

刘勇, 揭慧鑫. 突发公共卫生事件下紧密型医联体药品配送模型及算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(4): 177–183.  
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24081902

# 突发公共卫生事件下紧密型医联体药品配送模型及算法

刘勇, 揭慧鑫

(上海理工大学 管理学院, 上海 200093)

**摘要:** 面向突发公共卫生事件下患者通过互联网医院就诊后的药品配送问题, 基于紧密型医联体模式, 建立以患者等待药品配送心理煎熬最小和运输总成本最小的双目标药品配送模型。针对部分医院可能存在缺药情况, 设计药品共享策略。针对该模型 NP-hard 特点, 在基本人类学习优化算法基础上, 设计编码策略、个体学习策略、社会学习策略、基于相似度的移出策略以及修改策略等, 并结合快速排序和拥挤度距离等提出一种新型人类学习优化算法。采用 Solomon 标准测试数据集和上海市奉贤区西部和闵行区南部区域的实际案例, 验证新算法和新模型的可行性和有效性。此外, 还就医联体规模和道路限速参数对医联体药品配送的影响进行了分析。

**关键词:** 突发公共卫生事件; 药品共享; 患者心理煎熬; 配送总成本; 双目标优化

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)04-0177-07

## Model and algorithm for distribution of medicines in compact medical networks under public health emergencies

LIU Yong, JIE Huixin

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** To address the problem of distribution of shared medicines after patients receive medical treatment through Internet hospitals during public health emergencies, a dual-objective drug distribution model is established to minimize the psychological suffering of patients waiting for drug delivery and minimize the total transportation cost, which is based on the close medical alliance model. The drug sharing strategies are designed for possible drug shortages in some hospitals. Aiming at the NP-hard characteristics of this model, a novel human learning optimization algorithm is proposed based on the basic human learning optimization algorithm, incorporating encoding strategy, individual learning strategy, social learning strategy, similarity-based removal strategy, and modification strategy. This algorithm integrates techniques such as quicksort and crowding distance. The Solomon standard test dataset and actual cases such as the western part of Fengxian District and the southern part of Minhang District in Shanghai are used to verify the feasibility and effectiveness of the new algorithm and new model. In addition, the size of the healthcare consortium and road speed limit are analyzed for their impact on the distribution of drugs in the healthcare consortium.

**Key words:** public health emergencies; shared medicines; psychological suffering of the patient; total cost of distribution; bi-objective optimization

## 0 引言

在新冠疫情等突发公共卫生事件发生时, 互联网医院帮助患者实现足不出户享受医疗服务, 可以提升医疗服务的可及性, 降低患者就医成本, 扩展医院服务空间<sup>[1-3]</sup>。但是在突发公共卫生事件下, 药品等医疗资源变得尤为紧缺<sup>[4]</sup>。相对于松散型医

联体, 紧密型医联体将医联体内各互联网医院的药品进行共享<sup>[5]</sup>。在紧密型医联体内, 若部分医院出现缺药情况, 可由其他医院调剂短缺药品, 实行医联体内药品共享配送<sup>[6]</sup>。药品配送是实现线上就诊和线下治疗重要一环, 确保医疗服务的连贯性和完整性。对患者而言, 药品配送时间越符合期望时间, 配送量越符合期望数量, 心理煎熬越小。对紧密型

**基金项目:** 教育部人文社会科学研究青年基金(21YJC630087)。

**作者简介:** 刘勇(1982—), 男, 博士后, 副教授, 主要研究方向: 复杂系统管理, 人工智能, 系统工程。

**通信作者:** 揭慧鑫(2000—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 人工智能, 系统工程。Email: jiehuixin\_jessie@163.com。

**收稿日期:** 2024-08-19

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

医联体而言,在最大化患者用药需求的基础上,最小化药品配送成本是提升医疗服务质量的重要举措。因此,面向突发公共卫生事件,紧密型医联体药品共享配送问题已成为研究热点<sup>[4-6]</sup>。

当前大多数研究集中在医联体模式的共享机制<sup>[7-8]</sup>、管理体系<sup>[9]</sup>、利益分配机制<sup>[10]</sup>等,缺少对医联体内互联网医院药品共享配送问题的针对性研究。吴珂等学者<sup>[11]</sup>以最少配送车辆数目及配送通路为目标,构建应急车辆调度模型,并以湖北省为案例进行仿真分析。乔聪聪等学者<sup>[12]</sup>以最小应急救援过程总成本为目标,构建鲁棒性优化模型,设计带改进措施的双层嵌套禁忌搜索算法,结论表明资源缓冲基础上的资源转移可以从项目内外部同时优化资源,提高资源储备与应急救援效率。熊永婧等学者<sup>[13]</sup>等根据医药冷链物流配送问题的关注点,建立了以配送成本最小为目标的医药冷链物流配送优化模型,提供了高效率、低成本、低损耗率的医药冷链物流运输方案。

上述研究主要集中在应急药品调度成本上,但是对患者等待药品配送的心理情况研究较少。更进一步来说,也还未涉及到紧密型医联体处理缺药的药品共享策略。因此,本文构建患者等待药品配送心理煎熬最小和药品配送总成本最小的双目标药品共享配送模型。在突发事件下,医疗资源具有稀缺性。考虑医联体内部分医院可能要应对缺药情况,为此设计药品共享策略。双目标药品共享配送模型是车辆调度问题的扩展形式<sup>[14]</sup>,同样具有NP-难特点。常用的多目标智能优化算法存在计算精度低和非劣解集分布均匀性差等问题。在现人类学习优化算法框架之上,提出一种新型人类学习优化算法,包括设计编码策略、个体学习策略、社会学习策略、基于相似度的移出策略以及修改策略等。同时,采用快速排序和拥挤度距离等方法用于非劣解的处理。通过使用Solomon标准测试数据集以及在上海奉贤区西部和闵行区南部区域等实际案例进行实验,测试新建算法和模型的可行性和有效性。此外,分析医联体规模和道路限速参数对医联体药品共享配送的影响。

## 1 问题描述

### 1.1 问题描述

突发公共卫生事件发生期间,为避免交叉感染,患者选择互联网医院就诊,医生开具处方后由医联体内互联网医院进行药物配送,但是部分医院会出

现药品短缺现象。由于松散型医联体仅能实现技术帮扶,但在紧密型医联体内能够调剂短缺药品,实现医联体内医院药品共享配送。

针对上述实际问题描述,做出如下假设:

- (1) 紧密型医联体内互联网医院共有2种车型,包括常规车辆和冷链车辆,分别负责运送常温药物和冷链药物。
- (2) 冷链车辆的温度始终恒定不变,不考虑药品损失成本。
- (3) 燃油车辆无最大行驶里程约束。
- (4) 车辆完成药物配送任务后,返回各自医院。
- (5) 车辆车速保持不变。
- (6) 紧密型医联体内互联网医院的药品数量总和大于等于所有患者用药需求。

### 1.2 符号说明

设  $H = \{1, 2, \dots, n\}$  为医院的集合,  $I = \{1, 2, \dots, m\}$  为客户的集合,  $V = H \cup I$  表示所有点的集合,  $\tau_h$  表示第  $h$  家医院的车辆总数,第  $h$  家医院的车辆集合为  $K_h = \{1, \dots, \tau_h\}$ ,  $K = \bigcup_{h \in H} K_h$  表示所有车辆的集合,  $D = \{1, \dots, l\}$  表示所有药品类目的集合,其中冷链药品由冷链车辆运输,常温药品由普通车辆运输。 $C$  表示车辆的最大载重量,  $t_{ij}$  表示车辆从客户  $i$  行驶到客户  $j$  的时间,  $d_{ij}$  表示车辆从客户  $i$  行驶到客户  $j$  的距离,  $Q_{ijk}$  表示车辆  $k$  从客户  $i$  行驶到客户  $j$  的载重量,  $tl_i$  表示客户  $i$  的左时间窗,  $tr_i$  表示客户  $i$  的右时间窗,  $s_i$  表示客户  $i$  点的服务时间,  $T_{ik}$  表示车辆  $k$  到达客户  $i$  的时刻,  $n_i$  表示客户  $i$  的订单被拆分的次数。  $z_{id}$  表示客户  $i$  对药品  $d$  的需求量,  $u_{hd}$  表示医院  $h$  拥有药品  $d$  的数量,  $v_{ik}$  表示车辆  $k$  给客户  $i$  运送药品的数量。决策变量  $x_{ijk}$  表示车辆  $k$  是否从客户  $i$  到达客户  $j$ , 是则为1。  $y_{ik}$  表示客户  $i$  是否由车辆  $k$  服务, 是则为1。

### 1.3 患者等待药品配送心理煎熬函数

在新冠疫情等突发公共卫生事件中,患者对外界信息更加敏感,会对药品配送量进行比较<sup>[15]</sup>。患者  $i$  在  $T_{ik}$  时刻的时间心理煎熬函数可表示为:

$$g1_{ik}(T_{ik}) = \max\{tl_i - T_{ik}, 0, T_{ik} - tr_i\} \quad (1)$$

其中,  $T_{ik}$  表示车辆  $k$  到达患者  $i$  的时间点。

患者对药品配送数量心理煎熬函数可描述为当前时刻药品满足率与所有患者中药品满足率的最大值之间的偏差,公式为:

$$g2_{ik}(T_{ik}) = \max_{i \in B} \{q_{ik}(T_{ik})/Q_i\} - q_{ik}(T_{ik})/Q_i \quad (2)$$

其中,  $q_{ik}(T_{ik})$  表示患者  $i$  在  $T_{ik}$  时刻已收到的药

品数量,  $Q_i$  表示患者  $i$  的所有需求量。

根据库尔特·勒维的心理学的场论公式  $B = f(PE)$  可知,人的行为  $B$  会受到他人  $P$  和环境  $E$  的影响<sup>[16]</sup>。基于此,患者  $i$  的配送心理煎熬函数可表示为药品配送时间心理煎熬函数值与药品配送数量心理煎熬函数值的线性加权和,如下式所示:

$$g_i = f(g1_{ik}(T_{ik}) \cdot g2_{ik}(T_{ik})) = (\rho_1 g1_{ik}(T_{ik}) + \rho_2 g2_{ik}(T_{ik}))/n_i \quad (3)$$

其中,  $n_i$  表示患者  $i$  的订单被拆分的次数。

#### 1.4 符号说明

根据文献[17-18],可以假设车辆油耗与载重呈线性关系。

车辆  $k$  从患者  $i$  行驶至患者  $j$  的油耗率  $o_{ijk}$  可表示为:

$$o_{ijk} = e_1 + (e_2 - e_1) \cdot Q_{ijk}/C \quad (4)$$

其中,  $e_1$  表示空载油耗率;  $e_2$  表示满载油耗率;  $Q_{ijk}$  表示车辆  $k$  从患者  $i$  行驶到患者  $j$  的载重量。

单位油耗成本为  $c_2$ , 则车辆  $k$  的油耗成本可以表示为  $\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} \cdot x_{ijk} \cdot o_{ijk}$ 。

#### 1.5 数学模型

本文提出的数学模型具体如下:

$$\min f_1 = \sum_{i \in B} g_i \quad (5)$$

$$\min f_2 = c_1 \sum_{k \in K} \sum_{i \in P} \sum_{j \in B} x_{ijk} + c_2 \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} \cdot x_{ijk} \cdot o_{ijk} + c_3 \sum_{i \in B} n_i \quad (6)$$

$$o_{ijk} = e_1 + (e_2 - e_1) \cdot Q_{ijk}/C, \quad \forall i \in V, \forall j \in V, \forall k \in K \quad (7)$$

$$g_i = (\rho_1 g1_{ik}(T_{ik}) + \rho_2 g2_{ik}(T_{ik}))/n_i, \quad \forall i \in B, \forall k \in K \quad (8)$$

$$\sum_{k \in K_h} \sum_{j \in V} x_{hjk} \leq \tau_h, \quad \forall h \in P \quad (9)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} = \sum_{h \in V} x_{jhk}, \quad \forall j \in V \quad (10)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in V} x_{ijk} \geq 1, \quad \forall j \in V \quad (11)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} = y_{jk}, \quad \forall j \in B, \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ijk} = y_{ik}, \quad \forall i \in B, \forall k \in K \quad (13)$$

$$\sum_{i \in B} z_{iw} \leq \sum_{h \in P} u_{hw}, \quad \forall w \in A \quad (14)$$

$$0 \leq \sum_{w \in A} v_{kiw} \leq Q_{ijk} \leq C, \quad \forall j \in B \quad (15)$$

$$\sum_{k \in K} v_{kiw} = z_{iw}, \quad \forall i \in B, \forall w \in A \quad (16)$$

$$\sum_{h \in V} Q_{jhk} = \left( \sum_{i \in V} Q_{ijk} - \sum_{w \in A} v_{kiw} \right) \cdot x_{ijk}, \quad \forall j \in V, \forall k \in K \quad (17)$$

$$T_{ik} + s_{ki} + t_{ijk} \leq T_{jk} + (1 - x_{ijk})M, \quad \forall i \in V, \forall j \in V, \forall k \in K \quad (18)$$

$$\sum_{k \in K_h} v_{kiw} < z_{iw} + (1 - \delta_{ih})M, \quad \forall w \in A, \forall h \in P \quad (19)$$

其中,目标函数(5)表示患者等待药品配送的心理煎熬最小;目标函数(6)表示药品配送总成本最小,包括调派车辆的固定成本、油耗成本、拆分成本;约束条件式(7)表示车辆  $k$  从患者  $i$  到患者  $j$  的油耗率;式(8)表示患者  $i$  的心理煎熬函数;式(9)表示从医院  $h$  派出的车辆数不超过医院  $h$  实际拥有的车辆数;式(10)表示车辆服务完患者后离开;式(11)表示每个患者至少被访问一次;式(12)、式(13)表示患者被车辆服务时必有路径与其联系;式(14)表示患者的需求量不超过紧密型医联体内所有互联网医院的药品库存量;式(15)表示给患者运送的药品数量在车辆的载重范围内;式(16)表示每个患者的需求都能被满足;式(17)表示车辆服务患者  $j$  前后的车辆负载平衡约束;式(18)表示到达时间约束;式(19)表示药品共享下的药品数量约束。

## 2 新型人类学习优化算法

人类学习优化算法 (Human Learning Optimization Algorithm, HLO) 是由 Wang 等学者<sup>[19]</sup>于 2015 年提出的一种新型群智能优化算法。该算法设置参数少,简单易实现。但是基本 HLO 算法存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,并且无法直接应用于本文模型的求解,需要针对模型特点重新设计算法的优化策略。因此,本文首先设计一种基于紧密型医联体模式的药品共享策略,并提出一种新型人类学习优化算法 (Novel Human Learning Optimization, NHLO)。

### 2.1 基于紧密型医联体的药品共享策略

在突发公共卫生事件下,部分互联网医院可能存在缺货情况。紧密型医联体能够调剂短缺药品,实现医联体内药品共享配送。在满足患者药品需求的同时减少配送成本,需要对部分患者的订单进行拆分处理。本文设计 2 种处理方式。第一种处理策略为贪婪策略  $\varphi_1$ , 即选择最小惩罚值的患者药品订单进行拆分;第二种处理策略为时间窗策略  $\varphi_2$ 。此外,采用惩罚函数会选择该类药品剩余量最多的医院。惩罚函数的数学定义为:

$$cost = \alpha \cdot addtime + \beta \cdot adddist + \gamma \cdot (1/demand - 1) \quad (20)$$



其中,  $\alpha$  表示时间项系数;  $\beta$  表示距离项系数;  $\gamma$  表示需求项系数;  $demand$  表示拆单患者所能满足的剩余需求的比例, 取值范围为 0 到 1。

若将患者  $j$  插入到路径中第  $i$  个患者之前,  $adddist$  表示增加的距离, 计算公式为:

$$adddist = distance(route(i-1), j) + distance(j, route(i)) \quad (21)$$

研究中,  $addtime$  表示增加的时间, 即超出左时间窗和右时间窗(药品到达的期望最晚时间)的时间。进一步推得的公式如下:

$$addtime = \max(lw - at, 0, at - rw) \quad (22)$$

将患者  $j$  插入到惩罚函数最小的路径位置。

## 2.2 编码策略

针对所建药品共享配送模型属于整数规划特点, 算法采用自然数编码方式, 不同路径之间用 0 分隔开。例如, 某紧密型医联体内共有 2 家互联网医院, 每家医院都配备 3 辆车, 其中 2 辆是常温车辆, 1 辆是冷链车辆, 共 10 个患者(编号 1~10), 常温车辆和冷链车辆对应的 2 条路径编码如图 1 所示。

|      |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |    |   |
|------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|---|
| 常温车辆 | 0 | 9 | 5 | 3 | 0 | 4 | 2 | 0 | 1 | 6 | 0 | 7 | 10 | 0 |
| 冷链车辆 | 0 | 6 | 4 | 0 | 3 | 9 | 2 | 0 |   |   |   |   |    |   |

图 1 算法编码方式

Fig. 1 Algorithmic coding method

## 2.3 群体初始化

算法初始群体的个体是通过逐步满足患者药品需求量、患者配送时间窗等约束条件生成的。首先, 将所有患者的订单按照距离最近原则划分给各医院; 然后, 随机生成配送路径的首位患者, 采用最近邻插入法, 将患者按照时空距离进行排序, 再将其依次插入路径, 直至不满足容量和硬时间窗要求。若当前送药车辆无法满足患者订单需求, 则增加一辆配送车辆。重复上述操作, 直至所有医院的患者药品订单都分配完成。采用文献[20]时空距离计算公式, 其中患者  $i$  的时间窗为  $[a, b]$ , 患者  $j$  的时间窗为  $[c, d]$ , 送药车辆从患者  $i$  到达患者  $j$  的时间为  $t' \in [a', b']$ , 且  $a' = a + s_i + t_{ij}$ ,  $b' = b + s_i + t_{ij}$ 。  $D_{ij}^T$  表示时间距离, 为此推得:

$$Sav_{ij}(t') = \begin{cases} k_2 t' + k_1 d - (k_1 + k_2)c, & t' < c \\ -k_1 t' + k_1 d, & c \leq t' \leq d \\ -k_3 t' + k_3 d, & t' > d \end{cases} \quad (23)$$

$$D_{ij}^T(t') = k_1 A - Sav_{ij}(t') \quad (24)$$

$$D_{ij}^T = \int_a^{b'} D_{ij}^T(t') dt' / (b' - a') \quad (25)$$

其中,  $k_1, k_2, k_3$  表示 3 种时间价值成本系数。

$D_{ij}^S$  表示患者  $i$  和  $j$  之间的空间距离。时空距离  $D_{ij}^{ST}$  的计算公式可写为:

$$D_{ij}^{ST} = \alpha_1 (D_{ij}^S - \min_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^S)) / (\max_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^S) - \min_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^S)) + \alpha_2 (D_{ij}^T - \min_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^T)) / (\max_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^T) - \min_{\substack{m,n \in C \\ m \neq n}} (D_{mn}^T)) \quad (26)$$

## 2.4 个体学习策略

在基本人类学习优化算法 HLO 中, 个体学习表示运用个体知识库进行学习。在新型人类学习优化算法 NHLO 中, 个体学习采用扰动策略, 将邻域搜索结果作为个体知识库。设邻域结构为  $N = \{N_1, N_2, \dots, N_g, \dots\}$ , 个体  $i$  从  $N_1$  开始扰动, 若未找到改进解, 则执行  $N_2$ , 否则, 更新当前解, 并返回  $N_1$  重新扰动, 若到最后一个邻域结构仍未找到改进解, 则停止搜索, 本文邻域操作与文献[21]相同, 分别是 0-1Exchange、1-1Exchange 和 2-OPT。此外, 采用文献[22]的动态选择策略, 用于每次迭代时从 0-1Exchange、1-1Exchange 和 2-OPT 中选择一种邻域操作。

## 2.5 社会学习策略

社会学习的核心思想是用社会知识库中的个体引导其余个体的进化。从社会知识库 SKD 中随机选取一个个体。该个体对应多条配送路径, 计算出每条路径的质量。个体中每条路径的质量  $\overline{RD}$  由路径长度除以路径中患者个数, 较差的路径会有更高的值[22]。因此, 令  $RD = c / \overline{RD}$ 。基于  $RD$  计算累积概率, 采用轮盘赌策略选择路径。将所选路径和该个体对应路线的相同患者从该个体对应路径中删除, 并将较优路径直接插入该个体对应路径, 其他患者按照惩罚函数逐个插入。

## 2.6 基于时空相似度的移出策略

采用个体学习和社会学习策略后, 配送路径中会出现部分相似度较高的患者。为提高算法搜索群体对应解的多样性, 采用基于时空相似度的 3 种移出策略[23-24], 分别为基于距离的相似度移出策略  $\psi_1$ 、基于时间窗的相似度移出策略  $\psi_2$ 、基于时空距离的相似度移出策略  $\psi_3$ 。在移出策略中, 首先从当前解中随机选取患者  $i$ , 将与患者  $i$  相关度较高的  $m$  个患者从路径中移出, 计算公式如下:

$$NT = [NP/NC] \quad (27)$$

其中,  $NT$  表示移出个数;  $NP$  表示患者数;  $NC$  表示车辆数。

然后将移出的患者按照惩罚成本最低原则重新

插入配送路径。患者  $i$  和  $j$  基于距离的相关度  $\rho_{ij}^1$  的计算公式可写为:

$$\rho_{ij}^1 = \frac{1}{c_{ij} + h_{ij}} \tag{28}$$

$$c_{ij} = \frac{d_{ij}}{\max_{u,v \in V_c} d_{u,v}} \tag{29}$$

$$h_{ij} = \begin{cases} 0, & \exists r_k \in R(i, j \in r_k) \\ 1, & \text{else} \end{cases} \tag{30}$$

基于时间窗的相关度  $\rho_{ij}^2$  的计算公式具体如下:

$$\rho_{ij}^2 = \frac{1}{EL_{ij} + h_{ij}} \tag{31}$$

$$EL_{ij} = \begin{cases} \frac{\min\{l_i, l_j\} - \max\{e_i, e_j\}}{l_i - e_i}, & \min\{l_i, l_j\} > \max\{e_i, e_j\} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \tag{32}$$

基于时空距离的相似度  $\rho_{ij}^3$  的计算公式为:

$$\rho_{ij}^3 = \frac{1}{D_{ij}^{ST} + h_{ij}} \tag{33}$$

综上所述,本文提出的求解紧密型医联体药品共享配送模型的 NHLO 算法主要步骤如下:

- 步骤 1 算法搜索群体初始化。
- 步骤 2 利用非支配排序法生成社会知识库。
- 步骤 3 采用学习策略和社会学习策略更新解。
- 步骤 4 对时空相似度高的患者采用移出策略。
- 步骤 5 对不可行解采用修复策略。
- 步骤 6 更新社会知识库。
- 步骤 7 如果未达到最大迭代次数,则转步骤 3;否则,输出最好结果。

### 3 数值实验

本文实验主要包含 2 个部分。第一部分采用 VRPTW 数据集测试新算法 NHLO 优化性能,并将该算法和变邻域搜索算法<sup>[25]</sup>(Variable Neighborhood Search, VNS)、禁忌搜索算法<sup>[26]</sup>(Tabu Search, TS)以及学校优化算法<sup>[27]</sup>(School Based Optimization, SBO)进行比较。第二部分以上海市奉贤区和闵行区的部分区域为例,进行实证分析。此外,分析医联体规模、道路限速参数对医联体药品共享配送影响。

#### 3.1 Solomon 标准数据集

VRPTW 测试集采用 Solomon 标准数据集,分为 C2、R2、RC2 三种算例。算法在 64 位 Windows10 操作系统环境中运行,其中 CPU 为 i5-8250U,内存为 8 GB,通过 Matlab R2020b 编程实现。变邻域搜索

算法 VNS、禁忌搜索算法 TS 以及学校优化算法 SBO 参数根据文献[25-27]设置。本文算法参数设置如下:共享策略惩罚项系数  $\alpha, \beta, \gamma$  均为 1;时间价值的成本系数  $k_1, k_2, k_3$  分别为 1, 1.5, 2;时空距离系数  $\alpha_1, \alpha_2$  均为 0.5;社会学习参数  $c$  为 100;社会知识库  $skdsize$  为 1。对每个算例所有算法采取相同迭代次数、初始解、插入和修复策略,独立运行 10 次,结果见表 1。

表 1 Solomon 标准数据集计算结果

Table 1 Solomon standard dataset calculations

| 算例 ( $m^*, f^*$ ) | VNS       |               | TS        |               | SBO       |        | NHLO      |               |
|-------------------|-----------|---------------|-----------|---------------|-----------|--------|-----------|---------------|
|                   | $m$       | $f$           | $m$       | $f$           | $m$       | $f$    | $m$       | $f$           |
| C201(3,591.56)    | <b>3</b>  | <b>591.56</b> | <b>3</b>  | <b>591.56</b> | 3         | 594.32 | <b>3</b>  | <b>591.56</b> |
| C202(3,591.56)    | 5         | 750.61        | <b>3</b>  | <b>591.56</b> | 3         | 815.20 | <b>3</b>  | <b>591.56</b> |
| C203(3,591.17)    | 5         | 798.75        | 4         | 638.09        | 31        | 032.86 | <b>3</b>  | <b>591.17</b> |
| C204(3,590.6)     | 4         | 705.02        | <b>3</b>  | 646.16        | 31        | 059.59 | <b>3</b>  | <b>591.17</b> |
| C205(3,588.88)    | <b>3</b>  | 592.71        | <b>3</b>  | <b>588.88</b> | 3         | 664.45 | <b>3</b>  | <b>588.88</b> |
| C206(3,588.49)    | 5         | 686.51        | <b>3</b>  | <b>588.49</b> | 3         | 892.82 | <b>3</b>  | <b>588.49</b> |
| C207(3,588.29)    | 4         | 673.75        | <b>3</b>  | <b>588.29</b> | 3         | 819.48 | <b>3</b>  | <b>588.29</b> |
| C208(3,588.32)    | 4         | 670.28        | <b>3</b>  | 588.49        | 3         | 777.23 | <b>3</b>  | <b>588.32</b> |
| R201(4,1 252.37)  | 61        | 414.43        | 51        | 325.93        | <b>41</b> | 634.52 | <b>41</b> | <b>270.29</b> |
| R202(3,1 191.7)   | 51        | 480.42        | 51        | 210.89        | <b>41</b> | 516.77 | <b>41</b> | <b>089.30</b> |
| R203(3,939.54)    | 41        | 295.68        | 41        | 034.99        | 31        | 472.84 | <b>4</b>  | <b>946.45</b> |
| R204(2,825.52)    | <b>31</b> | 040.64        | <b>3</b>  | 895.35        | 31        | 201.48 | <b>3</b>  | <b>794.06</b> |
| R205(3,994.42)    | 51        | 075.18        | 41        | 080.17        | 31        | 373.88 | <b>41</b> | <b>010.57</b> |
| R206(3,906.14)    | 41        | 265.77        | 4         | 999.29        | 31        | 387.28 | <b>3</b>  | <b>938.20</b> |
| R207(2,893.33)    | 41        | 123.25        | <b>3</b>  | 973.63        | 31        | 292.70 | <b>3</b>  | <b>862.97</b> |
| R208(2,726.75)    | 3         | 976.85        | <b>2</b>  | 792.26        | 31        | 041.63 | 3         | <b>588.32</b> |
| R209(3,909.16)    | 51        | 221.44        | 4         | 960.18        | 31        | 316.77 | 4         | <b>901.12</b> |
| R210(3,939.34)    | 51        | 278.84        | 41        | 031.93        | 31        | 391.68 | 4         | <b>966.07</b> |
| R211(2,892.71)    | <b>31</b> | 063.91        | <b>3</b>  | 824.20        | 31        | 069.07 | <b>3</b>  | <b>792.26</b> |
| RC201(4,1 406.91) | 71        | 578.70        | 51        | 514.37        | <b>41</b> | 909.64 | <b>51</b> | <b>399.59</b> |
| RC202(3,1 367.09) | 71        | 398.10        | 51        | 235.87        | <b>41</b> | 852.37 | <b>41</b> | <b>220.20</b> |
| RC203(3,1 049.62) | 51        | 124.11        | 41        | 141.14        | 31        | 643.98 | 4         | <b>979.75</b> |
| RC204(3,798.41)   | 41        | 182.13        | <b>3</b>  | 949.24        | 31        | 214.85 | <b>3</b>  | <b>838.42</b> |
| RC205(4,1 297.19) | 71        | 394.70        | 61        | 340.04        | <b>41</b> | 823.95 | <b>51</b> | <b>255.73</b> |
| RC206(3,1 146.32) | 51        | 484.42        | 51        | 245.43        | 31        | 573.86 | <b>41</b> | <b>092.58</b> |
| RC207(3,1 061.14) | 51        | 417.36        | <b>41</b> | 111.00        | <b>41</b> | 477.86 | <b>41</b> | <b>037.64</b> |
| RC208(3,828.14)   | 5         | 819.87        | <b>3</b>  | 865.40        | 31        | 265.18 | 4         | <b>805.55</b> |

表 1 中,  $m^*$  表示已知的最好车辆数,  $f^*$  表示已知的最好总行驶距离。  $m$  和  $f$  表示每个算法对应的计算结果。

#### 3.2 实例分析

以上海市奉贤区西部区域和闵行区南部区域为

例,进行紧密型医联体药品共享配送问题的应用研究。此外,分析医联体规模、道路限速参数对药品共享配送的影响。

### 3.2.1 上海市奉贤区西部和闵行区南部区域实例分析

将上海市奉贤区西部区域和闵行区南部区域作为大规模算例的研究对象。由于篇幅限制原因,如需完整数据,可与通讯作者联系。患者点共 100 个。在该紧密型医联体模式下共 4 家互联网医院,1 家是位于奉贤区的上海市奉贤区中心医院,另外 3 家是位于闵行区的上海交通大学医学院附属仁济医院南院、上海市精神卫生中心闵行院区和上海市复旦大学附属第五人民医院。实验结果见表 2。

表 2 面向上海市奉贤区及闵行区药品共享配送计算结果  
Table 2 Calculation results of shared distribution of medicines for Fengxian and Minhang Districts, Shanghai

| 序号 | 配送时间<br>心理煎熬值 | 配送量<br>心理煎熬值 | 患者总心理<br>煎熬值 | 药品配送<br>总成本/元 |
|----|---------------|--------------|--------------|---------------|
| 1  | 494.54        | 30.08        | 524.62       | 10 113.31     |
| 2  | 275.82        | 29.72        | 305.53       | 10 517.94     |
| 3  | 525.74        | 29.47        | 555.21       | 9 997.33      |
| 4  | 241.81        | 28.92        | 270.72       | 10 978.32     |
| 5  | 1 384.13      | 28.94        | 1 413.07     | 9 936.03      |
| 6  | 267.58        | 29.22        | 296.80       | 10 953.25     |
| 7  | 1 208.37      | 29.80        | 1 238.17     | 9 975.57      |
| 8  | 1 134.06      | 30.83        | 1 164.89     | 9 983.83      |
| 9  | 459.54        | 29.25        | 488.79       | 10 219.61     |
| 10 | 288.51        | 30.67        | 319.18       | 10 220.02     |

### 3.2.2 模型参数灵敏度分析

根据突发公共卫生事件和紧密型医联体药品配送问题特点,分析医联体规模和道路限速参数对医联体药品配送的影响。

(1) 紧密型医联体规模。医联体内医院数量对目标函数值影响如图 2 所示。由图 2 可知,随着互联网医院数量增加,患者心理煎熬函数值和药品配送总成本两个目标函数均呈现减少的趋势,且改进幅度逐渐减小。当互联网医院的数量到达 5 后,医院数量的增加对 2 个目标函数值的优化程度较小。

实验结果表明,随着医联体内医院数量的增加,患者心理煎熬函数值和药品配送总成本均减小。但是超过一定阈值后,再增加医院数量,对目标函数值优化较小。

(2) 道路限速。在突发公共卫生事件下,如为

疫情防控需要,会对部分道路进行限速,从而导致药品车辆运输速度减小。进一步分析不同车速对药品调度的影响,实验结果如图 3 所示。

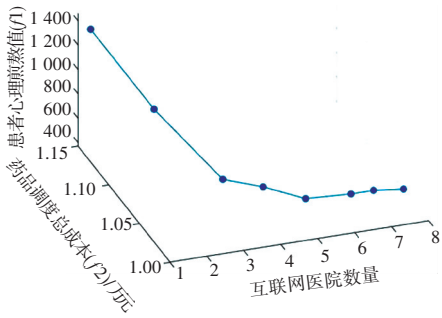


图 2 医联体内医院数量对目标函数值影响  
Fig. 2 Effect of the number of hospitals in the consortium on the value of the objective function

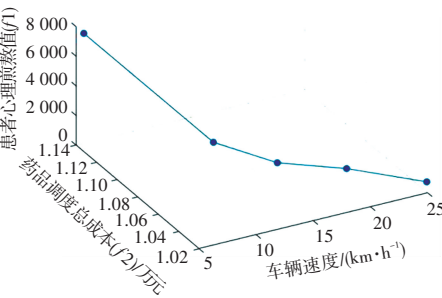


图 3 道路限速对目标函数值的影响  
Fig. 3 Effect of road speed limits on the value of the objective function

由图 3 可知,随着药品运输车辆速度的提升,2 个目标函数值都减小。当车速为 5 km/h 时,患者总心理煎熬值为 7 985.47,药品调度总成本值为 11 323.94 元;当车速为 15 km/h 时,患者总心理煎熬值为 1 865.055,药品调度总成本值为 10 552.22 元。车速再增加后,对 2 个目标值的优化较小。在突发公共卫生事件中,为药品运输车辆提供专用通道等措施保证合理车速,可有效降低患者心理煎熬,并降低药品调度总成本。

## 4 结束语

突发公共卫生事件下,紧密型医联体互联网医院就诊模式不仅为患者提供了便捷、高效的医疗服务,也为医疗资源的合理利用提供了新的途径。药品配送是连接在线就医和线下治疗的关键环节。本文从患者等待药品配送的心理煎熬角度和药品运输成本角度,构建共享药品配送双目标模型。鉴于该模型固有的 NP-hard 属性,设计一种新型人类学习

优化算法。采用 Solomon 标准数据集验证了新算法的有效性。以上海市奉贤区西部区域为案例,进行紧密型医联体药品共享配送模型的应用研究,为解决这一问题提供了可行的解决方案。此外,探讨医联体规模和道路限速参数如何影响药品共享配送的效果。将新算法用于突发自然灾害下应急生活物资联合配送问题是进一步研究工作。

参考文献

[1] ZHAO Wei, XU Fan, DIAO Xiaolin, et al. The status quo of internet medical services in China: A nationwide hospital survey [J]. *Telemedicine and e-Health*, 2024, 30(1): 187-197.

[2] HAMMOUR K A, ABDELJALIL M, MANASEER Q, et al. Jordanian experience: The internet pharmacy drug delivery platform during the COVID - 19 [J]. *Health Policy and Technology*, 2022, 11(1): 100596.

[3] 孙冲,邢慧资,李依琪,等. 儿童医院互联网用药服务体系的构建与应用[J]. *儿科药学杂志*, 2024, 30(2): 18-22.

[4] 巫金东,伍宝玲,龚韩湘,等. 突发公共卫生事件背景下城市急救医疗服务现状及提升策略[J]. *中国急救医学*, 2023, 43(1): 5-9.

[5] 郁菁,申俊龙,朱佩枫,等. 我国医联体集团建设与国际医疗资源整合利用方式的比较分析[J]. *中国医院*, 2023, 27(12): 27-32.

[6] 牛雨婷,赵允伍,王晓松,等. 基于协同视角下的城市医疗集团高质量发展挑战与思考[J]. *中国医院*, 2024, 28(1): 19-22.

[7] 刘梦莹,高兵,朱敬丽,等. “互联网+医联体”心脑血管疾病“协防共管”模式运行的 ROCCIPI 技术分析[J]. *中国公共卫生*, 2023, 39(12): 1635-1640.

[8] 翟优子,薛巍立. 基于患者就医选择的医联体资源共享模式对比研究[J/OL]. *系统管理学报*. (2023-07-20) [2024-04-24]. <http://link.cnki.net/urlid/31.1777.N.20240423.1715.002>.

[9] 杨雷,聂国辉,陶红兵,等. 集团化医联体模式下应对突发公共卫生事件的策略探讨[J]. *中国医院管理*, 2020, 40(4): 33-34.

[10] 高丽君,李军. 基于合作博弈的医联体转诊策略及利益分配方案[J]. *工业工程与管理*, 2023, 28(5): 10-18.

[11] 吴珂,宋英华,吕伟. 医疗应急物资车辆配送优化调度时间窗模型研究[J]. *中国安全生产科学技术*, 2022, 18(1): 11-16.

[12] 乔聪聪,郑维博,马志强,等. 考虑资源转移的突发公共卫生事

件鲁棒性调度优化[J]. *系统管理学报*, 2024, 33(3): 651-666.

[13] 熊永婧,于丽英. 基于新版 GSP 标准的医药冷链物流配送优化[J]. *上海大学学报(自然科学版)*, 2017, 23(5): 801-809.

[14] 朱惠如,叶春明. 基于改进萤火虫优化算法的伤员救援车辆调度[J]. *智能计算机与应用*, 2023, 13(2): 129-133.

[15] 宋英华,葛艳,杜丽敬,等. 考虑灾民心理的应急设施选址配送问题研究[J]. *灾害学*, 2019, 34(1): 187-193.

[16] LEWIN K. Behavior and development as a function of the total situation[M]//CARMICHAEL L. *Manual of Child Psychology*. New York: Wiley, 1946: 791-844.

[17] XIAO Yiyong, ZHAO Qihong, KAKU I, et al. Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2012, 39(7): 1419-1431.

[18] 范厚明,任晓雪,刘浩. 带时间窗偏好的同时配集货且需求可拆分车辆路径问题[J]. *运筹与管理*, 2022, 31(11): 65-71.

[19] WANG L, NI H, YANG R, et al. An adaptive simplified human learning optimization algorithm[J]. *Information Sciences*, 2015, 320: 126-139.

[20] QI Mingyao, LIN Weihua, LI Nan, et al. A spatiotemporal partitioning approach for large-scale vehicle routing problems with time windows[J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2012, 48(1): 248-257.

[21] 范厚明,张轩,任晓雪,等. 多中心开放且需求可拆分的 VRPSDP 问题优化[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(6): 1521-1534.

[22] XIAO J, DU J, CAO Z, et al. A diversity-enhanced memetic algorithm for solving electric vehicle routing problems with time windows and mixed backhauls [J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 134: 110025.

[23] 贺琪,官礼和,崔焕焕. 硬时间窗 VRP 的混合变邻域禁忌搜索算法[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(13): 82-91.

[24] 朱姗,张博,胡祥培. “一地多仓”型网上超市多品订单的拆分优化决策方法[J]. *中国管理科学*, 2024, 32(4): 250-260.

[25] MLADENOVIC N, HANSEN P. Variable neighborhood search [J]. *Computers & Operations Research*, 1997, 24(11): 1097-1100.

[26] BRÄYSY O, GENDREAU M. Tabu search heuristics for the vehicle routing problem with time windows[J]. *Top*, 2002, 10(2): 211-237.

[27] FARSHCHIN M, MANIAT M, CAMP C V, et al. School based optimization algorithm for design of steel frames[J]. *Engineering Structures*, 2018, 171: 326-335.