

多资源约束下改进 NSGA-II 算法的手术调度

邓富民¹, 梁学栋¹, 刘爱军², 包北方³

(1. 四川大学 工商管理学院, 成都 610065; 2. 西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031;
3. 重庆大学 机械工程学院, 重庆 400031)

摘要 针对手术调度涉及因素众多难以优化的问题, 在考虑手术台、执刀医师等资源约束, 构建了以病人满意度及手术总流程时间为目标函数的模糊调度数学模型. 针对传统的加权系数方法不能很好地解决手术多目标优化问题, 提出改进的非支配排序遗传算法 (non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II), 采用改进的拥挤密度排序法改善同一非劣等级内个体的排序; 提出自适应交叉和变异策略, 克服了种群早熟化, 改善算法收敛速度; 采用改进精英策略保持种群多样性, 改善算法搜索性能. 最后, 将该算法应用于某三甲医院手术模糊调度中, 仿真结果证明该方法的有效性和可行性.

关键词 手术调度; 多目标优化; 改进非支配排序遗传算法; 仿真

Surgical operation scheduling with multi-resource constrained based on the improved NSGA-II algorithm

DENG Fu-min¹, LIANG Xue-dong¹, LIU Ai-jun², BAO Bei-fang³

(1. Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
2. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;
3. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400031, China)

Abstract The optimization of operation scheduling is a tough work for many factors involved. To address it, a fuzzy scheduling model is presented with the object of a patient satisfaction and total operation time, which the operation platform, knife physicians and other resource constraints are covered. An improved non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) is proposed in view of the traditional weighted coefficient method can not well address the problem of multi-objective optimization operation. The improved crowded density scheduling method is taken to improve the individual ranking within the non-inferior grade; a new adaptive crossover and mutation strategy is presented to avoid the population precocity and increase the convergence speed; the improved elite strategy is used to maintain the diversity of population and improve the algorithm performance. Finally, the algorithm is applied to an assigned hospital's operation fuzzy scheduling, and the simulation results validate the feasibility and effectiveness of the method.

Keywords surgical operation scheduling; multi-objective optimization; improved NSGA-II; simulation

1 引言

现代医疗服务需求具有复杂性、不确定性和动态性等特点, 运用随机理论和排序理论研究医院关键资源的排序与优化成为目前医院管理研究中的热点问题, 如门诊预约, 手术室计划与调度, 病房计划、医技计划和物流计划等关键资源的排序和优化. 其中, 手术室是医疗机构里资源最密集的场所, 也是对人员工作流程要求较为严格的环节. 手术过程中, 在精密医疗仪器以及高成本医疗耗材的保障条件下, 各类专业的医疗人员形成某类手术的专业执行团队. 管理部门通过计划与调度形成一个有效的工作任务集分配给相应的执行团队, 用

收稿日期: 2011-12-09

资助项目: 国家自然科学基金 (7131006, 71192197); 富士康科技集团擢才创研计划 (11F81210101)

作者简介: 邓富民 (1972-), 男, 四川资中人, 博士, 副教授, 研究方向: 工业工程、服务业管理, E-mail: dengfm@scu.edu.cn; 通讯作者: 梁学栋 (1972-), 男, 山西平遥人, 博士, E-mail: liangxuedong@scu.edu.cn.

以保障手术的质量与病人的满意度^[1].

国内外大多数研究主要是采用数学规划方法对手术排程进行研究, 手术调度优化模型的研究相对较少, 该研究属于前沿问题^[2-9]. 所以, 基于有限资源的服务模式创新, 研究医疗服务过程中手术计划与调度问题, 对提高医疗服务管理的协作效率, 建立现代医疗资源配置体系, 提高我国医疗服务综合水平具有重要的理论意义和现实意义.

综上所述, 论文针对手术调度优化问题, 建立多目标模糊调度模型, 采用改进 NSGA-II 方法进行优化. 拟通过某医院手术调度实例验证该方法的有效性和科学性, 为复杂约束条件下的手术调度问题提供一种优化解决方案.

2 多资源约束手术调度

在规划手术资源时, 已将手术室分配给各个科室, 即医院里的不同科室各自拥有手术室, 供该部门的病人进行手术. 但随着需求的波动, 每次调度周期的病人人数未必相同, 导致手术设备资源的利用率不均衡. 从管理的角度出发, 手术室使用率低落的情况下, 有必要整合手术室, 让不同部门共用数间手术室, 以最适当的手术室数量来安排手术的进行. 手术室整合之后, 立即安排病人的手术顺序, 即手术调度. 手术调度就是以特定的调度法则在一个调度周期内确定各个科室的各项手术进行的时间和地点, 以及安排相应的医护人员及医疗设备. 在手术调度中, 若调度过于松散, 手术的调度弹性较大, 将导致手术室的闲置, 利用率低下; 若调度过于紧凑, 手术室的利用率可达最高, 但将会造成病人等待时间过长, 医护人员加班时间过长, 手术弹性较差. 这种情况下, 病人会因漫长的等候手术的时间, 而选择转到其他较有效率的医院. 因此, 手术调度成为医院服务过程管理的一个重要环节^[8-9].

2.1 多资源约束手术调度问题描述

手术调度是一个涉及手术室、执刀医师、护士、其他手术辅助人员、医疗设备和耗材等多资源的调配过程, 调度的最终目的是使手术室的利用率最大化. 在实际手术作业中, 由于手术病患发生的随机性, 手术室可能存在开放时间过剩或开放时间不足的情况. 这两种情况的存在都是手术室未能得到高效利用的表现. 手术室开放时间剩余导致资源空闲, 但不会发生增量成本, 而手术室开放时间不足意味着需要加班完成手术, 而由加班导致的人力成本往往是比较昂贵的. 同时, 病人是医院的服务对象, 是服务满意程度比较权威的评价者, 对医院声誉及品牌的建设有较大影响. 所以手术调度优化时必须同时从医院和病人两个角度综合考虑.

2.2 多资源约束手术调度目标的选择

从手术实际过程出发, 分别以手术总流程时间和病人满意度两个方面建立优化目标, 并对目标进行了深层次分解.

1) 最小化手术总流程时间

满足执刀医师和手术台约束的前提下, 最小化手术总流程时间, 数学描述如下:

$$\min F = \min \left(\sum_{i=1}^n C_i \right) = \min \left[\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^l (C_{ij}) \right) \right] = \min \left[\sum_{i=1}^n \left(\sum_{Q=1}^{P_{J_i}} \sum_{j=1}^l \sum_{v=1}^m \sum_{L=1}^k (T_{iQjvL}) \right) \right] \quad (1)$$

其中, T_{iQjvL} : 执刀医师沿第个手术预案在第 $v(1 \leq v \leq m)$ 个手术中心的第 L 个手术台 ($1 \leq L \leq k$) 为第 $j(1 \leq j \leq l)$ 个病人实施手术的手术时间.

2) 最大化客户满意度

设执刀医师 i 的第 z 类病人的梯形手术时间窗口为 $D_{iz}(d_{iz}^c, d_{iz}^a, d_{iz}^b, d_{iz}^d)$, 病人满意度数学描述如下:

$$\max f_{sum} = \max \left[\sum_{i=1}^n \left(\sum_z \mu_{iz}(C) \right) \right] \quad (2)$$

其中, $\mu_{iz}(C)$ 表示执刀医师 i 的第 z 类病人的满意模糊隶属度, 表示如下:

$$\mu_{iz}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq d_{iz}^c, x \geq d_{iz}^d \\ \frac{x - d_{iz}^c}{d_{iz}^a - d_{iz}^c}, & d_{iz}^c < x < d_{iz}^a \\ \frac{d_{iz}^d - x}{d_{iz}^d - d_{iz}^b}, & d_{iz}^b < x < d_{iz}^d \\ 1, & d_{iz}^a < x < d_{iz}^b \end{cases} \quad (3)$$

在满足以上目标的同时, 手术过程中还需要满足以下约束条件:

1) 手术室约束: 同一手术台上一个手术任务完成后才能开始另一个手术任务.

$$C_{abL} - C_{i(j-1)L} - T_{abL} \geq S_{abL}, \quad X_{ijL} = X_{abL} = 1, \quad R_{ijabL} = 1 \quad (4)$$

其中, C_{abL} , $C_{i(j-1)L}$: 表示执刀医师 $a(i)$ 在第 L 个手术台为第 $b(j-1)$ 个病人实施手术的完成时间; T_{abL} : 执刀医师 a 在第 L 个手术台为第 b 个病人实施手术的持续时间; S_{abL} : 表示执刀医师 a 在第 L 个手术台为第 b 个病人实施手术的设置时间.

$$X_{ijL} = \begin{cases} 1, & \text{执刀医师 } i \text{ 的第 } j \text{ 个病人在手术台 } L \text{ 进行手术} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$$R_{ijabL} = \begin{cases} 1, & \text{执刀医师 } i \text{ 的第 } j \text{ 个病人和执刀医师 } a \text{ 第 } b \text{ 个病人在同一手术台 } L \text{ 手术, 若病人 } j \text{ 先于病人 } b \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

2) 执刀医师约束: 两个不同的手术不能同时分配给一名执刀医师, 而且任何一名执刀医师在任何时候都不能同时参与一个以上的手术.

$$F_{iQhL} - F_{pqsL} + H Z_{iQhpqsL} + H(1 - X_{iQ})(1 - X_{pq}) \geq T_{iQhL} \quad (7)$$

$$F_{pqsL} - F_{iQhL} + H(1 - Z_{iQhpqsL}) + H(1 - X_{iQ}) + H(1 - X_{pq}) \geq T_{pqsL} \quad (8)$$

其中, H 为非常大的正数; T_{iQhL} 和 F_{iQhL} 分别为执刀医师 i 的第 Q 个手术预案中的第 h 个病人在第 L 个手术台实施手术的持续时间和手术完毕时刻; $Z_{iQhpqsL}$ 为第 L 个手术台安排病人 h 和 s 的顺序判别条件, 当病人 h 和 s 都在第 L 个手术台手术时, 如果执刀医师 i 的第 Q 个手术预案中的第 h 个病人先于执刀医师 p 的第 q 个手术预案中的第 s 个病人实施手术, 则 $Z_{iQhpqsL} = 1$, 否则 $Z_{iQhpqsL} = 0$.

$$X_{iQ} = \begin{cases} 1, & \text{执刀医师 } i \text{ 选择第 } Q \text{ 个预案} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

3) 手术完工约束, 执刀医师的第 j 个病人手术完成时间满足如下约束:

$$C_{ij} = \max\{C_{i(j-1)}, ST_{ij}\} + T_{ij} + S_{ij} \\ i = 1, 2, \dots, n, \quad 1 < j \leq l \quad (10)$$

其中, ST_{ij} 为执刀医师 i 的第 j 个病人的手术可以开始时刻.

然而, 执刀医师 i 的第 1 个病人手术完成时间 C_{i1} , 满足如下约束:

$$C_{i1} = ST_{i1} + T_{i1} + S_{i1} \quad (11)$$

4) 手术过程约束, 每个执刀医师的每个病人在任何一个手术台手术时不允许中断.

3 改进 NSGA-II 算法

针对多资源约束的模糊手术调度问题, 设计相应的改进 NSGA-II 算法; 针对执刀医师和手术室可供选择的问题, 设计了二层编码体系; 针对模糊信息处理需求, 设计了基于梯形模糊数的病人满意度隶属函数. 整个算法的执行过程由三部分组成: 1) 首先对种群中的每个个体按 Pareto 进行排序分级, 所有非劣个体被分为一类, 分配给这类个体一个秩号, 秩号较小的个体优先被直接复制到下一代群体, 若某些个体有相同的秩值, 则计算非劣解等级内个体拥挤密度; 2) 然后通过自适应遗传操作产生较优良的一个群体, 再利用精英策略进行基因个体的优化调整; 3) 运行过程反复迭代, 直到满足终止条件为止. 这种算法的思想策略是从全局最优解搜索和算法进化速度的角度提高算法的性能, 具体体现在以下两个方面:

1) 算法结构的互补. 引入自适应交叉和变异概率操作, 通过赋予搜索过程一种时变的概率突跳性, 自动控制当前搜索行为, 防止过早陷入精细搜索过程; 引入精英策略, 通过优秀个体的遗传进化, 引导种群向全局最优解聚集.

2) 算法参数改进的结合. 引入基于小生境尺寸的拥挤密度排序法, 在表现型目标空间上构建小生境环境, 以小生境尺寸内拥有的个体数量作为衡量个体进化的标准; 采用改进精英保留策略, 通过每一非劣等级个体的不完全选择机制, 保持种群的多样性, 防止种群的早熟收敛; 引入交叉和变异概率的动态调整机制, 感知并自动调整局部搜索深度.

改进 NSGA-II 算法流程图如图 1 所示.

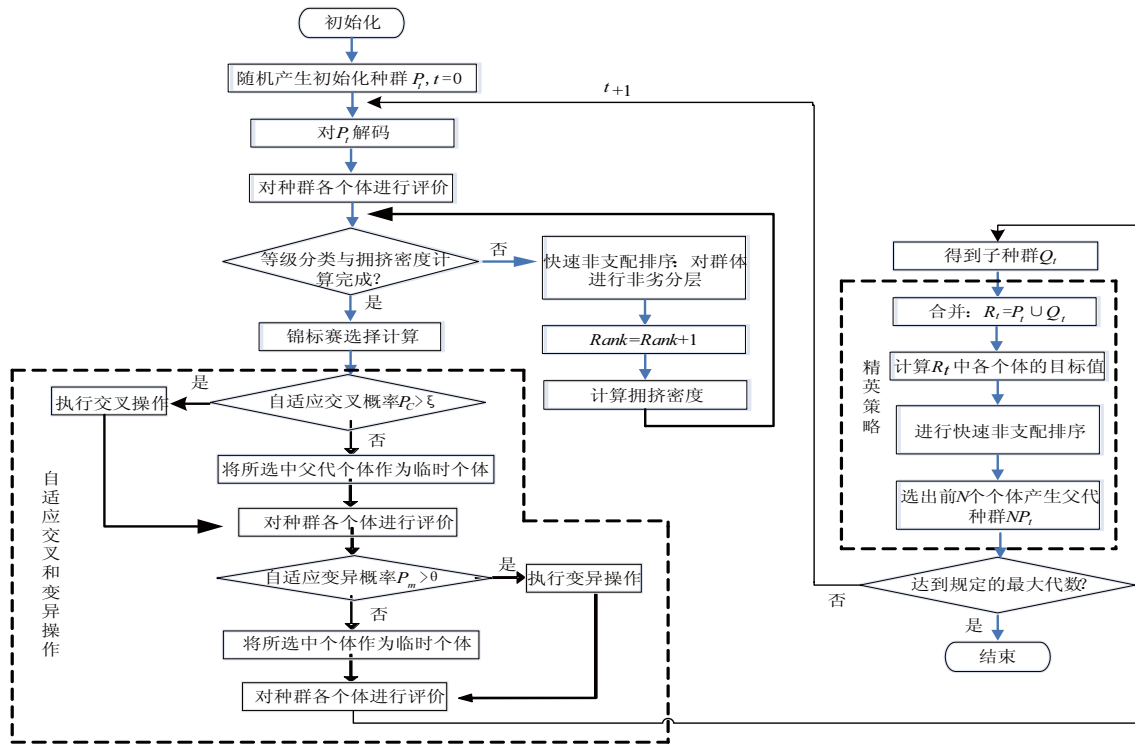


图 1 改进 NSGA-II 算法流程图

改进 NSGA-II 算法步骤描述为:

步骤 1 设置进化代数计数器 $t = 1$, 随机产生含 m 个个体的初始种群 $P_0(t)$;

步骤 2 按照约束条件对染色体进行解码;

步骤 3 计算每个个体相应的分目标函数值 $f_{ij}(i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, g)$, g 为目标个数;

步骤 4 判断等级分类与拥挤距离计算是否完成, 如完成则转到步骤 7, 如未完成则转到步骤 5;

步骤 5 快速非支配排序. 根据目标函数值进行非劣分层, 将当前种群中所有非劣解个体划分为同一等级, 令其等级为 1; 然后将这些个体从种群中移出, 在剩余个体中找出新的非劣解, 令其等级为 2; 重复上述过程, 直至种群中所有个体都被设定相应的等级;

步骤 6 计算同一非劣等级内个体的拥挤密度;

步骤 7 锦标赛选择. 随机选择两个个体, 首先比较非劣前沿等级, 如果非劣等级不同, 则取等级级数较小的个体, 如果是在同一等级的个体, 则再比较其拥挤密度, 取密度较小的个体, 形成种群 $Pop_1(t)$;

步骤 8 采用自适应交叉、变异操作, 生成群体 Q ;

1) 采用自适应单点交叉算子对种群 $Pop_1(t)$ 进行交叉操作, 得种群 $Pop_2(t)$;

2) 采用自适应均匀变异算子对种群 $Pop_2(t)$ 进行变异操作, 得到种群 Q ;

步骤 9 合并 P_t 和 Q 构成新群体 R ;

步骤 10 计算新种群中, 各个个体对应分目标的函数值;

步骤 11 采用步骤 5 相同的方法, 对新种群进行快速非支配排序;

步骤 12 选择前 N 个个体产生新一代种群 NP_t ;

步骤 13 判断是否达到最大迭代次数, 如是, 则结束运算输出结果, 如否, 则迭代次数加 1, 转到步骤 2.

3.1 快速非支配排序

步骤 1 对当前种群 P 中的所有个体 p 作如下操作:

① 初始化集合 $S_p = \varphi$, 该集合包含被个体 p 所支配的所有个体;

② 初始化变量 $n_p = 0$, 该变量表示支配 p 的个体数目;

③ 计算支配与被支配关系, 变量 $p, q \in P$, 如果 p 支配 q , 则 $S_p = S_p \cup \{q\}$; 如果 q 支配 p , 则 $n_p = n_p + 1$; 如果 $n_p = 0$, 表示 p 为无支配个体, 属于第一层, 即 $p_{rank} = 1$, 将他们存入当前集合 F_1 , $F_1 = F_1 \cup \{p\}$;

步骤 2 令 $i = 1$, 当 $F_i \neq \varphi$ 时, 设 $Q = \varphi$; 对每个个体 $q \in S_p$, 令 $n_q = n_q - 1$, 若 $n_q = 0$, 则 $q_{rank} = i + 1$; 令 $Q = Q \cup \{q\}$, $i = i + 1$, $F_i = Q$;

步骤 3 若 $F_i = \varphi$, 则停止, 否则转入步骤 2.

3.2 改进的拥挤密度排序法

传统的 NSGA-II 算法虽然在性能上比 NSGA 有较大改善, 但是对于规模大、目标多、约束多的复杂调度问题^[10], NSGA-II 算法仍然需要花费较多的时间. 特别是同一非劣等级内个体的排序, 需要比较两两之间的距离, 计算量较大, 为此提出基于小生境尺寸的改进拥挤密度排序法. 具体是通过染色体的拥挤度 CD 来实现的. 某级非支配染色体集上第 i 个染色体的拥挤度 CD_i 可按式 (12) 计算.

$$CD_i = \begin{cases} INF, & f_k^{\max} = f_k^{\min} || f_k(i) = f_k^{\max} || f_k(i) = f_k^{\min} \\ \sum_{k=1}^m \frac{f_k(i+1) - f_k(i-1)}{f_k^{\max} - f_k^{\min}}, & f_k^{\max} \neq f_k^{\min} \end{cases} \quad (12)$$

式 (12) 中, m 为优化目标数, f_k 为第 k 个目标函数. 当 $m = 2$ 时, 拥挤度计算示意图如图 2 所示. 从式 (12) 及图 2 可见, 拥挤度 CD_i 越大, 则说明染色体 i 周围的点越稀疏, 在进行进化时应当给以较大的生存概率, 从而保证种群多样性. 例如图 2 中, $CD_A < CD_B$, 应当给 B 点以相对较大的生存概率. 通过这种小生境划分, 就可以根据小生境中属于同一非劣前沿等级的个体密度的不同, 选择相应的拥挤密度较小的个体进入下一代进化, 以此来维持分布的多样性, 确保算法的收敛到一个均匀分布的 Pareto 曲面.

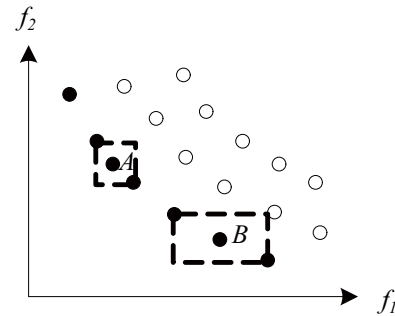


图 2 拥挤度计算示意图

3.3 改进精英策略

精英策略即保留父代中的优良个体直接进入子代. 采用的方法是: ①将父代 P_t 和子代 Q_t 全部个体合成为一个种群 $R_t = P_t \cup Q_t$, R_t 的个体数为 $2N$; ②将种群 R_t 的每个个体按 Pareto 进行排序分级, 排序号较小的个体被复制到下一代群体, 若某些个体有相同的序值, 则计算非劣解等级内每一个体与该等级其他个体的距离, 按照由疏到密的原则逐个将个体复制到下一代进化群体, 此过程重复至下一代群体规模达到进化群体规模为止. 主要流程及改进表示如下:

步骤 1 对规模为 N 的种群 P_t 进化操作以后产生的新种群为 P'_t , 新旧种群合并生成规模为 $2N$ 的种群 Q_t , $Q_t = P_t \cup P'_t$;

步骤 2 对种群 Q_t 进行快速非支配排序得到非支配解集 $\{F_1, F_2, \dots\}$, 设 $P_{t+1} = \varphi$, $i = 0$, 当 $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$ 时, $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i$, $i = i + 1$; 否则计算 F_i 中个体的拥挤距离, 首先, 排序边缘上的个体具有选择优势, 给定一个大数 $L[1]_D = L[i]_D = M$, 以此保持种群多样性, 其次, 计算 $n_i - 2$ 个个体中任意个体 x_j 与其他个体的距离和 $d_j = \sqrt{\sum_{k=1}^{n_i-2} d_{jk}^2}$, 并根据 $<_n$ 关系按降序排列各 x_j , 得到 $x_{[1]}, x_{[2]}, \dots, x_{[n_i]}$, $P_{t+1} = P_{t+1} \cup F_i[1 : (N - |P_{t+1}|)]$;

步骤 3 $t = t + 1$, 若 $t \geq T$ (T 为进化最大代数), 算法终止, 否则, 进入步骤 1.

3.4 算法编码

编码就是解的基因表达, 是目标空间到决策空间表征的转化过程, 是优化过程中遇到的首要问题. 多资源约束手术模糊调度问题需要为每个病人选择手术台和执刀医师, 因此, 其相应的编码由三部分组成: 第一部分是病人染色体, 即确定所要手术的病人, 对应病人排序问题; 第二部分是手术台染色体, 确定为病人实施手术的手术台, 对应手术台选择子问题; 第三部分是执刀医师染色体, 确定手术执刀医师, 对应人员选择子问题. 本文采用基于病人、手术台和执刀医师相结合的三层编码体系. 整个编码体系由三段染色体共 $3 \sum_{j=1}^n j$ 个基因组成, 第一层采用基于病人进行编码, 给所有同一类新型的病人指定相同的符号, 然后根据它们在给定染色体中出现的顺序加以解释; 第二层是手术台编号, 根据病人类型选择可以手术的台进行手术; 第三层是执刀医师编号. 这种三层编码方式满足手术台和执刀医师可选的约束条件, 将三段染色体基因对应起来, 总能够保证产生可行调度. 此外, 它具有编码空间小, 避免死锁、半 Lamarckian 等特点.

病人	3	2	2	1	1	2	3	...
手术台(室)	M_{31}	M_{21}	M_{22}	M_{11}	M_{12}	M_{23}	M_{32}	...
执刀医师	H_{31}	H_{21}	H_{22}	H_{11}	H_{12}	H_{23}	H_{32}	...

图 3 染色体编码

3.5 解码操作

1) 从三层染色体编码中取出病人基因 P (基因长度矩阵: $[1, \sum_{j=1}^n j]$)、手术台基因 Ma (基因长度矩阵: $[(\sum_{j=1}^n j) + 1 : 2(\sum_{j=1}^n j)]$)、执刀医师基因 Pe (基因长度矩阵: $[2(\sum_{j=1}^n j) + 1 : 3(\sum_{j=1}^n j)]$)，读取病人类型编号 b ，该类型下的病人排序编号 a ，对应手术台 L ，执刀医师 Per ;

2) 计算总生产流程时间:

① 确定手术开始时间 $TMval$ ，同一类型疾病的上一个病人手术完成时间 $TPval$ ，执刀医师完成手术时间 $TPeval$;

② 取最大时间, $val = \max([TMval, TPval, TPeval]);$

③ 计算相同类型下的病人手术开始和完成时间, $Pval(1, i) = val, Pval(2, i) = val + t;$

④ 记录病人手术占用手术台时间、手术完成时间和执刀医师完成手术时间,

$$TMval = Pval(2, i), TPval = Pval(2, i), TPeval = Pval(2, i);$$

⑤ 计算全部手术完成总时间:

if 该类型的病人手术完成

$$Timefinish(b) = Pval(2, i);$$

End

$$F = \sum_{b=1}^n Timefinish(b)$$

3) 计算病人满意度, $FDtime$ 表示病人对手术的梯形模糊期望矩阵:

$$TVal1 = 0;$$

for $i=1: n$

$$time = Timefinish(i);$$

$$Ftime = FDtime(i, :);$$

if $time < Ftime(1), A = 0;$

else if $time < Ftime(2) \& \& time > Ftime(1)$

$$A = (time - Ftime(1)) / (Ftime(2) - Ftime(1));$$

else if $time < Ftime(3) \& \& time > Ftime(2)$

$$A = 1;$$

else if $time < Ftime(4) \& \& time > Ftime(3)$

$$A = 1 - (time - Ftime(3)) / (Ftime(4) - Ftime(3));$$

else

$$A = 0;$$

end

$$TVal1 = TVal1 + A;$$

end

3.6 自适应交叉变异操作

在进化过程中, P_C 越大, 产生新个体的速度就越快, 然而, P_C 过大使得具有高适应度的个体结构很快就会被破坏, 若 P_C 过小会使搜索过程变得缓慢甚至停滞不前; 如果 P_M 过小, 不能维持种群的多样性, 造成算法过早收敛; 如果 P_M 取值过大, 接近最优解的遗传模式会被破坏. 为了避免 NSGA-II 因选用固定交叉和变

异概率带来的弊端, 本文引入自适应策略, 则既可以兼顾全局搜索和局部寻优, 又可以动态地控制遗传操作频率, 提高搜索对空间变化的适应能力, 具体方法如下:

1) 自适应交叉算子

在进化的过程中, 使交叉概率随着适应度值自动地调整, 既克服了不成熟的收敛, 又避免优秀染色体被破坏. 交叉概率的自适应调整公式为:

$$P_C = \begin{cases} P_{C1} - \frac{(P_{C1} - P_{C2})(f - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f \geq f_{avg} \\ P_{C1}, & f < f_{avg} \end{cases} \quad (13)$$

2) 自适应变异算子

变异操作也是增加种群多样性的一种进化手段, 适度的变异, 既能保持种群内个体的多样化, 又能提高算法的效率, 克服遗传操作可能限于局部解的弊端. 变异概率的自适应调整公式为:

$$P_M = \begin{cases} P_{M1} - \frac{(P_{M1} - P_{M2})(f_{max} - f^*)}{f_{max} - f_{avg}}, & f^* \geq f_{avg} \\ P_{M1}, & f^* < f_{avg} \end{cases} \quad (14)$$

式中, f_{max} 为群体中最大的适应度值, f_{avg} 为每代群体的平均适应度值, f 表示交叉的两个个体中较大的适应度值, f^* 要变异的个体的适应度值.

由公式 (13) 和 (14) 可知, 引入自适应交叉和变异策略, 解决进化过程中因交叉和变异概率固定不变所导致的收敛速度缓慢的问题, 克服了种群早熟化的固有弊端, 改善算法收敛速度.

3) 交叉操作

根据上述染色体编码方案, 设计了相应的交叉变异操作. 这里采用基于病人顺序的交叉、基于手术台分配的交叉和基于执刀医师分配的交叉相结合的交叉方法. 对于基于病人顺序的交叉, 由现行的手术制度可知, 同一类型疾病的病人手术排序 (由每个科室呈报) 一旦预先确定就需要保证先后顺序, 因此交叉时要保证相同类型疾病的病人先后次序不变. 对于基于手术台分配的交叉则采用单点交叉方法, 对选定的两个父体, 随机选择一个交叉点, 将位于交叉点前的两个父体都有的病人所分配的手术台进行交换. 对于基于执刀医师分配的交叉是将位于交叉点前的两个父体都有的手术台所分配的执刀医师进行交换.

4) 变异操作

对于基于病人顺序的变异, 选定一个个体作为父体, 然后随机选择一个病人, 由于同一类型疾病病人手术先后顺序的限制, 要在保证同类型疾病病人在手术过程中次序不变的前提下, 使对应一个疾病类型手术次序的某个基因插入到另外一个疾病类型手术对应的基因组中. 对于基于手术台分配的变异, 由于每个疾病类型下的病人都可以选择多个手术台进行手术, 可以把完成该疾病类型的手术台放在一个集合中, 从中选择异于先前进行该类型疾病的手术台. 对于执刀医师的变异, 采用与手术台相同的方式.

4 实例仿真

针对某三甲医院泌尿科和胆道外科手术调度问题, 应用该算法进行优化, 手术相关信息如表 1 所示. 改进算法参数设置如下: Maxgen=120、Popsize=200、交叉率计算参数 $P_{C1}=0.9$, $P_{C2}=0.6$; 变异率计算参数 $P_{M1} = 0.1$, $P_{M2} = 0.001$.

分别采用改进 NSGA-II 和 NSGA-II 算法对案例进行优化, 运行 120 次, 出现次数最多的 Pareto 优化结果如图 4 和 5 所示, 其手术调度方案如表 2 所示.

由图 4 和 5 对比分析可知, NSGA-II 算法种群分布表现在病人满意度上为 3 个层面, 其中非劣解介于病人最大满意度层面 (4.4,4.6) 与总流程时间 (6000,11000) 的交叉区间; 改进 NSGA-II 算法种群分布范围更加广泛, 呈现 5 个病人满意度层面, 其中绝大多数非劣解集中在病人最大满意度层面 (5,5.5] 与总流程时间 (6000,12000) 的交叉区间; 可见, 改进 NSGA-II 算法保证了了解的多样性, 同时在保证总流程时间基本不变的前提下, 大幅提高了病人满意度. 图中非劣解的分布所以出现断层分布是因为病人满意度是梯形区间, 使得落在满意度区间的解相对较少. 表 2 为改进 NSGA-II 算法输出的其中两个非劣解调度方案, 调度管理人员可以权衡总流程时间和病人满意度进行调度方案的选择. 该方法为手术调度管理人员提供了多种决策方案, 能够满足医院的实际管理需求.

表 1 手术相关信息

科室	疾病类型	病人编号	手术间代码	手术台	执刀医师	准备时间	手术时间	清洗时间	满意度区间
泌尿科	1	20070030	3005	2,1	1,2	25	15	10	[900,1050,1250,10000]
		20070045	3005	1,3	1,3	75	15	20	
		20070035	3001	2,1	2,3	25	15	15	
	2	20070210	3004	1,3	1,4	100	330	20	[900,1200,1500,7000]
		20070087	3002	1,2	1,5	100	505	15	
		20070147	3004	2,3	4,5	120	510	50	
3	20070055	3003	1,3	6,7	115	95	15	[900,1000,1100,9000]	
	20070117	3002	1,3	7,8	95	65	10		
	20070092	3001	1,3	6,7	15	95	15		
胆道科	4	20070164	1014	1,4	7,8	65	140	10	[900,1000,1100,7000]
		20070139	1046	1,3	6,3	95	205	15	
		20070129	1021	2,3	5,4	50	130	5	
	5	20070261	1059	1,3	5,7	75	145	10	[800,900,1100,12000]
		20070156	1020	2,3	4,8	70	165	15	
		20070179	1057	1,5	7,2	50	130	10	
6	20070408	1036	2,6	5,4	70	75	5	[950,1000,1100,9150]	
	20070065	1013	4,5	1,7	10	20	0		
	20070176	1022	1,6	7,5	35	25	10		

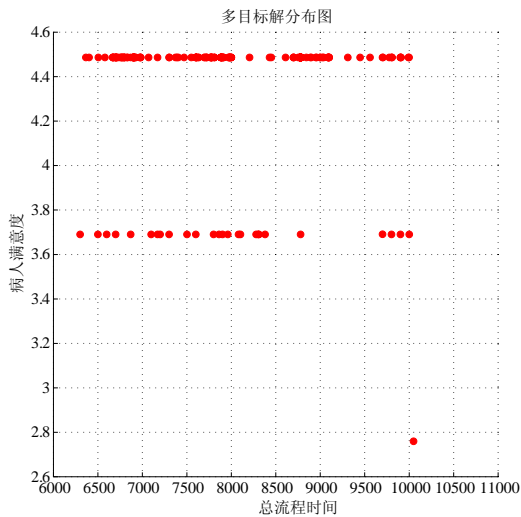


图 4 NSGA-II 算法输出的非劣解

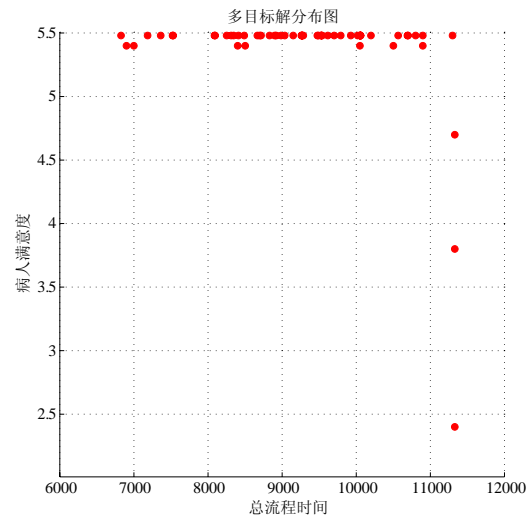


图 5 改进 NSGA-II 算法输出的非劣解

表 2 手术调度方案

病人排序	5	5	2	1	6	5	1	1	6
	4	6	2	2	4	3	4	3	3
	1	1	2	5	6	5	1	4	4
	4	3	5	6	2	3	2	3	6
手术台	1	1	2	1	2	2	1	1	1
	2	1	1	2	1	1	2	2	1
	2	1	1	2	2	2	2	1	2
	1	1	1	2	2	1	2	1	1
执刀医师	2	2	2	5	2	2	4	3	1
	2	5	5	3	2	2	1	5	4
	4	5	3	2	1	1	3	4	4
	4	2	4	1	2	5	3	5	3

5 结论

作为医疗服务中的关键环节, 手术室的有效利用是医院管理水平的重要体现之一. 针对手术调度优化模型这一前沿研究问题, 建立了基于改进 NSGA-II 方法的多目标模糊调度模型. 该模型采用改进的拥挤密度排序法改善同一非劣等级内个体的排序, 并提出采用自适应交叉和变异策略和改进精英策略改善算法性能. 从而, 为手术调度研究领域提出一套量化可行的参考排序方法. 论文主要研究结论如下:

1) 构建了以病人满意度及手术总流程时间为目标函数的模糊调度数学模型, 同时考虑手术台、执刀医师等资源约束, 提出一套与手术调度实践比较接近的应用理论模型.

2) 提出了改进非支配排序遗传算法, 采用染色体拥挤度的计算代替染色体两两之间的距离的比较, 减少算法计算复杂度; 引入自适应交叉和变异策略, 动态调整交叉和变异概率改善算法收敛速度; 采用改进精英策略, 对同一非劣解等级中的边界个体赋予较大的拥挤距离, 使其能够进入下一代进化群体, 以此保持种群的多样性, 拓宽搜索范围, 改善了算法搜索性能.

3) 建立基于病人、手术台和执刀医师相结合的三层编码体系, 实现了多层约束问题的基因表达, 任意编码并总能产生可行调度.

4) 将改进的非支配排序遗传算法应用于本文提出的手术调度模型求解, 以 6 种疾病类型、18 台手术、6 个手术台的一个具体事例验证了调度模型的有效性、可行性和先进性, 证明该方法能够提供一套可供参考的手术调度解决方案.

进一步的研究将细化病人手术需求约束, 综合考虑手术时间窗、手术成本、手术准备等影响因素的手术调度模型, 提出更为完善的手术排序解决方案.

参考文献

- [1] 舒文, 罗利. 基于目标规划的外科手术调度研究 [J]. 技术与市场, 2008(2): 42-43.
Shu W, Luo L. Surgical operation scheduling based on the object programming[J]. Technology and Market, 2008(2): 42-43.
- [2] 贾清萍, 贾仁安, 甘筱青. 江西新型农村合作医疗制度实施效应反馈仿真分析 [J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(5): 888-898.
Jia Q P, Jia R A, Gan X Q. Feedback simulation analysis on the effect of the implemented new rural cooperative medical policy in Jiangxi Province[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2010, 30(5): 888-898.
- [3] Lamiri M, Xie X L, Dolgui A, et al. A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery[J]. European Journal of Operational Research, 2008, 185: 1026-1037.
- [4] Blake J T, Dexter F, Donald J. Operating room managers' use of integer programming for assigning block time to surgical groups: A case study[J]. Anesth Analg, 2002, 94(1): 143-148.
- [5] Jebalia A, Hadj Alouane A B, Ladeta P. Operating rooms scheduling[J]. Int J Production Economics, 2006, 99: 52-62.
- [6] Cardoena B, Demeulemeester F, Belien J. Sequencing surgical cases in a day-care environment: An exact branch-and-price approach[J]. Computers & Operations Research, 2009, 36: 2660-2669.
- [7] Pham D N, Klinkert A. Surgical case scheduling as a generalized job shop scheduling problem[J]. European Journal of Operational Research, 2008, 185: 1011-1025.
- [8] Lamiri M, Xie X L, Dolgui A, et al. A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery[J]. European Journal of Operational Research, 2008, 185: 1026-1037.
- [9] 杨亚萍, 杜树新. 基于合同网机制的分布式协同医疗诊断系统 [J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(6): 80-86.
Yang Y P, Du S X. Distributed collaborative medical diagnosis system based on the contract net mechanism[J]. Systems Engineering — Theory & Practice, 2002, 22(6): 80-86.
- [10] Ozkarahan I. Allocation of surgeries to operating rooms by goal programming[J]. Journal of Medical Systems, 2000, 24(6): 339-378.