孙雨婕, 杨进, 杨会敏. 基于免疫算法求解家庭医疗护理长护险评估员调度优化问题[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):50-58. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24101502

基于免疫算法求解家庭医疗护理长护险评估员调度优化问题

孙雨婕, 杨 进, 杨会敏
(上海理工大学 理学院, 上海 200093)

摘 要: 长期护理保险制度是健全社会保障体系的重要制度安排,而失能等级评估是该制度中的重要环节。本文首先结合家庭医疗保健系统,考虑失能等级评估体系的人力资源规划这种新的应用背景,决策医患分配、评估员工作量、人员调度、路线规划等方面,提出了一种周期性长护险评估员排班与路径规划模型。然后采用轮盘赌机制,改进免疫算法的交叉和变异方式,提高种群多样性,求解该模型。最后,以上海市 J 社区卫生服务中心的实际数据为依托,构造一系列不同规模的算例,针对小规模算例,将改进的免疫算法与商业求解器 Gurobi 的运算结果进行对比,指出了相对成本降低(RCR),验证了所提出模型和改进免疫算法的有效性和准确性;针对大规模算例分析算法性能,通过比较收敛程度和计算效率,调试惩罚函数参数,有效改善算法的求解能力。

关键词: 家庭医疗保健; 护士排班; 路径规划; 长护险评估; 免疫算法
中图分类号: TP306.1;R47 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0050-09

Scheduling and routing planning for long-term home health care insurance evaluator based on immune algorithm

SUN Yujie, YANG Jin, YANG Huimin
(School of Science, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The long-term care insurance system is an important institutional arrangement to improve the social security system, and the assessment of disability level is an important part of the system. Firstly, this paper proposes a periodic long-term care insurance evaluator scheduling and routing planning model in combination with the home health care system, considering the new application background of human resource planning of the disability level assessment system, and making decisions on doctor-patient allocation, assessor workload, personnel scheduling, and route planning. Then, the roulette mechanism is used to improve the crossover and mutation methods of the immune algorithm, improve the population diversity, and solve the model. Finally, based on the actual data of Shanghai J Community Health Service Center, a series of examples of different scales are constructed. For small-scale examples, the operation results of the improved immune algorithm are compared with the operation results of the commercial solver Gurobi, and the Relative Cost Reduction (RCR) is pointed out, which verifies the effectiveness and accuracy of the proposed model and the improved immune algorithm. For large-scale examples, the performance of the algorithm is analyzed, and the parameters of the penalty function are debugged by comparing the convergence degree and computational efficiency, so as to effectively improve the solving ability of the algorithm.

Key words: home health care; nurse scheduling problem; routing problem; long-term care insurance assessment; immune algorithms

0 引 言

21 世纪以来中国的老龄化进程加快,失能老人的照护需求日益增长,2023 年国内 65 岁及以上老年人口数量达 2.17 亿,占全国人口的 15.4%[1]。建立长期护理保险制度(以下称长护险),是应对人口老龄化的战略举措。

长期护理也称为家庭医疗保健(Home Health

基金项目: 国家自然科学基金 (12071293)。
作者简介: 孙雨婕(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:人工智能; 杨会敏(1999—),女,硕士研究生。主要研究方向:人工智能。
通信作者: 杨 进(1978—),女,博士,硕士生导师。主要研究方向:智能优化,图论与组合优化。Email:yangjin.0903@163.com。
收稿日期: 2024-10-15

Care，HHC），一定程度上能降低老年患者的医疗成本[2]。长护险是保险公司为损失自理能力或患有疾病的被保人提供的具备照护和经济方面的补给，并且具备社会保障的保险。

HHC 系统指将医疗服务分配给每个护理人员，并创建旅行路线，运筹学中的车辆路线问题（Vehicle Routing Problem，VRP）和护士排班问题（Nurse Rostering Problem，NRP）构成了家庭医疗护理路径与排班问题（Home Health Care Routing and Scheduling Problem，HHCRSP）的基础[3]。因此，本文将长护险评估员调度优化问题看作 HHCRSP 的一种应用，提出了一种周期性的长护险评估员调度优化模型。

在解决家庭医疗的运筹学问题中，虽然现成商业求解器对于解决小规模 HHC 模型非常有用[4]，但对于大规模问题，使用分解方法[5]和元启发式算法[6]等数学启发式算法是主流策略。本文结合改进的免疫算法，采用轮盘赌机制选择抗体进行遗传操作，以期望繁殖概率作为评判标准，并增加交叉和变异方式，提高种群多样性。算例实验上，本文以上海市 J 社区卫生服务中心的实际数据为依托，对改进的免疫算法与商业求解器 Gurobi 的运算结果进行对比，调整惩罚参数组合，使用相对成本降低（RCR）作为评价指标，比较收敛程度，验证所提模型的有效性。

1　家庭医疗保健系统相关研究回顾

家庭医疗保健系统问题通常包含护理员、患者以及患者医疗需求等，研究将探讨医疗服务与护理员的分配方案，并为护理员创建在不同患者家中的路径规划。本节回顾了目前国内外家庭医疗护理排班与路径规划有关的研究。

HHCRSP 的决策可分为护理员与患者按地域分区、护理员数量的确定、患者与护理员匹配、护理员的排班与路线规划[7-8]。在模型构建中，Ladier 等学者[9]将人员调度任务分成了 3 个子问题，形成了决策链。Kandakoglu 等学者[10]采用混合整数线性规划模型来创建每日做家庭透析的护士行程。Cinar 等学者[11]以提高访问患者的总优先级为第一目标。Niteesh 等学者[12]对人与人的接触进行了限制。

在解决 HHC 问题时，Mustafa 等学者[13]研究探讨了启发式算法在解决路径和排班问题时的性能，应用背景有家庭护理和上门维修等。Koeleman 等学者[14]在居家护理人员规划问题中针对马尔可夫决策过程提出中继预留启发式算法，数值证据表明，启发式算法能产生接近最佳性能。Liu 等学者[15]在带时间窗的家庭医疗车辆调度问题中，提出了一种基因算法和禁忌搜索方法。Grenouilleau 等学者[16]构建了基于集合划分公式和大邻域搜索框架的启发式算法。Nikzad 等学者[17]在 HHCRSP 问题中构建两阶段随机混合整数模型，提出了一种基于逐步对冲算法和 Frank－Wolf 算法的新算法用于求解模型。

此外，调查文献发现大多数关于家庭医疗系统的研究都是基于欧洲或北美国家，没有文献结合长护险政策在中国推行中遇到的问题，将家庭医疗系统模型应用在解决长护险评估员的路径排班问题中。

2　问题描述及模型建立

2.1　问题描述

长护险评估员调度优化问题指在一个工作周期内，社区卫生服务中心收到需要评估长护险等级的患者服务请求，从各站点派出相应评估员完成该工作。需要决策评估员与患者按地域分区、评估员数量、患者与评估员匹配、评估员的排班与路线规划。目标是降低路程成本和雇佣成本。

2.2　问题公式

本文所提出的长护险评估员调度优化模型中，需要评估服务的患者信息集合为 $P=\{1,2,\cdots,k\}$，站点集合为 $M=\{k+1,k+2,\cdots,k+m\}$。用图 $G=(V,A)$ 表示该问题的点集，其中 $V=\{1,2,\cdots,k,k+1,k+2,\cdots,k+m\}$ 表示地图上所有节点集合，$A=\{(i,j)\mid i,j\in V,i\neq j\}$ 表示弧的集合。$N=\{1,2,\cdots,n\}$ 表示评估员集合，工作日集合用 $D=\{1,2,\cdots,d\}$ 表示。

本文所提出模型的假设如下：

（1）在一个评估周期内，患者订单数量更变。

（2）评估员和患者均只被分给一个站点所在区域。

（3）工作时长：长护险评估时间为 0.5 h，评估员每日评估时长、一个周期内评估的患者总数量及总评估时长有上限。

（4）旅行路程及时间：评估员从站点出发，到该区域内的各个患者家中开始评估，最后返回该站点。

（5）一户中有 2 名及以上患者需要评估，则由同一个医护人员评估，费用按患者数计算。

（6）每个患者在一个周期内仅被评估一次，且

分区不变。

本文模型的参数和决策变量如下：

(1)模型参数为：h_A 表示评估一个患者的费用；t_{ij} 表示节点 i 与 j 之间的旅行时间，其中 $i,j \in V$；sr_{jd} 值为 1 表示患者 $j(j \in P)$ 在工作日 $d(d \in D)$ 需要评估服务，否则为 0；st_k 表示患者 $k(k \in P)$ 所在住址的服务时长；φd_t 表示评估员每日工作总时长上限；φ_t 表示评估员每个工作周期总时长上限；φ_c 表示一个评估周期患者总数量的上限；θ 表示单位旅行时间运输成本；L 表示一个很大的数。

(2)决策变量为：x_{ijn}^{md} 值为 1 表示在工作日 $d(d \in D)$，评估员 $n(n \in N)$ 在属于站点 $m(m \in M)$ 的区域内，从 i 点旅行到 j 点，其中点 $i,j \in V$，否则为 0；y_{km} 值为 1 表示患者 $k(k \in P)$ 被划分到站点 $m(m \in M)$，否则值为 0；α_{nk} 值为 1 表示评估员 $n(n \in N)$ 对患者 $k(k \in P)$ 评估，否则为 0；γ_{nm} 值为 1 表示在一个评估周期内，评估员 $n(n \in N)$ 在站点 $m(m \in M)$ 工作，否则为 0；z_{inmd} 值为 1 表示属于站点 $m(m \in M)$ 区域内节点 $i(i \in V)$，为 $n(n \in N)$ 评估员 $d(d \in D)$ 天所经过，否则为 0。

本问题需要决策的内容为区域划分、人员维度决定、分配人员和路线规划。目标函数由雇佣评估员的成本和运输成本组成。模型定义如下：

$$f = \min \sum_{n \in N} \sum_{k \in P} h_A \times \alpha_{nk} + \sum_{i,j \in V} \sum_{n \in N} \sum_{m \in M} \sum_{d \in D} \theta \times t_{ij} \times x_{ijn}^{md} \tag{1}$$

$$\text{s. t.} \sum_{m \in M} y_{km} = 1, \forall k \in P \tag{2}$$

$$L \sum_{n \in N} \gamma_{nm} \geqslant \sum_{k \in P} y_{km}, \forall m \in M \tag{3}$$

$$\gamma_{nm} \leqslant \sum_{k \in P} y_{km}, \forall n \in N, m \in M \tag{4}$$

$$\sum_{m \in M} \gamma_{nm} \leqslant 1, \forall n \in N \tag{5}$$

$$\sum_{n \in N} \alpha_{nk} = 1, \forall k \in P \tag{6}$$

$$\sum_{n \in N} \sum_{m \in M} \sum_{d \in D} z_{inmd} = 1, \forall i \in P \tag{7}$$

$$\sum_{k \in P} \sum_{j \in V} \sum_{m \in M} st_k \times x_{kjn}^{md} \leqslant \varphi d_t, \forall d \in D, n \in N \tag{8}$$

$$\sum_{k \in P} \sum_{j \in V} \sum_{m \in M} \sum_{d \in D} st_k \times x_{kjn}^{md} \leqslant \varphi_t, \forall n \in N \tag{9}$$

$$\sum_{i \in P} \sum_{j \in V} \sum_{m \in M} \sum_{d \in D} x_{ijn}^{md} \leqslant \varphi_c, \forall n \in N \tag{10}$$

$$3z_{knmd} \leqslant y_{km} + \alpha_{nk} + \gamma_{nm}, \forall k \in P, n \in N, m \in M, d \in D \tag{11}$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{n \in N} \sum_{m \in M} x_{ijn}^{md} = \sum_{i \in V} \sum_{n \in N} \sum_{m \in M} x_{jin}^{md} = sr_{jd}, \forall j \in P, d \in D \tag{12}$$

$$2x_{ijn}^{md} \leqslant y_{im} + y_{jm}, \forall d \in D, i,j \in P, n \in N, m \in M \tag{13}$$

$$z_{mnmd} \leqslant \gamma_{nm}, \forall n \in N, m \in M, d \in D \tag{14}$$

$$\sum_{j \in V} x_{ijn}^{md} = z_{inmd}, \forall i \in V, n \in N, m \in M, d \in D \tag{15}$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijn}^{md} = z_{jnmd}, \forall j \in V, n \in N, m \in M, d \in D \tag{16}$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{m \in M} x_{ijn}^{md} = \sum_{i \in V} \sum_{m \in M} x_{jin}^{md}, \forall d \in D, j \in P, n \in N \tag{17}$$

$$\sum_{i,j \in S} x_{ijn}^{md} \leqslant |S| - 1, \forall d \in D, n \in N, m \in M, S \subset P \tag{18}$$

$$x_{ijn}^{md}, \gamma_{nm}, z_{inmd} \in \{0,1\}, \forall i,j \in V, d \in D, n \in N, m \in M \tag{19}$$

$$y_{km}, \alpha_{nk} \in \{0,1\}, \forall k \in P, n \in N, m \in M \tag{20}$$

式(2)表示每个患者 $k(k \in P)$ 只属于一个站点 $m(m \in M)$。式(3)和式(4)表示站点是否有患者，决定了是否需要分派评估员。式(5)保证每个评估员至多属于一个站点 $m(m \in M)$。式(6)保证每个患者 $i(i \in P)$ 仅接受一次评估服务。式(7)保证同区域内的患者和评估员可匹配。式(8)~式(10)保证评估员 $n(n \in N)$ 每日服务的患者家庭数量不超过上限 φd_t，并且在整个评估周期内工作时长以及服务的患者数量分别不超过上限 φ_t 和 φ_c。式(11)表示同站点 $m(m \in M)$ 内的患者 $k(k \in P)$ 和评估员 $n(n \in N)$，患者 $k(k \in P)$ 的住址可在评估员 $n(n \in N)$ 的路线上。式(12)表示如果工作日 $d(d \in D)$ 患者 $j(j \in P)$ 需要服务，则需要派相应区域的评估员 $n(n \in N)$ 进行仅一次的服务。式(13)表示当患者 $i, j(i, j \in P)$ 都在工作日 $d(d \in D)$ 被划分到站点 $m(m \in M)$，则可由评估员 n 从 i 前往 j。式(14)保证评估员 $n(n \in N)$ 分配与路径的一致性。式(15)和式(16)确保站点 $m(m \in M)$ 的区域内的评估员 $n(n \in N)$，路线前向和后向节点与路线 $i \rightarrow j$ 的关系。式(17)保证患者节点出度和入度守恒。式(18)为在患者住址范围内消除子回路，其中 $S \subset P$。约束条件(19)和(20)定义了决策变量的取值范围。

3 求解算法

本文模型为混合整数规划模型，对于一些求解器来说很难求解[18]，而启发式随机搜索在解决单目

标的优化计算中有很大的优势[19]。免疫优化算法是模拟生物免疫系统，采用群体搜索策略，利用了免疫系统中的多样性产生和维持机制，最终求得全局最优解[20]。

免疫算法通过计算亲和度来决定个体的选择，亲和度包括适应度和个体间相似度，拥有自我调节机制。本文结合模型特征，在免疫算法的基础上，嵌入了多种交叉、变异等遗传操作，算法框架如图 1 所示。

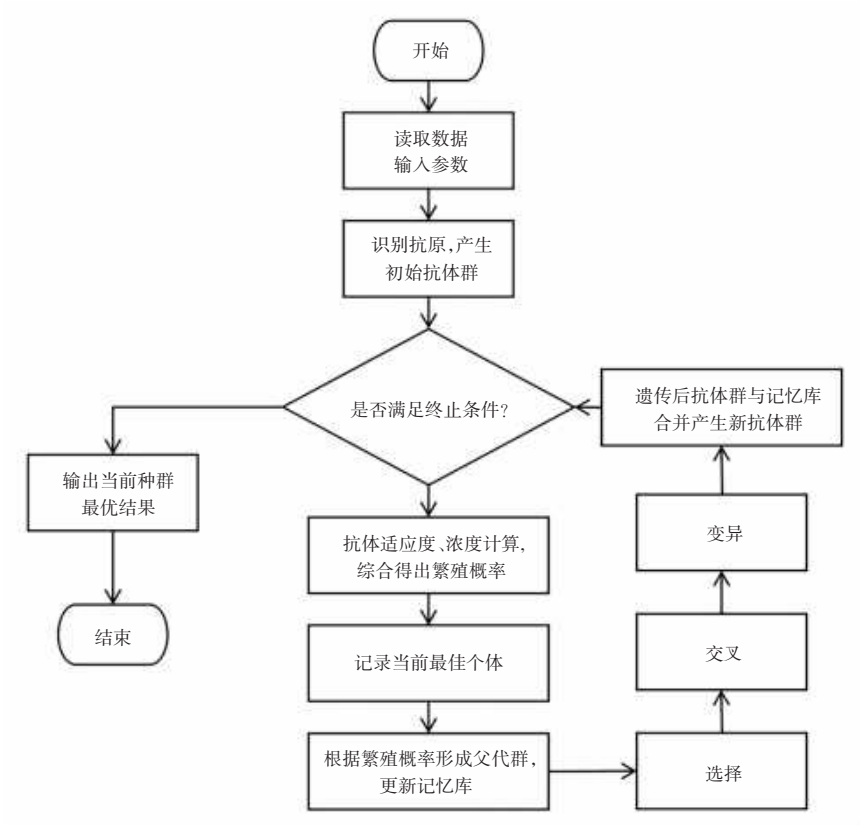


图 1　改进的免疫算法框架

Fig. 1　Flowchart of improved immune algorithm

3.1　初始化抗体群

若记忆库非空，则从记忆库中提取部分个体构成初始群体，否则在可行解空间中随机产生初始抗体群。

一个规划方案可形成一个抗体，用行向量表示 $\text{individual}_i = [\text{sort}_i, \text{divide}_i]$，其中第一部分为患者的排序 sort_i，长度为患者数量；第二部分为划分方式 divide_i，长度为评估员与站点的数量之差。在形成初始解之前，预先以就近原则将患者分配给各站点，用 $y(m)$ 表示站点 m 所包含的患者序号。

以 12 个患者、3 个站点、5 名评估员、3 个工作日的情况为例，图 2 为 2 个抗体的解码示例。

3.2　评价标准

3.2.1　抗体与抗原亲和力计算

抗体与抗原亲和力表达了识别程度，亲和力值受适应度值和违反约束条件的程度影响，每个评估员每日旅行时长为：

$$\text{distance}_{nd} = \sum_{i\in V}\sum_{j\in V}\sum_{m\in M}(t_{ij} + x_{ijn}^{md}), \forall n \in N, d \in D \quad (21)$$

评估员每日工作时长和工作周期工作总时长为：

$$f_1(n) = \sum_{k\in P}\sum_{j\in V}\sum_{m\in M}(st_k \times x_{kjn}^{md}) + \text{distance}_{nd}, \quad \forall n \in N, d \in D \quad (22)$$

$$f_2(n) = \sum_{d\in D}\sum_{k\in P}\sum_{j\in V}\sum_{m\in M}(st_k \times x_{kjn}^{md}) + \sum_{d\in D}\text{distance}_{nd}, \quad \forall n \in N \quad (23)$$

每个评估员工作周期内服务的患者数量为：

$$\text{num}_n = \sum_{i\in P}\sum_{j\in V}\sum_{m\in M}\sum_{d\in D} x_{ijn}^{md}, \forall n \in N \quad (24)$$

则抗体对抗原亲和力计算公式为：

$$F_i = 1/(f + q_1 \times \sum_{d\in D}\sum_{n\in N}\max\{f_1(n) - \varphi d_t, 0\} + q_2 \times \sum_{n\in N}\max\{f_2(n) - \varphi_t, 0\} + q_3 \times \sum_{n\in N}\max\{\text{mun}_n - \varphi_c, 0\}) \quad (25)$$

其中，f 表示适应度值，q_1, q_2, q_3 表示违反时长和数量约束的惩罚系数。

	第一站点				第二站点				第三站点				划分	
抗体 1	1	2	8	9	5	6	10	11	3	4	7	12	2	11
抗体 2	8	9	2	1	5	10	11	6	3	4	12	7	6	10

抗体 1	所评估的患者，以及访问顺序	评估员所在站点
评估员 1	{1,2}	第一站点
评估员 2	{8,9}	第一站点
评估员 3	{5,6,10,11}	第二站点
评估员 4	{3,4,7}	第三站点
评估员 5	{12}	第三站点

抗体 2	所评估的患者，以及访问顺序	评估员所在站点
评估员 1	{8,9,2,1}	第一站点
评估员 2	{5,10}	第二站点
评估员 3	{11,6}	第二站点
评估员 4	{3,4}	第三站点
评估员 5	{12,7}	第三站点

图 2 编码解码示意图

Fig. 2 Schematic diagram of encoding and decoding

3.2.2 抗体浓度值计算

抗体浓度值用于反映抗体之间的相似程度。对于sort_i与sort_j，用 Kendall 等级相关系数来表示 2 个抗体之间的相似程度，记顺序相同对个数为$\text{concordant}_{i,j}$，顺序不同对个数为$\text{discordant}_{i,j}$，则 Kendall 等级相关系数为：

$$\tau_{i,j}=\frac{2\times(\text{concordant}_{i,j}-\text{discordant}_{i,j})}{|\text{sort}_i|\cdot(|\text{sort}_i|-1)} \tag{26}$$

对于divide_i，用序列之间相同元素个数来表示相似程度，可由如下公式计算得到：

$$\mu_{i,j}=\frac{k_{i,j}}{|\text{divide}_i|} \tag{27}$$

其中，$k_{i,j}$表示divide_i和divide_j序列中相同元素的个数。

抗体浓度值C_i表示抗体的浓度占比，计算公式为：

$$C_i=\frac{1}{|\text{pop}|}\times\sum_{j\in\text{pop}}S_{i,j},\forall i\in\text{pop} \tag{28}$$

其中，pop 表示抗体集合；|pop|表示抗体总数；$S_{i,j}$的公式为：

$$S_{i,j}=\begin{cases}1, & q_c\times\tau_{i,j}+(1-q_c)\times\mu_{i,j}>T\\ 0, & \text{otherwise}\end{cases} \tag{29}$$

其中，T表示阈值，q_c表示权重。

3.2.3 期望繁殖概率计算

抗体群中每个抗体的期望繁殖概率excellence_i由抗体适应度、浓度值综合计算得出，即：

$$\text{excellence}_i=\alpha\times\frac{F_i}{\sum F_i}+(1-\alpha)\times\frac{C_i}{\sum C_i} \tag{30}$$

其中，α为常数，个体适应度越高，繁殖概率则越大。

3.3 遗传操作

本文在交叉变异环节，分别采用 2 种方式进行遗传操作以保证种群多样性。遗传过程步骤如下：

步骤 1 通过轮盘赌按照期望繁殖概率 excellence 值选择抗体。

步骤 2 随机找出 2 个不同的抗体，选择是否交叉，并随机选择一种抗体的交叉方式。

步骤 3 若选择交叉方式一，染色体sort_i与sort_j按段交叉；若选择交叉方式二，染色体divide_i与divide_j采用单点交叉。经测试满足约束条件则将交叉后的抗体赋予新种群。

步骤 4 随机选择一个抗体及其变异方式。

步骤 5 若选择变异方式一，选择染色体sort_i部分同站点内的 2 名患者，对换访问顺序；若选择变异方式二，染色体divide_i部分随机选择单点变异。经测试满足约束条件则将变异后的抗体赋予新种群。

步骤 6 将遗传操作后得到的抗体群与记忆库

合并，形成新的父代群，并进入下一轮迭代。直到满足终止条件，输出当前最优结果。

4　数值实验

本节中通过数值算例检验了第 2 节提出的主模型和第 3 节算法的有效性，构造不同规模的算例，问题规格见表 1。

表 1　不同问题规模的数量设置

Table 1　Specifications of different sizes of problems

问题规模	患者人数（k）	评估员人数（n）	站点数量（m）	工作周期（d）
小规模	10	3	2	2
	20	5	3	5
	25	6	4	5
大规模	150	15	4	5
	180	20	4	5

算例中使用的参数值见表 2。节点 i 与 j 之间的旅行时间 $t_{ij}(i, j \in V)$ 取坐标点之间的直线距离，算例考虑了不同患者人数规模的 25 个算例，共分为 5 组。所有算法由 Matlab 编程实现，在 Intel Core i7-12700H CPU 2300 MHz 计算机上完成。

表 2　数值实验中的参数值

Table 2　Parameters′ values in numerical instances

参数	数值
h_A	50
φd_t /h	3
φ_t /h	8
φ_c/ 户	4
θ/ 单位	0.9

4.1　算法性能分析

4.1.1　算例产生

本节构造小规模算例，以上海市 J 社区卫生服务中心为例，其中可选站点坐标信息见表 3，患者信息部分示例见表 4。将改进的免疫算法与商业求解器 Gurobi 进行对比求解，指出了相对成本降低（RCR）。

表 3　站点坐标信息

Table 3　Coordinate information for the site

站点序号	站点坐标（已中心化处理）
1	(10.38,9.15)
2	(0,8.27)
3	(5.63,19.25)
4	(7.96,3.14)

表 4　患者信息示例

Table 4　Examples of patient information

患者序号	患者坐标（已中心化处理）	需要评估日 $sr_{kd}(d = 1,2,\cdots,5)$	需评估人数/人	预估服务时长 st_k/ h
1	(5.97,15.13)	[0 0 1 0 0]	3	1.5
2	(8.80,0.76)	[0 0 1 0 0]	1	0.5
3	(8.52,14.69)	[0 0 0 1 0]	1	0.5
4	(6.26,13.43)	[0 0 1 0 0]	3	1.5
5	(8.91,1.42)	[0 0 0 0 1]	1	0.5
6	(4.73,11.64)	[0 0 1 0 0]	1	0.5
7	(12.22,13.82)	[0 1 0 0 0]	3	1.5
8	(4.34,4.15)	[0 0 0 1 0]	1	0.5
9	(8.06,2.34)	[0 0 0 1 0]	1	0.5
10	(4.73,19.45)	[1 0 0 0 0]	2	1.0

4.1.2　算例测试对比结果

本节比较了患者人数规模为 10 人的同算例下改进的免疫算法与 Gurobi 求解器的运算结果。参数设置如下：种群规模为 NP = 50，记忆库容量为 NP′ = 10，迭代次数为 100，交叉概率 $p_c = 0.5$，变异概率 $p_m = 0.4$，多样性评价 $\alpha = 0.95$，违反时长和数量约束的惩罚系数为 $(q_1,q_2,q_3) = (2.5,1.0,1.5)$。表 5 为具体运算结果。

从表 5 中可以看出，在 5 个差异化的算例中，有 4 个算例的改进免疫算法求解结果优于商业求解器，平均相对成本降低了 25.80%。计算时长上，求解器的计算耗时会根据算例的实际情况有所不同，而启发式算法的解决时间则主要由迭代次数决定。因此，改进的免疫算法可提高本文所提出模型的解的质量。

表 5 改进免疫算法与 Gurobi 求解器的运算结果

Table 5 Computational results of improved immunity algorithm and Gurobi solver

P	算例	路程成本			RCR%	计算用时/s	
		Gurobi	免疫算法最优值	免疫算法均值		Gurobi	免疫算法
10	Ins1	85.057 9	82.197 5	85.334 4	3.479 9	0.533 265	6.490 721
10	Ins2	59.963 8	65.213 8	66.408 4	-8.050 4	0.179 839	6.464 140
10	Ins3	60.750 5	57.097 7	58.038 8	6.397 5	0.148 602	6.448 004
10	Ins4	90.713 3	85.124 5	87.305 6	6.565 4	0.147 172	6.453 476
10	Ins5	82.203 0	70.014 2	71.960 2	17.409 0	0.231 572	6.460 923

4.2 惩罚参数对结果的影响

本节中将不同惩罚参数对 2 种规模数据集的运算结果进行比较,考虑 $(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 和 $(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$ 这 2 种组合,改进免疫算法对不同规模、不同参数组合的影响见表 6 和表 7,图 3 展现了 2 种患者人数下分别对应不同惩罚参数组合的收敛情况。

表 6 小规模下不同惩罚参数组合的运算结果

Table 6 Computational results of tuning the parameters q_1, q_2 and q_3 on a small scale in improved immunity algorithm

P	算例	$(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$					$(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$				
		路程成本	最优值	平均值	迭代次数	耗时	路程成本	最优值	平均值	迭代次数	耗时
20	Ins1	124.990 0	136.740 0	137.094 9	25.0	23.630 9	122.575 0	142.075 0	143.185 8	74.0	23.885 9
20	Ins2	149.271 8	159.521 8	162.141 9	53.0	23.606 4	152.515 3	170.015 3	171.853 9	52.0	23.639 8
20	Ins3	130.988 3	141.988 3	143.212 0	29.0	23.535 7	130.988 3	149.488 3	151.859 2	34.0	23.991 9
20	Ins4	133.862 6	145.362 6	148.041 2	81.0	23.490 4	134.920 7	158.920 7	160.896 9	24.0	23.269 6
20	Ins5	128.368 8	141.118 8	142.527 1	47.0	23.317 3	136.818 3	153.818 3	155.565 8	20.0	23.953 7
Average					47.0					40.8	
25	Ins1	122.236 9	133.236 9	134.616 0	41.0	37.183 7	122.114 1	143.114 1	145.286 2	26.0	36.625 7
25	Ins2	160.670 1	173.670 1	174.465 0	18.0	37.275 3	160.670 1	185.670 1	186.808 9	55.0	37.097 2
25	Ins3	138.511 2	155.011 2	156.094 1	24.0	37.277 8	138.511 2	169.011 2	171.143 6	30.0	37.247 5
25	Ins4	129.734 0	148.734 0	151.157 8	23.0	37.459 1	129.734 0	164.734 0	165.468 3	27.0	36.502 0
25	Ins5	119.979 7	133.479 7	135.469 0	26.0	36.914 0	119.979 7	145.479 7	147.612 6	22.0	36.810 9
Average					26.4					32.0	

表 7 大规模下不同惩罚参数组合的运算结果

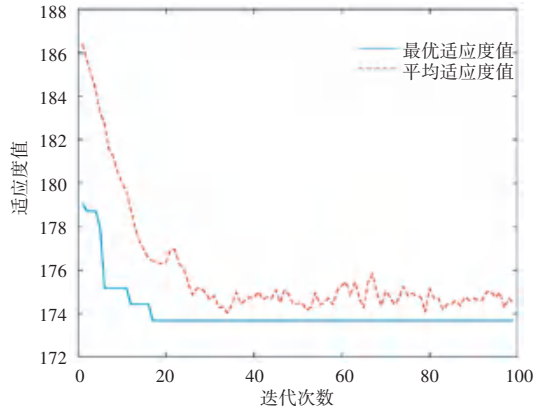
Table 7 Computational results of tuning the parameters q_1, q_2 and q_3 on a large scale in improved immunity algorithm

P	算例	$(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$					$(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$				
		路程成本	最优值	平均值	迭代次数	耗时	路程成本	最优值	平均值	迭代次数	耗时
150	Ins1	337.865 9	862.649 0	870.708 4	91	2 263.925 7	357.517 7	1 023.482 7	1 030.691 1	97.0	2 285.743 1
150	Ins2	2 238.106 8	2 777.254 9	2 785.832 8	87	2 271.744 0	2 223.052 6	2 939.609 5	2 948.125 7	91.0	2 348.561 9
150	Ins3	1 225.419 1	1 769.686 1	1 776.373 1	92	2 222.574 8	1 231.086 4	1 964.485 0	1 970.070 4	96.0	2 782.401 8
150	Ins4	1 336.263 5	1 867.789 0	1 875.586 1	89	2 215.639 7	1 355.839 3	2 067.495 5	2 080.659 6	95.0	2 233.106 1
150	Ins5	1 227.662 8	1 534.599 1	1 542.273 4	81	2 695.719 3	1 234.207 8	1 651.574 3	1 661.821 8	99.0	2 613.777 8
Average					88					95.6	
180	Ins1	1 267.400 7	1 707.558 2	1 713.503 3	137	5 421.858 2	1 271.353 8	1 864.734 1	1 872.371 2	131.0	5 891.602 8
180	Ins2	1 296.062 2	1 744.521 4	1 751.844 0	128	6 995.016 2	1 930.106 8	1 923.527 2	1 930.106 8	131.0	7 448.538 2
180	Ins3	2 297.154 1	2 654.997 3	2 661.088 3	144	5 167.599 8	2 286.398 6	2 753.248 5	2 763.499 0	140.0	5 394.587 8
180	Ins4	1 279.676 9	1 720.183 3	1 731.009 0	141	5 143.267 4	1 296.642 7	1 753.469 4	1 765.351 1	141.0	5 308.742 5
180	Ins5	2 370.678 4	2 728.721 1	2 735.205 3	145	5 246.839 9	2 373.842 6	2 730.893 8	2 738.103 2	147.0	5 545.156 0
Average					139					130.0	

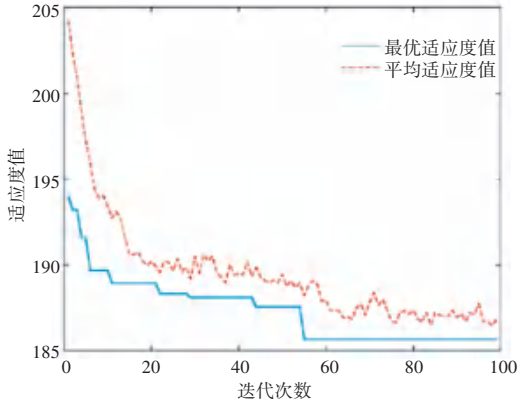
在 2 种数据规模的算例中,当惩罚参数为 $(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 时,所求得最优解的路程成本普遍更低,其中大规模数据集平均降低 5.78%。收敛效率上惩罚函数为 $(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$ 在小规模数据集所需的迭代次数较低。在大规模数据集中,$(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 参数组

合所需的迭代次数较少。图 3 显示出，$(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 的惩罚参数组合，在迭代平均适应值收敛程度上表现更优。

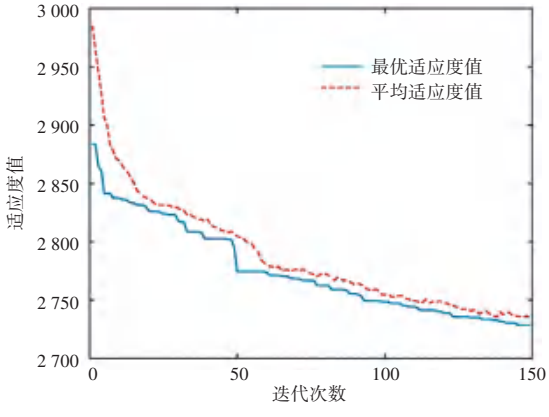
综上，在 2 种数据规模算例中，使用 $(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 的惩罚函数组合能得到更优的结果。



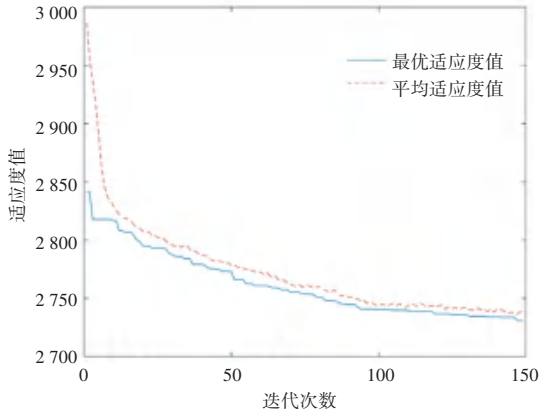
(a) $P=25,(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 时算例 2 的收敛结果



(b) $P=25,(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$ 时算例 2 的收敛结果



(c) $P=180,(q_1,q_2,q_3)=(2.5,1.0,1.5)$ 时算例 5 的收敛结果



(d) $P=180,(q_1,q_2,q_3)=(4.0,2.0,2.5)$ 时算例 5 的收敛结果

图 3　2 种惩罚参数组合在不同算例规模上的收敛程度对比

Fig. 3　Comparison of the convergence degree of the two penalty parameter combinations at different case scales

5　结束语

本文研究了家庭医疗长护险制度中，失能等级评估员的排班与路径优化问题，将长护险评估体系的人力资源规划作为家庭医疗保健的新应用场景，综合考虑评估员工作量、人员调度及最优路径选择等因素提出一种新的周期性模型，并通过增加交叉与变异方式，结合轮盘赌选择策略，提高种群多样性，改进免疫算法进行求解。

案例分析上，以上海市 J 社区卫生服务中心的真实数据为依托，构造不同规模的测试算例，验证了本文模型和算法的有效性。对于小规模算例，通过相对成本降低(RCR)显示改进算法更容易找到更优的解。为提升算法处理大规模数据集的能力，本文针对路程成本、运算耗时、收敛程度等结果调整了惩罚函数参数，最终得到一组惩罚函数参数显著增强了算法的求解性能。在未来的研究中，可考虑时间窗、客户满意度等因素优化模型，也可使用其他启发式算法分阶段进行求解。

参考文献

[1] 陈功. 积极应对人口老龄化背景下社会保障的战略思考[J]. 社会保障评论，2024，8(5)：57-72.

[2] RAINA M C，RUTH D，ANSARI Z. Hospital in the home is cost saving for appropriately selected patients：A comparison with in-hospital care[J]. International Journal for Quality in Health Care，2002，14(4)：285-293.

[3] OLADZAD-ABBASABADY N，RTAVAKKOLI-MOGHADDAM R. Dynamic routing-scheduling problem for home health care considering caregiver-patient compatibility[J]. Computers & Operations Research，2022，148：106000.

[4] BRÄYSY O，DULLAERT W，NAKARI P. The potential of optimization in communal routing problems：case studies from Finland[J]. Journal of Transport Geography，2009，17(6)：484-490.

[5] ANOSHKINA Y，MEISEL F. Technicianteaming and routing with service-，cost- and fairness-objectives[J]. Computers & Industrial Engineering，2019，135：868-880.

[6] MATHLOUTHI I, GENDREAU M, POTVIN J Y. A metaheuristic based on Tabu search for solving a technician routing and scheduling problem [J]. Computers & Operations Research, 2021, 125: 105079.

[7] SAHIN E, MATTA A. A contribution to operations management-related issues and models for home care structures[J]. International Journal of Logistics Research & Applications, 2015, 18(4): 355-385.

[8] YALÇNDAĞ S, CAPPANERA P, SCUTELLÀ M G, et al. Pattern-based decompositions for human resource planning in home health care services[J]. Computers & Operations Research, 2016, 73: 12-26.

[9] LADIER A L, ALPAN G, PENZ B. Joint employee weekly timetabling and daily rostering: a decision-support tool for a logistics platform[J]. European Journal of Operational Research, 2014, 234(1): 278-291.

[10] KANDAKOGLU A, SAURÉ A, MICHALOWSKI W, et al. A decision support system for home dialysis visit scheduling and nurse routing [J]. Decision Support Systems, 2020, 130: 113224.

[11] CINAR A, SALMAN F, BOZKAYA B. Prioritized single nurse routing and scheduling for home healthcare services[J]. European Journal of Operational Research, 2021, 289(3): 867-878.

[12] NITEESH Y, TANKSALE A. An integrated routing and scheduling problem for home healthcare delivery with limited person-to-person contact[J]. European Journal of Operational Research, 2022, 303(3): 1100-1125.

[13] MUSTAFA M, PIETER S, GREET V B. An analysis of generalised heuristics for vehicle routing and personnel rostering problems[J]. Journal of the Operational Research Society, 2015, 66(5): 858-870.

[14] KOELEMAN P M, BHULAI S, MEERSBERGEN V M. Optimal patient and personnel scheduling policies for care-at-home service facilities[J]. European Journal of Operational Research, 2012, 219(3): 557-563.

[15] LIU Ran, XIE Xiaolan, AUGUSTO V, et al. Heuristic algorithms for a vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows in home health care[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 230(3): 475-486.

[16] GRENOUILLEAU F, LEGRAIN A, LAHRICHI N, et al. A set partitioning heuristic for the home health care routing and scheduling problem [J]. European Journal of Operational Research, 2019, 275(1): 295-303.

[17] NIKZAD E, BASHIRI M, ABBASI B. A matheuristic algorithm for stochastic home health care planning[J]. European Journal of Operational Research, 2021, 288(3): 753-774.

[18] 张思潮, 梁士栋, 金梦宇, 等. 基于禁忌搜索算法的乘务调度优化[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(12): 194-198.

[19] 杜振华, 闫肃, 谌海云, 等. 免疫克隆选择多目标优化算法与 MATLAB 实现[J]. 智能计算机与应用, 2014, 4(3): 45-48.

[20] 史峰. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2011.