

控制与决策

Control and Decision

基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题

王娜, 李亚飞, 王洪峰

引用本文:

王娜, 李亚飞, 王洪峰. 基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 469–474.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0455>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

测量数据丢失的随机不确定系统滚动时域估计

Moving horizon estimation for stochastic uncertain system with missing measurements

控制与决策. 2021, 36(2): 450–456 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0648>

基于负荷平衡的柔性预约决策

Flexible outpatient appointment decision model with loading balance

控制与决策. 2021, 36(1): 226–233 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1690>

基于免疫优化的平面Acrobot线性自抗扰鲁棒镇定

Robust stabilization of planar Acrobot using linear active disturbance rejection control with immune optimization

控制与决策. 2020, 35(12): 3053–3058 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0289>

考虑气动效应不确定性的气动辅助变轨制导算法

Aeroassisted orbital transfer robust guidance method considering atmosphere effect uncertainty

控制与决策. 2020, 35(11): 2773–2779 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0333>

基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计

Finite time control based on reinforcement learning for a small-size unmanned helicopter

控制与决策. 2020, 35(11): 2646–2652 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0328>

基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题

王娜¹, 李亚飞², 王洪峰^{2†}

(1. 沈阳师范大学 计算机与数学基础教学部, 沈阳 110034; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 医疗资源配置优化是云医疗系统高效运行的核心决策, 然而, 由于这种新型互联网医疗服务系统具有多组织协同、上下转诊以及诊疗时间不确定等特点, 上述问题可以描述为需求不确定情形下核心医生服务时间分配优化问题. 构建一个以最小化最大医疗服务成本为目标函数的云医疗资源鲁棒配置优化模型, 通过引入决策者对患者诊疗时间和转诊概率两种不确定性因素的偏好控制参数, 进一步将所建立的 min-max 模型转化为线性规划模型进行求解. 仿真实验结果表明, 所提出的模型能够降低不确定性对医疗成本带来的影响, 保证云医疗系统运行的鲁棒性.

关键词: 云医疗系统; 资源配置优化; 不确定性问题; 鲁棒优化; 服务时间分配

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0455

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 王娜, 李亚飞, 王洪峰. 基于鲁棒优化的云医疗资源配置问题[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 469-474.

Robust optimization based medical resource allocation problem in cloud healthcare system

WANG Na¹, LI Ya-fei², WANG Hong-feng^{2†}

(1. Fundamental Teaching Department of Computer and Mathematics, Shenyang Normal University, Shenyang 110034, China; 2. School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: Optimization of medical resource allocation plays an important role to ensure the efficient operation of cloud healthcare systems, which is a new internet healthcare system. However, this optimization problem can be presented as an uncertain optimization problem of allocating core doctor service time due to the multi-organizational collaboration, uncertainty of referral, and randomness of diagnosis and treatment time. Based on the robust optimization theory, this paper presents a medical resource allocation model with the objective function of minimizing the maximal medical serve cost in a cloud healthcare system. In this model, two different uncertain factors, which are the patient diagnosis and treatment time and the patient referral probability, can be considered simultaneously according to the control parameters given by decision-makers. From the experimental analysis, it can be concluded that the presented model can reduce the impact of these uncertain factors of patient demands upon the total medical cost, and ensure the robustness of cloud healthcare system operation.

Keywords: cloud healthcare system; resource allocation optimization; uncertain problem; robust optimization; service time allocation

0 引言

提高医疗资源利用率一直都是世界各国医疗服务管理的重要课题, 尤其是对于我国城乡医疗水平差距显著且资源分配严重不均衡的情形, 优质医疗资源的高效利用显得非常重要^[1].

随着我国社会经济的发展 and 居民生活水平的提高, 人们的医疗健康需求指数越来越高, 导致传统的

医疗服务模式已经无法满足日益增长的医疗服务需求^[2]. 据统计, 2018 年我国有近 80% 的优质医疗资源集中于大城市, 综合性核心医院就诊患者高达 25.02 亿人次, 社区医院仅有 7.67 亿人次. 医疗资源分配的不均衡导致患者往往更愿意前往大医院进行医疗就诊, 从而造成了“大医院人满为患, 社区医院门可罗雀”的局面. 为此, 早在 2015 年国务院就发布了有关

收稿日期: 2019-04-12; 修回日期: 2019-09-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61703290, 71671032); 中央高校基本科研业务费项目 (N160402002, N180408019); 辽宁省自然科学基金指导计划项目 (2019-ZD-0478).

责任编委: 刘宝碇.

†通讯作者. E-mail: hfwang@mail.neu.edu.cn.

推进分级诊疗服务的若干意见,强调社区首诊,上下转诊,资源共享.但由于缺乏有效的技术支持,使得分级诊疗模式下各级医疗机构在业务合作等方面未能实现整合,核心医院带动社区医院的效果并不十分明显,患者对社区医院的就诊意愿仍不强烈.近年来,随着“互联网+医疗”的出现,一种新兴的云医疗系统引起了医疗业界的广泛关注.所谓云医疗是在云计算、远程医疗平台等现代信息技术的支持下,将核心医院和社区医院的医疗服务过程进行整合,这样患者在社区医院就诊过程中能够获得核心医院专家医生(下文称之为核心医生)的远程医疗服务,有助于发挥现有的医疗资源的最大效用.值得注意的是,在这种云医疗系统中,由于核心医生是所有患者医疗服务过程的主要参与者,能否合理分配这一核心医疗资源(本文采用服务时间定量化描述其能力大小)将影响整个系统的运行效率.

医疗资源配置优化问题一直是学术界的研究热点之一.在传统医疗方面,Wang等^[3]以最大完工时间最小化为目标函数,研究了具有设备使用限制的手术室资源分配问题;Truong等^[4]针对紧急病人和常规病人的提前调度问题,提出了日工作计划的最优安排策略以提高动态环境下的资源利用率;Koeleman等^[5]以病人等待时间、医生空闲时间和加班时间加权和最小化为目标,研究了当急诊患者到达时非急诊患者的就医时间安排问题.在分级诊疗方面,Luo等^[6]运用排队模型,研究了分级诊疗体系下的社区医院和核心医院的资源分配问题;Song等^[7]提出了一种基于批量服务的块队列模型,用以减少社区医院转诊患者的等待时间以及提高社区医院的资源利用率;Wen等^[8]提出了一种基于随机排队的两级专家有限服务能力最优配置模型,用以解决分级诊疗系统的资源最优配置问题.

此外,医疗过程存在的各种不确定性因素(比如需求随机、患者病情和诊疗时间无法提前获知等)也引起了很多学者的广泛关注.Patrick等^[9]研究了一种具有优先级不确定情况的患者调度问题,用以提高医疗资源的利用率;Lanzarone等^[10]研究了在需求不确定情况下家庭护理中的护患分配问题,用以改善现有医疗资源的利用率;Yalcindag等^[11]提出了连续性医疗服务的顺序分配和路径选择方法,并将患者的需求不确定性融入模型中来均衡不同医护人员的负载量;Zhang等^[12]设计了一种成本响应型高效急诊医疗服务系统,从平衡系统成本和提高回应能力两个方面探讨了不确定条件下如何快速部署急诊医疗资源的

问题.

就目前的研究情况而言,大多数文献主要集中于单个医疗系统的资源配置优化问题.而在云医疗系统中,医疗资源尤其是关键医疗资源的配置优化必须考虑具体的多组织协同特点,从而给现有的理论方法带来了极大的挑战^[13].因此,本文以云医疗系统为研究对象,考虑患者诊疗时间以及在核心医院与社区医院之间转诊概率的不确定性情形下,采用鲁棒优化的思想,针对核心医生服务时间这一关键医疗资源对云医疗系统中的配置优化问题展开研究.

1 问题描述

1.1 云医疗系统

结合现有云医院的运营模式特点,本文研究的云医疗系统包括一个核心医院和多个社区医院,核心医生可以通过远程医疗平台为社区医院提供医疗服务支持,使得患者在社区医院就能获得优质医疗资源,具体云医疗服务流程如图1所示.

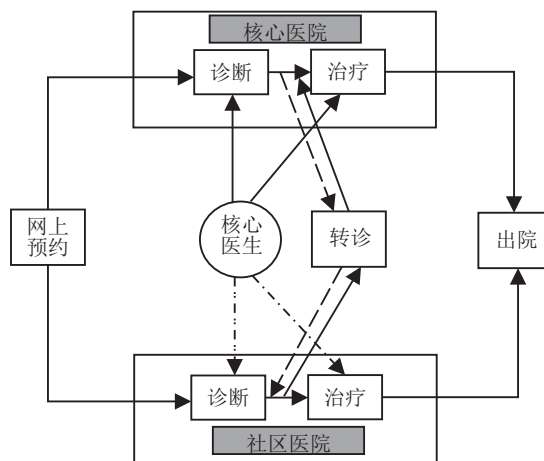


图1 云医疗系统流程

在这种云医疗系统中,患者可以通过在线预约的方式完成类似于传统医院的挂号过程,系统会根据患者病情的严重程度和个人意愿,将患者就近分配到社区医院或者直接分配到核心医院就医,这里假设在任何医院就医的患者医疗过程均包括诊断和治疗两个环节.

1) 诊断:在核心医院就医的患者接受核心医生的直接诊断;而在社区医院就医的患者通过远程医疗平台接受核心医生的间接诊断,这种远程诊断过程同时也需要社区医院医生的参与和协助才能够真正完成.

2) 治疗:在核心医院接受完诊断的患者将根据病情严重程度,决定是否转到社区医院进行后续治疗阶段.若转诊到社区医院,则社区医院医生在对患者

进行治疗的过程中同样也会得到核心医生的远程指导. 同样, 在社区医院就医的患者也可以根据诊断结果决定是否需要转到核心医院进行治疗.

需要说明的是, 社区医院之间不考虑相互转诊, 并且暂不考虑因为误诊造成患者二次诊疗的情况. 因此, 本文研究的云医疗资源配置优化问题本质上是在核心医院和社区医院就医患者的需求给定时, 考虑患者接受医疗服务时间以及从社区医院向上转诊到核心医院或从核心医院向下转诊到社区医院的转诊概率均不确定的情形下, 如何最优地分配核心医生在不同医院不同医疗环节的服务时间以达到系统某一性能指标的最优化.

1.2 变量描述

I : 医院的集合. 这里 $|I|$ 表示医院数量, 令 $i \in I$, 当 $i = 1$ 时表示核心医院, 否则表示社区医院.

K : 医疗环节的集合. 这里 $|K|$ 表示医疗环节数量, 本文中 $|K| = 2$, 令 $k \in K$, 当 $k = 1$ 时表示诊断环节, 当 $k = 2$ 时表示治疗环节.

N_{ik} : 医院 i 处于医疗环节 k 的患者数量. 对于任意 $i \in I$, N_{i1} 的值是确定的, 即在核心医院和社区医院接受医疗服务的患者是预先分配的, 而 N_{i2} 的值则需要根据诊断后患者是否转诊到下级社区医院或者上级核心医院进行治疗才能确定.

\tilde{t}_{ik} : 医院 i 处于医疗环节 k 的患者治疗时间. 对于任意 $i \in I$ 且 $k \in K$, \tilde{t}_{ik} 均是不确定的.

\tilde{p}_i : 医院间的转诊概率. 当 $i = 1$ 时表示核心医院患者向社区医院的转诊概率, 否则表示社区医院患者向核心医院的转诊概率. 对于任意 $i \in I$, \tilde{p}_i 均是不确定的.

Q_1 : 核心医生的总工作时间.

Q_2 : 任一社区医院医生的总工作时间. 这里假设所有社区医院服务能力都是相同的.

θ : 分配给核心医院的资源下限, $0 \leq \theta \leq 1$.

α : 分配给社区医院的能力系数, $0 \leq \alpha \leq 1$.

β : 分配给社区医院的资源下限, $0 \leq \beta \leq 1$.

c_1 : 远程医疗的单位时间成本.

c_2 : 转诊的单位成本.

r_{ik} : 因未能满足患者诊疗需求而造成的单位时间损失成本.

x_{ik} : 决策变量, 表示分配给医院 i 医疗环节 k 的核心医生工作时间.

2 鲁棒优化模型

作为一种求解不确定优化问题的有效方法, 鲁棒优化思想^[14]近年来被广泛应用于解决诸如供应链管

理、能源管理以及生产调度等应用中的不确定优化问题^[15-18]. 考虑到患者的诊疗时间以及转诊概率的不确定性, 本文将采用基于区间的鲁棒优化方法研究云医疗资源的配置优化问题.

定义患者诊疗时间的不确定集合 Y_0 和患者转诊概率不确定集合 M_0 :

$$Y_0 = \{\tilde{t}_{ik} \in R^{(+)} : t_{ik} \leq \tilde{t}_{ik} \leq \bar{t}_{ik}\};$$

$$M_0 = \{\tilde{p}_i \in R^{(+)} : p_i \leq \tilde{p}_i \leq \bar{p}_i\}.$$

对集合 Y_0 和集合 M_0 分别加入约束, 具体表示如下:

$$\sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} \Delta_{ik} = \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} \frac{\tilde{t}_{ik} - t_{ik}}{\bar{t}_{ik} - t_{ik}} \leq \Gamma^t,$$

$$\sum_{i=1}^{|I|} \delta_i = \sum_{i=1}^{|I|} \frac{\tilde{p}_i - p_i}{\bar{p}_i - p_i} \leq \Gamma^p.$$

其中: Γ^t 和 Γ^p 为鲁棒控制系数, 用来控制区间上界. 显然, 参数 Γ^t 和 Γ^p 的取值能够反映决策者对风险的偏好程度, 其取值范围为 $0 \leq \Gamma^t \leq |I| \cdot |K|$, $0 \leq \Gamma^p \leq |I|$. 当 $\Gamma^t = 0$ 和 $\Gamma^p = 0$ 时, 此问题为确定型问题, 表示所有医院的患者转诊概率和各环节的诊疗时间均为其各自区间的下界; 当 $\Gamma^t = |I| \cdot |K|$ 以及 $\Gamma^p = |I|$ 时, 表示所有医院的患者转诊概率和各环节的诊疗时间均可达到各自区间的上界, 但在实际中这种情况的概率几乎非常小. 决策者通过调整 Γ^t 和 Γ^p 的取值达到调节解保守性的作用. 随着 Γ^t 和 Γ^p 的增加, 集合 Y_0 和集合 M_0 都松弛, 解的保守程度上升, 反之亦然. 用 Φ 表示患者诊疗时间和转诊概率的所有可能事件的集合:

$$\Phi = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{t}_{ik} \in R^{(+)} : t_{ik} \leq \tilde{t}_{ik} \leq \bar{t}_{ik}, \\ \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} \Delta_{ik} = \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} \frac{\tilde{t}_{ik} - t_{ik}}{\bar{t}_{ik} - t_{ik}} \leq \Gamma^t, \\ \tilde{p}_i \in R^{(+)} : p_i \leq \tilde{p}_i \leq \bar{p}_i, \\ \sum_{i=1}^{|I|} \delta_i = \sum_{i=1}^{|I|} \frac{\tilde{p}_i - p_i}{\bar{p}_i - p_i} \leq \Gamma^p \\ \{s^1, s^2, \dots, s^\Omega\}. \end{array} \right. =$$

核心医生服务时间的分配方案涉及的损失成本和分配成本都与事件集合 Φ 相关. 本文希望找到一种比较安全的分配方案 X , 使得当事件集合 Φ 中的最差情况 ω 发生时, 云医疗系统的收益损失和分配成本越小越好. 令 s^ω 表示在保守度为 s 的前提下, 情景为 Ω 时各医院各医疗环节的患者诊疗时间和转诊概率, 即希望找到一种鲁棒方案, 使得在管理者的保守度为 s 时, 对于 $\forall \omega \in \Omega$, $\max_{\omega} c(s^\Omega)$ 最小. 这里决策

者保守度 s 是由 Γ^t 和 Γ^p 共同确定的,其取值范围为 $\Gamma^t \in [0, |I| \cdot |K|]$, $\Gamma^p \in [0, |I|]$ 为损失成本和分配成本函数,表达式如下:

$$c(x, s^\omega) = \sum_{i=1}^{|I|} (r_{i1} \cdot \max\{N_{i1} \times \tilde{t}_{i1}^\omega - x_{i1}, 0\}) + \sum_{i=1}^{|I|} (r_{i2} \cdot \max\{N_{i2} \times \tilde{t}_{i2}^\omega - x_{i2}, 0\}) + c_1 \cdot \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} x_{ik} + c_2 \cdot \left(\tilde{p}_i^\omega \cdot N_{11} + \sum_{i=2}^{|I|} \tilde{p}_i^\omega \cdot N_{i1} \right).$$

于是,建立 min-max 形式的鲁棒优化模型如下:

$$\min_{x \in X} \max_{\omega \in \Omega} c(x, s^\omega). \quad (1)$$

s.t.

$$\sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} x_{ik} \leq Q_1; \quad (2)$$

$$x_{1k} \geq \theta N_{1k} \tilde{t}_{1k}^\omega, \forall k \in K, \omega \in \Omega; \quad (3)$$

$$\underline{t}_{ik} \leq \tilde{t}_{ik} \leq \bar{t}_{ik}, \forall i \in I, k \in K, \omega \in \Omega; \quad (4)$$

$$\underline{p}_i \leq \tilde{p}_i \leq \bar{p}_i, \forall i \in I, \omega \in \Omega; \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} \frac{\tilde{t}_{ik} - \underline{t}_{ik}}{\bar{t}_{ik} - \underline{t}_{ik}} \leq \Gamma^t, \forall \omega \in \Omega; \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^{|I|} \frac{\tilde{p}_i - \underline{p}_i}{\bar{p}_i - \underline{p}_i} \leq \Gamma^p, \forall \omega \in \Omega; \quad (7)$$

$$N_{12} = (1 - \tilde{p}_i^\omega) \cdot N_{11} + \sum_{i=2}^{|I|} \tilde{p}_i^\omega \cdot N_{i1}, \forall \omega \in \Omega; \quad (8)$$

$$N_{i2} = (1 - \tilde{p}_i^\omega) \cdot N_{i1} + \frac{\tilde{p}_i^\omega \cdot N_{11}}{|I| - 1}, \forall i \in I/\{1\}, \omega \in \Omega; \quad (9)$$

$$x_{ik} \geq N_{ik} \cdot \underline{t}_{1k}, \forall i \in I, k \in K; \quad (10)$$

$$\sum_{k=1}^{|K|} x_{ik} \leq \alpha \cdot Q_2, \forall i \in I/\{1\}; \quad (11)$$

$$x_{ik} \geq 0. \quad (12)$$

其中:目标函数(1)表示最小化最坏情况下的云医疗总成本;约束(2)表示分配给各医院各环节的核心资源之和不大于现有的核心资源能力;约束(3)表示分配给核心医院的核心资源不小于一定比例;约束(4)表示患者诊疗时间的不确定取值范围;约束(5)表示医院间转诊概率的不确定取值范围;约束(6)表示管

理者关于患者诊疗时间的保守程度;约束(7)表示管理者关于转诊概率的保守程度;约束(8)表示转诊后核心医院治疗环节的患者人数;约束(9)表示转诊后各社区医院治疗环节的患者人数;约束(10)表示分配给各医院各环节的核心资源不小于一定比例;约束(11)表示分配给各社区医院的核心医生工作时间不大于社区医院自身所能接受的能力;约束(12)表示决策变量为非负数.

为了求解以上非线性问题,需对模型做进一步处理.引入非负变量 l_{i1} 和 h_{i2} ,令 $l_{i1} \geq \max\{N_{i1} \cdot \tilde{t}_{i1} - x_{i1}, 0\}$ 且 $h_{i2} \geq \max\{N_{i2} \cdot \tilde{t}_{i2} - x_{i2}, 0\}$.引入参数 C 表示医院在分配方案 X 下的损失成本与分配成本之和最大,计算如下:

$$C \geq \max_{\omega \in \Omega} \left\{ \sum_{i=1}^{|I|} r_{i1} \cdot l_{i1} + \sum_{i=1}^{|I|} r_{i2} \cdot h_{i2} + c_1 \cdot \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{k=1}^{|K|} x_{ik} + c_2 \cdot \left(\tilde{p}_i^\omega \cdot N_{11} + \sum_{i=2}^{|I|} \tilde{p}_i^\omega \cdot N_{i1} \right) \right\}.$$

这样,上述 min-max 鲁棒优化模型可以化简为如下线性规划模型:

$$\min C. \quad (13)$$

s.t. 式(2) ~ (12);

$$l_{i1} + x_{i1} \geq N_{i1} \cdot \tilde{t}_{i1}^\omega, \forall \omega \in \Omega; \quad (14)$$

$$h_{i2} + x_{i2}^\omega \geq N_{i2} \cdot \tilde{t}_{i2}^\omega, \forall \omega \in \Omega. \quad (15)$$

这里约束(14)和(15)分别表示 $l_{i1} \geq \max\{N_{i1} \cdot \tilde{t}_{i1} - x_{i1}, 0\}$ 和 $h_{i2} \geq \max\{N_{i2} \cdot \tilde{t}_{i2} - x_{i2}, 0\}$ 的等价转换.

3 仿真实验

3.1 实验设置

本文的仿真算例是根据某城市云医院实际数据产生的,假设该云医疗系统包含1个核心医院和4个社区医院,患者因病情以及接受医疗服务方式的不同,在诊断和治疗环节所需要的时间(单位:小时/人)以及相应的爽约成本(单位:百元/小时)也不同(如表1所示),这里考虑以5天为一个系统周期,每位核心医生的工作时间为8小时/天,核心医院向下转诊概率区间为[0.2, 0.5],社区医院向上转诊概率区间为[0.1, 0.3],转诊成本为0.8(单位:百元/人).

表1 患者参数

诊治方式	诊断时间	治疗时间	爽约诊断成本	爽约治疗成本
直接诊治	[0.33, 0.58]	[1.50, 2.50]	2.5	3.0
远程诊治	[0.25, 0.42]	[1.00, 1.67]	1.0	1.5

3.2 实验结果分析

算例1 研究当核心医生数量设为5人时,不同患者数量的变化对模型结果的影响程度. 实验结果如表2所示,其中决策者的诊疗时间偏好系数 $\Gamma^t = 6.0$,转诊概率偏好系数 $\Gamma^P = 2.5$.

表2 患者数量变化时的实验结果

患者数量	总医疗成本	爽约损失成本	远程医疗成本	转诊成本
200	658.18	520.97	113.57	23.63
170	501.76	354.17	127.33	20.26
140	355.40	211.07	127.45	16.88
110	207.21	65.00	128.71	13.50
80	108.55	0.00	100.36	8.51

从表2的实验结果能够看出,总医疗成本会随着患者人数的减少而明显下降. 这主要是由于患者数量的变化会影响系统的爽约损失成本和转诊成本,患者数量减少时,爽约损失成本和转诊成本会随之显著减少.

算例2 研究当患者数量设为140人时,不同核心医生数量的变化对模型结果的影响程度. 实验结果如表3所示,其中决策者偏好系数与算例1中的设置保持一致.

表3 核心医生数量变化时的实验结果

核心医生数量	总医疗成本	爽约损失成本	远程医疗成本	转诊成本
4	424.12	306.15	101.10	16.88
5	355.40	211.07	127.45	16.88
6	286.52	126.76	142.88	16.88
7	259.83	100.63	144.00	15.20

从表3的实验结果可以看出,总医疗成本和爽约损失成本随着医生人数的增加均会大幅下降,且爽约损失成本下降速度大于总医疗成本下降速度. 这说明随着医生人数的增多,更多的患者得到了及时的医疗服务,但当核心医生达到一定人数时,总医疗成本的下降速度逐渐减缓,此时再增加医生人数对总医疗成本起不到显著的作用,甚至会增加系统的总成本. 需要说明的是,模型中医生成本仅考虑了核心医生提供远程医疗服务而产生的成本,并未考虑核心医生和社区医院医生的固定工资成本. 这主要是考虑到实际系统中医生资源总是供不应求的,医生的固定工资成本就整体而言可以认为是不变的.

算例3 研究当核心医生设为5且患者数量设为140人时,不同诊疗时间区间的变化对模型结果的影响程度. 这里患者在不同医院各个环节诊疗时间变化区间设置如表4所示.

表4 患者诊疗时间变化区间

情景	直接诊断	直接治疗	远程诊断	远程治疗
1	[0.17,0.25]	[1.00,1.67]	[0.08,0.17]	[0.50,1.00]
2	[0.33,0.58]	[1.50,2.50]	[0.25,0.42]	[1.00,1.67]
3	[0.50,0.83]	[2.00,3.00]	[0.33,0.58]	[1.33,2.00]

在表4中:情景1表示患者在核心医院接受医生线下直接诊断时间区间为[0.17,0.25]小时,直接治疗时间区间为[1.0,1.67]小时,而在社区医院接受核心医生线上远程诊断时间区间为[0.08,0.17]小时,远程治疗时间区间为[0.5,1.0]小时;情景2和情景3的含义同上.

表5 诊疗时间区间变化时的实验结果

情景	诊疗偏好	总医疗成本	爽约损失成本	远程医疗成本	转诊成本
1	3.0	96.54	0	81.34	15.20
	6.0	111.36	0	96.16	15.20
	9.0	126.10	0	110.90	15.20
2	3.0	257.04	118.74	121.86	16.44
	6.0	355.40	211.07	127.45	16.88
	9.0	445.58	297.60	131.10	16.88
3	3.0	437.27	306.39	114.43	16.44
	6.0	535.74	393.50	125.36	16.88
	9.0	632.39	485.64	129.87	16.88

由表5中的实验结果能够发现:当决策者的诊疗时间偏好一定时,总医疗成本和爽约损失成本会随着诊疗时间变化区间的加大而呈增长趋势;当诊疗时间变化区间一定时,总医疗成本、爽约损失成本和远程医疗成本都会随着偏好系数 Γ^t 取值的增大而增加. 通过上述结论可以根据决策者的不同诊疗时间偏好系数来影响系统的医疗服务成本.

算例4 研究当核心医生和患者数量分别设为5人和140人时,不同转诊概率区间的变化对模型结果的影响程度. 实验结果如表6所示,其中诊疗时间偏好系数 $\Gamma^t = 6.0$.

表6 转诊概率区间变化时的实验结果

转诊概率区间	转诊偏好	总医疗成本	爽约损失成本	远程医疗成本	转诊成本
[0.1,0.3]	1.5	339.89	196.79	130.68	12.41
	2.5	349.80	206.72	128.43	14.66
	3.5	356.73	218.70	121.31	16.73
[0.1,0.5]	1.5	347.60	204.86	128.86	13.88
	2.5	355.40	211.07	127.45	16.88
	3.5	358.23	213.49	126.90	17.84
[0.1,0.7]	1.5	357.74	212.19	127.26	18.29
	2.5	375.48	228.34	123.60	23.54
	3.5	385.34	240.25	116.72	28.37

由表6中的实验结果能够发现:随着转诊概率变化区间的增大,总医疗成本、爽约损失成本和转诊成本都会增加,而远程医疗成本随之降低;当转诊概率变化区间保持不变时,医疗服务成本会随着偏好系数 Γ^p 的增大而呈现出同样的变化趋势.显然,上述实验结论说明了所建立的模型是以牺牲一定的成本来增强解的鲁棒性,以便于更好地适应不确定性因素的变化.

4 结论

本文利用基于区间的鲁棒优化方法对云医疗系统的关键医疗资源即核心医生服务时间的配置优化问题展开研究.考虑到这种新型整合医疗系统同时存在患者诊疗时间和转诊概率两种不确定性,通过引入决策者偏好控制参数,构建了以最小化最大云医疗成本为目标函数的鲁棒优化模型,并通过仿真算例验证了该模型能够降低不确定性因素对系统总医疗成本带来的影响,保证系统运行的鲁棒性.

参考文献(References)

- [1] Chen Y Y, Yin Z, Xie Q. Suggestions to ameliorate the inequity in urban/rural allocation of healthcare resources in China[J]. *International Journal for Equity in Health*, 2014, 13(1): 34.
- [2] Sun J, Luo H. Evaluation on equality and efficiency of health resources allocation and health services utilization in China[J]. *International Journal for Equity in Health*, 2017, 16(1): 127-141.
- [3] Wang S, Su H Q, Wan G H. Resource-constrained machine scheduling with machine eligibility restriction and its applications to surgical operations scheduling[J]. *Journal of Combinatorial Optimization*, 2015, 30(4): 982-995.
- [4] Truong V A, Van-Anh. Optimal advance scheduling[J]. *Management Science*, 2015, 61(7): 1584-1597.
- [5] Koeleman P M, Koole G M. Optimal outpatient appointment scheduling with emergency arrivals and general service times[J]. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 2012, 2(1): 14-30.
- [6] Luo L, Kong R. Capacity allocation under hierarchical healthcare in China[C]. *International Conference on Service Systems & Service Management*. Dalian: IEEE, 2017: 1-4.
- [7] Song J, Chen W, Wang L. A block queueing network model for control patients flow congestion in urban healthcare system[J]. *International Journal of Services Operations & Informatics*, 2012, 7(2/3): 82-95.
- [8] Wen J P, Jiang H Y, Song J. A stochastic queueing model for capacity allocation in the hierarchical healthcare delivery system[J]. *Asia Pacific Journal of Operational Research*, 2019, 36(1): 1-24.
- [9] Patrick J, Puterman M L. Improving resource utilization for diagnostic services through flexible inpatient scheduling: A method for improving resource utilization[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2007, 58(2): 235-245.
- [10] Lanzarone E, Matta A. Robust nurse-to-patient assignment in home care services to minimize overtimes under continuity of care[J]. *Operations Research for Health Care*, 2014, 3(2): 48-58.
- [11] Yalcindag S, Matta A, Sahin E. Operator assignment and routing problems in home health care services[C]. *IEEE International Conference on Automation Science & Engineering*. Seoul: IEEE, 2012: 329-334.
- [12] Zhang Z H, Jiang H. A robust counterpart approach to the bi-objective emergency medical service design problem[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2014, 38(3): 1033-1040.
- [13] Li Y F, Wang H F, Li Y Y, et al. Patient assignment scheduling in a cloud healthcare system based on petri net and greedy-based heuristic[J]. *Enterprise Information Systems*, 2019, 13(4): 515-533.
- [14] Bertsimas D, Sim M. The price of robustness[J]. *Operations Research*, 2004, 52(1): 35-53.
- [15] Ali A, Behrooz K. A new robust optimization approach for integrated multi-echelon, multi-product, multi-period supply chain network design under process uncertainty[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015, 79(21): 283-293.
- [16] Bertsimas D, Thiele, Aurélie. A robust optimization approach to inventory theory[J]. *Operations Research*, 2006, 54(1): 150-168.
- [17] Luo Z, Gu W, Wu Z. A robust optimization method for energy management of CCHP microgrid[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2018, 6(1): 132-144.
- [18] Lu C C, Ying K C, Lin S W. Robust single machine scheduling for minimizing total flow time in the presence of uncertain processing times[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2014, 74: 102-110.

作者简介

王娜(1979—),女,副教授,博士,从事医疗运作管理、生产调度以及网上拍卖等研究, E-mail: wangnasynu@126.com;

李亚飞(1993—),女,博士生,从事医疗系统建模与优化的研究, E-mail: 1700880@stu.neu.edu.cn;

王洪峰(1979—),男,教授,博士生导师,从事复杂系统建模与优化、生产与供应链管理以及进化计算等研究, E-mail: hfwang@mail.neu.edu.cn.

(责任编辑: 闫妍)