



# 加权折扣单机排序 干扰管理模型和算法研究

刘 锋, 王建军, 杨德礼, 何 平  
大连理工大学 系统工程研究所, 辽宁 大连 116023

**摘要:**为解决机器排序中由于干扰事件的发生使初始最优加工时间表无法按计划执行的问题,构建同时考虑原目标和扰动目标的双目标干扰管理模型,对初始最优加工时间表进行调整并对未完工工件进行重排序;在双目标干扰管理模型中,原目标由所有工件的加权折扣完工时间和来度量,扰动目标由重排序后工件完工时间的变化来度量;结合量子比特在表示解的多样性方面的优点和非支配排序遗传算法在处理多目标排序问题上的优点,设计一种量子遗传算法和非支配排序遗传算法相结合的启发式进化算法对构建的模型进行求解。在数值算例中,通过比较若干项针对有效解集的性能指标发现,该混合算法求得的有效解集在多样性和与最优有效前沿的邻近性等方面优于目前得到广泛应用的非支配排序遗传算法,验证了构建的模型和算法对于求解机器排序干扰管理问题的有效性。

**关键词:**机器排序;干扰管理;有效解;多样性;邻近性

**中图分类号:**C931

**文献标识码:**A

**文章编号:**1672-0334(2012)01-0099-10

## 1 引言

机器排序问题也称生产调度问题,是一类在多个领域具有广泛应用的组合优化问题。机器排序问题研究如何将有限的加工资源在一定生产周期内分配给若干任务,使某个或某几个目标函数得以最优化<sup>[1]</sup>。

在经典机器排序研究中,通常假设加工环境是稳定的,初始最优加工时间表一旦制定好就可以顺利执行。然而在实际中由于各种干扰事件的影响,如机器的损坏和维修、原材料供应中断以及在原有加工计划之外的新加工任务等,使机器可能在某段时间内无法再提供加工服务,初始加工时间表往往不再是最优甚至不再可行。此时需要对初始加工时间表进行调整,对未完工的工件进行重排序<sup>[2]</sup>。由于在制定初始加工时间表时很多准备工作都已经完成,如果重排序时只考虑原目标而不考虑干扰事件的影响,调整后就可能对准备工作造成消极影响,从而在经济上不可行<sup>[2-3]</sup>。因此,为了应对干扰事件,

需要重新制定加工时间表,同时考虑原目标以及度量与初始加工时间表偏差的扰动目标。

## 2 相关研究评述

Ouelhadj等<sup>[4]</sup>对现有机器排序研究中干扰事件发生时如何对初始加工时间表进行修订和调整进行了系统全面的综述;Bean等<sup>[3]</sup>针对干扰事件的影响较早强调了考虑扰动目标的重要性,提出时间匹配加工时间表的概念,即干扰事件发生后在某个时间点使新加工时间表恢复与初始加工时间表相同;基于这种思想,Aktürk等<sup>[5]</sup>研究在平行机环境下的时间匹配问题,提出用启发式算法确定匹配时间点,并对时间点之前区间内的工件进行重排序;Özlen等<sup>[6]</sup>研究平行机环境下干扰事件发生的重排序问题,既考虑效率指标,由 workflow 时间来度量,也考虑稳定性指标,由工件在平行机之间重新分配的成本来度量。

其他一些重排序模型致力于研究重新制定加工

**收稿日期:**2011-03-03 **修返日期:**2011-07-15

**基金项目:**国家自然科学基金(70902033,70801008);辽宁省博士启动基金(20081093);中央高校基本科研业务费专项资金(DUT11SX10)

**作者简介:**刘锋(1985-),男,河北石家庄人,大连理工大学系统工程研究所博士研究生,研究方向:服务干扰管理等。  
E-mail: drliufeng@mail.dlut.edu.cn

时间表,使扰动目标最小。扰动目标通常是由工件在新旧加工时间表的完工时间之间的差异来衡量。当部分工件集可加工的时间点被延后时, Hall 等<sup>[7]</sup>研究如何进行重排序以使对初始加工时间表的影响最小; Qi 等<sup>[2]</sup>对于初始最优加工时间表是基于最短加工时间(shortest processing time, SPT)优先规则的问题,提出普遍意义上的研究框架,针对机器干扰和工件干扰问题,采用事先处理和事后处理两种策略,应用动态规划进行模型求解;与 Qi 等<sup>[2]</sup>的研究类似,在机器排序领域, Zhao 等<sup>[8]</sup>研究工件加工时间随时间变化的干扰事件应对问题。

上述研究思路可以归结为近年来出现的干扰管理,干扰管理集中于如何在干扰事件发生之后有效及时地处理干扰事件对系统造成的影响,以尽量小的扰动恢复系统的正常运行,干扰管理思想首先在航班调度领域得到成功应用。胡祥培等对干扰管理的研究进行了系统评述<sup>[9]</sup>; Yu 等<sup>[10]</sup>研究航班调度中如何应对航班取消、延迟等干扰事件造成的影响,使受扰的航班能尽快恢复; Clausen 等<sup>[11]</sup>全面总结了受干扰事件影响的航班、机组人员以及乘客如何尽快恢复的相关研究。除在航班调度领域之外,干扰管理已经在很多领域得到广泛应用。在物流配送领域,王征等<sup>[12]</sup>针对多车场带时间窗的物流配送车辆路径问题,当某顾客时间窗变化导致物流配送难以按原计划实现时,采用4种扰动度量方法建立问题的目标规划模型,提出变邻域搜索算法对模型进行求解;类似地,胡祥培等<sup>[13]</sup>针对干扰事件导致的难以按计划进行物流配送问题,运用干扰管理方法建立字典序的多目标干扰管理模型,采用可以融合多种邻域函数的禁忌搜索算法实现问题的求解,仿真实验验证该模型比全局重调度模型更科学;在供应链管理领域, Chen 等<sup>[14]</sup>研究对于由一个供应商和若干零售商(其中一个零售商处于主导地位)构成的供应链,当需求函数产生扰动时,采用两种不同的策略(即线性数量折扣策略和格罗夫斯批发价格策略)进行供应链的协调;在项目管理领域, Zhu 等<sup>[15]</sup>通过建立两阶段随机整数规划模型,研究如何确定具有随机持续时间的项目活动的最早开始时间,研究发现,是否考虑和事先给定完成时间的偏差将对结果造成很大影响。

从以上研究可以发现,尽管 Qi 等<sup>[2]</sup>系统研究了初始最优序是基于 SPT 规则的机器排序干扰管理问题,仍然存在更复杂并且更具实际意义的干扰管理问题还有待展开研究,如初始化目标是要最小化加权折扣完工时间和的机器排序问题。并且由于干扰管理问题模型通常是多目标形式,一般的精确优化模型和算法(如动态规划、整数规划等)无法直接应用,因此干扰管理的多目标启发式求解算法也是一个值得研究的问题。本研究针对单机环境下初始最优加工时间表是基于加权折扣最短加工时间(weighted discounted shortest processing time, WDSPT)优先规则的问题,建立同时考虑原目标和与初始加工时间

表偏离的扰动目标的模型,设计有效的启发式求解算法进行模型的求解。

### 3 问题描述

某制造商在单机环境下对若干工件进行加工,制定可行的加工时间表。机器和工件都在 0 时刻就绪,加工过程中工件都不允许抢占。令  $N$  为待加工工件个数,  $J_i$  为第  $i$  个工件,  $p_i$  为  $J_i$  的加工时间,  $\omega_i$  为  $J_i$  的权重,  $1 \leq i \leq N$ 。假设对于所有工件  $\omega_i = \omega$  ( $\omega$  为某常数),即所有工件对于制造商是同等重要的。令  $\sigma$  为某可行加工时间表,对于  $\sigma$ , 令  $\bar{C}_i(\sigma)$  为工件  $J_i$  的完工时间,简单起见,仅用  $\bar{C}_i$  表示。制造商要制定  $N$  个工件的加工时间表,从而使所有工件的加权折扣完工时间和最小,令  $r$  为对于所有工件都相同的折扣因子。

所有工件的加权折扣完工时间和揭示了对于制造商的折扣库存费用<sup>[11]</sup>,为了最小化这一目标,工件需要按照 WDSPT 规则进行排序。假设工件的标号满足 WDSPT 规则,即工件  $J_1, J_2, \dots, J_N$  满足  $\frac{e^{r p_i} - 1}{\omega}$  从  $i = 1$  到  $N$  递增。

制定好初始加工时间表,在实际加工过程中,在完成一部分工件的加工之后,制造商得知未来某段时间内机器将受干扰事件的影响而无法提供加工服务。令  $\Delta M$  为干扰事件,由于  $\Delta M$  的影响,初始基于 WDSPT 规则的加工时间表将不再可行。由于制造商提前预知了  $\Delta M$  的发生,可以提前调整加工时间表而没有必要等到  $\Delta M$  发生后再做处理。

令  $t_0$  为当前正在加工工件的完工时刻,  $m$  为在  $t_0$  时刻还未加工的工件个数。为方便起见,对  $m$  个工件按照原有次序重新从 1 到  $m$  进行标号,并重置 0 时刻,令  $t_0 = 0$ 。重新标号之后,  $J_1, J_2, \dots, J_m$  满足

$$\frac{e^{r p_1} - 1}{\omega} \leq \frac{e^{r p_2} - 1}{\omega} \leq \dots \leq \frac{e^{r p_m} - 1}{\omega} \quad (1)$$

令  $t_1, t_2$  分别为干扰事件的开始时间和结束时间,  $\Delta M$  将在  $[t_1, t_2]$  内发生。 $t_1$  满足  $t_1 > \min p_i, 1 \leq i \leq m$ , 否则将没有必要进行加工时间表的调整,而只能等  $\Delta M$  结束再做处理。制造商在对加工时间表进行调整时,不仅要考虑生产成本,还要考虑服务质量。因此,该生产排序问题具有双目标调度的形式。

令  $\Pi$  为重置 0 时刻后对剩余的  $m$  个工件制定的加工时间表,则可以对问题的两个目标进行定义。第一个目标是制造商的成本,用  $f_1(\Pi)$  表示。令  $C_i$  为  $J_i$  在调整后加工时间表  $\Pi$  内的完工时间,则对于某个可行加工时间表  $\Pi$  有

$$f_1(\Pi) = \sum_{i=1}^m \omega(1 - e^{-r C_i})$$

第二个目标是制造商提供的服务质量,用调整前后加工时间表扰动大小度量,扰动越小服务质量越好。在柔性制造系统和供应链系统中,下一阶段的工作(如工件的下一阶段加工处理、已完工产品的物流配送和加工所需原材料的配置等)往往是在制造

商制定的初始加工时间表的基础上进行,初始加工时间表发生扰动就会对后继工作造成较大影响,干扰事件的影响就会传递并扩大,因此考虑制造商提供的服务质量对于柔性制造系统和供应链管理显得尤为重要。 $\bar{C}_i$  为如果干扰事件不发生工件  $J_i$  按初始最优加工时间表加工的完工时间。重置 0 时刻以后,  $\bar{C}_i = p_1 + p_2 + \dots + p_i, i = 1, 2, \dots, m$ 。定义  $T_i$  用于衡量干扰事件对  $J_i$  造成的影响,  $T_i = \max\{C_i - \bar{C}_i, 0\}$ 。干扰事件对  $\Pi$  造成的扰动可以定义为

$$f_2(\Pi) = \sum_{i=1}^m T_i$$

综上所述,使用经典的三参数表示法<sup>[1]</sup>,所研究的问题可以表示为

$$1 | \Delta M, \text{pred} - \text{mgt} | f_1(\Pi), f_2(\Pi) \quad (2)$$

其中,1 为单机加工环境,  $\text{pred} - \text{mgt}$  为在加工过程中预知了干扰事件发生的信息,  $f_1(\Pi), f_2(\Pi)$  为双目标调度问题。以下将由(2)式表达的问题简记为问题(2)。

本研究中,对于基于 WDSPT 规则的初始加工时间表假设只有一次干扰事件发生。在计划周期内如果发生若干次干扰,则按先后次序进行处理,即将对一次干扰事件发生从而调整后的加工时间表作为下一次干扰事件发生的初始加工时间表。在下文中,问题(2)的“解”与“加工时间表”表述的是同一个概念。

#### 4 模型及求解算法

##### 4.1 最优解特性

问题(2)的最优解的特性可以由定理 1 来刻画。

定理 1 对于问题(2)存在一个最优解满足安排在  $t_1$  之前加工和  $t_2$  之后加工的工件集,分别构成 WDSPT 序,并且直接相邻的工件之间不存在空闲时间。

证明:关于两个 WDSPT 序最小化  $f_1(\Pi)$  可以仿照 WDSPT 序最小化工件的加权折扣完工时间和进行证明,这里省略。对于  $f_2(\Pi)$ , 给定问题(2)的一个可行解,分析安排在  $t_2$  之后加工的工件集。令  $a$  为  $t_2$  之后加工的工件集的最小标号,如果  $J_a$  不是在  $t_2$  之后第一个加工则进行以下操作,否则转而分析第二最小标号的工件,依次类推。

假设第  $k$  个工件  $J_k$  在  $J_a$  之前加工,令  $t$  为  $J_k$  的开始加工时刻。交换  $J_k$  和  $J_a$  的加工次序,如图 1 所示。

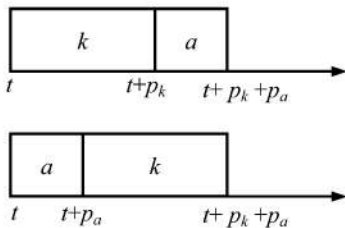


图 1 交换加工次序示意图

Figure 1 Pair-wise Exchange of Processing Order of Neighboring Jobs

由于所有工件具有相同的权重,易证,如果  $a < k$ , 则  $p_a < p_k$  和  $\bar{C}_a < \bar{C}_k$  成立。交换加工次序后,  $J_a$  将使  $f_2(\Pi)$  减少  $p_k$ , 而由于  $J_k$  被延后了  $p_a$  单位时间,使  $f_2(\Pi)$  最多增加  $p_a$ 。

所以交换加工次序对于  $f_2(\Pi)$  的变化可以表示为

$$\Delta f_2(\Pi) = -p_k + p_a < 0$$

将  $J_a$  依次交换直至在  $t_2$  之后第一个加工可以优化  $f_2(\Pi)$ , 依次类推可得最优解中安排在  $t_2$  之后的工件集构成 WDSPT 序。利用同样的方法可证安排在  $t_1$  之前加工的工件集也构成 WDSPT 序。如果相邻工件之间存在空余时间,左移后加工的工件可以消除空余时间并同时改进  $f_1(\Pi)$  和  $f_2(\Pi)$ 。定理 1 得证。

##### 4.2 问题的数学模型

定理 1 将求解问题(2)转化成集合划分问题,即对于  $J_i (i = 1, 2, \dots, m)$ , 需要决定其是安排在  $t_1$  之前加工还是在  $t_2$  之后加工。定义一个 0-1 变量  $x_i$ , 即

$$x_i = \begin{cases} 1 & J_i \text{ 安排在 } t_1 \text{ 之前} \\ 0 & J_i \text{ 安排在 } t_2 \text{ 之后} \end{cases}$$

其中,  $x_i$  为工件  $J_i$  被安排加工的位置。

由定理 1 可知,问题(2)的任意可行解  $\Pi$  都可以用  $x_i$  表示为一个 0-1 比特串,即  $\Pi = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m\}$ , 可行解中第  $i$  个工件由  $\Pi(i) = x_i$  来确定。

任意可行解  $\Pi$  满足机器的加工能力限制为

$$\sum_{i=1}^m p_i x_i \leq t_1, \text{ 因此对问题(2)建模表示为}$$

$$\min_{\Pi} (f_1(\Pi), f_2(\Pi))$$

$$s. t. \quad \sum_{i=1}^m p_i x_i \leq t_1$$

$$f_1(\Pi) = \sum_{i=1}^m \omega(1 - e^{-c_i})$$

$$f_2(\Pi) = \sum_{i=1}^m T_i$$

$$C_i = x_i \left( \sum_{j=1}^i p_j x_j \right) + (1 - x_i) \left[ \sum_{j=1}^i p_j (1 - x_j) + t_2 \right]$$

$$\bar{C}_i = p_1 + p_2 + \dots + p_i$$

$$T_i = \max\{C_i - \bar{C}_i, 0\}$$

$$x_i = \begin{cases} 1 & J_i \text{ 安排在 } t_1 \text{ 之前} \\ 0 & J_i \text{ 安排在 } t_2 \text{ 之后} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, m$$

上述模型中  $C_i$  表达式中的  $i$  为了考虑所有的  $m$  个工件,即如果工件  $i$  安排在  $t_1$  之前,则  $C_i$  可基于工件  $1, 2, \dots, i-1, i$  的加工时间,由  $\sum_{j=1}^i p_j x_j$  计算;类似地,如果工件  $i$  安排在  $t_1$  之后,则  $C_i = \sum_{j=1}^i p_j (1 - x_j) + t_2$ ,  $j$  是为了利用工件  $1, 2, \dots, i-1, i$  的加工时间计算  $C_i$ , 取值范围为  $1, 2, \dots, i-1, i$ 。

##### 4.3 问题的求解算法

(1) 进化算法比较分析

由于问题(2)的数学模型是同时优化两个目标,

一般的单目标优化方法不能直接应用。基于遗传算法对多目标排序问题进行求解,已经引起运筹学领域和计算机科学领域相关学者的广泛研究兴趣<sup>[16]</sup>。多目标遗传算法与单目标遗传算法相比,进化过程类似,不同点在于种群中个体的评价(即单目标优化时)多根据优化目标来评价,而多目标优化时个体是基于 Pareto 最优概念进行评价。在多目标遗传算法中,由 Srinivas 等<sup>[16]</sup>于1994年提出,并由 Deb 等<sup>[17]</sup>于2002年进行改进后得到的非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA-II)是目前公认的最为有效的多目标进化算法之一<sup>[16-19]</sup>,NSGA-II 采用新的非支配排序方法、拥挤距离和适应度值的分配,降低了计算复杂度,仿真实验也验证 NSGA-II 可以搜索到更优的解集<sup>[17]</sup>。

在使用 NSGA-II 进行优化求解时面临一个问题,即初始解的优劣程度往往会决定最终求得有效解集的质量<sup>[18]</sup>。Han 等<sup>[20]</sup>针对背包问题提出一种基于量子计算的量子遗传算法(quantum-inspired genetic algorithm, QGA),基于量子比特表示可行解,使用背包问题中的目标函数对个体进行评价,采用量子旋转门进行种群的更新<sup>[20]</sup>。量子遗传算法中量子比特在表示种群个体的多样性方面具有很大优势<sup>[21]</sup>,QGA 最初的提出是针对单目标组合优化问题,如背包问题等,对于多目标问题的求解还有待完善<sup>[22]</sup>。

综合以上分析,如果能将 NSGA-II 和 QGA 的优势进行结合设计混合启发式算法,应该能有效地对干扰管理数学模型进行求解。

(2) 混合进化算法

对于本研究的多目标机器排序干扰管理问题,较优的有效解集应该在两方面具有良好表现,即与最优有效前沿的邻近性和解集的多样性<sup>[18]</sup>。本研究

根据干扰管理模型可行解的特点,设计一种混合进化算法(hybrid evolutionary algorithm, HEA)求得问题(2)尽可能优的有效解集。HEA 综合 NSGA-II 和 QGA 优点,结合两种方法的特点,即 QGA 中解的表示可以通过量子塌陷很容易转化为 NSGA-II 中解的表示,反之则很困难。在 HEA 中,利用 QGA 进行初步搜索,将得到的解集混合随机生成的解生成初始种群,在此基础上再利用 NSGA-II 进行更深层次的搜索以期得到更优的解集。HEA 的流程图如图 2 所示。

HEA 的具体实现步骤如下。

HEA 步骤 1 利用 QGA 进行初步搜索

QGA 提出基于量子计算。在量子计算中,量子比特的最小信息单位既可以处于 $|0\rangle$ 态,也可以处于 $|1\rangle$ 态,或者是这两种状态的任意叠加态。令  $\Psi$  表示量子比特所处状态,则 $|\Psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$ , $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为确定相应状态的概率幅度的复数<sup>[20]</sup>。 $|\alpha|^2$ 为量子比特处于 $|0\rangle$ 态的概率, $|\beta|^2$ 为量子比特处于 $|1\rangle$ 态的概率。状态经过归一化处理满足 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 。

在 HEA 中,问题(2)的任意一个可行解  $\Pi$  通过量子比特编码方式转化成染色体个体,该染色体个体是由  $m$  个量子比特构成的量子比特串,定义如下。

$$\begin{pmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_m \end{pmatrix}$$

$$s. t. \quad |\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i = 1, 2, \dots, m$$

由 $(\alpha_i, \beta_i)$ 通过量子塌陷确定  $\Pi$  中的  $\Pi(i) = x_i$ 。长度为  $m$  的量子比特共可以表示  $2^m$  个状态,所以在进化算法中,解的量子比特表示方式在种群多样性方面优于其他表示方式。

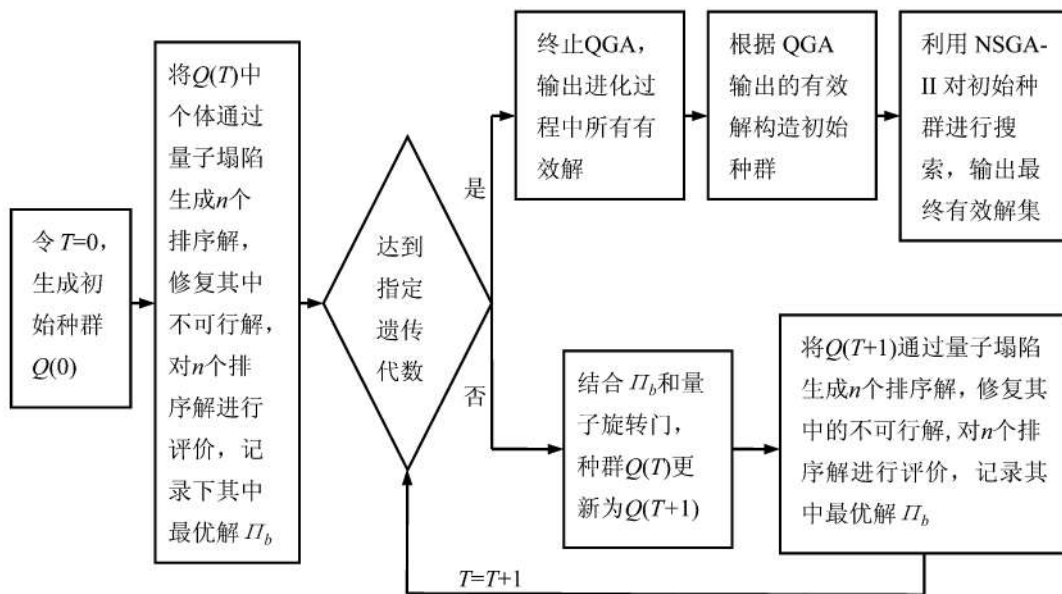


图 2 HEA 流程图

Figure 2 Procedures of HEA

令  $T$  为进化过程中的遗传代数,  $n$  为种群规模 (种群中的每一个个体都可以通过量子塌陷转化成问题的一个排序解),  $Q(T)$  为第  $T$  代的种群,  $Q(T) = \{q_1^T, q_2^T, \dots, q_n^T\}$ ,  $q_k^T$  为  $Q(T)$  中第  $k$  个染色体个体,  $k = 1, 2, \dots, n$ , 将  $q_k^T$  采用长度为  $m$  的量子比特串来编码表示。 $\Pi_k^T$  为对应于  $q_k^T$  的问题(2)的第  $k$  个排序解。

HEA 具体实现中,初始种群的生成、将  $q_k^T$  转化为  $\Pi_k^T$  的量子塌陷、不可行解的修复、通过量子旋转门进行种群更新以及旋转角度的确定等内容参见 Han 等<sup>[20]</sup>的研究。对于问题(2)的某个解,如果所有安排在  $t_1$  之前加工的工件加工时间之和大于  $t_1$  个单位时间长度,则该解为不可行解。

与 Han 等<sup>[20]</sup>的研究不同的是  $Q(T)$  中个体的评价。针对问题(2)的双目标模型,求解两个单目标问题  $1 \mid \Delta M, pred - mgt \mid f_1(\Pi)$  和  $1 \mid \Delta M, pred - mgt \mid f_2(\Pi)$ 。将最优函数值构成理想点,即

$$\begin{aligned} & (f_1^*, f_2^*) \\ \text{s.t. } & f_1^* = \min f_1(\Pi) \\ & f_2^* = \min f_2(\Pi) \end{aligned}$$

实际求解两个单目标问题得到的解往往是不一致的,即  $(f_1^*, f_2^*)$  是无法达到的。在二维目标空间里用与  $(f_1^*, f_2^*)$  的距离远近来度量种群中某个个体适应度值的大小。

根据定理 1 设计以下动态规划算法求得  $(f_1^*, f_2^*)$ 。

① 令  $l(i, y)$  为对于工件  $J_1$  到  $J_i$  的  $f_1(\Pi)$  的最小值,  $y$  为安排在  $t_1$  之前的工件加工时间和, 定义  $(i, y)$  为状态变量。给定某状态  $(i, y)$ , 对于工件  $J_1$  到  $J_i$ , 由定理 1 给出的最优解的特性可知,  $J_i$  或者在  $t_1$  之前最后加工或者在  $t_2$  之后最后加工, 否则在  $t_1$  之前或  $t_2$  之后按照 WDSPT 规则将  $J_i$  移至最后加工一定可以改进问题的目标值。因此,  $C_i = y$  或者  $C_i = t_2 + \bar{C}_i - y$ , 进一步可得对于  $2 \leq i \leq m$  和  $0 \leq y \leq t_1$  的动态规划递推式, 即

$$l(i, y) = \min \begin{cases} l(i-1, y-p_i) + \omega(1-e^{-\tau}) \\ l(i-1, y) + \omega(1-e^{-\tau(t_2+\bar{C}_i-y)}) \end{cases}$$

如果  $l(i, y)$  等于  $l(i-1, y-p_i) + \omega(1-e^{-\tau})$ ,  $x_i = 1$ , 否则  $x_i = 0$ 。对于动态规划的初始条件,  $l(1, p_1) = \omega(1-e^{-\tau p_1})$ ,  $l(1, 0) = \omega(1-e^{-\tau(t_2+p_1)})$ , 并且如果  $y \neq 0$  或  $p_1$ ,  $l(1, y) = +\infty$ 。对于  $i = 2, \dots, m$ , 如果  $y$  小于工件 1 到工件  $i$  的最短加工时间或者  $y$  大于工件 1 到工件  $i$  的加工时间和, 则  $l(i, y) = +\infty$ 。最后,  $f_1^* = \min l(m, y)$ ,  $0 \leq y \leq t_1$ ;

② 利用类似的办法可以求得  $f_2^*$ 。给定某状态变量  $(i, y)$ , 令  $g(i, y)$  表示对于  $J_1$  到  $J_i$  的  $f_2(\Pi)$  的最小值, 可得

$$\begin{aligned} g(i, y) &= \min \begin{cases} g(i-1, y-p_i) \\ g(i-1, y) + t_2 - y \end{cases} \\ & 2 \leq i \leq m, 0 \leq y \leq t_1 \end{aligned}$$

如果  $g(i, y)$  等于  $g(i-1, y-p_i)$ ,  $x_i = 1$ , 否则  $x_i = 0$ 。对于动态规划的初始条件,  $g(1, p_1) = 0$ ,  $g(1, 0) = t_2$ , 且如果  $y \neq 0$  或者  $p_1$ ,  $g(1, y) = +\infty$ 。对于  $i = 2, \dots, m$ , 如果  $y$  小于工件 1 到工件  $i$  的最短加工时间或者  $y$  大于工件 1 到工件  $i$  的加工时间和, 则  $g(i, y) = +\infty$ 。最后,  $f_2^* = \min g(m, y)$ ,  $0 \leq y \leq t_1$ 。

由于以上两步的相似性, 只需要分析其中一步的复杂性即可。对于 ① 共有  $O(mt_1)$  个状态变量, 与每个状态变量相关的工作量是  $O(1)$  或者常数, 因此总体的复杂性就是  $O(mt_1)$ 。

定义  $h(\Pi_k^T)$  为种群  $Q(T)$  中个体  $q_k^T$  的适应度值, 令  $B$  为一个足够大的常数, 可得

$$h(\Pi_k^T) = B - \{ [f_1(\Pi_k^T) - f_1^*]^2 + [f_2(\Pi_k^T) - f_2^*]^2 \}^{\frac{1}{2}}$$

$h(\Pi_k^T)$  越大,  $\Pi_k^T$  与  $(f_1^*, f_2^*)$  的距离越近,  $q_k^T$  越优越。可以证明, 通过与  $(f_1^*, f_2^*)$  的距离来评价个体优劣的方式获得的解是有效解, 这种方法在一定程度上可以避免因指标之间的相互抵消而影响决策。

在 HEA 中, 用最大进化代数控制 QGA 的终止, 即当算法达到事先设定的遗传代数之后, 终止算法并输出所有代中的最优有效解集。

#### HEA 步骤 2 利用 NSGA-II 进行更深层次搜索

NSGA-II 是基于 0-1 比特串进行搜索, 即直接针对问题(2)的解空间进行搜索。量子比特可以通过量子塌陷很容易转化为 0-1 比特串, 反之则很难实现。NSGA-II 在多目标优化前提下, 采用非支配解排序方法考虑种群的多样性以及与最优有效前沿的邻近性。非支配解排序方法主要包括有效前沿的划分和适应度值的分配<sup>[17]</sup>。

在有效前沿的划分阶段, 根据解之间的支配关系, 种群  $Q$  被划分为  $K$  个子种群, 即  $Q_1, Q_2, \dots, Q_K$ , 每个子种群中任意解之间不存在支配关系。对于任意两个子种群  $Q_i, Q_j$ , 如果  $i < j$ , 则  $Q_j$  中的每个解都被  $Q_i$  中某个解支配。  $Q_1$  包含了当前种群中所有的有效解。在对有效前沿进行划分之后, 对所有的解分配合适的适应度值, 根据以下规则分配适应度。

① 对于不同子种群, 如果  $i < j$ , 给  $Q_i$  中的个体分配比  $Q_j$  中的个体更高的适应度值。

② 对于同一子种群, 计算每个个体的拥挤距离, 用拥挤距离衡量个体所处区域的稀疏程度, 给处在更稀疏区域的个体分配更高的适应度值。

规则①处理的是种群距离最优有效前沿的距离, 规则②考虑的是种群的多样性。

本研究在 NSGA-II 算法中增加对于精英个体的控制, 即在选择个体进行遗传算子操作时, 优先考虑具有较高适应度值个体的同时, 考虑能改进种群多样性的个体 (即便这样的个体可能具有较低的适应度值), 这是为了保证尽量收敛到最优有效前沿而增加对种群进化过程中精英个体数量的控制。采用 MATLAB 7.6.0.324 版本遗传算法工具箱中的 GAMULTIOBJ 函数进行计算, 其中参数设置在数值算例中予以说明。由于 QGA 可以提供更优的初始可行解,

在算例仿真部分将验证 HEA 的综合算法性能会更优。

5 数值算例仿真

5.1 数值算例设计

测试算例的参数如下,重置 0 时刻以及重新对未完工工件进行编号后,工件数量  $m = 70$ ,工件的加工时间  $p_i = i, i = 1, 2, \dots, 70$ ,折扣因子  $r = 1.50 \times 10^{-3}$ 。由于假设工件的权重相同,不失一般性,令  $\omega = 1$ 。为了检验算法在不同情况下的性能,通过改变干扰事件的开始时间  $t_1$  和持续时间  $(t_2 - t_1)$ ,针对 4 种情况分别进行 30 次计算和分析,对比分析混合进化算法 HEA 和纯非支配排序遗传算法 (pure non-dominated sorting genetic algorithm, PNSGA-II, 即将 HEA 中涉及到 QGA 的部分删去后的算法),验证 HEA 对于求解干扰管理模型的有效性。4 种算例参数见表 1。

表 1 4 种算例参数

Table 1 Parameters of Four Numerical Experiments

	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4
$t_1$	620	620	1 020	1 020
$t_2$	640	680	1 040	1 080

5.2 算例运算结果

令 HEA 中 QGA 的种群规模  $n = 10$ ,最大遗传代数为 800。使用 MATLAB 语言,在 MATLAB 7.6.0.324 版本环境下进行编程运算和画图。

针对实验 1,一次典型的运行结果如图 3 和图 4 所示。图 3 纵轴单位为  $1 \times 10^4$ ,上方曲线为在目标空间中种群距离理想点的平均距离,下方曲线为种群距离理想点的最优距离。由图 3 可知,在进化过程中,平均距离和最优距离都呈现下降趋势,并且最优距离大概在遗传 200 代以后逐渐收敛。图 4 对应于图 3 的最优距离曲线,表示在二维目标空间里解的情况,图中  $\Delta$  表示理想点,每个点对应一个可行解。

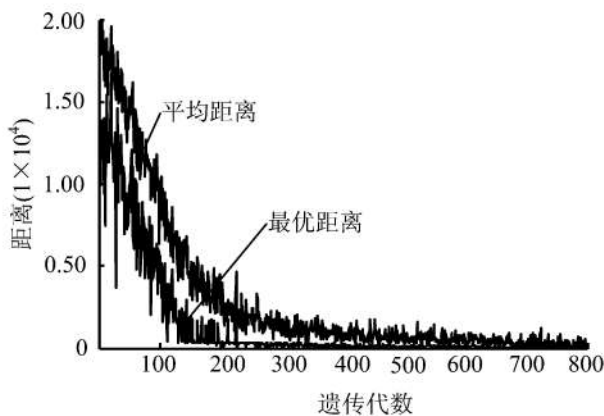


图 3 QGA 中与理想点距离收敛曲线  
Figure 3 Convergence Curve of Distance to Ideal Point in QGA

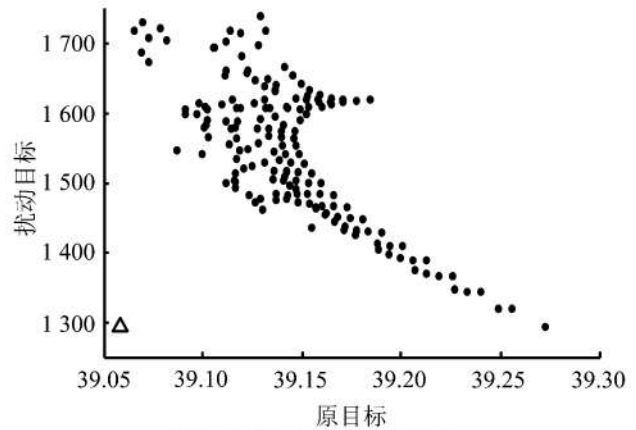


图 4 QGA 种群进化过程

Figure 4 Evolving Process of Population in QGA

在 HEA 的非支配排序遗传算法求解部分,采用 MATLAB 7.6.0.324 版本遗传算法工具箱的 GAMULTIOBJ 函数。表 2 给出 HEA 和 PNSGA-II 初始种群的不同构成,为进行公平对比,除初始种群之外两种算法的其余参数设置均相同。

表 2 HEA 和 PNSGA-II 初始解对比

Table 2 Comparison of Initial Solutions between HYBD and PNSGA-II

	HEA	PNSGA-II
初始种群构成	图 4 中的有效解集; 顺延受干扰事件影响的工件直至机器可用形成的可行解; 剩余部分随机生成	顺延受干扰事件影响的工件直至机器可用形成的可行解; 剩余部分随机生成

工具箱函数的问题描述部分,适应值函数按照  $f_1(\Pi), f_2(\Pi)$  的形式进行编写。对输入的不可行解  $\Pi'$  进行处理。从安排到  $t_1$  之前加工的工件集中选出加工时间最大的工件  $J_i$ ,令  $\Pi'$  中对应于  $J_i$  的  $x_i$  等于 0。如果  $\Pi'$  仍为不可行解,再从剩余安排在  $t_1$  之前的工件集中选出加工时间最大的工件,进行类似的操作,直至  $\Pi'$  可行。变量个数设置为 70。

选项部分,种群类型为 Bit string,种群规模设置为 200。种群中精英个体的比例(即 Pareto front population fraction)设置为 0.50,个体拥挤距离采用默认的 distancecrowding 函数计算。算法终止采用最大遗传代数控制,最大遗传代数设置为 200(实际计算时发现,往往不到 150 次算法就已经收敛)。除此之外,剩余的参数设置均为默认。

按照给定的参数,针对实验 1,对应于图 3 和图 4,一次典型的运行结果如图 5 和图 6 所示。图 5 中纵轴单位为 1,通过观察,图 5 中 HEA 的种群个体间平均距离总体上高于 PNSGA-II,这也预示着 HEA 求得的有效解集在多样性方面更优。图 6 表示算法最

终输出的有效解集,可以直观地发现,HEA 最终输出的有效解集在支配关系、解的数量等方面都优于 PNSGA-II。

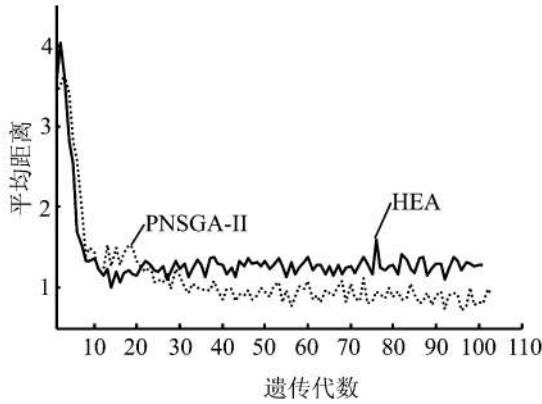


图5 种群个体间平均拥挤距离变化曲线对比  
Figure 5 Comparison of Average Crowding Distance Curve among Population

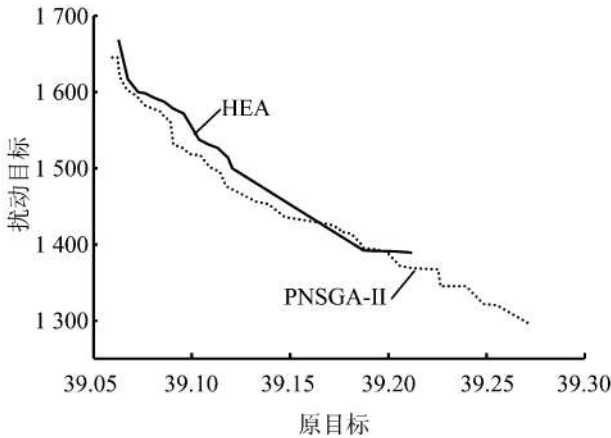


图6 有效前沿对比  
Figure 6 Comparison of Pareto Front

另外,由图4中的有效解集和图6可知,图4中原目标为[39.05, 39.13]、扰动目标为[1 450, 1 700]区域中的点以及图6中原目标为[39.05, 39.13]、扰动目标为[1 450, 1 650]区域中的点,  $f_1(II)$  比较小,而  $f_2(II)$  比较大,  $f_2(II)$  随着  $f_1(II)$  的增大而降低;对于图4中的原目标为[39.14, 39.27]、扰动目标为[1 250, 1 400]区域中的点以及图6中原目标为[39.17, 39.27]、扰动目标为[1 300, 1 400]区域中的点,  $f_2(II)$  比较小,而  $f_1(II)$  比较大,因此有效前沿中为了降低其中的一个目标只能增大另外一个,  $f_1(II)$  和  $f_2(II)$  之间存在相互抵消关系。这说明在实际生产中面对干扰事件,如果只考虑系统的库存成本就可能产生较大的扰动,会对系统的服务水平造成消极影响,从而降低客户的满意度。这也验证了进行干扰管理的必要性,决策者需要在库存成本和系统服务质量之间进行权衡。此外,实验2~实验4的结果与实验1类似,通过分析可以得到相同的结论,为避免重复此处不再赘述。

### 5.3 结果分析

HEA 和 PNSGA-II 都是基于有效解的算法,并且最后输出有效解集,为了进一步量化说明 HEA 的有效性,引入现有研究中若干针对有效解集的指标衡量算法的搜索能力,并进行算法之间的对比<sup>[18]</sup>。

#### (1) 算法性能衡量指标

以下指标中  $E$  和  $E'$  表示由两种不同算法分别求得的有效解集。关于各个指标的具体计算公式请参见 Li 等<sup>[18]</sup> 的研究,这里只给出指标的含义以及如何度量算法的性能。

指标 1 为 ONVG。

对于有效解集  $E$ , ONVG 指标的定义为  $E$  中有效解的个数。

指标 2 为 CM。

CM 指标将有序二元组  $(E, E')$  映射为区间  $[0, 1]$  之内的数值,反映两个集合的解之间相互支配关系。  $CM(E, E')$  表示  $E'$  中被  $E$  中的解所支配的解的比例,由于  $E$  与  $E'$  之间可能存在相互不支配的解,  $CM(E', E)$  和  $CM(E, E')$  的和不一定总为 1。

指标 3 为  $D_{av}$ , 指标 4 为  $D_{max}$ 。

令  $R$  表示最优有效前沿的参考集合。  $D_{av}$  和  $D_{max}$  为两个距离指标,用于度量与  $R$  相比有效解集  $E$  的性能。  $D_{av}$  为集合  $R$  中的解  $x_R \in R$  到集合  $E$  中解的最近距离的平均值,  $D_{max}$  为集合  $R$  中的解  $x_R \in R$  到集合  $E$  中解的最近距离的最大值。

$D_{av}$  和  $D_{max}$  的值越小,说明  $E$  与最优有效前沿越接近。在比较集合  $E$  与  $E'$  的指标值时,如果最优有效前沿未知,合并集合  $E$  和  $E'$ ,然后选择其中所有的有效解构成集合  $R$ 。

指标 5 为 TS。

有效解集  $E$  的 TS 指标用于度量  $E$  中元素分布的均匀程度,集合  $E$  的 TS 值越小,  $E$  中解分布得越均匀,解的多样性越好。

指标 6 为 MS。

有效解集  $E$  的 MS 指标用于度量最优有效前沿被集合  $E$  覆盖的程度,集合  $E$  的 MS 值越大,  $E$  中解覆盖最优有效前沿的程度越大。在比较集合  $E$  和  $E'$  的指标值大小时,如果最优有效前沿未知,则采用与指标 3 和指标 4 中类似的处理方法构造最优有效前沿。

指标 7 为 AQ。

AQ 衡量有效解集在邻近性和分布程度两方面的平均质量,该指标加入多样性指标以克服邻近性和分布程度之间的抵消关系, AQ 值越小集合的平均质量越好。

#### (2) 结果对比分析

针对实验1~实验4的30次运算结果,采用上述指标对比 HEA 和 PNSGA-II,结果如表3所示。表3中平均、最优和最差分别表示30次运算结果的平均值、最优值和最差值。

令 HEA 和 PNSGA-II 求得的有效解集分别为  $E_h$  和  $E_p$ ,表3数据区域第3行表示  $CM(E_h, E_p)$ ,第4行表示  $CM(E_p, E_h)$ 。表3中的数据进行了四舍五入小数

点后保留3位处理,  $AQ$  在四舍五入之前 HEA 的值要小于 PNSGA-II 的值。

对于实验1, 从表3可以发现以下结果。

①考虑  $ONVG$  和  $CM$ , HEA 的平均值、最优值和最差值都优于 PNSGA-II, 说明 HEA 获得的有效解集不但在数量上更多, 而且集合中的大部分解要优于 PNSGA-II 求得的解。

②考虑  $D_{av}$  和  $D_{max}$ , HEA 的平均值、最优值和最差值都小于 PNSGA-II。  $D_{av}$  和  $D_{max}$  度量有效解集与最优有效前沿的平均距离和最大最小距离, 因此与 PNS-

GA-II 相比, HEA 求得的有效解集更接近于最优有效前沿。

③考虑  $TS$  和  $MS$ , 虽然 PNSGA-II 在最优值的情况下要优于 HEA, 但 HEA 的平均值和最差值都优于 PNSGA-II, 说明与 NSGA-II 相比, HEA 求得有效解集不但平均分布程度更均匀, 平均覆盖最优有效前沿的程度也更好。

④考虑  $AQ$ , HEA 的平均值、最优值和最差值都优于 PNSGA-II, 说明 HEA 在有效解集的综合质量方面优于 PNSGA-II。

表3 数值仿真结果

Table 3 Results of Numerical Simulation

指标	算法	实验1			实验2			实验3			实验4		
		$t_1 = 620, t_2 = 640$			$t_1 = 620, t_2 = 680$			$t_1 = 1\ 020, t_2 = 1\ 040$			$t_1 = 1\ 020, t_2 = 1\ 080$		
		平均	最优	最差	平均	最优	最差	平均	最优	最差	平均	最优	最差
<i>ONVG</i>	HEA	33.867	39.000	25.000	36.233	45.000	24.000	28.933	56.000	9.000	79.700	91.000	75.000
	PNSGA-II	14.967	24.000	8.000	17.900	37.000	8.000	17.967	34.000	6.000	54.667	76.000	21.000
<i>CM</i>	HEA	0.015	0.000	0.083	0.027	0.000	0.121	0.144	0.000	0.636	0.033	0.000	0.103
	PNSGA-II	0.828	0.471	1.000	0.791	0.333	1.000	0.406	0.000	1.000	0.508	0.269	0.796
$D_{av}$	HEA	0.001	0.000	0.012	0.001	0.000	0.004	0.013	0.000	0.089	0.001	0.000	0.002
	PNSGA-II	0.083	0.035	0.159	0.069	0.017	0.131	0.060	0.003	0.506	0.015	0.004	0.047
$D_{max}$	HEA	0.018	0.000	0.104	0.018	0.000	0.078	0.072	0.000	0.307	0.011	0.006	0.023
	PNSGA-II	0.246	0.088	0.485	0.217	0.053	0.461	0.179	0.022	0.650	0.070	0.027	0.177
<i>TS</i>	HEA	2.775	1.408	5.534	2.829	1.810	6.262	4.461	1.792	12.076	1.638	1.197	3.495
	PNSGA-II	4.174	1.250	10.334	4.345	1.455	11.389	4.680	2.337	8.850	3.425	1.413	8.788
<i>MS</i>	HEA	0.985	1.000	0.877	0.990	1.000	0.919	0.984	1.181	0.584	1.000	1.011	1.000
	PNSGA-II	0.752	1.247	0.218	0.819	1.367	0.332	0.868	1.077	0.327	0.974	1.142	0.890
<i>AQ</i>	HEA	664.146	655.181	701.604	1387.632	1382.145	1407.395	1182.662	1182.662	1182.662	1182.662	1182.662	1182.662
	PNSGA-II	704.834	655.181	760.643	1419.010	1382.145	1477.590	1189.025	1182.662	1288.713	1182.662	1182.662	1182.662



综上,由于 QGA 可以提供更好的初始解,最终 HEA 在解的多样性和与最优有效前沿的邻近性等方面都优于 PNSGA-II。通过分析实验 2 ~ 实验 4 可以得到类似的结论。由此可见,HEA 可以作为一种有效的方法应用于机器干扰管理问题模型的求解。

本研究的模型和算法带来如下管理启示。①当干扰事件发生时,最直接的处理方式即右移受扰工件集直至机器可用,虽然简单易行,却不一定能很好地处理成本和系统的服务质量,需要对原最优加工时间表进行调整;②调整后的最优加工时间表仍然保持了一定的 WDSPT 规则的特性,当再有干扰事件发生时,本研究模型和算法可以直接应用求解;③针对 HEA 的指标 1,分别比较实验 1 和实验 3、实验 2 和实验 4,当干扰事件持续时间较长时 ( $60 > 20$ ),干扰事件发生的越晚 ( $1\ 020 > 620$ ),相应的应对办法就越多;④本研究的算法给出一系列有效解,使决策者可以根据自身对成本和服务质量的不同偏好进行选择,在两者之间进行较好的权衡。

## 6 结论

本研究针对单机环境下最小化加权折扣完工时间和的机器干扰问题构建既考虑原目标又考虑干扰事件对初始计划造成扰动的双目标干扰管理模型,由于模型的复杂性使用传统优化算法结果不理想。本研究综合量子遗传算法(QGA)在表示种群个体多样性方面的优势和非支配排序遗传算法(NSGA-II)在处理多目标问题上的优势,设计一种混合启发式算法,该混合算法可以求得问题的有效解集。通过数值算例分析发现,混合算法在有效解集的多样性和与最优有效前沿的邻近性方面优于目前广泛应用的 NSGA-II,原目标和干扰事件造成的扰动之间存在相互制约关系,问题的有效解呈现部分 WDSPT 的特性,当再有干扰事件发生时可以直接采用混合算法进行求解。

在实际生产中,面对干扰事件,决策者如果只考虑生产成本就会导致系统扰动过大,对很多已经完成的准备工作(如机器休整、人员安排等)造成很大消极影响,因此可运用本研究方法根据自身需要在原目标和扰动目标之间进行权衡。另外,本研究设计的混合进化算法对于启发式算法在解决实际问题的应用方面可提供一定程度的借鉴。

## 参考文献:

- [1] Pinedo M L. Scheduling: Theory, algorithms, and systems [M]. 3rd ed. New York: Springer, 2008: 50-54.
- [2] Qi X, Bard J F, Yu G. Disruption management for machine scheduling: The case of SPT schedules [J]. International Journal of Production Economics, 2006, 103(1): 166-184.
- [3] Bean J C, Birge J R, Mittenthal J, Noon C E. Match-up scheduling with multiple resources, release dates and disruptions [J]. Operations Research, 1991, 39(3): 470-483.
- [4] Ouelhadj D, Petrovic S. A survey of dynamic scheduling in manufacturing systems [J]. Journal of Scheduling, 2009, 12(4): 417-431.
- [5] Aktürk M S, Atamtürk A, Gürel S. Parallel machine match-up scheduling with manufacturing cost considerations [J]. Journal of Scheduling, 2010, 13(1): 95-110.
- [6] Özlen M, Azizoglu M. Generating all efficient solutions of a rescheduling problem on unrelated parallel machines [J]. International Journal of Production Research, 2009, 47(19): 5245-5270.
- [7] Hall N G, Potts C N. Rescheduling for job unavailability [J]. Operations Research, 2010, 58(3): 746-755.
- [8] Zhao C L, Tang H Y. Scheduling deteriorating jobs under disruption [J]. International Journal of Production Economics, 2010, 125(2): 294-299.
- [9] 胡祥培, 丁秋雷, 张漪, 王旭坪. 干扰管理研究评述 [J]. 管理科学, 2007, 20(2): 2-8.  
Hu Xiangpei, Ding Qiulei, Zhang Yi, Wang Xuping. A review on disruption management [J]. Journal of Management Science, 2007, 20(2): 2-8. (in Chinese)
- [10] Yu G, Yang J. Optimization applications in the airline industry [M]. Norway: Kluwer Academic Publisher, 1998: 44-53.
- [11] Clausen J, Larsen A, Larsen J, Rezanova N J. Disruption management in the airline industry: Concepts, models and methods [J]. Computers & Operations Research, 2010, 37(5): 809-821.
- [12] 王征, 王建军, 杨文超. 顾客时间窗变化的多车场车辆调度干扰管理模型研究 [J]. 管理科学, 2010, 23(3): 103-112.  
Wang Zheng, Wang Jianjun, Yang Wenchao. Disruption management of multiple depot vehicle routing problem with changes of time windows of customers [J]. Journal of Management Science, 2010, 23(3): 103-112. (in Chinese)
- [13] 胡祥培, 孙丽君, 王亚楠. 物流配送系统干扰管理模型研究 [J]. 管理科学学报, 2011, 14(1): 50-60.  
Hu Xiangpei, Sun Lijun, Wang Yanan. A model for disruption management in urban distribution systems [J]. Journal of Management Sciences in China, 2011, 14(1): 50-60. (in Chinese)
- [14] Chen K, Xiao T. Demand disruption and coordination of the supply chain with a dominant retailer [J]. European Journal of Operational Research, 2009, 197(1): 225-234.
- [15] Zhu G, Bard J F, Yu G. A two-stage stochastic programming approach for project planning with uncer-

- tain activity durations [ J ]. *Journal of Scheduling*, 2007, 10(3):167-180.
- [16] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms [ J ]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(3):221-248.
- [17] Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [ J ]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2):182-197.
- [18] Li B B, Wang L. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for multiobjective flow shop scheduling [ J ]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Society*, 2007, 37(3):576-591.
- [19] 张超勇,董星,王晓娟,李新宇,刘琼. 基于改进非支配排序遗传算法的多目标柔性作业车间调度 [ J ]. *机械工程学报*, 2010, 46(11):156-164.  
Zhang Chaoyong, Dong Xing, Wang Xiaojuan, Li Xinyu, Liu Qiong. Improved NSGA-II for the multi-objective flexible job-shop scheduling problem [ J ]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(11):156-164. (in Chinese)
- [20] Han K H, Kim J H. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problem [ C ] // *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway, NJ: IEEE, 2000:1354-1360.
- [21] Han K H, Kim J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [ J ]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6):580-593.
- [22] Zhao D M, Tao F. A new idea for addressing multi-objective combinatorial optimization: Quantum multi-agent evolutionary algorithms [ C ] // *Proceedings of the 43rd Annual Conference on Information Sciences and Systems*. Baltimore, 2009:28-31.

## Disruption Management Model and Algorithm for Problem of Weighted Discounted Single Machine Scheduling

Liu Feng, Wang Jianjun, Yang Deli, He Ping

Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China

**Abstract:** In machine scheduling, the original optimal schedule usually couldn't be executed as planned due to all sorts of disruption. In order to adjust the original optimal schedule and reschedule the unfinished jobs, this research formulates the bi-criteria model which considers both the original objective and the deviation objective. The original objective is measured by the weighted discounted sum of processing times, while the deviation objective is measured by the change of jobs' completion times. A hybrid heuristic algorithm is designed to solve the problem. It combines the advantages of Qubit representation in solution diversity and the advantages of Non-dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) in dealing with multiple objective scheduling. By comparing several performance metrics for Pareto solution set in numerical simulation, it is concluded that the hybrid algorithm is superior to the widely-used NSGA-II in both solution diversity and proximity to optimal Pareto front. So the hybrid heuristic algorithm is proved to serve as an effective tool for the machine disruption management problem.

**Keywords:** machine scheduling; disruption management; Pareto solution; diversity; proximity

**Received Date:** March 3<sup>rd</sup>, 2011      **Accepted Date:** July 15<sup>th</sup>, 2011

**Funded Project:** Supported by the National Natural Science Foundation of China(70902033, 70801008), the Doctoral Program Foundation of Liaoning Province of China (20081093) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (DUT11SX10)

**Biography:** Liu Feng, a Hebei Shijiazhuang native(1985 - ), is a Ph. D. candidate in the Institute of Systems Engineering at Dalian University of Technology. His research interests include disruption management in services sciences, etc. E-mail: drliufeng@mail.dlut.edu.cn □