

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0142-06

基于差分演化算法的北京地坛医院物资调度管理研究

李瑶

(首都医科大学附属北京地坛医院,北京 100015)

摘要:为了进一步缓解医疗资源紧张,应对医疗物资调度优化的难题,研究利用决策模型求解医院物资优化协调调度问题,使用改进的差分演化算法进行了决策调度模型的决策指标优化。实验结果表明,研究改进的自适应差分演化算法在单峰、多峰测试函数上的取值均较小,标准偏差值最小仅 0.006 4。以北京地坛医院真实医疗场景为例,改进差分演化算法优化的决策模型调度性能最优,用时最高降幅达 271.7 个单位;该调度模型的收敛特性与合规率取值最优。此次研究设计的医院物资调度优化模型对于提高医院智能化系统管理,解决物资优化调度具有重要意义。

关键词:差分演化算法;智能进化算法;医院;资源调度;协同控制;调度

中图分类号: TP18;TN197.323.2

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0142-06

Research on material scheduling management of Beijing Ditan hospital based on Differential Evolution Algorithm

LI Yao

(Beijing Ditan Hospital, Capital Medical University, Beijing 100015, China)

Abstract: In order to further alleviate the tension of medical resources and cope with the difficulty of optimizing medical supplies scheduling, the study uses a decision model to solve the problem of optimizing the coordinated scheduling of hospital supplies, and optimizes the decision indexes of the decision scheduling model using the improved differential evolution algorithm. The experimental results show that the improved adaptive differential evolution algorithm takes smaller values on single-peak and multi-peak test functions, with a minimum standard deviation value of only 0.006 4. Taking the real medical scenario of Beijing Ditan Hospital as an example, the decision model optimized by the improved differential evolution algorithm has the best scheduling performance, with the highest reduction of 271.7 units in the time spent, and the optimal convergence characteristics and compliance rate of the scheduling model. The optimization model of hospital material scheduling designed in this research is of great significance for improving the intelligent system management of hospitals and solving the optimal scheduling of materials.

Keywords: differential evolutionary algorithm; intelligent evolutionary algorithm; hospital; resource scheduling; cooperative control; dispatch

随着我国人口增长和老龄化程度的加剧,医疗需求日益紧张,医院资源配置出现不平衡现象,并衍生出医患关系紧张的矛盾冲突^[1]。与此同时,医疗技术的快速发展引进了各类高端医疗技术,高端医疗对医疗设备、人力资源以及协调管理提出了较高的调度要求。医院的正常运行涉及不同科室、不同等级医护人员以及不同患者的协调参与,包含人力、财务、药物以及各类医疗设备资源的决策与运行^[2-3]。如何优化医疗资源的使用,优化医院的资源配置,实现科学的调度安排,避免资源的浪费和重复使用成为医院调度优化研究的重要问题。完整配套的医院物资支持是决定医疗服务的关键,但传统的医院资源调度分配方法已无法满足医疗服务的需求^[4]。面对日益紧张的医

疗需求,合理分配医疗资源,优化物资调度成为医院管理工作的关键。郭海男等基于蒙特卡洛仿真技术展开了远程复诊与门诊需求冲突下的医疗资源协调规划研究^[5]。Hammouri A I 基于改进生物地理优化算法设计了一种患者入院调度优化模型,该模型可最大限度地提高患者的舒适度、医疗效果和医院利用率^[6]。随着计算机信息技术的发展,医疗管理逐渐走向信息化、智能化的变革方向,引入信息技术实现医院管理与资源调度的自动化成为另一个重要问题。对此,研究基于决策模型(decision model, DM)设计了医院物资多角度调度算法,并使用改进的差分演化算法(differential evolution, DE)进行了决策优化。该研究有望实现医院多场景物资自动化实时调度,有助于

收稿日期:2024-03-29;录用日期:2024-04-16

基金项目:北京市医院管理中心科研培育计划项目(PG2020001)

作者简介:李瑶(1982—),女,本科,中级研究实习员,研究方向:卫生改革与发展研究。

引用本文:李瑶. 基于差分演化算法的北京地坛医院物资调度管理研究[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 142-146, 156. (LI Yao. Research on material scheduling management of beijing ditan hospital based on differential evolution algorithm[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 142-146, 156.)

智能医疗系统的改革与发展。

1 医院物资协调调度管理研究

1.1 调度模型设计

医院物资调度优化是指医生、护士在有限的医疗资源约束下,实现医疗物资的合理安排,为不同的病人提供相应的医疗服务^[7]。研究假设所有物资均在同一时刻接收调度,医疗任务执行过程中不可中断。优化目标即所有病

人在最短时间内接受医疗服务,优化目标公式为

$$f = \min(\max_{1 \leq j \leq r} (S_j)) \tag{1}$$

式中, S_j 表示 r 个病人中的第 j 个病人接收所有医疗服务的总时间。

研究采用模拟仿真进行医疗场景中的物资调度优化研究,将物资在医生、护士与患者之间流动与使用情况进行可视化,任务状态与物资状态的调度迁移过程如图 1 所示。

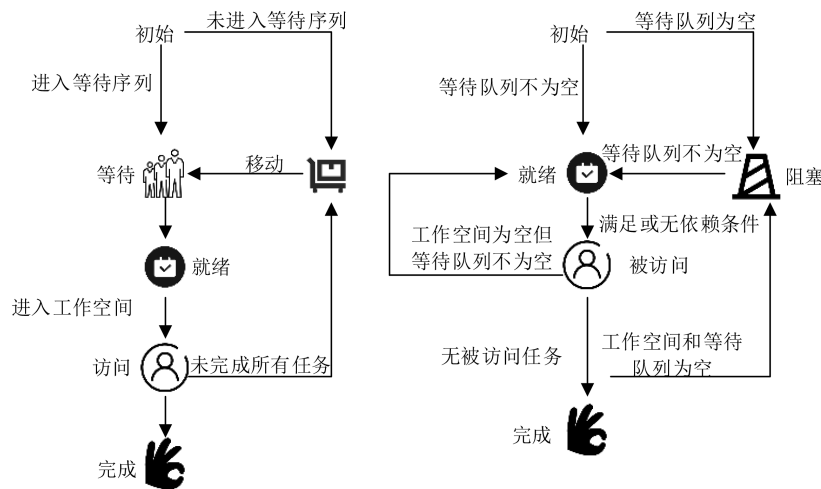


图 1 任务状态与物资状态的调度迁移过程图

Fig. 1 Process diagram of scheduling migration between task status and material status

常见的调度算法包括 \minDistance 和 \maxFreeSpace 两种, \minDistance 主要考虑距离因素,减少物资的调度移动时间和医护、病人的等待时间; \maxFreeSpace 可利用并行处理能力进行任务调度,提高整体的处理效率^[8-9]。研究综合两种调度算法的优点提出了一种基于多个决策的调度算法,结合医疗场景提出了距离、空闲程度、紧急程度以及吞吐量四个决策指标。

距离 $D(o)$ 是指物资服务的不同站点之间的实际距离。距离指标驱动决策过程在进行站点排序时考虑距离因素。空闲程度指标 $V(o)$ 则驱动决策过程考虑物资当前空闲程度,计算公式为

$$V(o) = s_o - g \tag{2}$$

式中, s_o 表示物资还能提供的空闲调度空间; g 表示准备调度或正在调度物资的任务个数。

紧急程度指标 $C(o)$ 的计算公式为

$$C(o) = \max_{1 \leq a_j \leq |A|} (w_{a_j}) \tag{3}$$

式中, w_{a_j} 表示任务集合 A 中第 j 个任务已经等待的时间。

吞吐量指标 $T(o)$ 是指任务访问物资的吞吐量大小,计算过程为

$$T(o) = \frac{t_o}{m_o} \tag{4}$$

式中, t_o 表示任务调度目标物资 o 所需时间; m_o 表示目标物资 o 可提供的访问空间大小。

DM 模型的最终目标是对任务的候选物资集合进行

实时的调度排序,不同医疗任务从候选物资集合中选取目标物资时,能够选择最优的目标物资进行访问。实际决策组合的数量由真实医疗场景中的任务个数决定,不同任务对应不同的决策组,决策组的表达式为

$$M(o) = p_1 D(o) + p_2 V(o) + p_3 C(o) + p_4 T(o) \tag{5}$$

式中, p_1, p_2, p_3, p_4 分别表示不同决策指标的影响系数,取值范围在 $[-1, 1]$ 之间。

最后,根据模拟仿真的可视化分析与决策模型的调度优化,医疗场景中的物资调度优化流程共分为五部分^[10]。第一部分,根据特定的医疗场景生成初始化的医疗任务与物资;第二部分,将医疗场景下所有空闲任务根据调度决策结果选择需要访问的物资;第三部分,将医疗场景中所有进行状态下的任务、物资移动一个单位时间的距离;第四部分,检查所有等待状态的任务是否达到更新状态,判断其是否该进入就绪状态;第五部分,检查所有等待状态的物资是否达到更新状态,判断其是否迁移进被访问状态。

1.2 决策协调调度模型设计

决策模型的调度优化关键在于确定四个决策指标的影响系数,研究采用智能优化算法对决策模型涉及的参数进行寻优,解决任务的分配调度;研究选用的智能优化算法为 DE 算法。D 算法通过模拟生物进化中的遗传机制,DE 用种群中个体间的差异不断探索搜索空间。算法通过不断迭代的方式,逐代地进化和优化候选解,以寻找全局最优解,DE 算法工作机制如图 2 所示^[11-12]。

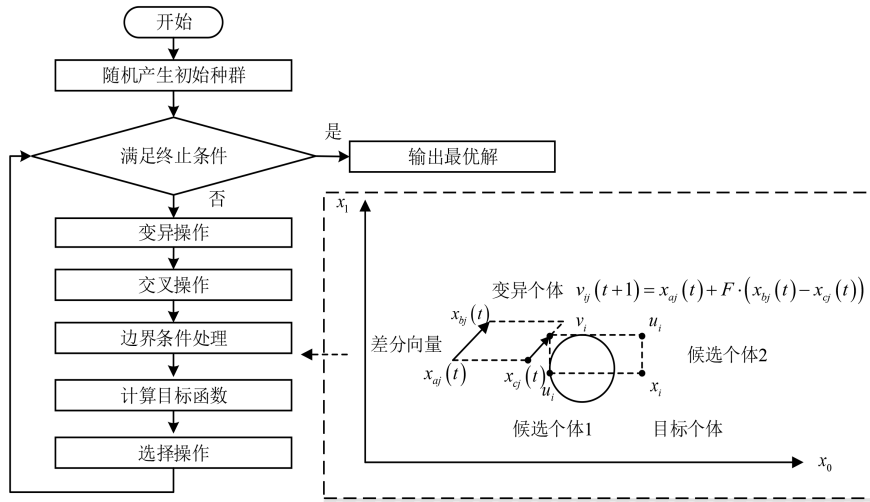


图2 差分演化算法的工作机制与流程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the working mechanism and process of differential evolution algorithm

首先,随机生成一定数量的个体作为初始种群,种群个体表达式为

$$x_{ij}(0) = x_j^{low} + \text{rand}[0,1] \cdot (x_j^{up} - x_j^{low}) \quad (6)$$

式中,种群的第 i 个体表示为 $x_i(t) = \{x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{ij}(t), \dots, x_{iD}(t)\}$, 其中 j 表示参数索引, $j = \{1, 2, \dots, D\}$, D 表示解的维数; x_j^{low} , x_j^{up} 表示种群个体的边界条件; t 表示进化代数。根据适应度函数计算种群优势个体,然后在个体中执行变异操作。随机选取三个个体通过差分策略生成新的个体,具体操作为其中两个个体通过向量差缩放与待变异个体向量合成得到变异中间个体,计算过程为

$$v_{ij}(t+1) = x_{aj}(t) + F \cdot (x_{bj}(t) - x_{cj}(t)) \quad (7)$$

式中, v_{ij} 表示变异个体; $x_{aj}(t)$, $x_{bj}(t)$, $x_{cj}(t)$ 为三个不同个体; F 表示变异算子,即缩放因子。

进化过程中为增加种群的多样性,将新的个体与原有个体进行交叉操作,为

$$u_{ij}(t+1) = \begin{cases} v_{ij}(t+1) & \text{if } \text{rand}(0,1) \leq \text{CR} \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ x_{ij}(t) & \text{if } \text{rand}(0,1) > \text{CR} \text{ or } j = j_{\text{rand}} \end{cases} \quad (8)$$

式中, u_{ij} 表示变异变量; CR 表示交叉算子; j_{rand} 表示随机维度。

最后根据贪婪准则进行选择操作,计算过程为

$$x_i(t+1) = \begin{cases} u_i(t+1) & \text{if } f(u_i(t+1)) \leq f(x_i(t)) \\ x_i(t) & \text{if } f(u_i(t+1)) > f(x_i(t)) \end{cases} \quad (9)$$

式中, f 表示适应度函数。

尽管 DE 算法的性能有助于解决物资调度,但针对复杂高维的函数求解,DE 算法仍存在容易陷入局部最优解的不足,甚至出现无法收敛的现象^[13-14]。因此,研究设计了避免 DE 算法陷入早熟的改进策略,主要从参数设置和改进差分策略两个方面进行 DE 算法的改进研究。

变异算子 F 是控制变异向量幅度的重要参数,在差分操作中 F 控制个体与差分向量之间的权衡关系,决定差分向量对当前个体的影响程度^[15]。当变异算子 F 较大

时,算法进行更探索式的搜索,但收敛速度变慢;当变异算子 F 较小时,算法更容易进行局部式的搜索,种群差异度较小,算法容易局部收敛。研究提出在算法操作过程中进行变异算子的自适应调整,计算过程为

$$F = F_{\max} - (F_{\max} - F_{\min}) \left(\frac{t}{T} \right)^2 \quad (10)$$

式中, F_{\max} , F_{\min} 表示缩放最大、最小值,分别取 0.9、0.2; t , T 分别表示当前、最大迭代次数。

交叉算子 CR 是控制交叉操作的概率参数,交叉操作根据当前种群信息针对不同个体产生新的解向量。交叉概率因子用于控制交叉操作的发生概率,交叉操作较小时,原个体对新个体贡献较多,全局搜索能力增强;交叉操作较大时,变异个体对新个体贡献较多,局部搜索能力增强。研究设计了动态自适应交叉策略,CR 在设定的取值范围内不断变化,动态控制原个体和变异个体对交叉操作的控制度,计算过程为

$$\text{CR}_t = \begin{cases} \frac{1 + \cos t}{2}, & \text{mod}(t, 50) = 0 \\ \text{CR}_{t-1}, & \text{mod}(t, 50) \neq 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中, CR 为当前迭代的交叉算子, CR_{t-1} 为上一次迭代的交叉算子数值, $\text{mod}(t, 50)$ 表示每迭代 50 次更新一次。

此外,当个体陷入局部最优时,研究提出扰动维变异策略引导群体朝全局最优方向进化,避免局部最优导致的算法停滞。扰动维变异策略计算过程为

$$x'_{i,j} = C \cdot x'_{\text{best},j} + (1 - C)x'_{r1,j} + \alpha(x'_{r2,j} - x'_{r3,j}) \quad (12)$$

式中, C 表示加权系数,由个体向量与种群个体平均向量差值的加权; α 表示加速随机扰动系数。改进之后的 DE 算法流程如图 3 所示,利用改进之后的 DE 算法对决策模型的影响系数进行寻优,最后确定最佳的决策指标与决策模型。

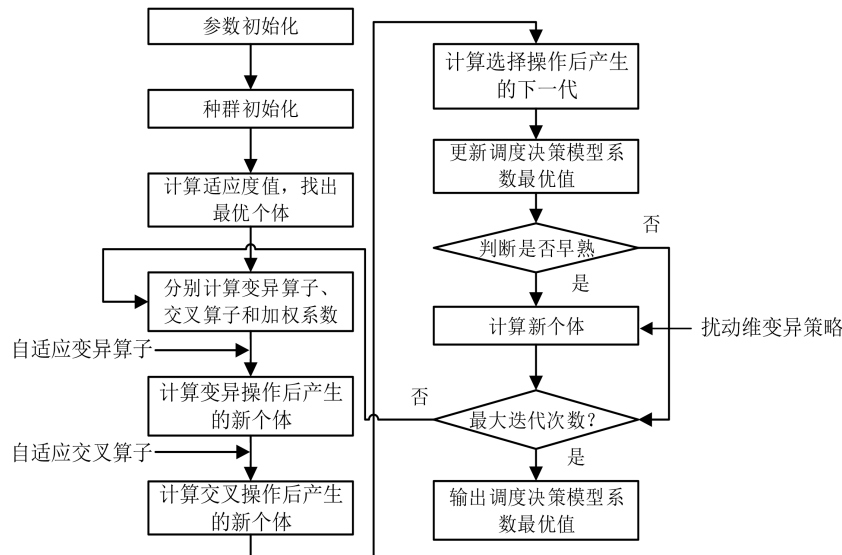


图 3 改进 DE 算法工作流程图

Fig. 3 Improve the workflow diagram of DE algorithm

2 模型性能测试与应用效果分析

为了验证研究设计的物资调度模型性能与实用性,研究设计了模拟分析实验与医疗场景调度分析。实验环境的操作系统选用 Windows10, GPU 为 NVIDIA RTX 3070 Laptop, CPU 为 AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics 3.20 GHz, PyThon 语言开发环境为 Pycharm。

分别选用单峰测试函数与多峰测试函数对研究改进的差分演化算法进行寻优测试。选择传统的 DE 与遗传算法 (genetic algorithm, GA) 进行对比, 设置最大迭代次数为 500, 种群规模为 100, 初始交叉概率和变异概率为 0.8、0.1,

个体维度分量取值在 $[-1, 1]$ 区间内。不同测试函数的寻优结果见表 1, 由表 1 可见, 研究设计的改进 DE 在不同测试函数上的寻优平均结果与全局最小值更为接近; 同等实验条件下, 改进 DE 的标准偏差值更小, 均小于 0.01, 其寻优稳定性优于其他两种寻优函数。相比单峰函数, 多峰函数的寻优值有所提升, 但研究设计的自适应策略仍表现出较好的解空间探索能力, 避免了多峰函数存在多个局部最优解的问题。此外, 研究设计的函数收敛迭代次数小于其他两种算法, 寻优取值均在迭代中期之前达到收敛, 收敛速度较快且收敛性能较好。

表 1 不同优化算法的测试函数寻优结果

Tab. 1 Optimization results of test functions for different optimization algorithms

测试函数	算法	全局最小值	变量维度	平均值	收敛迭代次数	标准偏差值
Sphere	GA	0	30	0.496 3E-9	364	0.464 1
	DE	0	30	0.364 1E-10	291	0.164 8
	改进 DE	0	30	0.219 1E-16	106	0.003 5
Quartic	GA	0	10	0.561 3E-9	359	0.461 7
	DE	0	10	0.403 6E-10	305	0.239 4
	改进 DE	0	10	0.203 4E-14	132	0.035 4
Rastrigin	GA	0	10	0.613 4E-6	347	0.389 4
	DE	0	10	0.431 6E-9	269	0.164 9
	改进 DE	0	10	0.261 9E-14	143	0.003 4
Ackley	GA	0	10	0.671 6E-7	338	0.419 6
	DE	0	10	0.516 8E-8	269	0.394 1
	改进 DE	0	10	0.164 6E-10	168	0.035 9
Generalized Penalized	GA	0	10	0.671 2E-4	329	0.564 1
	DE	0	10	0.506 4E-6	268	0.432 6
	改进 DE	0	10	0.234 1E-11	179	0.006 4

研究以北京地坛医院为例, 选取医院中常见的患者检查 A、医生护士查房 B 以及治疗 C 三种医疗场景, 分别使用 GA、DE 和改进 DE 优化决策模型, 设计 30 次独立实验。调度优化用时结果如表 2 所示, 由表 2 可见, 研究利用改进 DE 优化决策模型在调度优化用时上

取得了较好的效果。不同场景下, 随医患人数增加, 不同调度模型的用时均有所增长, 但 DM_改进 DE 模型的单位用时最短。其中, 该模型在 C 场景下面对 3 名医生 7 名护士以及 40 名患者对医用物资的调度需求, 用时取值仅 772.1 个单位, 相比 DM_GA 模型, 用时减

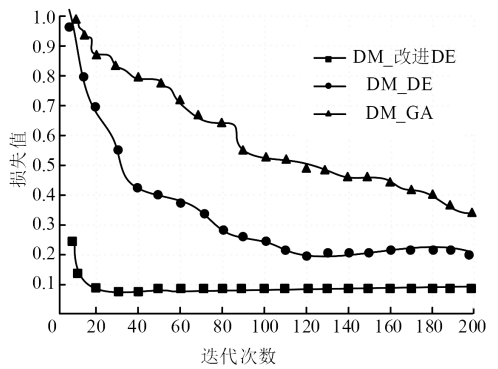
少271.7个单位。并且,DM_改进DE模型在30次寻优测试中均找到了最优调度结果,性能表现优异。

表2 不同优化决策模型的调度优化用时对比

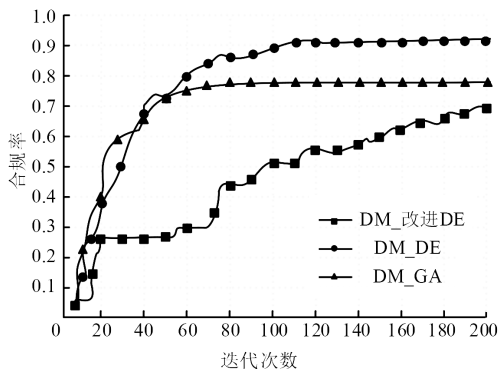
Tab.2 Comparison of scheduling optimization time for different optimization decision models

场景	人数			模型		
	医生	护士	病人	DM_GA	DM_DE	DM_改进DE
A	0	0	10	297.00(16)	266.00(24)	204.00(30)
	0	0	20	336.40(20)	306.20(27)	269.10(30)
	0	0	30	413.30(21)	349.30(28)	301.40(30)
B	1	1	0	106.90(22)	82.10(29)	64.90(30)
	1	3	0	59.30(25)	49.60(28)	46.10(30)
	1	7	0	61.30(26)	54.20(29)	43.90(30)
C	3	3	10	368.73(22)	296.96(30)	223.60(30)
	3	5	20	620.80(21)	531.30(26)	468.90(30)
	3	7	40	1043.80(20)	901.84(26)	772.10(30)

对比分析不同调度模型的收敛特性与合规率(service level agreement, SLA),实验分析结果如图4所示。由图4(a)可见,DM_DE模型迭代前期进化速度较快,80代左右开始收敛;DM_GA模型迭代收敛缓慢,至迭代后期损失函数曲线逐渐收敛。改进的DM_DE在20代左右损失函数曲线便达到最小收敛值0.1,可见适应性改进策略增加了DE算法的种群适应度能力,模型的收敛速度、稳定性最好。由图4(b)可见,DM_改进DE模型的SLA指标曲线最高,收敛于0.9取值水平左右。综合而言,DM_改进DE模型的调度效果符合预期服务水平的比例较高。



(a) 收敛特性分析



(b) 合规率统计结果

图4 不同调度模型的收敛性与合规率统计值

Fig.4 Convergence and compliance rate statistics of different scheduling models

最后,针对患者检查的医疗场景进行模拟调度研究,调度结果如图5所示。由图5可见,在DM_改进DE模型调度下,不同病人对医疗物资的需求得到了较好的满足;各种物资的调度井然有序,并未出现冲突、紧张的情况。该模型可实现医疗场景的物资调度优化。

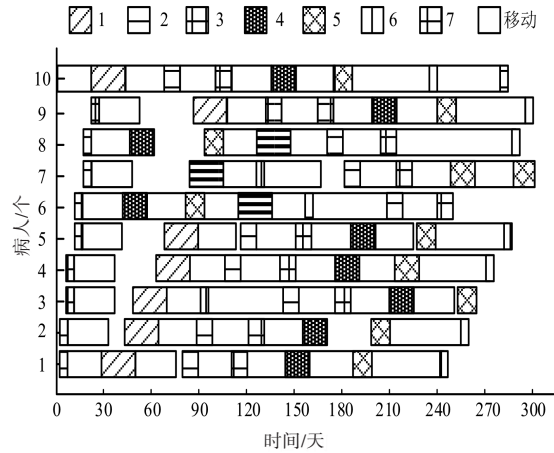


图5 DM_改进DE模型的调度结果示意图

Fig.5 Schematic diagram of scheduling results for DM_improved DE model

3 结论

医院物资调度优化研究可进一步优化医疗流程,提高医疗资源的利用效率,提升医院的整体服务质量。为了解决医院物资调度优化难题,研究基于差分演化算法与决策模型设计了一种物资调度优化管理模型。实验结果表明,研究设计的改进DE模型在解空间上表现出较为优异的探索能力,不同测试函数的寻优值最接近于全局最小值,收敛时的迭代次数最小仅为106次,标准偏差值最小为0.0064,整体小于其他传统的DE与GA模型,寻优稳定性较强。面对三种不同的医疗场景,DM_改进DE求解调度模型调度单位用时最少,最多用时减少271.7个单位。30次独立实验中,DM_改进DE模型均找到了最优调度结果,同等实验环境下,优于其他两种调度模型。同时,该模型的收敛值最小,较传统的GA、DE模型分别降低0.23、0.1;在调度合规率评价指标上表现优异,更容易符合预期服务水平。但此次研究仅围绕医疗物资的调度优化展开,并未考虑医生、护士以及医疗设备的负载情况,未考虑医疗物资调度过程中出现的故障与损失,因此还需结合真实医疗运转进一步探究。

参考文献

[1]李茜,叶莎,李松阳,等. 基于聚类算法的医院门诊预约调度模型研究[J]. 中国医学装备, 2022, 19(2):142-146.

[2]冯起,薛喜红,任龙,等. 考虑云端距离的科技服务边缘计算资源均衡调度算法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(8):95-98,104.

[3]贺敬伟,程伟华,张世杰. 基于Kubernetes调度算法的动态负载均衡方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(9):138-142.