



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 数据驱动下应急医疗物资需求预测及物流选址-分配优化

罗治洪, 李婷

引用本文:

罗治洪, 李婷. 数据驱动下应急医疗物资需求预测及物流选址-分配优化[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 3117-3125.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0969>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

#### 带不相关并行机和有限缓冲MHFS调度的混合启发式算法

Hybrid heuristic algorithm for multi-stage hybrid flow shop scheduling with unrelated parallel machines and finite buffers

控制与决策. 2021, 36(3): 565-576 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0835>

#### 基于正态云模型的状态转移算法求解多目标柔性作业车间调度问题

State transition algorithm based on normal cloud model for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(5): 1181-1190 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1233>

#### 铁路集装箱中心站资源分配与作业调度联合优化

Integrating optimization of resource allocation and handling scheduling in railway container terminal

控制与决策. 2021, 36(12): 3063-3073 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0597>

#### 复合类别航站楼分配问题的改进和声搜索算法

Solving composite airport gate allocation problem with improved harmony search

控制与决策. 2020, 35(11): 2743-2751 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0242>

#### 考虑卸载顺序约束的成品油二次配送车辆路径问题

Vehicle routing problem of refined oil secondary distribution considering unloading sequence constraints

控制与决策. 2020, 35(12): 2999-3005 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1756>

# 数据驱动下应急医疗物资需求预测及物流选址-分配优化

罗治洪<sup>†</sup>, 李婷

(昆明理工大学 管理与经济学院, 昆明 650504)

**摘要:** 为解决重大疫情爆发初期应急医疗物资需求量预测及分配问题,结合传染病的特征以及政府隔离措施对传染病传播的影响,建立改进易感-潜伏-感染-康复(SEIR)模型,基于数据驱动的思想对模型中的部分参数进行周期性更新,从而刻画疫情的扩散演化规律,将需求量构建为感染规模的函数,实现应急医疗物资需求量的预测.在此基础上,建立以加权运输距离最小化为目标,公平分配等为约束的选址-分配模型,并设计自适应混合遗传禁忌算法进行求解.实例测算结果表明:数据驱动的参数更新方法保证了改进SEIR模型预测的精度,平均相对误差为3.8%;所提出选址-分配模型在对配送时效性进行优化的同时能够兼顾物资分配的公平性.不同规模算例求解结果表明:所提出算法的收敛性和解的质量优于标准遗传算法.

**关键词:** 数据驱动; 传播动力学; 参数更新; 选址-分配问题; 遗传算法; 禁忌搜索

中图分类号: C935 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0969

引用格式: 罗治洪, 李婷. 数据驱动下应急医疗物资需求预测及物流选址-分配优化[J]. 控制与决策, 2024, 39(9): 3117-3125.

## Data-driven demand forecast for emergency medical supplies and logistics location-allocation optimization

LUO Zhi-hong<sup>†</sup>, LI Ting

(School of Management and Economics, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650504, China)

**Abstract:** In order to predict the demand for emergency medical supplies at the initial stage of the sudden epidemic and allocate emergency medical supplies. Combined with the characteristics of infectious diseases and the impact of government quarantine measures on the spread of infectious diseases, an improved susceptible-exposed-infected-recovered(SEIR) model is established, and the parameters in the model are periodically updated based on the data-driven idea, so as to characterize the trajectory of epidemic diffusion. The demand is constructed as a function of infection scale to predict the demand for emergency medical supplies. On this basis, a location-allocation mold is established with the goal of minimizing weighted transport distance and constraints such as allocation fairness. And an adaptive hybrid algorithm is designed to solve it, which combines the genetic algorithm and tabu search. The results show that the data driven parameter updating method can guarantee the prediction accuracy of the improved SEIR model with a mean relative error of 3.8%. The proposed location-allocation model can optimize delivery timeliness while also taking into account fairness. The results of different scale examples show that compared with the standard genetic algorithm, the proposed algorithm converges faster and has higher solution quality.

**Keywords:** data-driven; propagation dynamics; parameter update; location-allocation problem; genetic algorithm; tabu search

## 0 引言

近年来,大规模的突发性疫情时有发生,2003年的SARS,2009年的甲型H1N1流感,2019年的新型冠状病毒肺炎等,对人们的生命安全、社会的经济发展构成严重威胁.疫情初期应急物流存在需求难确定、

效率低下等问题,因此,对该背景下需求点的需求量进行预测,并以此对应急医疗物资分配方案进行优化具有重要意义.

重大疫情中物资配置问题得到良好解决的前提是对疫情演化规律的科学刻画<sup>[1]</sup>,动力学模型是研

收稿日期: 2023-07-11; 录用日期: 2024-02-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71562024, 72261022); 昆明理工大学哲学社会科学科研创新团队项目(CXTD 2023003).

责任编辑: 霍宝锋.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: kmustlzh@163.com.

究传染病传播机理的重要方法<sup>[2]</sup>. 1927年Kermack等提出SIR仓室模型(susceptible(易感者), infected(感染者), recovered(康复者))<sup>[3]</sup>, 1932年, 针对感染者不会获得免疫力的传染病, 提出SIS仓室模型<sup>[4]</sup>; Schwartz等<sup>[5]</sup>考虑到潜伏期(exposed)的存在, 提出了SEIR仓室模型. 模型中感染率、发病率、恢复率等参数的取值对疫情演化规律预测的准确性有着重要影响, 可在已有文献参数取值范围的基础上结合实际调整并选取某一固定值<sup>[6]</sup>, 但这种取值方法将会使得对疫情发展的预测过于悲观或乐观<sup>[7]</sup>, 因此有学者考虑参数时变特征分阶段计算参数. 桑茂盛等<sup>[2]</sup>用马尔可夫链蒙特卡罗算法(MCMC)分阶段求解模型参数值, 方匡南等<sup>[8]</sup>根据防控政策的几个重要时间节点动态估计参数值. 这些研究旨在对传播过程进行回溯研究证明模型的有效性, 同时预测疫情的发展趋势, 对防控措施进行定量评估.

然而, 在疫情初期进行物资配置的决策缺乏足够的历史数据, 上述研究中的参数取值方法变得不再适用, 数据驱动的思想有助于解决此问题. 数据驱动以概率和数理统计为基础, 用实时产生的数据获取系统的动态反馈, 并据此进行建模<sup>[9]</sup>. 汪越等<sup>[10]</sup>构建数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略; Du等<sup>[11]</sup>开发数据驱动滚动优化方法, 用周期性到达的数据更新动力学模型参数空间; 刘明等<sup>[12]</sup>从数据驱动的视角, 构建疫情应急动态调整决策框架模型, 用线性方程组的特征对疫情扩散模型(SEIAR)参数调整更新. 这种基于数据驱动的思想, 用周期性更新的疫情数据对传染病模型中的重要参数进行动态更新的方法, 使模型有了自修正的能力, 从而能有效满足疫情发展初期应急医疗物资调度实时调整的要求.

在应急救援活动中, 应急服务设施选址与应急物资分配活动联系紧密, 许多国内外学者对其进行了集成研究. Curry等<sup>[13]</sup>于1969年提出选址-分配问题(location-allocation problem, LAP). 学者们从模型构建及算法的角度对该问题进行了大量研究, 朱莉等<sup>[14]</sup>构建了一个考虑区域异质性的应急物资选址-分配模型, 并用遗传算法(genetic algorithm, GA)进行求解; Sun等<sup>[15]</sup>建立了一个鲁棒的双目标优化模型, 以同时实现应急设施选址、应急资源分配和伤员运输规划; 商晓婷等<sup>[16]</sup>以最大化患者的收治率和最小化医院总费用为目标, 构建有限医疗资源约束下定点收治医院动态选址-分配模型, 并设计基于Epsilon约束方法的求解框架. 这些研究未将物资分配的公平性纳入考虑. 随着人道物流的发展, 相关研究得到重

视. Gralla等<sup>[17]</sup>将人道主义救援的指标分为效率、有效性和公平性3种, 并指出公平目标更加多样、复杂. 其中最大最小值、构建公平指标函数、比例公平是常见的衡量方式, 于冬梅等<sup>[18]</sup>用最大化最小覆盖水平为目标反映公平性; Enayati等<sup>[19]</sup>用经济学概念中的基尼系数来衡量疫苗覆盖的公平性; Luo等<sup>[20]</sup>用公平因子限制各社区医院转诊感染患者的最大百分比差距.

需求点应急物资需求数量的预测与物资调度的决策间联系紧密, 进行联合优化有助于提高决策的科学性. 一些学者用随机优化<sup>[21]</sup>、模糊优化<sup>[22]</sup>、鲁棒优化<sup>[23]</sup>的方法描述需求的不确定性. 但这些研究多基于发生自然灾害的背景, 对于疫情背景下的应急决策, Ekici等<sup>[24]</sup>用SEIR模型动态估计食物需求, 并将其作为设施选址和资源分配模型的输入; Büyüktaktın等<sup>[25]</sup>提出流行病-物流混合整数规划模型; He等<sup>[26]</sup>提出快速响应突发公共卫生事件的应急医疗物流新模式, 该方法包含医疗救援需求的时变预测及物资分配两种递归机制, 并指出流行病扩散规律的数学模型可用于促进突发公共卫生事件的需求预测. 先需求预测, 再进行选址分配决策的顺序符合疫情初期应急医疗物资供不应求的决策逻辑.

本文建立改进SEIR传染病动力学模型预测感染人数, 将需求构建为感染人数的函数, 在此基础上综合考虑物资运输距离、物资分配的公平性, 构建模型对临时区域分拨中心选址、需求点分配问题进行研究. 主要工作如下:

1) 对应急医疗物资需求预测和选址-分配进行联合优化, 保证选址-分配决策的制定根据需求预测的结果进行, 同时基于数据驱动的思想, 提出参数更新策略, 以满足应急医疗物资调度实时调整的要求;

2) 在选址分配模型中引入公平约束, 使得该模型同时兼顾效率与公平;

3) 针对标准遗传算法的局部寻优能力不足, 提出遗传禁忌混合的改进思路, 与已有研究在交叉、变异操作中结合禁忌搜索的做法不同, 本文先用遗传算法生成临时区域分拨中心与需求点间的初始分配方案, 再通过禁忌搜索进行优化;

4) 设计自适应交叉变异概率, 克服早熟问题, 通过与标准遗传算法对比, 验证所提出算法的有效性.

## 1 模型构建

将整个疫情期划分为多个决策周期, 当一个周期结束时按照“参数更新、需求预测、选址-分配决策”的顺序制定下一周期的决策方案, 既保证应急医疗物

资的配置决策以需求点的需求数量为依据,又确保疫情的演化数据随着需求点应急医疗物资的满足情况及时间的推移而不断更新,从而实现应急医疗物资需求预测和选址-分配的联合优化.

### 1.1 数据驱动下应急医疗物资需求预测

#### 1.1.1 传播动力学模型设计

考虑一类存在潜伏期且潜伏期有传染性、人群感染后可能出现死亡的传染病,建立传播动力学模型,对疫情扩散规律进行分析. 相关符号说明如下:

$B$ : 决策周期,  $b = 1, 2, \dots, B$ ;

$T$ : 决策周期的长度,  $t = 1, 2, \dots, T$ ;

$S(t)$ :  $t$ 时刻易感者数量;

$E_0(t)$ :  $t$ 时刻未隔离潜伏期感染者数量;

$E_q(t)$ :  $t$ 时刻已隔离潜伏期感染者数量;

$I(t)$ :  $t$ 时刻感染者数量;

$R(t)$ :  $t$ 时刻康复者数量;

$D(t)$ :  $t$ 时刻死亡人数;

$\beta(b)$ : 日接触率,周期性调整;

$\lambda$ : 潜伏者相对于感染者传播能力的比值;

$q(b)$ : 潜伏期感染者被隔离的比例,与政府隔离措施的力度有关;

$\delta_0$ : 未隔离潜伏期感染者确诊的速率,一般为潜伏期的倒数;

$\delta_q$ : 已隔离潜伏期感染者确诊的速率,一般为潜伏期的倒数;

$\gamma(b)$ : 感染者的康复率,周期性调整;

$\omega(b)$ : 感染者的死亡率,周期性调整.

文献[5]假设:人口规模是恒定的;出生率和死亡率相等且恒定;康复后的个体永久免疫;人群由易感人群( $S$ )、暴露人群( $E$ )、感染人群( $I$ )、康复人群( $R$ )组成. 与文献[5]不同,本文在考虑传染病传播特点的基础上,考虑到政府隔离措施对疫情传播的影响,将人群分为:易感者( $S$ ),未隔离潜伏期感染者( $E_0$ ),已隔离潜伏期感染者( $E_q$ ),感染者( $I$ ),康复者( $R$ ),死亡( $D$ ). 易感者通过接触未隔离潜伏者或感染者进入潜伏期,以一定的比例被隔离起来,潜伏期过后发病进入感染者阶段,绝大多数患者经过一段时间之后康复,并具有免疫力,也有少数患者会死亡. 不同仓室之间的状态转移关系如图1所示,传播动力学方程如下:

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\beta(b)[I(t) + \lambda E_0(t)]S(t), \quad (1)$$

$$\frac{dE_0(t)}{dt} = [1 - q(b)]\beta(b)[I(t) + \lambda E_0(t)]S(t) - E_0(t)\delta_0, \quad (2)$$

$$\frac{dE_q(t)}{dt} = q(b)\beta(b)[I(t) + \lambda E_0(t)]S(t) - E_q(t)\delta_q, \quad (3)$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = E_0(t)\delta_0 + E_q(t)\delta_q - \gamma(b)I(t) - \omega(b)I(t), \quad (4)$$

$$\frac{dR(t)}{dt} = \gamma(b)I(t), \quad (5)$$

$$\frac{dD(t)}{dt} = \omega(b)I(t). \quad (6)$$

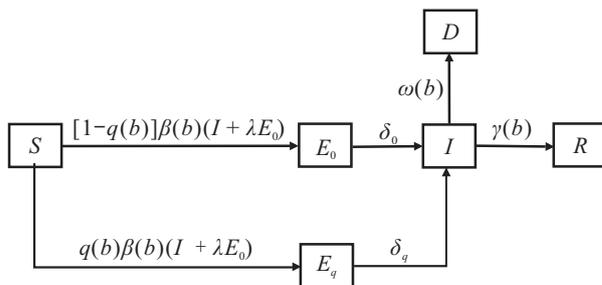


图1 改进SEIR模型的状态转移图

对于任意仓室而言,某一时刻 $t$ 的变化量为该时刻进入该仓室的人数减去该时刻移出该仓室的人数.

#### 1.1.2 数据驱动的参数更新

基于数据驱动的思想,当一个周期结束时,收集该周期内公布的疫情数据,通过对这些数据的学习得到新的模型参数,代入改进SEIR模型中,用于实现下一周期感染人数的预测. 待新一周期结束时重复该操作,形成循环,使模型具有自我调整的能力.

模型包含多个参数,其中 $\lambda, \delta_0, \delta_q, q(b)$ 值可根据官方发布的数据直接得到,为直接参数;  $\beta(b), \gamma(b), \omega(b)$ 值需根据疫情实时数据确定,为间接参数.

将疫情扩散过程划分成 $B(b = 1, 2, \dots, B)$ 个决策周期,每个决策周期的时间长度为 $T(t = 1, 2, \dots, T)$ . 当一个决策周期 $b$ 结束时,收集该周期公布的疫情实时数据,将间接参数 $\varepsilon(b) = \{\beta(b), \gamma(b), \omega(b)\}$ 的取值问题转化为如下所示的加权最小二乘问题:

$$\min \sum_{t=2}^T W_t [I(t) - I(\varepsilon(b), t)]^2 + \sum_{t=2}^T W_t [R(t) - R(\varepsilon(b), t)]^2 + \sum_{t=2}^T W_t [D(t) - D(\varepsilon(b), t)]^2, \quad (7)$$

$$W_t = \frac{2(t-1)}{T(T-1)}, \quad \forall t \in 2, 3, \dots, T. \quad (8)$$

目标为实现感染者数量、康复者数量、死亡人数这三类数据拟合值与真实值间误差的加权平方和最小化,最小化时所对应的参数 $\varepsilon(b)$ 即为所求. 式(8)中 $W_t$ 为

借鉴文献[10]构建的考虑趋势预测原理的权重赋值函数.

将 $b$ 周期末端数据作为初始值,把直接参数及求得的间接参数 $\varepsilon(b)$ 的值代入式(1)~(6)即可实现对 $b+1$ 周期的预测.模型评价方面采用平均相对误差

$$\text{MRE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{I_n - \hat{I}_n}{I_n} \right|, n = 1, 2, \dots, N. \quad (9)$$

其中: $I_n$ 为感染人数真实值, $\hat{I}_n$ 为预测值, $n$ 为预测值个数.

### 1.1.3 应急医疗物资需求量预测

根据文献[1]的思路,将物资需求量构建为感染规模的函数.假设一名感染者导致的应急医疗物资需求量为 $m$ 单位每天,则需求点 $r, t$ 时刻的需求量如下所示:

$$D_r = m\hat{I}(t). \quad (10)$$

## 1.2 物流选址-分配模型

### 1.2.1 问题描述

构建包含供应源、临时区域分拨中心、需求点的三级物流网络,用于突发疫情初期物资供不应求背景下,为需求点配送一类应急医疗物资,物资从供应源经临时区域分拨中心运往各个需求点.对该问题进行决策时若只考虑配送的时效性,可能会造成分配不均,因此有必要同时兼顾配送的公平性.对公平的衡量没有统一的标准,借鉴文献[27]研究震后初期救援物资网络优化的建模方法,即任意两个需求点的需求未满足率之差不超过给定阈值来实现公平分配.同时,当一个需求点的需求量超过临时区域分拨中心最大周转能力时,采用需求拆分策略,该需求点可由多个临时区域分拨中心提供服务.

以加权运输距离最小化为目标、公平分配等为约束,建立模型以决策:1)临时区域分拨中心的选择;2)供应源与临时区域分拨中心间的分配方案;3)所选临时区域分拨中心到需求点的分配方案.

### 1.2.2 符号说明

为刻画问题,定义如下参数及变量:

1) 参数 $I$ : 供应源集合,  $i \in I$ ;  $J$ : 临时区域分拨中心集合,  $j \in J$ ;  $R$ : 需求点集合,  $r \in R$ ;  $(x_s, y_s)$ :  $s \in I, J, R$ , 节点的地理位置;  $d_{gh}$ :  $g \in I, J, R, h \in I, J, R$ , 节点 $g$ 到节点 $h$ 的距离;  $D_r$ :  $D_r = m\hat{I}(t)$ , 需求点 $r$ 对物资的需求量;  $U_r$ : 需求点 $r$ 的需求未满足率;  $\theta$ : 一个正数,表示任意两个需求点的需求未满足率之差不能超过这个数;  $P$ : 选择的临时区域分拨中心的最大数量;  $C_i$ : 应急物资供应源 $i$ 的供应能力上限;  $M_j$ : 临时

区域分拨中心 $j$ 的最大周转能力.

2) 决策变量 $a_{ij}$ : 应急医疗物资从应急物资供应源 $i$ 到临时区域分拨中心 $j$ 的数量;  $Q_r$ : 需求点 $r$ 的物资分配量;  $Z_{jr}$ : 0-1变量,临时区域分拨中心 $j$ 为需求点 $r$ 提供服务时=1,否则=0;  $y_j$ : 0-1变量,临时区域分拨中心 $j$ 被选中时=1,否则=0.

### 1.2.3 数学模型

$$\min \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J d_{ij} a_{ij} y_j + \sum_{j=1}^J \sum_{r=1}^R d_{jr} Q_r Z_{jr}. \quad (11)$$

$$\text{s.t. } Z_{jr} \leq y_j, \forall j \in J, r \in R; \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^I a_{ij} \leq y_j M_j, \forall j \in J; \quad (13)$$

$$\sum_{j=1}^J a_{ij} \leq C_i, \forall i \in I; \quad (14)$$

$$\sum_{j=1}^J y_j \leq P; \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^I a_{ij} = \sum_{r=1}^R Z_{jr} Q_r, \forall j \in J; \quad (16)$$

$$Q_r \leq D_r, \forall r \in R; \quad (17)$$

$$Q_r = \left[ \frac{\sum_{i=1}^I a_{ij}}{R} D_r \right], \forall r \in R, \forall j \in J; \quad (18)$$

$$U_r = \begin{cases} \frac{D_r - Q_r}{D_r}, & D_r > Q_r \\ 0, & D_r \leq Q_r \end{cases}, \forall r \in R; \quad (19)$$

$$|U_e - U_f| \leq \theta, \forall e \in R, f \in R, e \neq f; \quad (20)$$

$$y_j, Z_{jr} \in \{0, 1\}; \quad (21)$$

$$a_{ij}, Q_r \geq 0. \quad (22)$$

目标函数(11)表示加权运输距离最小化,权重为物资的数量.约束(12)表示需求点只能由已开放的临时区域分拨中心提供服务;约束(13)和(14)分别表示临时区域分拨中心和供应源的能力限制;约束(15)表示开放的临时区域分拨中心的最大数量限制;约束(16)表示对于临时区域分拨中心流入量等于流出量;约束(17)表示提供给需求点的物资量不能超过其需求量;约束(18)表示采取比例公平的公平分配原则,按需求比例计算需求点的物资分配量;约束(19)为需求未满足率的表达式;约束(20)表示任意两个需求点的需求未满足率之差不超过某个定值;约束(21)和(22)为决策变量类型约束.

## 2 选址-分配模型求解

针对上述非线性0-1混合整数规划问题,设计改进遗传算法(improved genetic algorithm, IGA),具体流程图见图2.

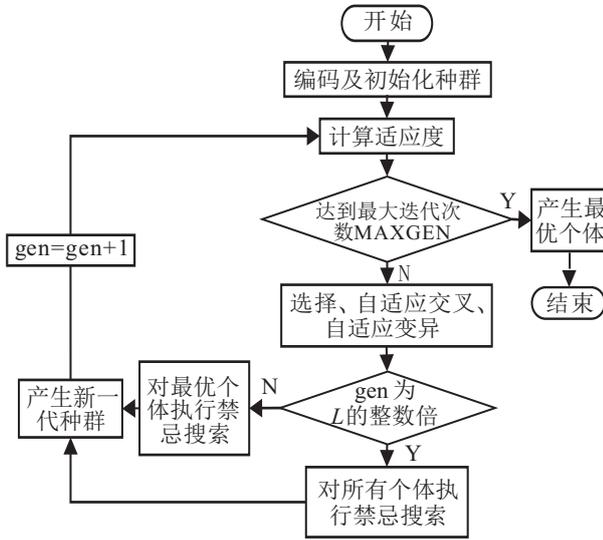


图2 改进遗传算法流程

主要步骤包括:

### 1) 编码及初始化种群.

对  $a_{ij}$ 、 $Z_{jr}$ 、 $y_j$  这3个变量进行编码,每条染色体由3个子串组成:

① 子串1(sub1):需求点与所选临时区域分拨中心之间的对应关系,长度为 $|R|$ ,其第 $r$  ( $r = 1, 2, \dots, |R|$ )个基因位表示为需求点 $r$ 服务的临时区域分拨中心在子串2中的位置,每个基因位取值范围 $[1, P]$ .

② 子串2(sub2):被选中的临时区域分拨中心的编号,长度为 $P$ ,每个基因位取值范围 $[1, |J|]$ .

③ 子串3(sub3):选中的临时区域分拨中心分得的物资量,为整数编码,长度为 $P \times |I|$ ,由 $|I|$ 个基因段组成,第 $i$  ( $i = 1, 2, \dots, |I|$ )个基因段的第 $p$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ )个基因位表示供应源 $i$ 分配给第 $p$ 个临时区域分拨中心的物资量,第 $i$ 个基因段的和为 $C_i$ .为保留解的多样性,“先随机生成,再调整”.生成 $|I|$ 段和为定值 $C_i$ 的整数,检查是否满足约束(13),不满足则将分配给某分拨中心的物资中超出其周转能力的部分,分给其他分拨中心,直到满足为止.

### 2) 解码与适应度计算.

本文模型为最小化问题,将目标函数值的倒数作为适应度进行计算,即染色体 $k$ 适应度的值  $fitness_k = 1/ObjV_k$ ,  $ObjV_k$  为目标函数值,其解码过程分以下4个阶段.

step 1: 计算供应源到临时区域分拨中心的加权

运输距离,其值用  $ObjV_1$  表示.

step 1.1:  $D_1$  表示供应源到分拨中心距离的  $|I| \times |J|$  矩阵.令  $i = 1$ ,表示第  $i$  个供应源,令  $V = 1$ .

step 1.2: 距离  $d_{ij} = D_1(i, sub2(c))$ ,其中  $c$  ( $c = 1, 2, \dots, P$ ) 为子串2的第  $c$  个基因位,  $sub2(c)$  为所选分拨中心的编号 ( $j = sub2(c)$ );供应源  $i$  分配给各个临时区域分拨中心的物资量  $a_{ij} = sub3(V : V + (P - 1))$ .

step 1.3: 若  $i < |I|$ ,则令  $i = i + 1, V = V + P$ ,转 step 1.2, 否则转 step 1.4.

$$step\ 1.4: ObjV_1 = \sum_{i=1}^{|I|} d_{ij} a_{ij}.$$

step 2: 计算需求点的物资分配量  $Q_r$ .

step 2.1: 令  $c = 1, p = 1, p$  表示子串3第  $i$  个基因段的第  $p$  ( $p = 1, 2, \dots, P$ ) 个基因位.

step 2.2: 分拨中心  $j$  ( $j = sub2(c)$ ) 分配到的物资量记为  $Q_j, Q_j = \sum_{i=1}^{|I|} sub3(p + (i - 1)P)$ .

step 2.3: 计算分拨中心  $j$  所服务的需求点的需求总量  $\sum D_r$ ,其中  $D_r$  为  $|R| \times 1$  的需求量矩阵,记子串1中等于  $c$  的所有位置的点为集合  $\phi, \sum D_r = \sum D_r(\phi)$ .

step 2.4: 若  $Q_j \geq \sum D_r$ ,则  $Q_r = D_r$ ;否则,物资的绝大部分按比例分配,即  $Q_r = \lfloor D_r Q_j / \sum D_r \rfloor$ ,剩余未分配的小部分分配给满意度最小的需求点  $r^* = \operatorname{argmin}(Q_r / D_r)$ .

step 2.5: 若  $c < P, p < P$ ,则令  $c = c + 1, p = p + 1$  转 step 2.2, 否则结束.

step 3: 计算临时区域分拨中心到需求点的加权运输距离,其值用  $ObjV_2$  表示.

step 3.1:  $D_2$  表示分拨中心到需求点距离的  $|J| \times |R|$  矩阵.令  $c = 1$ .

step 3.2: 距离  $d_{jr} = D_2(sub2(c), \phi)$ .

step 3.3: 若  $c < P$ ,则令  $c = c + 1$ ,转 step 3.2, 否则转 step 3.4.

$$step\ 3.4: ObjV_2 = \sum_{c=1}^P d_{jr} Q_r.$$

step 4: 计算目标函数值.

$ObjV = ObjV_1 + ObjV_2$ .为满足约束(20),先求出各个需求点的需求未满足率  $U_r$ ,若存在  $|U_e - U_f| > \theta$ ,则令目标函数等于一大数 NUM,以此进行惩罚.

### 3) 遗传操作.

① 选择:采用轮盘赌和精英保留策略.

② 自适应交叉:子串1和子串2采用均匀交叉;子串3采用算术交叉,并设计自适应交叉概率

$$P_c = \begin{cases} K_1 \left(1 - \frac{\arcsin\left(\frac{f_{avg}}{f_{max}}\right)}{\frac{5\pi}{8}}\right), & \arcsin\left(\frac{f_{avg}}{f_{max}}\right) \geq \frac{\pi}{6}; \\ K_2 \frac{\arcsin\left(\frac{f_{avg}}{f_{max}}\right)}{\frac{5\pi}{8}}, & \arcsin\left(\frac{f_{avg}}{f_{max}}\right) < \frac{\pi}{6}. \end{cases} \quad (23)$$

其中:  $K_1$ 、 $K_2$  为常数,  $f_{avg}$ 、 $f_{max}$  分别为适应度的平均值、最大值.

③ 自适应变异: 子串1均匀变异、子串2单点变异、子串3互换变异. 设计自适应变异概率

$$P_m = \begin{cases} P_{min} + \frac{(P_{max} - P_{min})(f_{max} - f)}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg}; \\ P_{max}, & f < f_{avg}. \end{cases} \quad (24)$$

其中:  $P_{min}$ 、 $P_{max}$  分别为变异概率的最小值、最大值,  $f$  为个体的适应度值.

4) 禁忌搜索操作.

先使用遗传算法进行全局搜索, 再利用禁忌搜索优化分拨中心与需求点间的分配方案, 同时考虑运行时间, 每隔  $L$  代对所有染色体执行禁忌搜索, 其余迭代的过程只对最优的染色体执行禁忌搜索. 采用两交换法产生邻域解, 记迭代次数为  $IN$ , 每次迭代从邻域解中选择的候选解个数为  $Len$ , 禁忌表长度为  $TabuLength$ , 藐视准则为某候选解优于当前最好解.

### 3 算例分析

#### 3.1 数据驱动下应急医疗物资需求预测

选取 2020-01-24 ~ 2020-03-31 期间湖北新闻官方微博 (<https://weibo.com/u/5637065453>) 发布的武汉市疫情数据进行算例分析. 累计治愈、累计死亡对应改进 SEIR 模型中  $R(t)$ 、 $D(t)$ , 累计确诊与累计治愈及死亡的差值对应模型中  $I(t)$ . 2月12日临床诊断病例数开始纳入确诊病例数, 导致当天新增确诊数显著增加, 因为感染后潜伏期一般为 7 ~ 14 天, 所以 12 日的新增确诊人数并不全是当天产生的, 而是在这之前

已被感染<sup>[10]</sup>. 按照当天新增确诊与 14 天内累计新增确诊的比值将 12 日的异常值分配到 1 月 30 日到 2 月 12 日中, 处理后的累计确诊数据为 2 861、3 776、5 196、6 837、8 810、11 934、14 739、17 123、20 276、22 466、25 516、27 981、29 735、32 994.

改进 SEIR 模型初值  $S(0) = 11\,081\,000$ <sup>[28]</sup>、 $E(0)$  为 1 月 30 日与 1 月 24 日确诊人数的差值<sup>[6]</sup>, 直接参数  $\lambda = 1$ <sup>[10]</sup>、 $\delta_0 = \delta_q = 1/7$ 、 $q(b)$  的值参照文献[2]进行设置, 将 1 月 24 日到 3 月 31 日划分为 22 个周期 ( $B = 22$ ), 决策周期的长度为  $T = 3$ , 当第 1 周期 ( $b = 1$ ) 结束时收集该周期内公布的疫情实时数据, 用 Matlab 中求带约束多元函数最小值的 `fmincon` 函数求解式 (7), 求得间接参数  $\beta(1)$ 、 $\gamma(1)$ 、 $\omega(1)$ , 输入到改进 SEIR 模型即式 (1) ~ (6) 中, 用 Matlab 中求微分方程数值解的 `ode45` 函数求得第 2 周期 ( $b = 2$ ) 疫情相关数据的预测值, 在此基础上做出第 2 周期的物资分配决策并执行, 待第 2 决策周期结束时, 重复上面的操作, 不断循环, 直到最后一个周期. 图 3 为上述过程中求得各周期间接参数值, 图 4 为预测结果.

1) 模型参数的动态变化: 从图 3 可以看出, 日接触率  $\beta$  前期呈现了短暂的上升趋势, 这可能与前期对传染病的了解较少、缺乏有效的治疗手段有关, 而随着隔离力度的加大, 医疗资源的不断充实, 以及人们防护意识的增强等,  $\beta$  值出现了明显的下降, 到第 15 个决策周期即 3 月初降低到了一个很低的水平, 康复率  $\gamma$  总体呈现上升的趋势, 而死亡率  $\omega$  总体呈现下降的趋势, 与实际情况相符.

2) 预测结果: 图 4 显示了疫情预测值与实际值吻合情况较好, 利用 1 月 27 日到 3 月 31 日期间现存感染人数真实值及预测值数据, 通过式 (9) 计算得到平均相对误差为 3.80%.

获得现存感染人数预测值后即可通过式 (10) 实现应急医疗物资需求量的预测. 以医用口罩为例, 假设每个患者每天所导致的口罩需求量为 10, 即  $m = 10$ , 患者人数为上述过程得出的现存感染人数预测值, 需求量为二者的乘积.

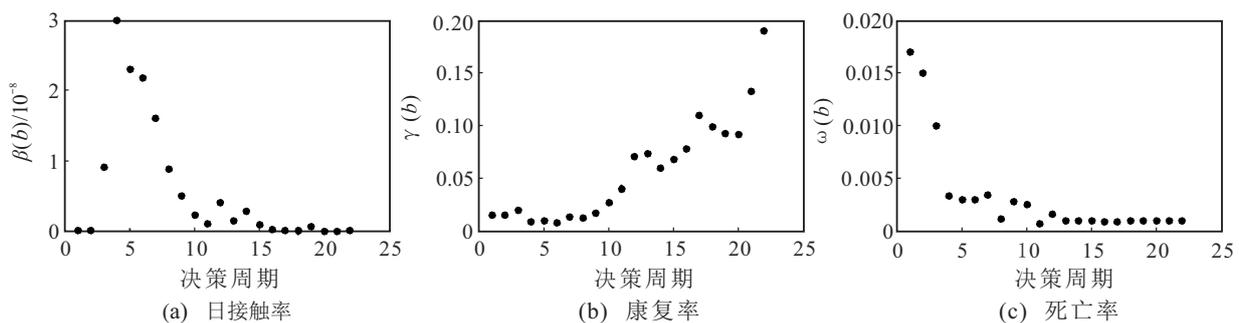


图 3 模型参数的动态变化

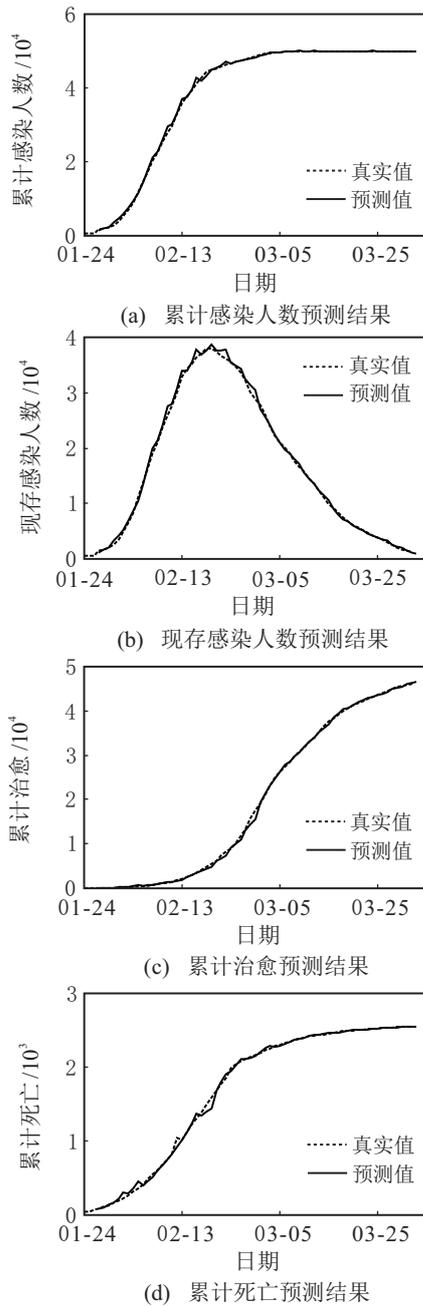


图4 数据驱动参数更新下疫情数据预测结果

3.2 物流选址-分配案例分析

选取湖北省17个地市州作为需求点,编号C1~C17,各需求点的需求量计算详见3.1节.坐标从百度地图开放平台上获取;3个供应源编号A1~A3,坐标(120.16,30.28)、(117.12,36.66)、(113.93,35.31),供应量230000、30000、170000;随机生成10个候选临时区域分拨中心,编号B1~B10,最大周转能力120000;节点之间的距离通过坐标位置计算获得;其他参数设置如下: $\theta = 0.04, P = 4$ .

IGA相关参数设置如下: $K_1 = 1, K_2 = 2, P_{\min} = 0.05, P_{\max} = 0.1, \text{POPSIZE} = 100, \text{MAXGEN} = 200, L = 70, \text{IN} = 10, \text{Len} = 10, \text{TabuLength} = 3$ .结果如表1和表2所示.

表1 二级节点的位置及其与一级节点间物资配送情况

开放的临时区域 分拨中心编号	位置	$a_{ij}$		
		A1	A2	A3
B1	(113.49, 32.37)	51934	7869	45443
B3	(114.13, 29.93)	70741	7498	36087
B5	(114.27, 31.56)	37221	7398	51078
B9	(114.37, 32.07)	70104	7235	37392

表2 二级节点与三级节点间物资配送情况

需求点	提供服务的 分拨中心	需求量	分配量	需求满足 率/%
C1	B1、	255360	68774、	80.29
	B5、		67971、	
	B9		68281	
C2	B1	56880	45957	80.80
C3	B3	44800	34527	77.07
C4	B5	13280	10604	79.85
C5	B3	16200	12485	77.07
C6	B3	16000	12331	77.07
C7	B3	24520	18897	77.07
C8	B3	11640	8970	77.06
C9	B9	25680	20599	80.21
C10	B9	4680	3754	80.21
C11	B5	7520	6005	79.85
C12	B5	13920	11117	79.85
C13	B9	25280	20278	80.21
C14	B3	18080	13934	77.07
C15	B9	1760	1414	80.34
C16	B3	400	311	77.75
C17	B3	4920	3791	77.05

从表2可看出,C1的需求量最大,超过分拨中心周转能力,采用需求拆分策略,该需求点由B1, B5, B9多个分拨中心提供服务,保障了该点的物资供应.17个需求点中,C17的需求满足率最低为77.05%,C2的需求满足率最高为80.80%,两者的差为3.75%,说明在应急医疗物资供不应求的情况下,模型求解得到的方案能够有效保证物资分配的公平性.

模型中,物资分配的公平性是通过参数 $\theta$ 来实现的,对其取不同值进行敏感性分析,结果如图5所示.随着 $\theta$ 的增加,加权运输距离的值在减小, $\theta$ 较大时,所选分拨中心会倾向于向距离近的需求点提供更多的物资,从而使加权运输距离减小,但此时物资分配的公平性较差.实际应用中,决策者可以根据需要调整 $\theta$ 的取值有侧重地制定选址-分配方案.

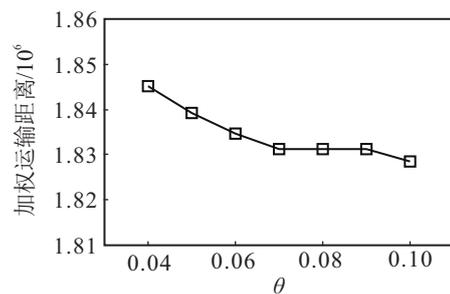


图5 参数 $\theta$ 敏感性分析结果

### 3.3 算法性能分析

分别用GA、IGA两种算法对不同规模的算例进行求解.算例中的参数采用3.2节案例分析参数,各项数据在对应区间内随机生成,并服从均匀分布.采用Matlab R2018b编程,在Intel(R) Core(TM) i7-10510U CPU和16 GB内存的笔记本电脑上各运行10次,结果如表3所示.可以看出,IGA平均运行时间较GA长,这是因为IGA需执行多次禁忌搜索,增加了运行的时间,但IGA求得的不同规模算例目标函数值都远低于GA所求.目标函数值越低,应急医疗物资送往需求点所需时间就越短,物资分配的时效性越能得到保障,从而可以减少疫情造成的损失.

表3 GA与IGA性能比较

$ I  \times  J $	GA求解 时间/s	IGA求解 时间/s	GA目标 函数值	IGA目标 函数值
$3 \times 10$	4.037	7.610	2 137 526.259	2 009 461.729
$4 \times 15$	6.998	13.542	2 787 729.408	2 628 311.474
$5 \times 20$	9.231	24.033	3 578 215.600	3 157 532.251
$5 \times 25$	13.389	36.776	4 219 666.617	3 894 739.578

以 $5 \times 25$ 规模为例,图6为算法迭代曲线对比图,相较于GA,IGA用较少的迭代次数便可收敛于一个更高质量的解,表明IGA具有更优异的性能.

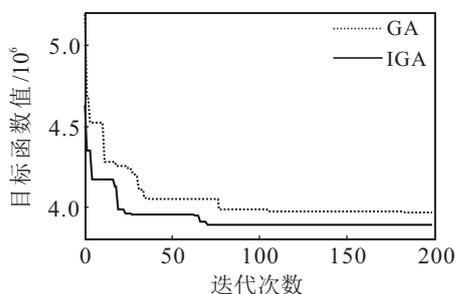


图6  $5 \times 25$ 算例算法迭代曲线对比

## 4 结论

本文探讨了突发性疫情爆发背景下应急医疗物资需求预测和物流选址分配联合决策问题.基于数据驱动思想,将决策过程划分为多个周期,当一个周期结束时,收集该周期公布的疫情数据,更新改进SEIR模型参数,预测感染人数,进而对应急医疗物资需求量进行预测,预测结果输入选址-分配模型并求解,得到下一周期中每天的应急物资配置方案.该循环优化的过程具有自学习自调整的特点.结合武汉市的疫情数据及湖北省的需求情况进行了算例分析,得到如下结论:1)基于数据驱动参数更新的方法对疫情数据有较好的预测效果,平均相对误差为3.80%;2)所设计的选址-分配模型能同时兼顾效率和公平,决策者可以通过不同 $\theta$ 取值在二者间进行权衡;3)通过对不同规模算例的求解表明所设计算法

能得到更高质量的解,验证了算法的有效性.

未来的研究中可进一步考虑人群出现二次感染的可能;另外,因随机扰动可能导致需求预测值与真实值之间存在偏差的情形,可进一步建立鲁棒优化模型对应急方案进行决策.

### 参考文献(References)

- [1] 葛洪磊, 刘南. 重大传染病疫情演化情境下应急物资配置决策建模分析: 以新冠肺炎疫情为例[J]. 管理工程学报, 2020, 34(3): 214-222.  
(Ge H L, Liu N. Modeling of emergency materials allocation decision-making problems based on the evolution scenarios of serious infectious disease: A case of COVID-19[J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2020, 34(3): 214-222.)
- [2] 桑茂盛, 丁一, 包铭磊, 等. 基于新冠病毒特征及防控措施的传播动力学模型[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(1): 124-133.  
(Sang M S, Ding Y, Bao M L, et al. Propagation dynamics model considering the characteristics of 2019-nCoV and prevention-control measurements[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2021, 41(1): 124-133.)
- [3] Kermack W O, McKendrick A G. A contribution to the mathematical theory of epidemics[J]. Proceedings of the Royal Society of London Series A, 1927, 115(772): 700-721.
- [4] Kermack W O, McKendrick A G. Contributions to the mathematical theory of epidemics — II. The problem of endemicity[J]. Proceedings of the Royal Society A, 1932, 138(834): 55-83.
- [5] Schwartz I B, Smith H L. Infinite subharmonic bifurcation in an SEIR epidemic model[J]. Journal of Mathematical Biology, 1983, 18(3): 233-253.
- [6] 曹盛力, 冯沛华, 时朋朋. 修正SEIR传染病动力学模型应用于湖北省2019冠状病毒病(COVID-19)疫情预测和评估[J]. 浙江大学学报: 医学版, 2020, 49(2): 178-184.  
(Cao S L, Feng P H, Shi P P. Study on the epidemic development of COVID-19 in Hubei Province by a modified SEIR model[J]. Journal of Zhejiang University: Medical Sciences, 2020, 49(2): 178-184.)
- [7] Read J M, Bridgen J R, Cummings D A, et al. Novel coronavirus 2019-nCoV: Early estimation of epidemiological parameters and epidemic predictions[J]. Cold Spring Harbor Laboratory Press, DOI: 10.1101/2020.01.23.20018549.
- [8] 方匡南, 任蕊, 朱建平, 等. 基于动态SEIR模型的传染性疾病预防和政策评估[J]. 管理科学学报, 2022, 25(10): 114-126.  
(Fang K N, Ren R, Zhu J P, et al. Prediction and policy assessment of infectious diseases transmission using dynamic SEIR model[J]. Journal of Management Sciences in China, 2022, 25(10): 114-126.)

- [9] 代浩, 金铭, 陈星, 等. 数据驱动的应用自适应技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(11): 2549-2568.  
(Dai H, Jin M, Chen X, et al. Survey of data-driven application self-adaptive technology[J]. Journal of Computer Research and Development, 2022, 59(11): 2549-2568.)
- [10] 汪越, 刘明, 曹杰. 数据驱动的突发疫情传染扩散参数动态更新策略[J]. 控制与决策, 2023, 38(2): 555-561.  
(Wang Y, Liu M, Cao J. A dynamic design strategy of epidemic spreading parameters based on data driven[J]. Control and Decision, 2023, 38(2): 555-561.)
- [11] Du M, Sai A, Kong N. A data-driven optimization approach for multi-period resource allocation in cholera outbreak control[J]. European Journal of Operational Research, 2021, 291(3): 1106-1116.
- [12] 刘明, 曹杰, 章定. 数据驱动的疫情应急物流网络动态调整优化[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(2): 437-448.  
(Liu M, Cao J, Zhang D. Dynamic adjustment method for optimizing epidemic-logistics network based on data-driven[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2020, 40(2): 437-448.)
- [13] Curry G L, Skeith R W. A dynamic programming algorithm for facility location and allocation[J]. AIIE Transactions, 1969, 1(2): 133-138.
- [14] 朱莉, 丁家兰, 计梦婷. 考虑区域异质性的应急物资选址-分配优化[J]. 系统管理学报, 2018, 27(6): 1142-1149.  
(Zhu L, Ding J L, Ji M T. Location-allocation optimization of emergency relief materials considering regional heterogeneity[J]. Journal of Systems & Management, 2018, 27(6): 1142-1149.)
- [15] Sun H L, Wang Y, Xue Y F. A bi-objective robust optimization model for disaster response planning under uncertainties[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 155: 107213.
- [16] 商晓婷, 杨凯, 张国庆, 等. COVID-19疫情下定点医院动态选址-分配优化[J]. 控制与决策, 2023, 38(6): 1533-1540.  
(Shang X T, Yang K, Zhang G Q, et al. Dynamic location-allocation optimization for designated hospitals under the COVID-19 Epidemic[J]. Control and Decision, 2023, 38(6): 1533-1540.)
- [17] Gralla E, Goentzel J, Fine C. Assessing trade-offs among multiple objectives for humanitarian aid delivery using expert preferences[J]. Production and Operations Management, 2014, 23(6): 978-989.
- [18] 于冬梅, 高雷卓, 赵世杰. 中断情境下可靠性应急设施选址-分配多目标优化模型[J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1415-1420.  
(Yu D M, Gao L F, Zhao S J. A multi-objective optimization model for reliable emergency facility location-allocation under disruptions[J]. Control and Decision, 2020, 35(6): 1415-1420.)
- [19] Enayati S, Özaltın O Y. Optimal influenza vaccine distribution with equity[J]. European Journal of Operational Research, 2020, 283(2): 714-725.
- [20] Luo L, Wan X Y, Wang Q Y. A multi-period location-allocation model for integrated management of emergency medical supplies and infected patients during epidemics[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 173: 108640.
- [21] Rawls C G, Turnquist M A. Pre-positioning of emergency supplies for disaster response[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2010, 44(4): 521-534.
- [22] 闫森, 齐金平. 考虑需求不确定的多级应急物流设施选址研究[J]. 运筹与管理, 2022, 31(9): 7-13.  
(Yan S, Qi J P. Research on location selection of multi-level emergency logistics facilities under uncertain conditions[J]. Operations Research and Management Science, 2022, 31(9): 7-13.)
- [23] 张得志, 乔馨, 李双艳, 等. 考虑多重覆盖的应急设施多级协同布局鲁棒优化[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1853-1861.  
(Zhang D Z, Qiao X, Li S Y, et al. Robust optimization of hierarchical cooperative layout of emergency facilities considering multiple coverage[J]. Control and Decision, 2022, 37(7): 1853-1861.)
- [24] Ekici A, Keskinocak P, Swann J L. Modeling influenza pandemic and planning food distribution[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2014, 16(1): 11-27.
- [25] Büyüktaktakın İ E, des-Bordes E, Kızıbıç E Y. A new epidemics-logistics model: Insights into controlling the Ebola virus disease in West Africa[J]. European Journal of Operational Research, 2018, 265(3): 1046-1063.
- [26] He Y X, Liu N. Methodology of emergency medical logistics for public health emergencies[J]. Transportation Research Part E, Logistics and Transportation Review, 2015, 79: 178-200.
- [27] 周愉峰, 陈娜, 李志, 等. 考虑设施中断情景的震后救援初期应急物流网络优化设计[J]. 运筹与管理, 2020, 29(6): 107-112.  
(Zhou Y F, Chen N, Li Z, et al. Optimization design of emergency logistics network considering facility disruption scenarios during the early stage of post-earthquake relief[J]. Operations Research and Management Science, 2020, 29(6): 107-112.)
- [28] 陈兴志, 田宝单, 王代文, 等. 基于SEIR模型的COVID-19疫情防控效果评估和预测[J]. 应用数学和力学, 2021, 42(2): 199-211.  
(Chen X Z, Tian B D, Wang D W, et al. Evaluation and prediction of prevention and control effects of the COVID-19 epidemic based on the SEIR model[J]. Applied Mathematics and Mechanics, 2021, 42(2): 199-211.)

## 作者简介

罗治洪(1976—), 男, 副教授, 博士, 硕士生导师, 从事物流与供应链管理、优化理论与算法等研究, E-mail: kmustlzh@163.com;

李婷(1998—), 女, 硕士生, 从事物流与供应链管理的研究, E-mail: lt197360@163.com.