

doi: 10.3969/j.issn.1007-7375.240210

考虑重症监护资源的手术集成调度

杨帆¹, 聂广孟², 王克霞², 李慧¹, 谭嘉文³, 谢小磊⁴

(1. 清华大学 医院管理研究院, 广东 深圳 518055; 2. 清华大学附属北京清华长庚医院, 北京 102218; 3. 中山大学附属第一医院, 广东 广州 510062; 4. 清华大学 工业工程系, 北京 100084)

摘要: 手术集成调度是指在调度过程中对手术患者所需的手术室、手术人员和病床等各类资源加以协调。缺少配备监护设备以及医护人员的 ICU 病房床位等重症监护资源将给医疗系统带来严峻的挑战, 如手术延迟、术后健康恶化等。使用传统手术调度模型所得方案忽略了重症监护资源的运行压力, 基于此, 本文建立一个旨在同时优化手术室效率和重症监护室运行压力的双目标函数规划模型。为有效求解这一模型, 本文提出一种改进的遗传算法, 通过向变异算子引入多样化的策略增强探索的灵活性, 同时提出了修复算子以提高复杂约束下解的可行性。采用仿真驱动方法生成初始种群的一部分个体, 有效克服大规模问题求解中常见的难以生成可行初始解的困难。基于真实医院数据的实验表明, 在小规模算例下, 算法获得接近最优解, 在 50 名患者的规模下, 相比于仅考虑手术室的手术调度策略, 算法能够降低 10.00%~28.56% 的重症监护室最大运行压力。

关键词: 服务调度; 改进遗传算法; 集成调度; 医院运营管理

中图分类号: R197.3

文献标志码: A

文章编号: 1007-7375(2024)05-0033-10

Integrated Surgical Scheduling Considering Intensive Care Resource

YANG Fan¹, NIE Guangmeng², WANG Kexia², LI Hui¹, TAN Jiawen³, XIE Xiaolei⁴

(1. Institute for Hospital Management, Tsinghua University, Shenzhen 518055, China;

2. Beijing Tsinghua Changgung Hospital, Beijing 102218, China;

3. The First Affiliated Hospital, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510062, China;

4. Department of Industrial Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Integrated surgical scheduling refers to the coordination of various resources required for surgical patients, such as operating rooms, surgical staff, and hospital beds, during the scheduling process. The lack of intensive care resources, such as ICU beds equipped with monitoring equipment and staffed with medical personnel, poses a severe challenge to the healthcare system, such as delayed surgeries and postoperative health deterioration. The policies obtained using traditional surgical scheduling models often ignore the operating pressure of ICU resources. A bi-objective programming model was developed to simultaneously optimize the efficiency of the operating room and the operating pressure of the ICU. A modified genetic algorithm was proposed that enhances the flexibility of exploration by introducing diverse strategies to the mutation operator, and a repair operator was introduced to improve the feasibility of solutions under complex constraints. By employing a simulation-driven initialization approach, this study effectively overcomes the difficulty of generating a valid initial population in solving large-scale problems. Experiments based on real hospital data show that the algorithm obtains near-optimal solutions for small-scale arithmetic cases, and at the scale of 50 patients, the algorithm is able to reduce the maximum operating pressure of ICU by 10.00% to 28.56% compared to the surgery scheduling policy that only considers the operating room.

Key words: service scheduling; modified genetic algorithm; integrated scheduling; hospital operations management

收稿日期: 2024-05-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (72271137); 北京市医院管理中心青年人才培养“青苗”计划资助项目 (QML20210904)

作者简介: 杨帆 (2000—), 男, 福建省人, 硕士研究生, 主要研究方向为医疗调度优化。Email: yangfanb2581@163.com

通讯作者: 谢小磊 (1986—), 男, 河南省人, 副教授, 博士, 主要研究方向为医院运营管理、电子病历数据挖掘和基于系统科学的政策分析。Email: xxie@tsinghua.edu.cn

老龄化程度的加深正成为包括中国在内世界各国面临的现实趋势^[1],老年病、慢性病风险人群占人口比重持续增加,带来愈加高涨的医疗需求。据统计^[2-3],2011~2021年,全国医院总诊疗人次由26.6亿次增至38.8亿次(增长45.9%)。入院人数由15298万人增至24726万人(增长38.1%)。然而,与日益攀升的需求相对应的是优质医疗资源的稀缺性。重症监护室(intensive care units, ICU)作为医院集中监护和救治危重患者的专业病房,是医院中不可或缺的功能组成单元,既需要应对经历大手术后转入ICU进行加强监护和治疗的患者需求,也需要兼顾门急诊新收治的危重患者。研究显示,我国ICU资源缺口较大,人均ICU床位数与西方发达国家相比仍存在明显差距,美国每10万人口拥有34.7张ICU床位,而我国2021年每10万常住人口ICU床位数的预测值仅为4.37张,远低于欧美等发达国家^[4]。未来庞大的老年人口将给ICU带来显而易见的挑战。重症监护资源的匮乏导致患者死亡率上升,满意度降低。此外,缺少ICU床位也是造成重大手术计划推延的重要原因之一^[5-6]。面临新发传染病等特殊场景时,缺少ICU资源可能带来更加严重的后果。

近年来,尽管随着国家重视程度的提升,主管部门不断提倡补充重症监护资源,提高ICU病床占比,然而重症监护室的建设和运营成本远高于普通病房,医院难以在短期内扩增其规模。因此,在ICU容量有限的情况下,应采用有效的手术排程方案,提高重症监护资源利用效率,尽可能减少计划范围内最大每日ICU占用量(最大运行压力),从而为应对预期以外的重症监护需求预留容量。

基于健康医疗需求的资源调度是促进智慧健康医疗生态系统高效运营的典型科学问题之一^[7]。提高手术室利用效率是近年来许多文献中常见的优化目标。Luo等^[8]使用混合整数规划提出了一种滚动期限的调度方法以最小化手术室闲置,并采用多个科室的数据生成手术需求进行测试。Wang等^[9]利用机器学习方法基于特征对患者类型进行划分,提出了以减少手术室加班风险为目标的鲁棒优化模型。Pang等^[10]针对病例取消和手术持续时间的不确定性,提出了三阶段随机优化模型。

然而,传统手术调度模型未充分考虑患者术后对重症监护资源的需求,可能导致手术计划因缺少

ICU床位难以如期执行。Li等^[11]使用马氏决策过程模型研究ICU的出入控制问题以解决床位短缺,并提出了以最大化患者生存获益为目标的最优策略。

文献研究的最新趋势之一是同时考虑多种类医疗资源的集成调度。Dellaert等^[12]和Liu等^[13]证明了整合下游关键资源的调度可以带来更好的整体性能。Belkhamisa等^[14]指出,考虑多阶段、多资源的手术调度优化问题被认为是车间作业问题的一个变体,因而也是NP-hard问题。Wang等^[15]将手术室和外科医生作为关键资源进行考虑,并将其建模为并行机问题,提出了一种复合规则的自适应调度方法。Aringhieri等^[16]将手术室、床位的利用和外科医生的工作负荷同时纳入模型。Park等^[17]则关注最小化占用手术室的数量和加班时间,同时满足外科医生的偏好。

使用以遗传算法为代表之一的启发式方法求解调度问题是常见的选择。初梓豪等^[18]采用遗传算法对随机调度问题的活动重叠关系进行优化。辜勇等^[19]设计与Dijkstra算法相结合的遗传算法,应用于AGV调度任务。Guo等^[20]提出的模型同时集成了外科护士和择期手术的调度过程,并利用遗传算法求解。Belkhamisa等^[14]使用遗传算法进行大范围的搜索,然后利用局部搜索算法对遗传算法得到的结果进行精细调整,增加了算法收敛到最优解的可能性。Lin等^[21]进一步将精英搜索算法也融合到混合遗传算法中,提高了解的质量。

对遗传算法的改进可以从初始化方法、适应度函数、遗传算子等方面进行。在复杂的优化问题中,提高初始解集的质量有利于减少盲目探索,加速遗传算法收敛。马艳芳等^[22]设计了结合节约里程法和随机生成的初始化机制来解决动态路径规划问题。牟健慧等^[23]采用基于启发式规则的初始化方法,提出了针对流水车间逆调度问题的遗传算法。在调度问题的研究中,建立仿真模型来模拟真实系统是一种重要方法。Tasoglu等^[24]使用仿真模型辅助遗传算法的搜索研究逆向物流和拆卸线平衡的集成调度问题。文静等^[25]通过建立急诊室仿真模型,研究了不同调度策略对性能的影响。本文进一步提出了仿真驱动的初始解优化策略,基于仿真结果指导算法在初始化阶段生成更接近最优解的初始种群。

作为手术调度中重要的下游资源,现有文献大多将ICU床位的容量上限作为约束,如王昱等^[26]考

考虑 ICU 床位的容量限制, 使用患者特征构建服务时长的不确定集, 提出了手术调度的两阶段手术优化模型。

本文围绕考虑重症监护资源的手术调度问题, 同时将手术所需的人力(主刀医生)、手术室和术后 ICU 床位纳入模型进行统筹, 不仅考虑容量上限, 还针对如何减小 ICU 床位需求的波动性进行研究, 主要从初始化方法和遗传算子两方面对遗传算法加以改进, 提出了优化的求解策略。

1 考虑 ICU 资源的手术调度问题

计划期限是从患者被允许手术的首日开始计算的一段固定自然日长度($|T|$)的时间, 在计划期限内, 均可安排该患者的手术, 并且必须保证患者的手术不能晚于该期限。时间槽是对计划期限的细致划分, 每个时间槽是一段固定时长的连续时间。手术室标准容量指手术室的标准开放时间, 其中包含若干个标准时间槽, 超出手术室正常工作时长的时间槽称为超额时间槽。ICU 容量是指所有可用的重症监护室床位数量。

1.1 患者手术流程分析

所考虑过程分为两个阶段。在手术阶段, 患者在指定的第一个时间槽开始之前先于麻醉后恢复室或等候间等场所完成术前准备等工作。当指定时间槽开始后, 将患者推入手术室执行手术, 手术操作可能持续数个时间槽, 而在指定分配给该患者的最后一个时间槽结束之前, 其余接台患者将不被允许进入手术室。同时, 在手术的主要操作完成以后, 需要一段时间来完成对手术室的环境清洁和器械整理, 称为接台切换时间。进入术后阶段, 医护人员将需要重症监护的患者转入 ICU。每位转入 ICU 的患者在其转出之前, 均需要占据一个 ICU 床位。将处于占床状态的 ICU 床位总数称为当日 ICU 占用量。

1.2 两阶段资源约束

在手术阶段, 手术室是最关键的资源之一, 手术应尽量在正常下班前完成, 即利用手术室标准容量覆盖尽可能多的手术, 减少对超额时间槽的使用。超额预订将产生与其相关的成本。 L 表示时间槽长度, R 表示标准时间槽的数量。对手术室的空闲时间设置相应的惩罚。每日仅启用必要数量的手术室, 未开放的手术室可以作为备用, 应对急诊等突发性手术需求。尽量减少启用的手术室数量, 医

院可以有效降低因无效开启而产生的设备与能源费用。

其次, 手术阶段的人力资源约束将对手术安排带来许多限制, Weinbroum 等^[27]的研究显示, 有 10% 左右的手术室空闲时间由外科医生的缺席引起。因此, 在人力资源方面, 不但要求 $m_{ij} = 1$, 即确保患者 i 在指定时间槽内配备一位相应科室的主刀医生 j , 还必须考虑到主刀医生在其手术时段内的可用性, 避免医生在同一时间槽内出现多台手术时间冲突的情况, 造成手术室空闲甚至患者安全隐患。

在术后阶段, 如前文所述, 主要考虑重症监护室床位作为下游资源约束, 每日最大 ICU 占用量不得超过 ICU 容量 C 的限制。

2 两阶段手术调度模型

2.1 符号定义

本文决策变量如表 1 所示, x_{ikn} 表示患者在时间槽上的手术安排情况, o_{ik} 表示手术室在规划期内各天是否开放, u_{it} 代表患者获取 ICU 资源的情况, y_{jtkn} 表示医生与手术任务的分配关系。

表 1 决策变量

Table 1 Decision variables

变量	取值	含义
x_{ikn}	1	第 t 天手术室 k 第 n 个时间槽分配给患者 i
	0	其他情况
o_{ik}	1	在第 t 天开放手术室 k
	0	其他情况
u_{it}	1	患者 i 在第 t 天分配到 ICU 床位
	0	其他情况
y_{jtkn}	1	医生 j 在第 t 天的手术室 k 的第 n 个时间槽进行手术
	0	其他情况

表 2 为模型中各种参数的符号和含义。

2.2 目标函数和约束条件

参考 Aringhieri 等^[16]和 Park 等^[17]在研究中引入的优化目标, 本文构建目标函数 F_1 与 F_2 如下。

$$\min F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K (v_{ik} + \tau_{ik}) - RL \left(|T| \cdot |K| - \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K o_{ik} \right). \quad (1)$$

$$\min F_2 \geq \sum_{i=1}^I u_{it}, \forall t \in T. \quad (2)$$

表 2 参数

Table 2 Parameters

符号	含义
C	ICU 容量, 即 ICU 可用床位数量
d_i	患者 i 手术后预期在 ICU 的住院时长, 包括手术日当日 (d)
T	计划期限日期范围的长度 (d)
δ_i	患者 i 的手术与接台切换时间之和 (min)
L	单个时间槽的时间长度 (min)
N	单个手术室每日可用时间槽总数
K	可用手术室数量
m_{ij}	若外科医生 j 为患者 i 的可行医生, 则 $m_{ij} = 1$; 否则 $m_{ij} = 0$
R	规定的手术室每日标准时间槽数量
v_{ik}	第 t 天, 手术室 k 的加班时间 (min)
τ_{ik}	第 t 天, 手术室 k 的空闲时间 (min)

其中, 目标函数 F_1 旨在最小化手术室的总加班与空闲时间之和, v_{ik} 与 τ_{ik} 分别表示在第 t 天, 手术室 k 的加班和空闲时间, 均以 min 为单位。目标函数 F_2 关注于在整个规划期限内最小化 ICU 的最大占用量。在上述两个目标函数基础上, 进一步导出综合目标函数 O 。

$$\min O = F_1 + \omega F_2. \quad (3)$$

通过权重系数 ω 调和加班及空闲时间最小化 F_1 与 ICU 最大占用量最小化 F_2 两个目标。

相关约束条件如式 (4) ~ (22) 所示。

$$\sum_{t=1}^T u_{it} + \max \left\{ \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K x_{itk} t + d_i - 1 - T, 0 \right\} \geq \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K x_{itk} d_i, \quad \forall i \in I; \quad (4)$$

$$u_{it} - u_{i,t-1} - \sum_{k=1}^K x_{itk} \leq 0, \quad \forall i \in I, t \in T \setminus \{1\}; \quad (5)$$

$$\sum_{t=1}^{t=t_0} \sum_{k=1}^K x_{itk} \geq u_{it_0}, \quad \forall i \in I, t_0 \in T; \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^I u_{it} \leq C, \quad \forall t \in T; \quad (7)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K x_{itk} = 1, \quad \forall i \in I; \quad (8)$$

$$Mx_{itk} \geq \sum_{n=1}^N x_{itkn}, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K; \quad (9)$$

$$Mo_{ik} \geq \sum_{i=1}^I x_{itk}, \quad \forall t \in T, k \in K; \quad (10)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N x_{itkn} L \geq \delta_i, \quad \forall i \in I; \quad (11)$$

$$\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \sum_{n=1}^N x_{itkn} L < \delta_i + L, \quad \forall i \in I; \quad (12)$$

$$v_{ik} \geq \left(\sum_{i=1}^I x_{itkn} n - R \right) L, \quad \forall t \in T, k \in K, n \in N; \quad (13)$$

$$\tau_{ik} = v_{ik} + RL - \sum_{i=1}^I x_{itk} \delta_i, \quad \forall t \in T, k \in K; \quad (14)$$

$$x_{itkn} - \sum_{j=1}^J m_{ij} y_{jtkn} \leq 0, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K, n \in N; \quad (15)$$

$$\sum_{k=1}^K y_{jtkn} \leq 1, \quad \forall j \in J, t \in T, n \in N; \quad (16)$$

$$\sum_{i=1}^I x_{itkn} \leq 1, \quad \forall t \in T, k \in K, n \in N; \quad (17)$$

$$x_{itkn} - x_{itk,n-1} = \varphi_{itkn}^+ - \varphi_{itkn}^-, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K, n \in N \setminus \{1\}; \quad (18)$$

$$\varphi_{itkn}^+ + \varphi_{itkn}^- \leq 1, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K, n \in N \setminus \{1\}; \quad (19)$$

$$\sum_{n=2}^N (\varphi_{itkn}^+ - \varphi_{itkn}^-) n \leq 0, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K; \quad (20)$$

$$\sum_{n=2}^N \varphi_{itkn}^+ \leq 1, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K; \quad (21)$$

$$\sum_{n=2}^N \varphi_{itkn}^- \leq 1, \quad \forall i \in I, t \in T, k \in K. \quad (22)$$

其中, 式 (4) 确保患者在 ICU 中的实际住院时长满足其手术后预期的住院时长 d_i 。式 (5) 要求患者在 ICU 的住院时长连续。式 (6) 确保需要重症监护的患者在手术当日被安排入住 ICU。式 (7) 表示任何时刻 ICU 的占用量不得超过其容量。式 (8) ~ (10) 表示一个患者只能被分配到一个手术日, 确保手术计划唯一性, 并保证手术室的启用状态与手术安排相匹配, M 是一个充分大的数。式 (11) ~ (12) 保证为时长为 δ_i 的手术分配的时间槽能满足手

术需求的同时尽量减少浪费。式 (13)~(14) 定义 v_{ik} 与 τ_{ik} 。式 (15) 确保每次手术都由具备相应资格的医生执行。式 (16) 要求相同医生同一时段最多只出现在一个手术室。式 (17) 要求相同手术室在同一时段不得开展多台手术。式 (18)~(22) 确保同一台手术在时间槽上开展的连续性, 其中 φ_{ikn}^+ 和 φ_{ikn}^- 是引入的辅助变量。

3 求解方法设计

对于大规模的整数规划问题, 调用商业求解器直接求解通常比较困难。遗传算法可以直接处理整数变量, 适用于多种类型的离散问题。本文对其进行改进, 开发了一种搜索近似最优解的方法来求解上述模型。该算法首先通过仿真方法创建部分初始解, 结合随机初始解形成初始种群, 再通过适应度评价选择父代, 使用交叉、变异算子进行遗传操作, 更新子代并迭代以上步骤, 直到达到最大种群迭代次数 LN 或最大最优适应度停滞代数 SN。

3.1 编码方案

为解决手术室分配、时间槽分配、主刀医生分配 3 个具有较强耦合性的子问题, 利用整数索引的方式依次编码手术日、手术室、开始时间槽、结束时间槽、执行手术的主刀医生。编码方案示例如图 1。

	手术日			开始时间槽		结束时间槽		主刀医生	
患者 1	1	0	7	0	3	1	0	2	4
患者 2	3	0	5	1	6	2	1	1	8

图 1 算法编码方案示例

Figure 1 Example of algorithm encoding scheme

3.2 变异算子

遗传算法中变异算子的作用是通过探索邻域结构, 引入小的随机变化改变候选解, 避免早熟收敛。本文综合使用了 7 种探索邻域结构的策略。

- 1) 手术日整体变异: 以一定的概率在计划期限内随机选择两个手术日, 并交换这两天所有患者。
- 2) 手术室整体变异: 针对同一手术室, 在两个随机选定的手术日之间交换手术安排。
- 3) 患者变异: 随机选定两位患者, 交换手术日、手术室和手术时间。
- 4) 患者手术室变异: 随机改变患者手术室分配。

- 5) 患者手术日变异: 随机改变或合并患者手术日。

- 6) 时间槽变异: 为患者随机分配一个新的开始时间槽。

- 7) 主刀医生变异: 为患者随机分配一位符合资格的新医生。

3.3 修复算子

本优化问题中, 存在多种约束条件。由于变异等运算的随机性可能导致产生违反这些约束条件的解, 本文提出了一种修复算子, 其目的是在不显著降低多样性的前提下, 对这些不可行解进行调整, 使其转换为尽量符合约束条件的可行解。修复算子主要包含重排与紧凑两种操作。

重排操作旨在验证变异过程产生的开始时间槽与结束时间槽是否遵守了关于手术时长的约束条件, 并基于开始时间槽, 对不相符的结束时间槽进行调整。紧凑操作通过调整手术的开始时间, 使得相邻的手术能够尽量靠近排列, 首先确保同手术室各患者手术时间槽不发生重叠, 其次避免不必要的空闲间隙, 实现全天手术排程的紧凑性。调整的原则是, 尽量将后续手术提前, 填补前一手术结束后的空白时间槽。

3.4 仿真驱动的初始解优化策略

一般情况下, 遗传算法最基本的种群初始化方式是随机初始化, 即在解空间中随机抽样, 这一方式可以快速产生一定数量的随机初始解, 但产生劣质解的概率较高, 当问题规模趋大, 约束趋于复杂时, 随机生成的解更容易远离可行解空间, 降低算法的整体收敛效率。为解决这一问题, 本文提出一种更精细的初始化方法, 与随机初始化方法融合, 共同产生混合的初始种群。

根据问题特点, 使用仿真方法遵循贪婪策略对患者手术进行安排, 结果作为初始个体输入后续迭代过程, 从而充分避免来自于手术室和医生两项资源的约束冲突。仿真驱动的初始解优化策略具体执行步骤如下。

步骤 1 初始化仿真环境。设定仿真环境中的基本参数。初始化手术室资源列表 A 和医生资源列表 B 。

步骤 2 构建手术任务列表。根据患者数量 I , 为每位患者创建任务实例 D_i , 包含患者的手术时长 δ_i 和完成状态 (未开始、进行中、已结束)。随机生成任务顺序并依次加入手术任务列表。

步骤 3 资源和时间分配仿真。在每个时间槽开始前, 遍历手术任务列表, 对处于未完成状态的任务实例 D_i 。

1) 尝试获取医生资源列表 B 中满足条件 $m_{ij} = 1$ 的最前可用资源。

2) 尝试获取手术室资源列表 A 中最前可用资源。

3) 若任意资源获取失败, 返还已经获取的资源, 跳到下一个任务实例继续分配, 所有先前已成功完成资源分配的任务不受影响。若资源均取得, 从资源列表中移除对应资源, 并调整任务实例 D_i 状态为进行中, 记录开始时间槽和对应资源索引等信息。

对处于进行中状态的任务实例 D_i : 校验完成状态, 若完成则更改标记状态为已结束, 回收资源至资源列表中, 并记录结束时间槽。

步骤 4 生成初始解。完成所有患者的手术安排后, 编码模拟得到的手术排程结果, 加入到初始种群中。

步骤 5 重复以填充初始种群。重复步骤 1 ~ 4, 直到产生预设数量的仿真解。

3.5 适应度评价

适应度评价由目标函数和惩罚项两部分组成。

目标函数部分与整数规划模型的目标函数相一致, 用于评估解的优度。惩罚项部分对违反约束的解进行惩罚。算法检测当前解是否违反约束 (如 ICU 床位容量、医生时间冲突等), 对于每一违反项设置较高的单位惩罚值, 以在迭代过程中快速筛去不可行解。

在计算适应度时, 先解码染色体获取解, 分别计算目标函数值和惩罚项, 再将二者相加作为最终的适应度值。

改进遗传算法运行的完整流程如下。

求解手术排程调度问题的改进遗传算法

输入: 环境参数, 种群规模 S_{init} , 初始仿真解数量 S_{sim} ,

最大种群迭代次数 LN

输出: 手术排程调度问题的优化解

simcout $\leftarrow 0$

while simcout $< S_{sim}$ **do**

调用产生一个仿真初始解

simcout $\leftarrow$ simcout + 1

end while

产生 $S_{init} - S_{sim}$ 个随机初始解

Population (0) $\leftarrow$ (随机初始解, 仿真初始解)

FITNESS $\leftarrow$ EVALUATE_FITNESS (Population (0))

cout $\leftarrow 0$

while cout $< LN$ **do**

parents $\leftarrow$ 轮盘赌算子选取 Population (t) 中 FITNESS 高的候选解

使用交叉算子对 parents 作运算

使用变异算子对 parents 作运算

使用修复算子对 parents 作运算

cout $\leftarrow$ cout + 1

P_FITNESS $\leftarrow$ EVALUATE_FITNESS (parents)

EVALUATE_FITNESS (Population (cout))

if 最优适应度停滞代数 $> SN$ **do**

break while

Population (cout) $\leftarrow$ 筛选 Population (cout) , parents 中 FITNESS/ P_FITNESS 高的候选解

end while

procedure

EVALUATE_FITNESS (Population (cout)) :

基于候选解违反的约束条件数量和目标函数值评价个体适应度

4 数值实验

4.1 基准算例

本文采集了一家大型三级医院的手术记录与重症监护室住院记录数据, 共纳入 2022 年 4 月至 2023 年 3 月执行手术的有效病例 5 510 例。根据 Strum 等^[28]和 May 等^[29]的研究, 本文使用对数正态分布对手术时长进行拟合。使用经验分布对重症监护室时长进行拟合。依据科室分组拟合分布生成算例。

为了对算法进行广泛测试, 首先, 本文考虑医院实际情况针对心脏外科、肝胆胰外科、泌尿外科、神经外科、耳鼻咽喉头颈外科 5 个主要科室设置参数, 构建了不同规模的算例。其次, 本文通过设置不同的 ICU 患者率, 即患者中需要重症监护的人数占比分别模拟日常运营和疫情爆发、事故灾害等情况下 ICU 需求陡增, 对医疗机构形成冲击的场景。

设置权重系数 $\omega \in \{0, 100\}$ 。使用不同水平的 ω 对以上场景各进行 1 组测试。在实验一中, 改进遗传算法与商业求解器进行性能对比, 在患者规模为 20, ICU 患者率分别为 10%、20% 的每组实验中使用 3 个算例。实验二在更广泛场景下对改进遗传算法进行测试, 每组测试场景中包含 6 个算例。实验三在不同规模的 3 个基准算例上, 保持权重系数 $\omega = 100$, ICU 患者率为 20%, 对比使用仿真驱动优化的初始解生成策略与不使用该策略改进的求解效

果。结合合作医院管理人员意见, 确定有关环境参数, 并通过预实验对算法参数进行调优, 具体设置如表 3 所示。所有实验在一台搭载了 Intel 第 12 代 Core i5 芯片的电脑上完成。商业求解器版本为 Gurobi 9.5。

4.2 实验结果分析

实验一中, 设置商业求解器的求解时间上限为 3 600 s, 输出当前获得的最优解。如表 4 所示, ICU 患者率为 10% 的场景下, 商业求解器在算例 2、4、5、8、11 中成功获得了最优解; 而改进遗传算法在以上全部算例中达到了与商业求解器相同的最优目标函数值, 并在算例 1、3、7、9 中实现了超越商业求解器的结果。求解速度方面, 商业求解器求解时间均超过 1 000 s, 并且未在求解时间上限内获得算例 6、10、12 的可行解; 而改进遗传算法均获得可行解, 且求解时间均在 120 s 内, 具有明显的速度优势。

实验二的结果如表 5 所示。当权重系数 ω 由 0 调节至 100 后, 由于术后阶段的重症监护资源压力纳入优化目标, 手术排程调度的策略发生重大改变。在所有场景中, 与 ω 调整前相比, F_2 平均值均出现下降。其中, 在患者规模为 20、50 的场景下, F_2 降幅均超过 10%, 而在患者规模为 120 时, F_2 的下降幅度最小。这表明, 通过引入目标函数 F_2 , 最大 ICU 占用量得到有效改善, 在中小患者规模的场景下, 最大 ICU 占用量的改善效果最为明显, 而

表 3 重要参数设置	
Table 3 Important parameter settings	
参数	值
计划期限长度 $ T /\text{d}$	5
时间槽长度 L/min	15
每日时间槽总数 N	60
标准时间槽数量 R	36
手术间数量 $ K $	5, $ I =20$
	10, $ I =50$
	15, $ I =120$
外科医生数量 $ J $	5, $ I =20$
	11, $ I =50$
	27, $ I =120$
ICU 容量 C	10, $ I =20$
	20, $ I =50$
	50, $ I =120$
接台切换时间 min	10
种群规模 S_{init}	800
初始仿真解数量 S_{sim}	20
最大种群迭代次数 LN	300
最大最优适应度停滞代数 SN	50
违反约束项惩罚 P	3 000
变异率 α	0.08
修复率 β	0.3

在大规模场景下改善效果较弱。同时, ω 调整后, F_2 标准差也随之下降, 最大 ICU 占用量的波动性减小。

与 ω 调整前相比, 大部分场景下 F_1 平均值均有不同程度的上升。在小规模、低 ICU 患者率场景

表 4 不同方法性能对比						
Table 4 Performance comparison of different methods						
算例	ω	ICU 患者率/%	运行时间/s		目标函数值	
			改进遗传算法	商业求解器	改进遗传算法	商业求解器
1	0	10	70.07	3 600.00	184	324
2	100	10	31.75	2 160.59	284	284
3	0	10	44.45	3 600.00	322	1 042
4	100	10	35.95	1 928.67	422	422
5	0	10	65.90	1 283.44	320	320
6	100	10	33.99	3 600.00	420	
7	0	20	112.70	3 600.00	184	324
8	100	20	64.14	2 281.09	384	384
9	0	20	101.51	3 600.00	322	882
10	100	20	76.10	3 600.00	522	
11	0	20	118.05	1 023.30	320	320
12	100	20	80.58	3 600.00	520	

表 5 不同场景实验结果对比

Table 5 Comparison of experimental results for different scenarios

ω	$ I $	ICU 患者率/%	F_1 平均值	F_2 平均值	F_1 差距/%	F_2 差距/%	F_2 标准差
0	20	20	275.33	3.67			0.651
100	20	20	275.33	2.00	0.00	-45.45	0.000
0	20	50	343.33	7.33			1.074
100	20	50	373.33	5.67	8.74	-22.68	0.504
0	50	20	613.67	6.67			1.007
100	50	20	673.67	6.00	9.78	-10.00	0.497
0	50	50	945.00	16.33			1.122
100	50	50	1 045.00	11.67	10.58	-28.56	0.427
0	120	20	3 275.67	16.67			1.515
100	120	20	3 315.67	15.67	1.22	-5.98	0.633
0	120	50	3 458.33	44.33			2.698
100	120	50	3 718.33	41.67	7.52	-6.02	1.079

下， F_1 性能损失相对较小。例如，在患者规模为 20，ICU 患者率为 20% 时，相比于 ω 调整前， F_1 无差距，但实现了 45.45% 的 F_2 差距，这表明在该场景下进行 ω 的调整后，手术室效率未发生明显下降，但相应地，ICU 的运行压力显著减轻。而在 ICU 患者率较高的场景下， F_1 的损失相对更为明显。在患者规模为 20、50、120 时，若 ICU 患者率从 20% 提升至 50%， F_1 的损失分别增加了 8.74%、0.80%、6.30%。

根据实验三的结果绘制相应的收敛曲线，如图 2 所示，其中 MGA 表示本文提出的改进遗传算法，MGA.1 表示不采用仿真驱动初始解策略的算法。以基准算例为例，在迭代前期，适应度函数值中包含惩罚项，与 MGA.1 相比，MGA 具有较优的初值，主要是由于约束违反项相对前者更少。迭代后期，随着惩罚项消除，适应度函数逐渐接近目标函数值。在患者规模为 20 和 50 的算例下，MGA 与 MGA.1 在迭代结束时取得的目标函数值差距较小。而在患者规模较大时，如图 2(c) 所示，MGA 能够较快收敛，MGA.1 收敛曲线下降缓慢，且最终收敛到的目标函数值明显劣于 MGA。主要原因是当规模增大时，潜在的约束冲突增加，仿真驱动的初始化方法能够在可行域内提供更加均匀的初始解分布，因此对算法收敛速度，以及最终解的质量具有较大影响。

5 结论

本文研究了考虑重症监护资源约束的手术调度问题。通过针对性引入多种变异策略，增强遗传算

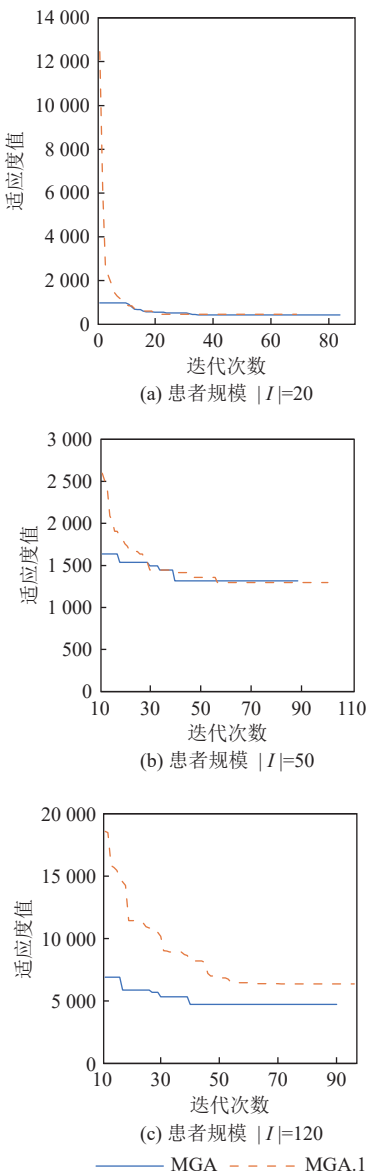


图 2 MGA 和 MGA.1 算法收敛曲线

Figure 2 Convergence curves of MGA and MGA.1

法解决问题的灵活性。同时,在本文所改进的遗传算法框架中,采取修复算子调整违反约束条件的解,这一机制有助于在复杂约束下维持集合中候选解的有效性。本文提出的另一个主要改进在于通过仿真驱动生成初始解,根据仿真获得的排程方案可以直接映射到编码中,与其余随机生成的解共同组成初始种群,避免了大规模问题下通过随机初始化方法难以产生可行解的弊端。

通过数值实验对算法有效性进行检验,在小规模算例上的验证发现本文算法能够获得近似于商业求解器的求解质量,且大幅缩短了求解时间。更大算例范围的实验表明综合目标函数中权重系数的取值对算法导致的调度策略具有重要影响。分析不同患者规模及ICU需求场景下手术室效率与ICU运行压力之间的关系,发现上下游服务资源的运营状况之间存在相互作用,并受到场景因素影响,当规模较小且对ICU的需求量较低时,两个资源目标之间的冲突并不明显,反之亦反。因此,医院管理者应确立更加健全的决策视角,以确保在调整运营策略时,能够充分考虑对上下游资源的潜在影响;另一方面,在决策前应当评估场景,以决定资源管理的方式。具体而言,若患者规模较小,需求水平较低,可优先选择通过精细化调整运营策略实现不同资源效率之间的最佳平衡,从而优化整体运营目标。而患者规模较大,需求水平偏高时,医院还可考虑扩增资源容量等合理决策。在未来研究中,将针对上下游两阶段服务时间的随机性质改进优化方法。

参考文献:

- [1] 吕明书, 潘百红, 曹建文. 全龄友好社区理念下老旧小区更新改造研究[J]. 建筑经济, 2024, 45(2): 75-81.
LYU Mingshu, PAN Baihong, CAO Jianwen. Research on reconstruction of old residential area under the concept of all-age friendly community[J]. Construction Economy, 2024, 45(2): 78-81.
- [2] 卫生部统计信息中心. 2011年我国卫生事业发展统计公报[EB/OL]. (2012-04-19). <http://www.nhc.gov.cn/mohwsbwstj-xxzx/s7967/201204/54532.shtml>.
- [3] 国家卫生健康委规划发展与信息化司. 2021年我国卫生事业统计公报[EB/OL]. (2022-07-12). <http://www.nhc.gov.cn/guihuaxxs/s3586s/202207/51b55216c2154332a660157abf28b09d.shtml>.
- [4] 陈胤孜, 李静, 王锡玲. 我国医院卫生资源短期配置情况预测[J]. 中国卫生资源, 2021, 24(4): 453-457.

- CHEN Yinzi, LI Jing, WANG Xiling. Forecasting the short-term allocation of hospital health resources in china[J]. Chinese Health Resources, 2021, 24(4): 453-457.
- [5] 严玲, 龚仁蓉, 文进, 等. 住院择期手术取消的国内外研究进展[J]. 中国医院管理, 2016, 36(12): 23-28.
YAN Ling, GONG Renrong, WEN Jin, et al. Domestic and foreign research progress for cancellation of inpatient-elective surgery[J]. Chinese Hospital Management, 2016, 36(12): 23-28.
- [6] 王昱, 唐加福, 曲刚. 医院手术室运作管理: 研究热点及发展方向[J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38(7): 1778-1791.
WANG Yu, TANG Jiafu, QU Gang. Overview and prospects of operating rooms management[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2018, 38(7): 1778-1791.
- [7] 余玉刚, 王耀刚, 江志斌, 等. 智慧健康医疗管理研究热点分析[J]. 管理科学学报, 2021, 24(8): 58-66.
YU Yugang, WANG Yaogang, JIANG Zhibin, et al. Analysis of research hotspots of intelligent health care management[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(8): 58-66.
- [8] LUO L, LUO Y, YOU Y, et al. A MIP model for rolling horizon surgery scheduling [J]. Journal of Medical Systems, 2016, 40: 127.
- [9] WANG Y, ZHANG Y, ZHOU M L, et al. Feature-driven robust surgery scheduling[J]. *Production And Operations Management*, 2023, 32(6): 1921-1938.
- [10] PANG B W, XIE X L, SONG Y J, et al. Surgery scheduling under case cancellation and surgery duration uncertainty[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(1): 74-86.
- [11] LI X J, LIU D C, GENG N, et al. Optimal ICU admission control with premature discharge[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2019, 16(1): 148-164.
- [12] DELLAERT N, CAYIROGLU E, JEUNET J. Assessing and controlling the impact of hospital capacity planning on the waiting time[J]. *International Journal of Production Research*, 2016, 54(8): 2203-14.
- [13] LIU N, TRUONG V A, WANG X S, et al. Integrated scheduling and capacity planning with considerations for patients' length-of-stays[J]. *Production and Operations Management*, 2019, 28(7): 1735-1756.
- [14] BELKHAMSA M, JARBOUI B, MASMOUDI M. Two meta-heuristics for solving no-wait operating room surgery scheduling problem under various resource constraints[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 126: 494-506.
- [15] WANG S, SU H Q, WAN G H, et al. Surgery scheduling in the presence of operating room eligibility and dedicated surgeon: an adaptive composite dispatching method[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(6): 1866-1881.
- [16] ARINGHIERI R, DUMA D, LANDA P, et al. Combining workload balance and patient priority maximisation in operating room planning through hierarchical multi-objective optimisation[J]. *European Journal of Operational Research*, 2022, 298(2): 627-643.

- [17] PARK J, KIM B I, EOM M, et al. Operating room scheduling considering surgeons' preferences and cooperative operations [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 157: 107306.
- [18] 初梓豪, 徐哲, 刘东宁. 带有活动重叠的随机调度问题建模与算法研究[J]. *中国管理科学*, 2024, 32(7): 84-94.
CHU Zihao, XU Zhe, LIU Dongning. Model and algorithm on stochastic scheduling problem with activity overlapping[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2024, 32(7): 84-94.
- [19] 辜勇, 唐敏, 李文锋. 自动化码头 AGV 调度与路径规划双层优化模型[J/OL]. *工业工程与管理*, 1-21[2024-08-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1738.T.20240412.2149.009.html>.
GU Yong, TANG Min, LI Wenfeng. A two-layer optimization model for automated terminal AGV scheduling and route planning[J/OL]. *Industrial Engineering and Management*, 1-21[2024-08-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1738.T.20240412.2149.009.html>.
- [20] GUO M, WU S, LI B, et al. Integrated scheduling of elective surgeries and surgical nurses for operating room suites[J]. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 2016, 28(1-2): 166-181.
- [21] LIN Y K, CHOU Y Y. A hybrid genetic algorithm for operating room scheduling[J]. *Health Care Management Science*, 2020, 23(2): 249-263.
- [22] 马艳芳, 杨帆, 周晓阳, 等. “互联网+”预约平台下动态取件路径优化研究[J]. *管理评论*, 2023, 35(3): 267-281.
MA Yanfang, YANG Fan, ZHOU Xiaoyang, et al. Dynamic routing optimization for home pick-up service under 'Internet+' appointment platform[J]. *Management Review*, 2023, 35(3): 267-281.
- [23] 牟健慧, 段培永, 高亮, 等. 基于混合遗传算法求解分布式流水车间逆调度问题[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(6): 295-308.
MU Jianhui, DUAN Peiyong, GAO Liang, et al. Hybrid genetic algorithm for distributed flow shop inverse scheduling problem[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(6): 295-308.
- [24] TASOGLU G, ILGIN M A. A simulation-based genetic algorithm approach for the simultaneous consideration of reverse logistics network design and disassembly line balancing with sequencing[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 187: 109794.
- [25] 文静, 耿娜, 谢晓岚, 等. 基于仿真的急诊室动态调度研究[J]. *工业工程与管理*, 2021, 26(3): 160-167.
WEN Jing, GENG Na, XIE Xiaolan, et al. Simulation study of dynamic scheduling for emergency department[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2021, 26(3): 160-167.
- [26] 王昱, 张舒政, 曲刚. 考虑患者特征及下游资源限制的鲁棒手术调度 [J]. *系统工程理论与实践*: 1-24[2024-08-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20240515.0933.005.html>.
WANG Yu, ZHANG Shuzheng, QU Gang. Robust surgery scheduling with patient feature and downstream resource constraints [J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*: 1-24 [2024-08-30]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2267.N.20240515.0933.005.html>.
- [27] WEINBROUM A A, EKSTEIN P, EZRI T. Efficiency of the operating room suite[J]. *The American Journal of Surgery*, 2003, 185(3): 244-250.
- [28] STRUM D P, MAY J H, VARGAS L G. Modeling the uncertainty of surgical procedure times — comparison of log-normal and normal models[J]. *Anesthesiology*, 2000, 92(4): 1160-1167.
- [29] MAY J H, STRUM D P, VARGAS L G. Fitting the lognormal distribution to surgical procedure times[J]. *Decision Sciences*, 2000, 31(1): 129-148.

(责任编辑: 孟晓燕)