

4-19-2022

Optimization of Dynamic Post-disaster Emergency Distribution Network under Perspective of Rescue Efficiency

Xinyu Gao

University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200082, China; 1749108403@qq.com

Jing Ni

University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200082, China; nijing501@126.com

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.

Optimization of Dynamic Post-disaster Emergency Distribution Network under Perspective of Rescue Efficiency

Abstract

Abstract: Aiming at the emergency rescue, a dynamic directed rescue network is established with the dynamic changes of the location, demand, and affected population of disaster site, and a mathematical model is constructed with the maximum rescue efficiency. *A data envelope analysis model is applied to evaluate the efficiency of each rescue route segment. An efficiency-based dynamic routing model is established to transform the dynamic routes into the multi-stage static routes through the time slice division. An improved hybrid greedy-ant colony optimization algorithm is designed to solve the model, and the proposed algorithm is compared with the genetic algorithm, particle swarm optimization and basic ant colony algorithm.* The experimental results show that the improved hybrid greedy-ant colony optimization algorithm can effectively carry out the dynamic routing and the rescue efficiency is high.

Keywords

rescue efficiency, dynamic network, emergency logistics, hybrid greedy-ant colony optimization algorithm

Recommended Citation

Xinyu Gao, Jing Ni. Optimization of Dynamic Post-disaster Emergency Distribution Network under Perspective of Rescue Efficiency[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(4): 806-816.

救援效率视角下灾后动态应急配送网络优化

高鑫宇, 倪静*

(上海理工大学, 上海 200082)

摘要: 针对应急救援问题, 在受灾点的位置、需求以及受灾人口等信息动态变化的情况下, 建立动态有向救援网络, 以救援效率最大化为目标构建数学模型。运用数据包络分析模型, 对各段救援路线的效率进行评价; 建立基于效率的动态路由模型, 通过时间片的划分将动态路由转化为多阶段的静态路由; 设计了改进的混合贪心蚁群优化算法对模型进行求解, 并将该算法与遗传算法、粒子群算法以及基础的蚁群算法进行对比。实验结果表明: 改进的混合贪心蚁群优化算法能够有效处理动态路由问题, 寻求到更高的救援效率。

关键词: 救援效率; 动态网络; 应急物流; 混合贪心蚁群优化算法

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2022)04-0806-11

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-0885

Optimization of Dynamic Post-disaster Emergency Distribution Network under Perspective of Rescue Efficiency

Gao Xinyu, Ni Jing*

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200082, China)

Abstract: Aiming at the emergency rescue, a dynamic directed rescue network is established with the dynamic changes of the location, demand, and affected population of disaster site, and a mathematical model is constructed with the maximum rescue efficiency. A data envelope analysis model is applied to evaluate the efficiency of each rescue route segment. An efficiency-based dynamic routing model is established to transform the dynamic routes into the multi-stage static routes through the time slice division. An improved hybrid greedy-ant colony optimization algorithm is designed to solve the model, and the proposed algorithm is compared with the genetic algorithm, particle swarm optimization and basic ant colony algorithm. The experimental results show that the improved hybrid greedy-ant colony optimization algorithm can effectively carry out the dynamic routing and the rescue efficiency is high.

Keywords: rescue efficiency; dynamic network; emergency logistics; hybrid greedy-ant colony optimization algorithm

引言

当灾难发生时, 应急响应阶段是降低生命和财产损失的关键阶段, 合理优化应急救援路线, 以较高的效率向受灾地区提供援助和基本物资, 是开展救援行动的重要前提。

关于应急救援问题, 已被国内外很多专家学者研究。Huang等^[1]研究应急救援中的资源分配问题, 并在物资调度过程中优化救援时间和延迟成本。Maharjan等^[2]以总成本最小化和需求覆盖率最大化为目标, 构建了基于可信度的多目标临时物

收稿日期: 2020-11-12

修回日期: 2021-03-04

基金项目: 教育部人文社会科学基金(19YJAZH064); 联盟计划基金(LM201922)

第一作者: 高鑫宇(1996-), 女, 硕士生, 研究方向为应急物流、智能优化算法和车辆路径。E-mail: 1749108403@qq.com

通讯作者: 倪静(1972-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为企业信息化、在线社会网络和优化算法。E-mail: nijing501@126.com

流枢纽位置—分配模型。项寅^[3]研究反恐类应急设施选址问题。付江月等^[4]针对震后物资短缺、需求量动态变化的约束, 构建了以最大化公平和以最小最晚送达时间为目标的整数非线性规划模型。这些研究大多从时间最小化、成本最小化, 以及公平最大化等方面去度量救援效果。

鉴于灾难具有突发性, 救援人员无法在第一时间获取关于受灾点的全部信息, 应急救援车辆路径问题通常是一个面向动态变化的多阶段决策过程。朱莉等^[5]构建多目标的动态调配模型来实现灾后应急物资的有效分配和路径优化选择。在Mahdi等^[6]提出的数学模型中, 受灾点的需求和位置被认为是动态的, 并通过时间间隔的方式更新模型和计算新路径。Sakiani等^[7]设计分配和动态再分配模型解决救援物资的配送问题。在求解动态路由方面, Azzouz等^[8]提出一个自适应混合种群管理策略来处理动态环境, 解决目标函数随时间变化的问题。还有文献[2]提出分散搜索和变邻域搜索相结合的改进混合启发式算法, 并与其他算法做对比, 说明其在处理DVRP(dynamic vehicle routing problem)上有显著优势。虽然针对DVRP问题已经提出了很多的算法, 但在动态多阶段划分方法上仍存在不足。

综上所述, 许多专家学者已对应急救援网络中的时间、成本以及公平等目标做出了较为成熟的研究, 但涉及效率方面的较少。本文在以上研究的基础上, 综合考虑影响应急救援的时间、风险、受灾人口, 以及次生灾害等诸多因素, 将其集成表现为最大化救援配送网络的救援效率。同时, 运用动态多阶段决策来刻画灾难救援问题。针对动态路由, 采用时间片方式将动态问题转化为多阶段静态问题, 并设计改进的混合贪心蚁群优化算法求解。该算法优化状态转移概率和信息素更新策略, 引用变异算子对当前路径进行再寻优, 加快收敛速度, 能以较高的效率将动态出现的点纳入新规划的路径中。

1 问题描述

1.1 有向救援网络

本文主要研究如何以最大的救援效率对各受灾点进行物资配送。考虑一个有向救援网络 $G=(V,E,W)$, V 是网络中点的集合, 受灾点分为已知需求点和动态需求点; E 是指网络中边的集合, 每条边都有一个权重, 本文的权重特指该段路线的救援效率; W 指路线的救援效率的集合, 该有向救援网络的示例图如图1所示。

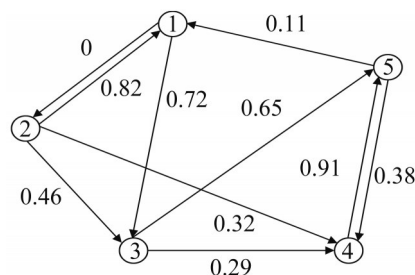


图1 有向救援网络示例图

Fig. 1 Example of a directed rescue network

1.2 基于数据包络分析的救援效率评价模型

数据包络分析(data envelopment analysis, DEA)是评价一组具有多种投入和多种产出的同质决策单元(decision making units, DMU)相对效率的数学规划方法^[9]。救援效率是灾后救援路由问题的核心, 本文将DEA模型应用到应急物资的配送领域, 利用配送路线的效率来刻画救援质量, 使其可以综合除时间以外的其他影响因素, 如受影响的人数和基础设施损毁程度。结合应急物流的实际情况, 假设5种影响因素, 这5种影响因素^[10]均与应急救援路由问题紧密相关, 采用表1说明。

表1 评价救援效率的输入输出因子

Table 1 Input/output factors for evaluating rescue efficiency

分类	变量	符号
输入因子	行驶距离	D
	行驶风险	R
输出因子	受灾人口数	N
	潜在次生灾害点	M
	基础设施损毁程度	P

在求解救援效率的DEA模型中, DMU指的是救援网络中两点之间连接的有向路线, 输入因子 X 为指救援车辆在这段路线上投入的时间和风险; 输出因子 Y 为这段路线指向的受灾点的受灾人口数、潜在的次生灾害点, 以及基础设施的损毁程度, 通过这3个指标来综合衡量该受灾点的灾情严重程度。路线 (i, j) 综合救援效率的概念为

$$E_{ij} = f(Y/X) \quad (1)$$

本文采用DEA中的 C^2R 模型进一步精确刻画路线 (i, j) 的综合效率。假设网络中有 n 条路线, 每条路线有2种输入 (D, R) 和3种输出 (N, M, P) , 则路线 (i, j) 即决策单元 DMU_{ij} 的输入和输出向量分别为 $x_{ij} = (D_{ij}, R_{ij})^T$, $y_{ij} = (N_{ij}, M_{ij}, P_{ij})$, $i, j = 1, 2, \dots, n$, 评价 DMU_{ij} 综合救援效率的 C^2R 模型为

$$\max \frac{u^T y_{ij}}{v^T x_{ij}} \quad (2)$$

$$\frac{u^T y_{ij}}{v^T x_{ij}} \leq 1 \quad (3)$$

$$u \geq 0, v \geq 0 \quad (4)$$

式(2)指最大化每段路线的救援效率, 其中, u 是指伴随每种输出的一组权重向量, v 是指伴随每种输入的一组权重向量。

1.3 动态多阶段划分

考虑到救援效率的影响因素大多受复杂多变的灾难现场制约, 故将应急救援问题规划为动态多阶段决策的问题。为避免概念模糊, 首先对动态规划中“受灾点”进行定义。“受灾点”分为“已知需求点”和“动态需求点”, 动态需求点的位置、需求量、受灾人口数和基础设施损毁程度等信息是未知的或者部分信息是未知的, 在救援过程中, 逐渐明确。为了更精确地描述灾后动态规划问题, 引入时间片^[11]的概念。在每段时间片的开始时刻, 更新需求点的信息, 时间片开始时, 所在的点或者是即将到达的点称为“临界点”。

定义时间片划分方式为: 根据在 $t=0$ 时刻获得的已知需求点的相关信息, 计算完成计划路线的

时间 T' 。设常数 λ , 令 $T = \lambda T'$ 为完成所有需求点的预估时间。借鉴文献[6]的方法, 将时间 T 划为 U 个时间片, $U = \{[0, t_1], [t_1, t_2], [t_2, t_3], \dots, [t_{U-1}, T]\}$, $0, t_1, t_2, \dots, t_{U-1}$ 为动态更新时刻。即救援中心应在 $[0, t_1]$ 时间段收集与受灾点相关的数据, 并在 t_1 时刻确定还未配送的需求点信息。

在第 r 时间片 $[t_{r-1}, t_r]$ 上, t_{r-1} 为动态更新时刻, 此时车辆的位置有2种情况:

(1) 在第 t_{r-1} 时刻, 车辆刚好位于点 i 处, 那么点 i 即为临界点(即时间片 r 上的初始点), 对点 i 之后的已知需求点和第 t_{r-1} 时刻新确定的动态需求点进行统一路径规划;

(2) 在第 t_{r-1} 时刻, 车辆位于从点 i 驶向点 j 的途中, 那么车辆即将到达的点 j 为临界点, 更新到达点 j 的时刻为时间片 r 的开始时刻 t_{r-1} 。动态多阶段规划示例图如图2所示。

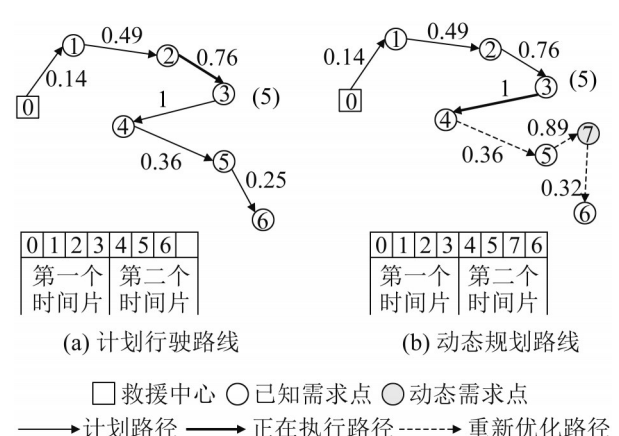


图2 动态多阶段规划示例图
Fig. 2 Dynamic multiphase planning example diagram

示例图中有6个已知需求点和1个动态需求点。在 $t=0$ 时刻为已知需求点规划初始路线, 表示为计划路径, 假设5个单位时间记为一个时间片, 在第一个时间片计划路线为 $\{0, 1, 2, 3\}$, 在第2个时间片计划路线为 $\{3, 4, 5, 6\}$, 如图2(a)所示。在 $t=5$ 时, 救援中心统计第1个时间片上出现的动态需求点, 将其纳入第2个时间片中, 重新进行路径优化, 如图2(b)所示, 第2个时间片上新规划的路线为 $\{3, 4, 5, 7, 6\}$ 。

2 模型建立

本文针对灾后动态应急物流网络的救援效率最大化问题进行建模, 模型基于以下假设成立:

(1) 在制定初始救援路线的基础上, 根据实时的信息更新动态调整路线规划;

(2) 有关受灾点的数据是动态的, 将在救援行动期间更新。这些信息包括灾区的位置、需求、受影响人口数、次生灾害发生的可能性, 以及基础设施的损毁程度;

(3) 每个需求点只能被一辆车服务;

(4) 在每一个时间片内, 受灾点的需求量不能超过救援车辆的容量;

(5) 所有车辆都是同质的;

(6) 应急救援中心的容量能够满足整个灾区的需求;

(7) 两点之间有恒定的行进时间;

(8) 车辆从救援中心出发最终返回救援中心;

(9) 所有救援物资使用统一包装。

定义以下符号和变量: 将道路网中点的集合描述为 $V = \{0\} \cup V_0$, 其中: 0 表示救援中心, V_0 表示受灾点的集合, $V_0 = \{1, 2, \dots, n\}$; (i, j) 是车辆从 i 点行驶到 j 点的路线, $i, j \in V_0$; 车辆的集合可以表示为 $K = \{1, 2, \dots, m\}$, k 表示第 k 辆车, $k < K$; U 表示时间片集合; U_r 表示时间片 r 开始时, 还未到达的道路网中受灾点的集合; ND 表示时间片 r 的时间间隔 $[t_{r-1}, t_r]$ 内允许访问的点的集合; NV 是指 U_r 中除去 ND 后剩余的点的集合, 即 NV 中的点同时存在于时间片 r 上计划服务的点的集合, 以及动态更新后在时间片 $r+1$ 需要重新优化的点的集合。

除了以上点的集合, 其余参数为: d_{ij} 表示点 i 和点 j 之间的距离; E_{ij}^r 表示在时间片 r 上路线 (i, j) 的救援效率; A_m^r 表示时间片 r 上路线的集合; E_r 表示时间片 r 上经过的所有道路的效率之和; C_h 是指临界点, 表示时间片开始时, 所在的点或者是即将到达的点; q_i 表示点 i 的物资需求量; Q 表示车辆的载重量; t_i 表示到达点 i 的时刻; t_{ij} 是指

从点 i 行驶到点 j 的时间。

y_i 和 x_{ijk} 均为 $0 \sim 1$ 变量, 当 i 点被拜访时, $y_i = 1$, 否则, $y_i = 0$; 当车辆 k 从点 i 开往点 j 时, $x_{ijk} = 1$, 否则, $x_{ijk} = 0$ 。

因此, 基于救援效率的动态应急配送模型描述为:

在救援过程中每个时间片上的效率均达到最大值:

$$E_r = \max \sum_{k \in K} \sum_{i \in U_r \cup C_h} \sum_{j \in U_r} E_{ij}^r x_{ijk} \quad (5)$$

整个动态应急配送网络的所有时间片救援效率之和:

$$\text{s.t.} \\ f(x) = \sum_{r \in U} E_r \quad (6)$$

在救援中, 车辆从救援中心出发, 最后还要返回救援中心:

$$\sum_{i \in V_0} x_{i0k} = \sum_{j \in V_0} x_{0jk} = 1 \quad (7)$$

在划分的每一个静态 VRP 中, 救援车辆都要满足进出平衡约束:

$$\sum_{i \in U_r \cup C_h} x_{ihk} = \sum_{j \in U_r} x_{hjk}, \forall k \in K, h \in U_r \quad (8)$$

在每个时间片中, 每条路线上受灾点的需求量不能超过车辆的载重量:

$$\sum_{i \in U_r \cup C_h} q_i x_{ijk} \leq Q, \forall k \in K, j \in U_r \quad (9)$$

每个受灾点每次只能被一辆车服务:

$$\sum_{i \in V_0} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1, \forall j \in V_0 \quad (10)$$

消除子回路约束, S 为车辆 k 服务线路上客户的集合:

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, \forall S \in V_0, k \in K \quad (11)$$

临界点一定要有车辆去访问, 并且要有点与临界点相连通:

$$y_{C_h} = 1, \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{j \in U_r} x_{C_h j k} = 1, \forall k \in K \quad (13)$$

时间片上点的集合:

$$NV = U_r \cap U_{r+1} \quad (14)$$

$$ND = U_r - NV \quad (15)$$

3 模型求解

上述构建的模型属于复杂的多阶段模型，是NP难题，考虑到其计算复杂度，传统的精确算法已经不适用于求解该问题。对于基于救援效率的灾后动态应急配送网络模型，运用改进的混合贪心蚁群优化算法求解。

3.1 改进的混合贪心蚁群优化算法

(1) 求初始解

贪心算法的核心思想是用局部最优解去逼近全局最优解^[9]，其寻优能力强，收敛速度快。本文利用贪心算法搜索到的最优解作为蚁群算法的初始解，能够加快蚁群算法的收敛速度。贪心算法中选择下一个节点时，仅考虑救援效率，其选择概率为

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{E_{ij}}{\sum_{j \in \Omega_i^k} E_{ij}}, & \text{if } j \in \Omega_i^k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中： P_{ij}^k 为车辆从点*i*驶向点*j*的概率； E_{ij} 为路线(*i, j*)的救援效率； Ω_i^k 为车辆允许访问下一个点的集合。

(2) 状态转移概率

为了符合灾情实际情况，本文对状态转移概率公式^[12]进行改进，将救援效率和道路损坏程度作为启发信息引入状态转移概率的计算模型中。这样可以避免随着时间的积累，过高的信息素浓度对蚂蚁选择下一个点的概率起绝对的主导作用，从而增加救援效率对路径选择的影响。若第*k*只蚂蚁当前所处位置为点*i*，那么蚂蚁*k*从点*i*爬向点*j*的状态转移概率为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta \theta_{ij}^\gamma}{\sum_{j \in \Omega_i^k(t)} \tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}^\beta \theta_{ij}^\gamma}, & \text{if } j \in \Omega_i^k(t) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

式中： τ_{ij} 为蚂蚁爬行中在的路径(*i, j*)上释放的信息素浓度；令 $\eta_{ij}=E_{ij}$ ， $\theta_{ij}=1/\delta_{ij}$ ， δ_{ij} 是指点*i*到点*j*的道路损毁程度； α 为信息素重要程度因子； β ， γ

为启发函数重要程度因子； $\Omega_i^k(t)$ 为蚂蚁允许访问的下一个点的集合。

(3) 信息素更新

本文对信息素的更新采取全局更新和局部更新相结合的方式^[13]。

局部更新是当蚂蚁找到路径(*i, j*)时，对路径(*i, j*)上的信息素浓度进行更新：

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho\tau_0 \quad (18)$$

式中： ρ 为信息素的挥发率； $(1 - \rho)\tau_{ij}$ 为经过挥发后路径(*i, j*)的剩余信息素浓度； τ_0 为常数， $\tau_0 = 1/nL_{\text{best}}$ ， L_{best} 为当前时刻最优解的车辆行驶路线总长度^[14]。

全局更新是指蚂蚁完成全部客户的路径搜索后，对信息素进行整体更新：

$$\tau'_{ij} = (1 - \varphi)\tau_{ij} + \varphi\Delta\tau_{ij} \quad (19)$$

$$\Delta\tau_{ij} = 1/L \quad (20)$$

式中： L 为当前可行解的距离之和； φ 为全局信息素浓度的挥发率。

(4) 组合改进策略

1) 选择策略

在蚂蚁选择下一个要服务的客户点时，采用2种选择方式。首先设置参数 ε_0 ，然后在[0,1]内随机生成 ε 。若 $\varepsilon \leq \varepsilon_0$ ，直接用状态转移概率公式进行判断；否则，依据概率公式用轮盘赌法进行选择。

2) 路径再优化策略

在时间片*r*上，*m*只蚂蚁完成对*n*个顾客搜索后，生成最优配送路线，通过变异算子对该路线进行再次寻优。借鉴遗传算法^[13]的思想，本文采用2种方式对原路径进行变换：①点交换。随机选择原路径中的2个位置，对这2个位置上的点进行交换；②插入。随机选择原路径中的2个位置，将一个位置上的点放在另一个点之后，其余节点顺序不变。

3.2 改进的混合贪心蚁群优化算法执行步骤

如图3所示，算法执行步骤为：

- step 1: 初始化各项参数;
- step 2: 确定时间片 r 开始时, 道路网中还未访问的点的集合 U_r , $i \in U_r$, 计算救援效率 E_{ij}^r ;
- step 3: 利用贪心算法生成初始解;
- step 4: 让 m 只蚂蚁均从临界点 C_b 出发, 根据选择策略确定下一个要配送的点, 并且对信息素进行局部更新;
- step 5: m 只蚂蚁根据 step 4 遍历完 U_r 中的点后, 生成当前最优解;
- step 6: 用点交换和插入的方式, 对当前最优路径再寻优, 并对信息素进行全局更新;
- step 7: 判断是否达到最大迭代次数 NC_{max} 。若是, 输出最优路线和最优解, 输出到达点 i 的时刻 t_i ; 否则, $NC=NC+1$, 转至 step 4 继续迭代;
- step 8: 迭代完成后, 判断时间片 r 是否结束, 即判断 $t_i \geq t_r$, 并将满足条件的点 i 放置在集合 NV 中。输出 NV 中的点在时间片 r 上的最大救援效率 E_r ; 同时把 NV 中的点和 t_r 时刻确定的动态需求点一齐在下一个时间片 $r+1$ 上重新优化;
- step 9: 判断是否对所有的的时间片进行优化, 若是, 得出整个动态救援配送网络的总效率; 否则, $r=r+1$, 跳转至 step 2。

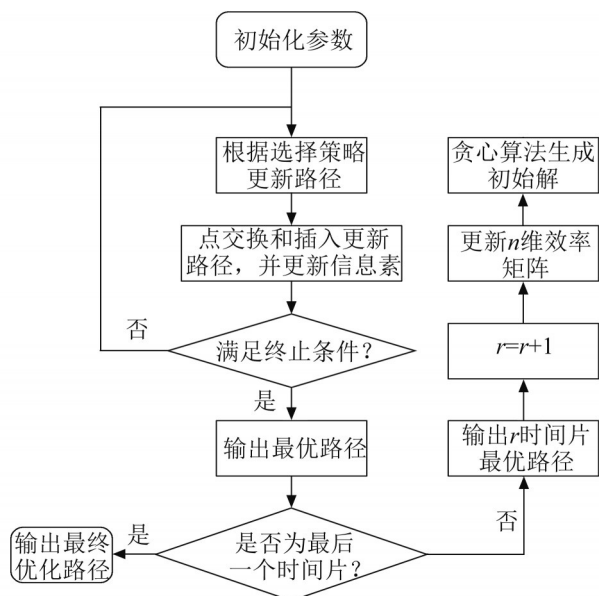


图3 算法步骤图

Fig. 3 Algorithm step diagram

4 实证分析

实验将以 2008 年汶川地震为背景, 选取灾情较为严重的 12 个受灾点为需求点、分别为汶川县、茂县、理县、北川县、绵竹市、都江堰市、什邡市、大邑县、彭州市、广元县、青川县、平武县, 并以成都双流国际机场为救援中心, 文中所有实验均在 MATLAB 上进行仿真求解。

4.1 参数设置

本文将采用田口方法对实验参数进行调整, 以确保参数设置合理。该方法通过信噪比^[6]的大小来对比参数设置的好坏:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{1}{N} \sum_i y_i^2 \right) \quad (21)$$

式中: N 为实验次数; y_i 为当前参数组合输出的问题的解, 信噪比越高参数设置越优。

利用信噪比确定状态转移概率公式中的重要因子 α, β, γ 。首先假定 3 组重要因子的待选值^[11-12,15], 列于表 2。进行 9 次实验后, 通过信噪比结果选定最优参数组合, 为表 2 中的加黑部分。

表 2 参数的 3 组待选值以及最优组合
Table 2 Three groups of values to be selected and the optimal combination of parameters

α	β	γ
0.5	1	1
1	2	2
2	3	3

因此, 改进的混合贪心蚁群优化算法的参数设置如下: $\rho=0.01$, $\varphi=0.1$, $\varepsilon_0=0.5$, $m=30$, $NC_{max}=100$, $\alpha=1$, $\beta=2$, $\gamma=1$ 。

4.2 救援效率计算

表 3 和表 4 收集了数据包络分析模型中所用数据。输入因子由路线的距离和风险系数组成, 距离 (D) 根据地理位置确定, 风险系数 (R) 是指道路损毁程度, 主要来源于技术人员对灾情现场的实时卫星检测, 对风险系数进行了 0~100 的估

计。考虑到道路损毁过于严重的情况，本文仅选取了有通行能力的部分道路进行路线优化。输出因子包括受灾人口数(N)，潜在的次生灾害点(M)，以及公路、电力、通信等基础设施破坏程度(P)，将基础设施的破坏程度划分 3 个等级，分别为极重灾区(7~9)，重灾区(4~6)，较重灾区(1~3)，相关数据是通过遥感照片和政府统计收集的。运用 DEA 模型求得路线的救援效率如表 5 所示。

表 3 输入因子数据
Table 3 Input factor data

路线	D/km	R	路线	D/km	R	路线	D/km	R
(0,6)	65	79	(3,11)	477	39	(6,8)	71	50
(0,8)	63	55	(4,5)	112	100	(6,9)	55	95
(0,9)	70	37	(4,7)	142	85	(6,10)	310	65
(1,3)	55.8	100	(4,9)	164	71	(7,8)	102	88
(1,4)	295	67	(4,10)	265	39	(7,9)	34	59
(1,6)	78	95	(4,11)	307	43	(7,10)	239	75
(1,7)	156	83	(4,12)	118	57	(7,11)	281	34
(1,12)	241	22	(5,6)	100	80	(7,12)	237	47
(2,4)	334	100	(5,7)	30	54	(8,9)	80	86
(2,5)	214	57	(5,8)	121	72	(8,10)	335	90
(2,6)	117	87	(5,9)	52	69	(9,12)	259	57
(2,10)	422	52	(5,10)	224	30	(11,12)	113	23
(3,6)	130	65	(5,11)	266	35			
(3,9)	179	74	(6,7)	84	69			

表 4 输出因子数据
Table 4 Output factor data

序号	受灾点	N(万人)	M	P
P ₁	汶川	10.4	549	9
P ₂	茂县	10.9	410	8
P ₃	理县	4.6	278	4
P ₄	北川	15.4	550	7
P ₅	绵竹	51.4	414	5
P ₆	都江堰	62.0	830	7
P ₇	什邡	43.3	158	6
P ₈	大邑	49.0	187	5
P ₉	彭州	79.9	495	8
P ₁₀	广元	310.4	833	2
P ₁₁	青川	24.6	1 351	4
P ₁₂	平武	18.0	359	2

4.3 实验结果分析

这里先对 12 个受灾点进行动态处理，假设 12 个受灾点中有 8 个已知需求点，其余 4 个为动态需求点，随机均匀分布在每个时间片上。为了确定合适的时间范围，首先静态地解决每个问题，即假设 0 时刻 8 个已知需求点的数据被确定。然后，令 $\lambda=1.5$ ，将时间片划分为 $[0, 8]$ ， $[8, 16]$ ， $[16, 24]$ ，求解每个时间片上的效率。这里，车辆行驶速度设为 60 km/h，载重量 $Q=800$ ，应急救援中心的两辆车同时执行应急物资的配送任务。

表 5 路线的救援效率
Table 5 Rescue efficiency of route

E_{ij}	P ₀	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂
P ₀	\	nv	0	nv	nv	nv	0.92	nv	0.53	1	nv	nv	nv
P ₁	nv	\	nv	0.34	0.40	nv	0.76	0.34	nv	nv	nv	nv	0.38
P ₂	0	nv	\	nv	0.29	0.38	0.56	nv	nv	nv	0.58	nv	nv
P ₃	nv	0.69	nv	\	nv	nv	0.61	nv	nv	0.49	nv	0.59	nv
P ₄	0	0.50	0.32	nv	\	0.33	nv	0.35	nv	0.51	0.84	0.53	0.25
P ₅	0	nv	0.55	nv	0.45	\	0.64	0.85	0.34	0.79	1	0.66	nv
P ₆	0	0.63	0.50	0.29	nv	0.40	\	0.50	0.53	0.62	0.70	nv	nv
P ₇	nv	0.51	nv	nv	0.44	0.93	0.76	\	0.33	1	0.90	0.68	0.19
P ₈	0	nv	nv	nv	nv	0.38	0.95	0.40	\	0.59	0.63	nv	nv
P ₉	0	nv	nv	0.24	0.45	0.57	1	0.75	0.37	\	nv	nv	0.40
P ₁₀	0	nv	0.44	nv	0.58	0.60	0.46	0.33	0.23	nv	\	nv	nv
P ₁₁	0	nv	nv	0.26	0.52	0.51	nv	0.56	nv	nv	nv	\	0.41
P ₁₂	nv	1	nv	nv	0.58	nv	nv	0.47	nv	0.56	nv	1	\

注：“\”表示两受灾点重合，为无效道路，无救援效率值；“nv”表示道路损毁过于严重，不具备通行能力

4.3.1 对比动态和静态救援网络的救援效率

在该实验中, 为了体现本文构造的动态应急物资配送网络(DN)的优势, 将其与静态网络对比。静态网络(SN)在配送过程中, 分离已知需求点和动态需求点, 当已知需求点完成服务后, 再执行动态需求点的配送路线。表6给出了2种救援网络的对比结果, 为了公平起见, 2种救援网络均采用两辆车同时配送的方式。从救援效率的视角来看, 采用动态调度思想的网络的效率比静态调度高出13个百分点(百分比=(动态网络救援效率-静态网络救援效率)/静态网络救援效率), 同时动态网络返回配送中心的次数更少, 在物资的调度上更加合理。图4和图5分别列出了静态和动态网络的最优救援路径。

表6 静态和动态救援网络的救援效率对比
Table 6 Comparison of rescue efficiency between static and dynamic rescue networks

网络	效率	车辆	路线
SN	6.58	一车	{0, 6, 3, 1, 4, 0, 2, 0, 9, 12, 11, 0}
		二车	{0, 8, 7, 5, 10, 0}
DN	7.45	一车	{0, 6, 3, 1, 4, 10, 2, 0, 9, 0}
		二车	{0, 8, 7, 5, 12, 11, 0}

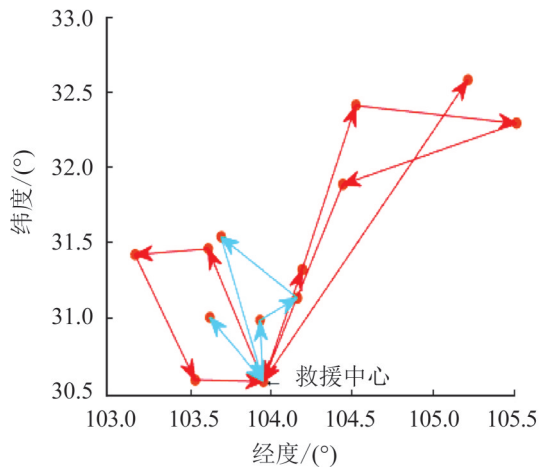


图4 静态救援网络车辆路线图
Fig. 4 Vehicle roadmap of static rescue network

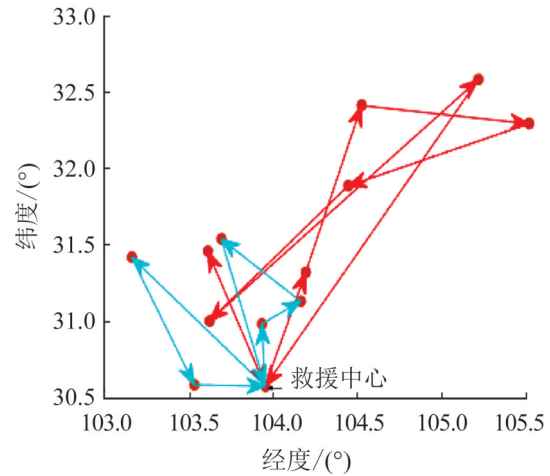


图5 动态救援网络车辆路线图
Fig. 5 Vehicle road map of dynamic rescue network

4.3.2 对比不同目标下的救援效率

为了体现以效率最大化为目标优化救援网络, 的有效性和优势, 将其与以时间最小化为目标的救援网络进行对比。以效率最大化为目标的函数:

$$E_r = \max \sum_{k \in K} \sum_{i \in U_r \cup C_r} \sum_{j \in U_r} E_{ij}^r x_{ijk}$$

$$F_1 = \sum_{r \in U} E_r \quad (22)$$

以时间最小化为目标的函数:

$$T_r = \min \sum_{k \in K} \sum_{i \in U_r \cup C_r} \sum_{j \in U_r} t_{ij} x_{ijk}$$

$$F_2 = \sum_{r \in U} T_r \quad (23)$$

两种目标下的救援网络均采用两辆车同时进行配送, 并求出每种目标下的静态救援效率和动态救援效率, 如表7所示。可以看出, 不论是以时间最小化为目标还是以效率最大化为目标, 动态网络的救援效率都要比静态网络高, 可以初步认定对灾后应急救援作动态规划具有适用性。本文研究的是基于救援效率的动态应急配送问题, 主要从动态的角度对比两个目标下的救援效率, 通过对比发现, 以效率最大化为目标的救援效率在多次求解后均比以时间最小化为目标的救援效率高出约8%(百分比=(以 F_1 为目标的救援效率-以 F_2 为目标的救援效率)/以 F_2 为目标的救援效率), 且两种目标下的救援时间相差微小。因此, 本文

提出的基于效率最大化的救援网路不仅能综合应急配送中的多种影响因素，在救援质量上也表现优秀。

表 7 对比不同目标下的救援效率

目标	救援网络	救援效率	救援时间/h
F_1	SN	6.58	34.63
	DN	7.45	22.77
F_2	SN	5.38	30.03
	DN	6.89	22.53

5 仿真算例分析

为了进一步证明本文提出的基于救援效率的灾后动态应急配送模型和改进的混合贪心蚁群优化算法的可行性和有效性，将采用 3 组不同规模的仿真算例继续进行实验分析。

5.1 仿真数据设置

由于目前没有与本文问题相关的标准测试算例，该实验中所用数据均服从均匀分布随机生成。选用 3 种不同规模的仿真数据，即 20、30 和 50 个受灾点依次进行实验(这里记为 G20 算例、G30 算例和 G50 算例)。本文根据实证分析中的经验对 3 组模拟算例中的受灾点以 40% 的比例进行动态处理。例如，G20 算例中 20 个受灾点包括 12 个已知需求点和 8 个动态需求点。同时，将应急救援过程划分为 3 个时间阶段。改进的混合贪心蚁群优化算法中的参数设置如下：

$$\alpha=1, \beta=2, \gamma=1, \rho=0.01, \varphi=0.1, \varepsilon_0=0.5, \lambda=1.5, m=50, NC_{\max}=400。$$

5.2 结果分析

5.2.1 算法对比

基于以上设置，采用仿真数据对算法性能进行测试，分别使用改进的混合贪心蚁群优化算法、遗传算法、蚁群算法，以及粒子群算法求解动态网络下的救援效率，比较结果如表 8 所示。表中的数据均为 50 次实验的最优解，GAP 指的是本文

算法的求解结果优于对比算法的百分比。

表 8 4 种算法求解动态应急救援网络的效率结果
Table 8 Efficiency results of solving dynamic emergency rescue network by 4 algorithms

算例	G20	G30	G50	平均值
蚁群算法	10.20	16.31	24.62	
GAP/%	1.96	2.27	3.41	2.55
遗传算法	10.18	15.99	24.57	
GAP/%	2.16	4.32	3.62	3.37
粒子群算法	10.31	16.55	25.16	
GAP/%	0.87	0.79	1.19	0.95
本文算法	10.40	16.68	25.46	

从表 8 可以看出，在求解基于救援效率的动态车辆路径问题中，改进的混合贪心蚁群优化算法比其他 3 种算法更能保证取得较高的救援效率。本文改进的蚁群算法相较于基础蚁群算法平均高出 2.55 个百分点，由此可见，本文提出的组合策略能够有效地帮助蚁群算法寻找最优解。另一方面，图 6 显示了 4 种算法迭代 400 次的收敛情况。

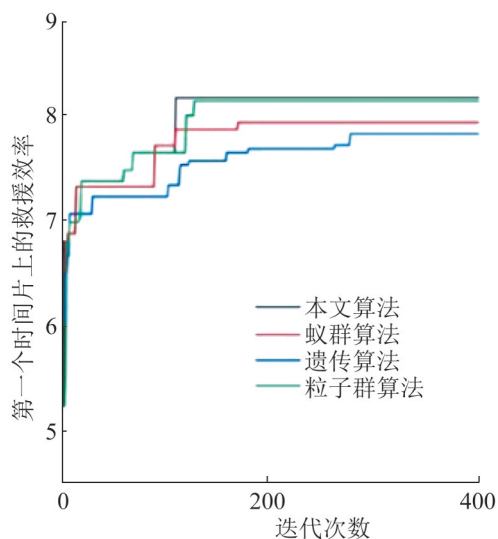


图 6 算例 G50 中算法收敛情况对比图

Fig. 6 Comparison of algorithm convergence in example G50

为了更直观地体现改进的混合贪心蚁群优化算法的收敛性，选取算例 G50 的第一个时间片上的点进行对比实验，G50 的第一个时间片上的点数最多，对比效果更为明显。从图 6 中可以看出，本文改进的算法收敛速度最快，其次是粒子群算

法, 遗传算法收敛最慢。这说明采用贪心算法优化蚁群算法的初始解这一方法, 能够加快蚁群算法的收敛速度, 使其快速捕捉到较优解。但是, 本文算法在200次迭代之后几乎趋于稳定值, 也存在优化算法容易陷入局部最优的固有问题。通过综合对比, 本文算法在求解动态路由方面具有一定的优势。

5.2.2 模型对比

根据以上算法对比结果, 运用较优的改进混合贪心蚁群优化算法, 分别以效率最大化和时间最小化为目标对这3种规模的模拟数据进行求解, 表9中的结果为50次实验的平均值, 加黑部分为本文模型所得救援效率。

表9 仿真数据实验结果对比

Table 9 Comparison of simulation data experimental results

算例	F_1		GAP/%	F_2		GAP/%
	SN	DN		SN	DN	
G20	8.90	10.28	15.51	8.38	9.32	11.22
G30	13.34	15.75	18.07	11.88	13.97	17.59
G50	20.72	24.43	17.91	17.09	20.53	20.13
平均值			17.16			16.31

通过对比3组模拟数据的实验结果, 验证了实证分析中的结论。一方面, 在2种不同的目标下, 算例G20、G30、G50都表现出动态网络(DN)下的救援效率高于静态网络(SN)下的救援效率, 且平均高出约17%, 进一步证明了本文提出的将应急救援问题规划为动态多阶段问题的可行性; 另一方面, 在提出的动态规划网络的基础上, 以 F_1 为目标的配送路线的救援效率总是高于以 F_2 为目标的配送路线的救援效率, 这也说明以效率为目标的救援网络在救援质量上表现更优。综合以上两个方面, 可以认定本文提出的基于救援效率的动态应急配送网络在灾后救援中更加合理和有效。

6 结论

应急物资配送问题是典型的NP难题, 为了响应灾害的突发性和时变性, 在考虑需求点的位置、

需求量、受灾人口, 以及次生灾害等信息动态变化的情况下, 构建了基于救援效率的动态配送网络, 并建立以救援效率最大化为目标的动态多阶段模型。针对该模型, 运用改进的混合贪心蚁群优化算法求解, 同时在实验部分综合了实证和仿真2种分析方式。实验结果表明: 本文提出的基于效率最大化的动态救援模型不仅能综合应急配送中的多种影响因素, 在救援质量上也表现更优。同时, 改进的混合贪心蚁群优化算法加快了收敛速度, 能以较高的效率将动态出现的点纳入新规划的路径中, 得出该动态网络的最优解。未来, 将进一步考虑在动态配送网络中构建临时救援中心, 从而提高该网络的救援效率, 或者考虑多种物资多种车型多阶段的应急物资配送问题。

参考文献:

- [1] Huang Kai, Jiang Yiping, Yuan Yufei, et al. Modeling Multiple Humanitarian Objectives in Emergency Response to Large-Scale Disasters[J]. Transportation Research Part E(S1366-5545), 2015, 75: 1-17.
- [2] Rajali Maharjan, Shinya Hanaoka. A Credibility-Based Multi-Objective Temporary Logistics Hub Location-Allocation Model for Relief Supply and Distribution under Uncertainty[J]. Socio-Economic Planning Sciences (S0038-0121), 2020, 70: 100727.
- [3] 项寅. 基于双层规划的反恐应急设施选址模型及算法[J]. 中国管理科学, 2019, 27(7): 147-157.
- [4] Xiang Yin. A Bi-level Programming Model for Locating Terror Response Facilities[J]. Chinese Journal of Management Science, 2019, 27(7): 147-157.
- [5] 付江月, 陈刚. 公平与效率权衡的双目标应急物资分配模型[J]. 系统工程, 2018, 36(6): 149-153.
- [6] Fu Jiangyue, Chen Gang. A Bi-objective Emergency Resources Allocation Model Considering the Trade-off between Fairness and Efficiency[J]. Systems Engineering, 2018, 36(6): 149-153.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [6] Mahdi Alinaghian, Mohammad Aghaie, Mohammad S

- Sabbagh. A Mathematical Model for Location of Temporary Relief Centers and Dynamic Routing of Aerial Rescue Vehicles[J]. *Computers Industrial Engineerings (S0360-8352)*, 2019, 131: 227-241.
- [7] Sakiani Reza, Seifi Abbas, Khorshiddoust Reza Ramazani. Inventory Routing and Dynamic Redistribution of Relief Goods in Post-Disaster Operations[J]. *Computers & Industrial Engineerings(S0360-8352)*, 2020, 140: 106219.
- [8] Radhia Azzouz, Slim Bechikh, Lamjed Ben Said. A Dynamic Multi-Objective Evolutionary Algorithm Using a Change Severity-Based Adaptive Population Management Strategy[J]. *Soft Computings(S1432-7643)*, 2017, 21(4): 885-906.
- [9] Anirban Nandy, Piyush Kumar Singh. Farm Efficiency Estimation Using a Hybrid Approach of Machine-Learning and Data Envelopment Analysis: Evidence from Rural Eastern India[J]. *Journal of Cleaner Productions(S0959-6526)*, 2020, 267: 122106.
- [10] Liu Bingsheng, Sheu Jih Biing, Zhao Xue, et al. Decision Making on Post-Disaster Rescue Routing Problems from the Rescue Efficiency Perspective[J]. *European Journal of Operational Research(S0377-2217)*, 2020, 286(1): 321-335.
- [11] Xiang Xiaoshu, Qiu Jianfeng, Xiao Jianhua, et al. Demand Coverage Diversity Based Ant Colony Optimization for Dynamic Vehicle Routing Problems[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligences (S0952-1976)*, 2020, 91: 103582.
- [12] 唐慧玲, 唐恒书, 朱兴亮. 基于改进蚁群算法的低碳车辆路径问题研究[J]. *中国管理科学*, 2021, 29(7): 118-127.
- Tang Huiling, Tang Hengshu, Zhu Xingliang. Research on Low-Carbon Vehicle Routing Problem Based on Modified Ant Colony Algorithm[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2021, 29(7): 118-127.
- [13] 谈晓勇, 林鹰. 基于混沌蚁群算法的应急救援车辆调度优化[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(9): 2640-2643.
- Tan Xiaoyong, Lin Ying. Vehicle Scheduling Optimization Based on Chaos Ant Colony System Algorithm in Emergency Rescue[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(9): 2640-2643.
- [14] 来学伟. 两种不同贪心算法在求解TSP问题中的应用和比较[J]. *河北北方学院学报(自然科学版)*, 2018, 34(7): 34-37.
- Lai Xuewei. Application and Comparison of Two Different Greedy Algorithms for Solving TSP Problem [J]. *Journal of Hebei North University (Natural Science Edition)*, 2018, 34(7): 34-37.
- [15] 张玉茹, 王晨昉. 引入变异算子的改进贪心和蚁群混合算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2020, 26(3): 860-870.
- Zhang Yuru, Wang Chenyang. Improved Greedy and Colony Algorithm with Mutation Operator for Traveling Salesman Problem[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2020, 26(3): 860-870.