

文章编号: 1001-0920(2012)01-0008-07

基于广义粗糙集的流程工业车间调度研究

徐新黎^a, 施莉娜^b, 范丽霞^b, 王万良^a

(浙江工业大学 a. 计算机科学与技术学院, b. 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对流程工业某电化厂聚氯乙烯车间的生产过程, 基于统一时间离散化方法, 用广义粗糙集理论对投入产出比、设备转化率等不确定参数进行描述, 建立了基于广义粗糙集有限中间存储的流程车间调度问题模型. 该模型以最大化产值及精度要求为目标, 考虑了设备容量约束、设备生产能力、物料平衡等多种约束, 并应用基于改进进化策略的差分进化算法进行求解. 仿真结果表明了该算法和模型的可行性及有效性.

关键词: 广义粗糙集; 差分进化; 流程工业; 有限中间存储

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

Research on process industry shop scheduling based on generalized rough set

XU Xin-li^a, SHI Li-na^b, FAN Li-xia^b, WANG Wan-liang^a

(a. School of Computer Science and Technology, b. School of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China. Correspondent: WANG Wan-liang, E-mail: wwl@zjut.edu.cn)

Abstract: For an electro-chemical process of the chloride resin shop in the industry polyviny, the model of process industry shop scheduling with finite intermediate storage is established based on generalized rough set, where the uniform time discretization model is used to express the time, and the generalized rough set is also used to describe uncertain parameters, such as the input-output ratio and the rate of equipment conversion. The aim of the model is to maximize output value and precision, and the constraints such as equipment capacity, production capacity and material balance, are considered. Finally, the improved differential evolution algorithm is applied to solve the problem. Simulation results show the feasibility and effectiveness of the proposed algorithm and the model.

Key words: generalized rough set; differential evolution; process industry; finite intermediate storage

1 引言

流程工业生产存在着大量间歇和连续相混合的生产线, 而且往往还有许多不确定因素存在, 因此对流程工业不确定车间调度进行探讨具有重要的实际意义. 另一方面, 流程工业生产过程中往往包含多个阶段的加工过程, 需要中间存储进行缓存, 而中间存储的能力往往是有限的. 因此, 对不确定流程工业生产调度问题的研究还需考虑有限中间存储问题. 目前, 对不确定问题主要采用随机变量、模糊理论以及粗糙集理论等进行描述. 用随机变量描述不确定因素, 需知道其概率分布函数, 但实际中很难对一些不确定因素作出概率分布上的估计; 模糊理论是用模糊数来表示变量的可能取值, 并用隶属度函数表示其取

相应值可能性的方法, 它不需要精确的数据或模型便能表示不确定变量, 操作性高; 而粗糙集是根据问题描述对论域进行划分, 并不需要预先知道属性的数量特征描述、隶属度函数等, 相比于模糊理论, 它对于不确定变量的限制要求更少. 因此, 本文将结合粗糙集理论研究有限中间存储的不确定流程工业车间调度问题.

粗糙集理论最初是由波兰科学家 Pawlak^[1]提出的, 已在许多领域得到了广泛的研究和应用. 目前, 粗糙集理论有了进一步的发展, 通过将标准粗糙集进行变形和推广, 衍生出了广义粗糙集模型, 适用于更为广泛的领域. 在生产调度领域, 文献 [2] 对基于广义粗糙集的不确定性条件下 Flowshop 调度问题进行了研

收稿日期: 2010-07-23; 修回日期: 2010-10-02.

基金项目: 国家863计划项目(2007AA04Z155); 国家自然科学基金项目(60874074); 浙江省自然科学基金项目(Y1090592).

作者简介: 徐新黎(1977-), 女, 讲师, 博士, 从事计算智能、生产调度等研究; 王万良(1957-), 男, 教授, 博士生导师, 从事 CIMS, 生产计划与调度等研究.

究, 并提出了粗糙遗传调度算法. 本文以流程工业某电化厂聚氯乙烯(PVC)车间调度为研究背景, 采用粗糙集理论描述投入产出比、设备转化率等不确定因素, 建立了基于统一时间离散化^[3]的有限中间存储的广义粗糙车间调度问题模型, 并应用改进的差分进化算法进行调度优化.

2 基于广义粗糙集的流程工业车间调度问题模型

实际流程生产调度中存在许多不确定因素, 例如反应物纯度、操作时间、转化率、投入产出比、交货期等, 但已有文献大多是将操作时间和交货期等设为不确定因素. 本文针对实际车间中两个主要不确定因素, 即反应物纯度和设备转化率, 在建模时将投入产出比和设备转化率设为不确定变量, 并用广义粗糙集理论^[4]来描述不确定变量; 同时根据文献[2]所描述的目标函数转化方法, 建立了有限中间存储的不确定流程工业车间调度问题模型.

2.1 不确定参数的粗糙数表示

在推广至实数域的广义粗糙集中, 设 R 是实数集, (a, b) 是 R 上的开区间, (a, b) 上的实数序列 $S = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$, 满足 $a \leq x_0 < x_1 < \dots < x_n \leq b$. 于是 $A = (R, S)$ 称为由 S 生成的逼近空间, S 称为离散化序列. 每个 S 都在 (a, b) 上定义一个划分, 即 $\pi(S) = \{\{x_0\}, \{x_0, x_1\}, \dots, \{x_{n-1}\}, \{x_{n-1}, x_n\}, \{x_n\}\}$. 则对于 $\forall x \in (a, b)$, 其在 S 中的下近似 $\underline{B}_S(x)$ 和上近似 $\overline{B}_S(x)$ 分别为

$$\underline{B}_S(x) = \sup\{x_i \in S : x_i \leq x, i = 0, 1, \dots, n\}, \quad (1)$$

$$\overline{B}_S(x) = \inf\{x_i \in S : x_i \geq x, i = 0, 1, \dots, n\}. \quad (2)$$

本文所研究的描述调度问题不确定参数的粗糙变量 $x = (\underline{x}, \overline{x})$ 类似于区间数的描述, 是用扩展到实数域中的粗糙集的上下近似对来表示的. 定义两个粗糙变量 $x = (\underline{x}, \overline{x})$ 和 $y = (\underline{y}, \overline{y})$ 的加法运算如下:

$$x + y = (\underline{x} + \underline{y}, \overline{x} + \overline{y}). \quad (3)$$

2.2 有限中间存储的流程工业广义粗糙车间调度问题模型

本文以某电化厂PVC车间实际生产线为研究背景, 其简化的工艺流程如图1所示. 其中: 圆圈表示物料, 方块表示工序, 圆柱表示贮槽, 箭头下方的数字表示投入产出的质量比.

PVC车间的生产工艺主要包括以下三大反应:



此为乙炔发生和净化工段. 在乙炔发生器中加入纯度为80.6%的优等电石, 在一定温度和压力下与水反应生成中间产品乙炔.

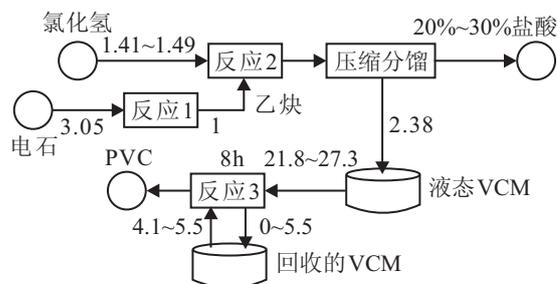


图1 PVC车间简化工艺流程图



此为氯乙烯单体(VCM)合成工段及其压缩分流阶段. 原料乙炔气体(纯度为98%)和氯化氢气体(纯度为93%)以一定的质量比(1:1.41~1.49)充分混合后, 在一定温度和压力条件下, 在VCM合成器中反应并生成中间产品气态VCM. 气态VCM经净化、压缩和分馏生成20%~30%盐酸和液态VCM.



这里包含聚合、干燥包装和VCM回收3个工段. 液态VCM投入聚合釜, 加入各种添加剂, 在一定温度和压力条件下, 反应8h后经干燥生成PVC成品, 最后包装. 在聚合工段, 没有反应的VCM回收后可继续与新鲜VCM以一定的比例(21.8~27.3:0~5)混合投入聚合釜. 一个调度周期结束后, 从回收VCM储槽和液态VCM储槽中将各50%的VCM一起作为最终产品. 除了液态VCM外, PVC车间的最终产品还有盐酸和PVC成品, 即最终产品数 $N = 3$.

在PVC车间中, 乙炔发生器, VCM合成以及蒸发分馏设备是连续生产的, 而聚合釜是间歇生产的; VCM贮槽和回收VCM贮槽都有最大、最小存储容量的限制. 为了解决连续和间歇相混合的生产过程调度, 这里时间表示采用统一时间离散化模型(UDM)^[3], 即将调度时间划分为多个相同的时间段(1, 2, ..., $H + 1$), 开始和结束时间点分别为1和 $H + 1$.

另外, 电石的纯度及聚合釜的转化率在一定范围内变化, 因此设反应1中反应物的投入产出比及反应3中聚合釜转化率为粗糙数, 这样最终产品的产量及产值都为粗糙数. 本文采用粗糙数的上近似 \overline{P}_i 和下近似 \underline{P}_i 分别表示各产品产值 P_i 的最大可能值和最小可能值, 而总产值 $P = \sum_{i=1}^N P_i$, N 为产品总数. 对于企业经营者而言, 希望总产值 P 越大越好, 因此应尽可能提高下近似值 \underline{P}_i ; 同时还希望粗糙数表示的这个区间越小越好, 这样便能更接近于精确数, 从而产生了另一个指标要求, 即精度要求. 因此本文将考虑粗糙数精度和产值最大化的评价函数作为带有限中间存储的广义粗糙车间调度问题的目标函数, 即

$$\max J = \max\{\alpha \times (1 - \text{precision}) + \beta \times \text{ratio}\}. \quad (4)$$

其中: α, β 分别表示精度对于决策目标的重要性以及产值下近似对于决策目标的重要性, 均为 $(0, 1)$ 间的数. 精度指标 $\text{precision} = (\bar{P} - \underline{P})/\bar{P}$, 精度越小, 说明以粗糙数表示的不确定量精确度越高. 本文对目标函数取的是最大值, 因此精度指标改为 $1 - \text{precision}$. 产值指标 $\text{ratio} = \underline{P}/\max(\underline{P})$, 其中 $\max(\underline{P})$ 为企业经营者希望达到的总产值的最大可能值. 若该值未知, 则可从联系算法的角度, 设为从第 1 代到当前代进化种群中最大的总产值的下近似值, 因此在当前代中该值是个定值, 只有 \underline{P} 变化. 所以 ratio 越大表示 \underline{P} 越大, 即总产值的下近似越大, 也即总产值越大.

带有限中间存储的不确定流程工业车间调度问题的约束条件如下:

1) 设备容量约束

① 连续生产过程

$$V_{i,0} = V_i^0, \forall i; \quad (5)$$

$$V_i^{\min} \leq V_{i,t} \leq V_i^{\max}, \forall i, t; \quad (6)$$

$$V_i^{\min} \leq V_{i,t} + \sum_{m \in OI_{i,j}} (Q_{m,t} \times \tau \times \rho_{m,j}) - \sum_{n \in OO_{i,j}} (Q_{n,t} \times \tau \times \rho_{n,j}) \leq V_i^{\max}, \forall i, t. \quad (7)$$

式 (5) 为贮槽的初始储量; 式 (6) 表示在任一时间段内, 贮槽 i 的储量应保持在最小储量 V_i^{\min} 与最大储量 V_i^{\max} 之间; 式 (7) 表示在任意时间段内, 上游工序产出的产品 j 进入贮槽 i 的量, 与提供下游工序加工的产品 j 的量之差值, 加上时刻 t 时的储量, 必须介于贮槽的最大储量和最小储量之间, 这是一个动态的容量约束. 其中: $OI_{i,j}, OO_{i,j}$ 为向贮槽 i 输入产品 j 以及提供物料 j 进行加工的工序集合; $Q_{i,t}$ 为连续设备中, 工序 i 在 t 时刻的流速; $\rho_{i,j}$ 为工序 i 输出物料 j 与总投入的比例, 即投入产出比, 且 $\sum_{j \in MO_i} \rho_{i,j} = 1$.

② 间歇生产过程

$$W_{i,j,t} S_{i,j}^{\min} \leq B_{i,j}^t \leq W_{i,j,t} S_{i,j}^{\max}; \quad (8)$$

$$V_i^{\min} \leq V_{i,t} + \sum_{m \in OI_{i,j}} (K_{m,t} \times \rho_{m,j}) - \sum_{n \in OO_{i,j}} (K_{n,t} \times \rho_{n,j}) \leq V_i^{\max}, \forall i, t. \quad (9)$$

式 (8) 表示 t 时刻任务 i 在间歇生产设备上执行时需要的物料量须介于设备容量的最大值 S_j^{\max} 和最小值 S_j^{\min} 之间; $W_{i,j,t}$ 表示若时间段 t 任务 i 开始在间歇生产设备 j 中进行, 则为 1, 否则为 0; $B_{i,j}^t$ 为 t 时刻任务 i 在间歇设备 j 上开始处理的批量; 对于聚合釜操作, 每釜的处理量必须相等, 即 $S_j^{\max} = S_j^{\min}$.

式 (9) 的意义同式 (7).

2) 设备生产能力约束

连续设备

$$Q_i^{\min} \leq Q_{i,t} \leq Q_i^{\max}, \quad (10)$$

间歇设备

$$K_i^{\min} \leq K_{i,t} \leq K_i^{\max}. \quad (11)$$

其中: $Q_i^{\min}, Q_i^{\max} (K_i^{\min}, K_i^{\max})$ 分别为连续设备 (间歇设备) 工序 i 的最小和最大处理量.

由于各中间产品、最终产品的产量都是粗糙数, 在判断是否满足上述约束条件 1) 和 2) 时, 均以粗糙数的下近似值及上近似值判断是否满足最小及最大容量约束.

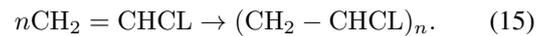
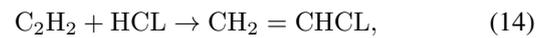
3) 生产设备分配约束

对于间歇并行生产设备, 有

$$\sum_{j=1}^L W_{i,j,t} \leq L. \quad (12)$$

式 (12) 表示并行间歇生产设备的数不能超过其并行生产设备量, L 为间歇并行设备的数量.

4) 物料平衡约束



5) 特定条件约束

乙炔和氯化氢反应中, 一般要求氯化氢过量, 即按 1 : 1.41~1.49 的质量比投入反应.

3 求解广义粗糙车间调度问题的改进差分进化算法

差分进化算法 (DE)^[5-6] 是 Storn 和 Price 于 1995 年提出的一种基于群体智能的随机搜索优化算法. 该算法采用浮点矢量编码, 具有原理简单, 受控参数少, 可在连续空间内进行随机、直接、并行的全局搜索的优点, 已在多个领域得到广泛应用^[7-12]. 在化工领域, Wu 等人^[7] 将免疫原理与 DE 相结合, 提出一种新的改进差分进化算法, 并将其应用于化工工程优化; 方强等人^[8] 提出了一种基于优选策略的差分进化算法, 利用种群繁衍的有用信息改进子代分布, 引进确定性寻优操作, 设计了单纯形寻优操作和重布操作来提高算法性能. 在生产调度方面, Pan 等人^[9] 提出了一种新的离散差分进化算法, 用于解决置换 Flow Shop 调度问题; Qian 等人^[10] 将差分进化算法加以改进, 并用于多目标 Job Shop 问题的求解.

DE 是一种高效的解决 NP 难题的进化算法, 但其缺点是容易使算法陷入局部最优. 已有文献一般采用增大种群规模或多种群的方法来克服上述缺点, 但同

时大大增加了算法的计算量, 没有从进化策略上进行改进, 不能从本质上克服早熟收敛的问题. 因此, 本文在已有研究的基础上, 将基于改进进化策略的差分进化算法(MTDE)^[11]应用于有限中间存储的广义粗糙车间调度问题求解.

3.1 非法个体的判断与修正

反应刚开始时, 中间产物均按最大反应能力投入反应物, 若出现贮槽溢出的情况, 则首先调整投入反应的中间产物的量, 储存一部分在贮槽中.

如果经过调整还是出现后面贮槽溢出的情况, 则调整最初投入物的投入量, 直至满足贮槽要求. 同时, 作如下假设:

- 1) 原料充足;
- 2) 无限产品库存容量;
- 3) 稳定的生产状态, 即对于连续生产设备, 各工序一旦有原料输入, 便有产品输出;
- 4) 因反应 2 中的乙炔以最大反应能力投入反应, 均不会引起后面贮槽的溢出, 故在此不考虑乙炔贮槽.

对于后续的各步反应而言, 刚开始反应时, 初始投入物、中间产物等均按最大加工能力进行加工, 若按该比例投入反应, 出现贮槽溢出的情况, 则首先调整前步投入反应的中间产物的量, 将减少的一部分中间产物储存在贮槽中; 如果经过调整仍出现后面贮槽溢出的情况, 则相应继续向前调整投入物的投入量, 直至满足贮槽要求.

3.2 编 码

初始化种群时, 采用随机方法产生初始个体 x_i^G ($1 \leq i \leq N_p$), N_p 为种群规模, G 为当前进化代数, 并按照时间递增的顺序, 同时产生所有工序在同一时间段 t 所对应的处理量 $Q_{j,t}$ ($1 \leq j \leq s, 1 \leq t \leq n$) 为其工序最大处理量 Q_j^{\max} 和最小处理量 Q_j^{\min} 之间的随机数, s 为工序数, n 为总时间段数; 即

$$Q_{j,t} = \text{rand}(Q_j^{\min}, Q_j^{\max}), \quad (16)$$

其中 $\text{rand}()$ 为随机数产生函数.

设时间段的长度为 τ , 调度时间范围为 T , 则调度时间被分为 $n = T/\tau$ 个等长的时间段. 于是可将个体编码成如下的向量:

$$x_i^G = [Q_{1,1} \ Q_{1,2} \ \cdots \ Q_{1,n} \ | \ \cdots \ | \ Q_{s,1} \ Q_{s,2} \ \cdots \ Q_{s,n}]. \quad (17)$$

其中每一维的值表示相应工序在某一时间段内的处理量.

3.3 算法流程

Step 1: 种群初始化. 令进化代数 $G = 0$, 随机产生初始种群 $X^G = [x_1^G \ x_2^G \ \cdots \ x_{N_p}^G]$, 设置初始化个体

的缩放比例因子 F , 交叉概率 CR , 种群大小 N_p 以及最大迭代次数.

Step 2: 变异操作. 文献 [12] 提供了 10 种 DE 的不同变异策略, 本文仅讨论交叉操作取二项式形式的变异策略. 由于各种变异策略各有优劣, 将其相互结合, 在一定程度上可扬长避短, 本文对种群中的每个个体分别从 DE/rand/1/bin, DE/best/1/bin, DE/rand/2/bin, DE/best/2/bin 中选择两种策略进行变异操作, 产生两组变异个体, 每组大小均为 N_p .

Step 3: 交叉操作. 采用双向交叉操作, 即在将变异个体的向量位复制到父代个体的同时, 将父代个体的向量位复制到变异个体对应的向量位上, 通过对 Step 2 产生的两组个体和父代个体分别进行双向交叉操作, 产生 4 组试验个体并进入 Step 4 参与选择操作.

Step 4: 选择操作. 将 Step 3 产生的 4 组试验个体和父代个体一共 5 组个体进行贪婪选择操作, 选出适应度最好的个体, 并令 $G \leftarrow G + 1$.

Step 5: 判断算法是否终止. 若最优解满足要求或达到最大进化代数, 则算法终止; 否则, 转向 Step 2.

4 仿真结果及分析

以某电化厂聚氯乙烯(PVC)车间调度为实例, 其生产工艺流程如 2.2 节所述. 电石初始投入量为 5~18t, 氯化氢气体投入的质量比为 1.41~1.49, 产生液态 VCM 的比率为 2.38, 电石的投入产出比设为粗糙数 (1.0/3.1, 1.0/3.0), 聚合釜的转化率设为粗糙数 (80%, 85%). 调度周期为 24h, 以产值和精度要求为目标. 其中: 盐酸为 0.066 万元/t, VCM 为 0.42 万元/t, PVC 为 0.62 万元/t. 假设 PVC 生产线的最小总产值为 150 万元. 生产中所涉及设备的相关信息见表 1; 物料反应的最大和最小能力见表 2; VCM 贮槽和回收 VCM 贮槽的最大和最小存储容量见表 3. 为了方便计算, 表 2 和表 3 中所有数据的单位均已转化为 t, 所有

表 1 设备信息表

| 工序 | 设备名称 | 设备数量 | 连续/间歇 |
|------|--------|------|-------|
| 反应 1 | 乙炔发生器 | 1 | 连续 |
| 反应 2 | VCM 合成 | 1 | 连续 |
| 蒸发分馏 | 蒸发分馏 | 1 | 连续 |
| 反应 3 | 聚合釜 | 9 | 间歇 |

表 2 物料反应的最大和最小能力

| 物料 | 最大反应能力 | 最小反应能力 |
|----|--------|--------|
| 电石 | 18.27 | 2 |
| 乙炔 | 165 | 123.77 |

表 3 贮槽的最大和最小存储容量

| 贮槽 | 最大存储容量 | 最小存储容量 |
|-----------|--------|--------|
| CM 贮槽 | 182 | 0 |
| 回收 VCM 贮槽 | 50 | 0 |

物料的准备时间和设备的清洗时间均忽略不计。

相关的算法参数取多次实验效果较好的值进行设置: 种群大小 N_p 为问题维数的 5 倍, 最大迭代次数为 1 000, 差分进化算法 (DE) 和改进差分进化算法 (MTDE) 的变异率 F 及交叉概率 CR 分别为 0.5 和 0.6, 遗传算法 (GA) 的交叉概率和变异率分别为 0.8 和 0.01. 所有相关程序均采用 Microsoft Visual C++ 6.0 编写, 运行环境为 Pentium-M 1.6 GHz, RAM 768 M DDR333.

为了与基于模糊理论的不确定性表示进行比较, 本文将投入产出比设为三角模糊数 (1.0/3.1, 1.0/3.05, 1.0/3.0), 聚合釜转化率设为三角模糊数 (80%, 82.5%, 85%); 然后仍以产值和精度要求为目标, 对基于模糊理论的各算法进行仿真分析. 基于模糊理论和粗糙集理论的各算法独立运行 20 次的仿真结果分别如表 4 和表 5 所示. 其中: 调度时间间隔 $\tau = 1$ (单位为 h), 算法权重因子 $\alpha = \beta = 0.5$.

表 4 基于模糊理论的各算法仿真结果

| 算法 | Bestfit | Avgfit | AT/s | P_{\min} /万元 | P_{\max} /万元 |
|------|---------|---------|-------|---------------------|---------------------|
| GA | 0.873 2 | 0.862 5 | 8.7 | (116.8,122.3,127.9) | (124.8,130.7,136.6) |
| DE | 0.875 9 | 0.864 6 | 25.7 | (117.0,122.4,128.0) | (125.6,131.4,137.2) |
| R1B1 | 0.887 0 | 0.880 2 | 69.8 | (125.9,131.7,137.6) | (128.9,134.9,140.9) |
| R1R2 | 0.886 8 | 0.881 6 | 95.6 | (126.4,132.3,138.2) | (128.8,134.8,140.9) |
| R1B2 | 0.887 3 | 0.881 5 | 92.5 | (125.6,131.5,137.3) | (129.0,135.1,141.1) |
| B1R2 | 0.887 8 | 0.880 4 | 90.5 | (124.1,129.9,1.7) | (129.2,135.3,141.4) |
| B1B2 | 0.888 8 | 0.882 1 | 177.3 | (125.4,131.3,137.1) | (129.3,135.3,141.3) |
| B2R2 | 0.888 6 | 0.880 8 | 107.5 | (125.2,130.9,136.8) | (129.3,135.3,141.3) |

表 5 基于粗糙集理论的各算法仿真结果

| 算法 | Bestfit | Avgfit | AT/s | P_{\min} /万元 | P_{\max} /万元 |
|------|---------|---------|-------|----------------|----------------|
| GA | 0.873 2 | 0.862 5 | 7.5 | (116.8,127.9) | (124.8,136.6) |
| DE | 0.878 7 | 0.864 2 | 22.4 | (119.7,130.9) | (126.4,138.2) |
| R1B1 | 0.888 2 | 0.881 9 | 68.2 | (125.9,137.8) | (129.2,141.2) |
| R1R2 | 0.889 4 | 0.882 0 | 83.0 | (126.3,138.1) | (129.6,141.6) |
| R1B2 | 0.892 9 | 0.881 2 | 77.1 | (125.5,137.2) | (130.7,142.9) |
| B1R2 | 0.890 4 | 0.880 9 | 84.3 | (124.6,136.2) | (129.8,141.9) |
| B1B2 | 0.895 0 | 0.880 9 | 159.4 | (124.9,137.2) | (131.4,143.7) |
| B2R2 | 0.889 2 | 0.880 4 | 99.9 | (125.6,137.4) | (129.5,141.6) |

在表 4 和表 5 中, Bestfit 为最优目标值, Avgfit 为 20 次运行平均最优值, AT 为算法的平均运行时间 (单位为 s), P_{\min} 和 P_{\max} 分别为总产值的最小值和最大值 (单位为万元). 盐酸溶液浓度为 25%. R1B1, R1R2, R1B2, B1R2, B1B2, B2R2 分别为 MTDE 算法中 4 种变异方式^[12]的两两结合. 其中: R1 为 DE/rand/1/bin, B1 为 DE/best/1/bin, R2 为 DE/rand/2/bin, B2 为 DE/best/2/bin.

通过对表 4 和表 5 的比较可知: 1) 采用不同的不确定性表示 (模糊理论和粗糙集理论) 处理不确定性因素对各算法优化性能影响不大, 其中基于粗糙集理论的最优目标值和总产值最大值都略好于

基于模糊理论的各算法; 2) 基于粗糙集理论的最优目标值平均运行时间要比基于模糊理论的最优目标值平均运行时间少, 这是因为不确定参数在粗糙集理论中是用粗糙集的上下近似值表示的, 而在模糊理论中是用三角模糊数的最大可能值、最乐观值和最悲观值表示的, 所以粗糙数的加、减、乘和比较运算等都比模糊数的各种运算简单, 易于处理实际的不确定调度问题; 3) MTDE 算法的优化性能明显比 DE 和 GA 都好, 其最小和最大总产值也比 GA 和 DE 有较大增加, 但由于采用了多变异和双向交叉操作, 算法的平均运行时间都比 DE 和 GA 有所增加.

表 6 是不同时间段长度 τ (单位为 h), DE 算法和采用 R1B1, R1R2 变异策略的 MTDE 算法 20 次运行的结果比较. 由表 6 分析可知, 时间段长度 τ 对算法的性能有较大影响, $\tau = 2$ 时各算法的最优目标值和平均最优值都有不同程度的增加, 总产值增加明显, 但平均运行时间反而明显减少. 因此, $\tau = 2$ 的结果优于 $\tau = 1$ 时取得的结果, 这是由于时间段长度越小, 问题的维数就越大, 优化就越困难, 算法运行时间也就越长.

表 6 时间段长度 τ 对调度结果的影响 ($\alpha = 0.5, \beta = 0.5$)

| | τ | DE | R1B1 | R1R2 |
|----------------|--------|----------------|----------------|----------------|
| Bestfit | 1 | 0.878 7 | 0.888 2 | 0.889 4 |
| | 2 | 0.921 7 | 0.949 6 | 0.949 4 |
| Avgfit | 1 | 0.864 2 | 0.881 9 | 0.882 0 |
| | 2 | 0.908 4 | 0.939 4 | 0.938 3 |
| AT/s | 1 | 22.4 | 68.2 | 83.0 |
| | 2 | 5.8 | 20.8 | 25.2 |
| P_{\min} /万元 | 1 | (119.7,130.9) | (125.9,137.8) | (126.3,138.1) |
| | 2 | (130.2, 142.5) | (141.8, 154.7) | (141.0, 153.7) |
| P_{\max} /万元 | 1 | (126.4,138.2) | (129.2,141.2) | (129.6,141.6) |
| | 2 | (139.5, 152.7) | (147.3, 160.5) | (147.2, 160.5) |

表 7 权重因子 β 对调度结果的影响 ($\alpha = 0.5, \tau = 1$)

| 算法 | β | Bestfit | Avgfit | P_{\min} /万元 | P_{\max} /万元 |
|------|---------|---------|---------|----------------|----------------|
| DE | 0.5 | 0.878 7 | 0.864 2 | (119.7,130.9) | (126.4,138.2) |
| | 0.6 | 0.958 8 | 0.944 6 | (119.8,131.2) | (125.6,137.5) |
| | 0.7 | 1.040 0 | 1.025 2 | (119.6,130.9) | (124.8,136.4) |
| | 0.8 | 1.127 7 | 1.106 2 | (118.3,129.5) | (125.7,137.4) |
| | 0.9 | 1.207 8 | 1.190 4 | (118.2,129.3) | (125.1,136.9) |
| R1B1 | 0.5 | 0.888 2 | 0.881 9 | (125.9,137.8) | (129.2,141.2) |
| | 0.6 | 0.974 6 | 0.964 7 | (124.8,136.5) | (129.2,141.1) |
| | 0.7 | 1.058 7 | 1.049 6 | (124.8,136.5) | (129.0,141.3) |
| | 0.8 | 1.147 0 | 1.135 7 | (124.9,136.5) | (129.3,141.3) |
| | 0.9 | 1.238 2 | 1.220 2 | (125.8,137.7) | (130.1,142.3) |
| R1R2 | 0.5 | 0.889 4 | 0.882 0 | (126.3,138.1) | (129.6,141.6) |
| | 0.6 | 0.973 0 | 0.966 5 | (125.7,137.2) | (129.0,141.1) |
| | 0.7 | 1.059 0 | 1.052 4 | (125.9,137.8) | (129.0,141.0) |
| | 0.8 | 1.149 3 | 1.137 6 | (125.5,137.4) | (129.8,141.9) |
| | 0.9 | 1.235 4 | 1.221 4 | (125.9,137.5) | (129.7,141.8) |

为分析权重因子 β 对调度结果的影响, 取 $\alpha = 0.5, \beta = 0.5 \sim 0.9$, 分别用 DE 和 MTDE 算法 (取 R1B1

和R1R2的变异策略组合为例)进行比较, 仿真结果如表7所示. 通过对表7的分析可知, 随着 β 值的增加, 对于同一种调度方案, 目标值会随之增加, 因而最优目标值和平均最优值也都随之增加, 但总产值没有呈现一定的变化规律, 变化幅度也相差不大. 综合分析可见, 惯性权重 β 值对调度结果的影响不大.

下面对贮槽初始储量不同的情况进行仿真: 1) 初始贮槽中储量为零; 2) 液态VCM贮槽和回收VCM贮槽的初始值为R1B1运行的仿真结果($\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ 时初始贮槽为零), 分别为(9.725 30, 14.547 61)和(8.234 34, 14.228 53). 通过对表8的分析比较可知, 在初始贮槽储量不为零的情况下, 无论是目标值还是总产值, 与初始贮槽储量为零的情况相比, 都有不同程度的提高, 因此设备初始状态的产量会影响总产值.

表8 初始贮槽储量对调度结果的影响
($\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \tau = 1$)

| 算法 | 贮槽初始值 | Bestfit | Avgfit | $P_{min}/$ 万元 | $P_{max}/$ 万元 |
|------|-------|---------|----------|---------------|---------------|
| DE | 0 | 0.878 7 | 0.864 12 | (119.7,130.9) | (126.4,138.2) |
| | 非0 | 0.896 3 | 0.887 8 | (129.5,143.7) | (133.7,148.4) |
| R1B1 | 0 | 0.888 2 | 0.881 9 | (125.9,137.8) | (129.2,141.2) |
| | 非0 | 0.912 7 | 0.902 6 | (133.0,147.8) | (138.5,153.5) |
| R1R2 | 0 | 0.889 4 | 0.882 0 | (126.3,138.1) | (129.6,141.6) |
| | 非0 | 0.916 8 | 0.902 2 | (133.4,148.0) | (139.8,155.1) |
| R1B2 | 0 | 0.892 9 | 0.881 2 | (125.5,137.2) | (130.7,142.9) |
| | 非0 | 0.916 3 | 0.902 3 | (133.2,147.9) | (139.5,154.5) |
| B1R2 | 0 | 0.890 4 | 0.880 9 | (124.6,136.2) | (129.8,141.9) |
| | 非0 | 0.911 1 | 0.901 9 | (133.5,148.1) | (138.1,153.1) |
| B1B2 | 0 | 0.895 0 | 0.880 9 | (124.9,137.2) | (131.4,143.7) |
| | 非0 | 0.920 0 | 0.901 6 | (133.2,147.8) | (140.8,156.1) |
| B2R2 | 0 | 0.889 2 | 0.880 4 | (125.6,137.4) | (129.5,141.6) |
| | 非0 | 0.918 6 | 0.905 5 | (133.1,147.7) | (140.3,155.6) |

表9显示了贮槽初始状态不同时一次完工后聚合釜的状态(MTDE的变异策略采用R1B1).

表9 贮槽初始储量对聚合釜状态的影响
($\alpha = 0.5, \beta = 0.5, \tau = 1$)

| 聚合釜编号 | 贮槽初始值 | 状态 | 已加工时间 | 加工批次 |
|-------|-------|----|-------|------|
| 1 | 0 | 忙碌 | 4 | 1 |
| | 非0 | 忙碌 | 5 | 1 |
| 2 | 0 | 忙碌 | 2 | 1 |
| | 非0 | 忙碌 | 3 | 1 |
| 3 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 忙碌 | 1 | 1 |
| 4 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |
| 5 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |
| 6 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |
| 7 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |
| 8 | 0 | 空闲 | 0 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |
| 9 | 0 | 忙碌 | 6 | 1 |
| | 非0 | 空闲 | 0 | 1 |

由表9可知, 无论初始贮槽是否为零, 一个调度周期(24h)内, 每个聚合釜都参加了反应. 在初始贮槽为零的情况下, 1号聚合釜还被安排进行了第2次加工, 同时9号聚合釜只加工了6h, 仍在忙碌状态, 即9号聚合釜还没有产物产出. 在初始贮槽不为零的情况下, 9个聚合釜都已完成第1轮的加工, 且1, 2, 3号聚合釜正在进行第2轮的聚合反应, 但都未完成反应, 无产物产出, 所以1, 2, 3号聚合釜的第2轮反应对产量无影响. 从以上分析可知, 初始状态不为零的情况下, 有更多的产物, 因为9号聚合釜的反应已完成(而在初始状态为零时, 9号聚合釜还在加工).

5 结 论

本文以化工行业中广泛存在的一类包含多个生产工序(连续的和间歇式的), 并且存在多种约束(包括资源、生产工艺和物质的量平衡等)的PVC车间调度为实例, 采用基于统一时间离散化的时间划分方法, 用广义粗糙集理论对不确定变量进行描述, 建立了以产值及精度要求为目标的, 包含设备容量约束、设备生产能力、设备分配、物料平衡等多种约束的调度问题模型, 并用改进差分进化算法进行了求解. 仿真实验验证了本文调度模型和调度算法的可行性和有效性. 计算结果表明, 无论在产值还是稳定性等方面, 改进算法得到的调度结果均优于基本差分进化算法和遗传算法. 这表明改进算法在求解带有限中间存储的流程工业生产调度问题上具有一定的优越性.

参考文献(References)

- [1] Pawlak Z. Rough sets and their applications[J]. Microcomputer Application, 1994, 13(2): 71-75.
- [2] 于艾清, 顾幸生. 基于广义粗糙集的不确定条件下的Flow shop调度[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(12): 3369-3376.
(Yu A Q, Gu X S. Flow shop scheduling problem under uncertainty based on generalized rough sets[J]. J of System Simulation, 2006, 18(12): 3369-3376.)
- [3] 王万良, 吴启迪. 生产调度智能算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 158-160.
(Wang W L, Wu Q D. Intelligence algorithm of production scheduling and application[M]. Beijing: Science Press, 2007: 158-160.)
- [4] Lingras P. Unsupervised rough set classification using gas[J]. J of Intelligent Information Systems, 2001, 16(3): 215-228.
- [5] Storn R, Price K. Differential evolution - A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces[R]. Berkeley: Int Computer Science Institute, 1995.

- [6] Price K. Differential evolution: A fast and simple numerical optimizer[C]. Biennial Conf of the North American Fuzzy Information Processing Society. New York, 1996: 524-527.
- [7] Wu Yan-ling, Lu Jian-gang, Sun You-xian. An improved differential evolution for optimization of chemical process[J]. Chinese J of Chemical Engineering, 2008, 16(2): 228-234.
- [8] 方强, 陈德钊, 俞欢军, 等. 基于优胜策略的差分进化算法及其化工应用[J]. 化工学报, 2004, 55(4): 598-602. (Fang Q, Chen D Z, Yu H J, et al. Differential evolution algorithm based on eugenic strategy and its application to chemical engineering[J]. J of Chemical Industry and Engineering, 2004, 55(4): 598-602.)
- [9] Pan Quan-ke, Tasgetiren M Fatih, Liang Yun-chia. A discrete differential evolution algorithm for the permutation flow shop scheduling problem[C]. Proc of the 9th Annual Conf on Genetic and Evolutionary Computation. London, 2007: 126-133.
- [10] Qian Bin, Wang Ling, Huang De-xian, et al. Scheduling multi-objective job shops using memetic algorithm based on differential evolution[J]. Int J of Advanced Manufacturing Technology, 2008, 35(9/10): 1014-1027.
- [11] 王万良, 施莉娜, 徐新黎. 改进差分进化算法及其在模糊批处理调度中的应用[C]. 中国人工智能进展. 北京, 2009: 988-995. (Wang W L, Shi L N, Xu X L. Improved differential evolution algorithm and its application in fuzzy Batch Scheduling[C]. Progress of Artificial Intelligence in China. Beijing, 2009: 988-995.)
- [12] Godfrey Onwubolu, Donald Davendra. Scheduling flow shop using differential evolution algorithm[J]. European J or Operational Research, 2006, 171(2): 674-692.

(上接第7页)

- [48] Boris N Oreshkin, Mark J Coates, Xuan Liu. Efficient delay-tolerant particle filtering[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 59(7): 3369-3381.
- [49] Dimitris K Tasoulis, Niall M Adams, David J Hand. Selective fusion of out-of-sequence measurements[J]. J of Information Fusion, 2009, 10(2): 124-136.
- [50] Mallick M, Coraluppi S, Bar-Shalom Y. Comparison of out-of-sequence measurement algorithms in multi-platform target tracking[C]. Proc of the 4th Annual Conf on Information Fusion. Montreal, 2001, II: ThB1-11-18.
- [51] Rothrock R. The need to remove out-of-sequence measurements[C]. Presented at the Tracking and CID Alternatives Identification and Evaluation Team Meeting. Arlington, 2006.
- [52] Bar-Shalom Y, Chen H. Removal of out-of-sequence measurements from tracks[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(2): 612-618.
- [53] Zhang S, Bar-Shalom Y. Survey of OOSM problems: Updates, removals and biases[C]. The 13th ONR/GTRI Workshop on Target Tracking and Sensor Fusion. Santa Barbara, 2010.
- [54] Challa S, Wang X, Legg J. A fixed-Lag smoothing solution to out-of-sequence information fusion problems[J]. Communications in Information and Systems, Special Issue Celebrating John Moores 60th Birthday, 2002, 2(4): 327-350.
- [55] Shuo Zhang, Yaakov Bar-Shalom, Gregory Watson. Tracking with multisensor out of sequence measurements with residual biases[J]. J of Advances in Information Fusion, 2011, 6(1): 3-23.
- [56] Simon Maskell, Richard Everitt, Robert Wright, et al. Multi-target out-of-sequence data association[J]. J of Information Fusion, 2006, 7(4): 434-447.
- [57] Stephanie Chan, Randy Paffenroth. Out-of-sequence measurement updates for multi-hypothesis tracking algorithms[C]. Proc of SPIE. San Jose, 2008, 6969: 1-12.
- [58] Marc M Muntzinger, Michael Aeberhard, Florian Schroder, et al. Tracking in a cluttered environment with out of sequence measurements[C]. ICVES 2009. Pune, 2009: 56-61.
- [59] Chen Lingji, Moshtagh Nima, Raman K Mehra. Stability of recursive out-of-sequence measurement filters: An open problem[C]. Proc of SPIE. Orlando, 2011, 8050: 1-10.
- [60] Sun Yeguo, Qin Shiyin. Progress of networked control systems[J]. Science Technology Review, 2010, 28(2): 109-115.
- [61] Adrian N Bishop. Gaussian-sum-based probability hypothesis density filtering with delayed and out-of-sequence measurements[C]. The 18th Mediterranean Conf on Control & Automation. Marrakech, 2010: 1423-1428.