>34.32</u> )	( <b>33.03</b> <b>37.73</b> )	( <b>30.53</b> <b>38.82</b> )
	( <u>36.12</u> <u>44.72</u> )	( <u>31.48</u> <u>38.93</u> )	
1156s	1236s	1530s	1863s

表 3( a) 表明当节点数不太多、路网密度不太大时本文算法和 NSGA-II 运算结果相同,这是由于这种情况下潜在的可行路径数目较少,本文算法搜索范围增大的优势未能显现。但在算法运行时间方面,本文算法时间消耗相比 NSGA-II 降低约 38%。当路网密度增大、节点数目增多时,本文算法的优势开始显现。表 3 中加粗的解向量为本文算法找到而 NSGA-II 未找到的解或 NSGA-II 找到而本文算法未找到的解,带下划线的表示其被另一算法得到的最优解集中至少一个解支配,综合考虑城市/小规模、农村/大规模、城市/大规模这三种情境,并排除被另一算法解集支配的解,则本文算法找到解的数量比 NSGA-II 多 50%,且运行时间减少约 14%。综上,本文提出的算法在不同灾害规模、不同路网密度的条件下均能给出一组较好的非劣解。

4 结论

针对严重灾害发生时有多个重点受灾区域需要救援,且需要同时考虑安全风险和时间花费的现实问题,本文构建了多目标优化模型。允许同时派出至多  $M$  组救援人员,各组救援人员从相同的出救点出发,执行救援活动后返回相同的补给点,各重点受灾区域至少被其中一组救援人员访问。此外,还基于 Pareto 支配的概念设计了遗传算法对问题进行求解。通过在随机生成的网络模型和模拟真实路网的网络模型上的实验,表明算法可以在较少的迭代次数得到较好的最优解集。

提出的初始种群生成策略和交叉变异策略均考虑了路径中有回路的情况,回路的存在贴近现实实际,且一部分回路的确有益于安全风险和时间花费的减小。选择和子代种群的生成基于 NSGA-II 等一系列经典多目标优化遗传算法中 Pareto 排序的思想,在降低算法复杂度的同时取得了较好的运算结果。针对多目标优化遗传算法中的难题——算法的停止条件<sup>[10]</sup>,本文提出了一种精英保留策略,不以某次迭代的结果作为最终的解,而是综合考虑各代“精英”,通过计算“精英”间的 Pareto 支配关系得到最终的全局最优解。

本文对自然灾害发生后的应急救援路线优化问题进行了建模和求解。本文问题设定要求不同救援队伍从相

同的出救点出发并最终到达相同的补给点。在实际的灾后救援过程中可能存在从不同出救点出发的多组救援人员前往同一区域进行救援的情况。因此多组救援人员、多出救点、多补给点的应急救援路线优化问题是一个有待于进一步研究的问题。此外,由于次生灾害的存在,自然灾害发生后道路网的安全风险和时间花费可能是不确定的和动态的,如何解决应急救援路线规划中的随机和动态优化问题是非常有实际意义的研究课题。

参考文献:

[1] 方磊等. 面向突发性自然灾害的救济供应链研究述评与未来展望[J]. 管理评论, 2016, 28( 8): 238 ~ 249.

[2] 王晶, 易显强, 张玲. 考虑道路可靠性的突发事件资源配送路线优化模型与算法[J]. 系统科学与数学, 2014, 34( 9): 1128 ~ 1137.

[3] 盖文妹等. 应急救援物资车辆运输路线多目标优化[J]. 工程科学学报, 2014, 4( 10): 1384 ~ 1393.

[4] 刘长石, 彭怡, 寇纲. 震后应急物资配送的模糊定位-路径问题研究[J]. 中国管理科学, 2016, 24( 5): 111 ~ 118.

[5] 王海军, 杜丽敬, 马士华. 震后应急物流系统中双目标开放式选址: 路径问题模型与算法研究[J]. 管理工程学报, 2016, 4( 2): 108 ~ 115.

[6] Dreyfus S E. An appraisal of some shortest-path algorithms[J]. Operations research, 1969, 17( 3): 395 ~ 412.

[7] Gomes T, et al. Protected shortest path visiting specified nodes[C]//Reliable Networks Design and Modeling ( RNDM) 2015 7th International Workshop on. IEEE, 2015: 120 ~ 127.

[8] 黄书力等. 经过指定的中间节点集的最短路径算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51( 11): 41 ~ 46.

[9] Ahn C W, et al. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6( 6): 566 ~ 579.



- [10] 公茂果等. 进化多目标优化算法研究 [J]. 软件学报 2009, 20( 2) : 271~289.
- [11] Goldberg D E. Genetic algorithm in search optimization, and machine learning [M]. Boston: Addison-Wesley Longman Publishing Co. ,Inc. ,1989.
- [12] Deb K , Pratap A , Agarwal S , Meyarivan T. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Trans. On Evolutionary Computation 2002 , 6( 2) : 182~197.
- [13] Deb K , Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach , part I: Solving problems with box constraints [J]. IEEE Trans. Evolutionary Computation 2014 ,18( 4) : 577~601.
- [14] Ibrahim A , et al. Elite NSGA-III: An improved evolutionary many-objective optimization algorithm [C]//Evolutionary Computation( CEC) ,2016 IEEE Congress on. IEEE 2016: 973~982.
- [15] Zitzler E , Thiele L. Multi-objective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach [J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation ,1999 ,3( 4) : 257~271.
- [16] Corne D W , Jerram N R , Knowles J D , Oates M J. PESA-II: Region-based selection in evolutionary multi-objective optimization [C]//Spector L , et al. Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conf. ,GECCO2001. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers 2001: 283~290.
- [17] JTG B05-2015. 公路项目安全性评价规范 [S]. 北京: 人民交通出版社 2016.
- [18] Fredman M L , Tarjan R E. Fibonacci heaps and their uses in improved network optimization algorithms [J]. Journal of the ACM( JACM) ,1987 ,34( 3) : 596~615.
- [19] Deb K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms: An introduction [M]. John Wiley & Sons , Inc. 2001.
- [20] 叶彭姚. 城市道路网拓扑结构的复杂网络特性研究 [J]. 交通运输工程与信息学报 2012 ,10( 1) : 13~19.

## Multi-location Emergency Rescue Route Optimization under the Condition of Natural Disaster Considering Safety and Time Cost

GUO Peng-hui<sup>1</sup> , ZHU Jian-jun<sup>1</sup> , WANG He-hua<sup>2</sup>

( 1. College of Economics and Management , Nanjing University of Aeronautics and Astronautics , Nanjing 211106 , China;

2. School of Business , Jinling Institute of Technology , Nanjing 211169 , China)

**Abstract:** This paper studies the emergency rescue routing problem in which multiple locations are affected by disasters. A rescue routing optimization model considers safety risk and time expenditure is established for the case where multiple groups of rescuers can be dispatched from the departure point and return to replenishment point simultaneously. Based on the multi-objective evolutionary algorithm , this paper proposes a genetic algorithm for solving the preceding model. The crossover and mutation procedure ensure the path obtained is always feasible. The loop clearing algorithm cleared all non-beneficial loops. The elite preservation strategy chooses optimal solution among the Pareto non-dominated solutions. Experiments show that the algorithm does well in both result and efficiency. In summary , this paper proposes the emergency rescue routing problem with multiple rescue team and multiple disaster areas , in which the safety risk and time cost of roads is considered. The corresponding algorithm is designed as well.

**Key words:** Emergency Rescue; Multi-objective Rescue Routing Problem; Genetic Algorithm; Pareto Dominance