

基于损益云模型的制造车间重调度决策方法

刘明周, 张 玺, 张铭鑫, 葛茂根, 扈 静

(合肥工业大学 机械与汽车工程学院, 合肥 230009)

摘 要: 针对制造车间重调度触发机制问题, 建立了制造车间重调度损益函数, 揭示了生产车间重调度过程损失及增益的变化规律. 引入云理论测度重调度损益的不确定性, 使用逆向云算法计算重调度增益云和损失云的数字特征, 根据云形态预测重调度损益变化趋势. 提出一种基于损益云模型的重调度决策方法以判断是否需要重调度, 并利用最佳损益比甄选预调度方案以兼顾生产系统的稳定性和有效性. 最后, 通过实例验证了该方法的合理性和实用性.

关键词: 重调度驱动机制; 云理论; 损益云模型; 损益比

中图分类号: F406.2

文献标志码: A

Rescheduling decision method of manufacturing shop based on profit-loss cloud model

LIU Ming-zhou, ZHANG Xi, ZHANG Ming-xin, GE Mao-gen, HU Jing

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China.

Correspondent: LIU Ming-zhou, E-mail: isaacaz@163.com)

Abstract: Aiming at the problem of rescheduling triggering mechanism in manufacturing shops, the rescheduling gain and loss functions are established to reveal the law of tradeoff between profit and cost during the rescheduling process. The cloud theory is applied to measure the uncertainty of rescheduling tradeoff. Then the reverse cloud algorithm is used to calculate the numerical characteristics of gain and loss cloud. Furthermore, the cloud shape is used to predict the tendency of rescheduling tradeoff. A decision method based on the gain-loss cloud model is proposed to determine whether or not reschedule, and the pre-schedule that ensures the stability and efficiency of production system can be selected by using the optimal gain-loss ratio. Finally, an example is given to demonstrate the rationality and feasibility of the method.

Key words: rescheduling driven mechanism; cloud theory; gain-loss cloud model; gain-loss ratio

0 引 言

关于制造车间生产调度问题, 已有大量文献展开研究, 尤其在探索优化调度方法方面取得了很有价值的研究成果. 实际生产过程中充斥着外部需求、内部资源及生产过程自身动态变化等不确定因素, 由此引起的各类扰动事件极易造成原优化调度方案的“短视”, 降低其有效性及可行性. 因此, 制造车间重调度问题已引起了人们的关注. 重调度技术作为一种解决生产扰动问题的有效方法, 是经典生产调度理论的延伸, 已成为近年来生产调度领域中的一个热点问题.

重调度研究大致分为 4 个方面: 重调度因素、重调度策略、重调度方法和重调度评价. 重调度因素指引发生产扰动的各类不确定因素, 主要包括生产过程中的不确定因素、制造系统固有的不确定因素以及

外部环境的不确定因素; 重调度策略用来解决何时引发重调度以及选择何种重调度方法的问题; 重调度方法是指重调度使用的技术方法以生成具有预期优化指标的重调度方案, 可大致分为右移、部分和全局重调度; 重调度评价是基于性能指标分析重调度对制造车间实际生产状况造成的影响. 其中, 重调度策略是重调度研究的核心问题. 重调度策略大致可分为 3 类: 周期驱动、事件驱动和混合驱动. 周期驱动以固定周期为间隔, 有规律地启动重调度, 可以保证生产系统的稳定性, 但无法及时响应生产扰动; 事件驱动是以扰动事件触发重调度, 能够敏捷响应制造系统动态变化, 但可能导致过度繁重的计算负担, 尤其是在生产扰动频发的制造车间中极易引起系统震荡; 混合驱动是将上述两种策略相结合, 在周期驱动原则上, 当突

收稿日期: 2013-06-24; 修回日期: 2013-11-12.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(2011CB013406); 国家自然科学基金面上项目(71071046).

作者简介: 刘明周(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 从事生产调度、制造过程监测与控制等研究; 张玺(1985—), 男, 博士生, 从事智能优化与生产调度的研究.

发扰动事件时,将会触发重调度。

国内外已有许多学者对重调度问题展开了研究。如: Vieira等^[1]提出了重调度问题的研究框架; 李莉等^[2-3]以半导体制造重调度为研究对象进行了一系列研究; 张洁等^[4]将重调度策略划分为不同层次,提出了基于模糊神经网络的半导体生产线重调度策略优化技术; Haruhiko^[5]针对何时触发重调度的在线调度策略问题,提出了一种基于累积延迟的重调度策略,计算出关键累积延迟。随着研究的深入,重调度策略的研究问题已延伸到不确定环境中。Ouelhadj等^[6]研究了不确定环境下制造系统重调度问题; Petrovic等^[7]以原材料缺货数和持续时间为参数描述生产过程中不确定性因素,设计了一种基于模糊逻辑的重调度决策支持系统; 刘琳等^[8]研究了工件到达时间未知的车间重调度问题,提出了关键工序集的概念,采用混合遗传算法确定关键工序集合及其对应的最优部分调度; Qiao等^[9]针对半导体车间包含随机性和模糊性等不确定性问题,提出了一类面向劣构问题的重调度模糊PETRI网推理模型; Snoo等^[10]根据制造时间及各类事件对调度方案可行性和有效性的影响,选择相应的重调度方法; Palombarini等^[11]通过观测预调度方案切换过程中状态变化的规律获取重调度知识,提出了一种基于关系强化学习的重调度方法。

综上所述,现有关于重调度驱动机制的研究大都集中在保持稳定性和有效性的前提下触发重调度,并未从损益角度考虑。通过分析对比重调度的获益与损耗,能够帮助生产管理者了解制造车间的运行绩效,提高制造系统信息获取的完备性,保证系统合理响应生产变化。因此,本文在现有研究的基础上,针对重调度判定问题,建立制造车间重调度损益函数,描述重调度过程生产系统损失增益规律; 采用混合粒子群优化算法^[12]以最小化工序间空闲时间为优化目标求得预调度方案集; 利用云模型表示不确定性现象的特性,设计逆向云算法计算预调度方案增益云和损失云的数字特征,通过云的数字特征将重调度损益的模糊性与随机性有机关联,描述重调度损益的不确定性; 根据云形态预测当前时刻重调度的损益变化趋势以判断是否重调度,并基于最优损益比甄选预调度方案。最后,通过实例验证了该方法的合理性和有效性。

1 重调度损益函数

1.1 重调度问题数学描述

以经典的Job Shop调度问题为基础的调度模型可描述为: 某车间有 M 台机器和 N 个工件, n_i 表示工件 i 包含的工序数, s_{ij}^m 表示工件 i 的工序 j 在机器 m 上的开始加工时间, p_{ij}^m 表示工件 i 的工序 j 在机器 m

上的实际加工时间, e_{ij}^m 表示工件 i 的工序 j 在机器 m 上的结束加工时间, 每道工序之间有工艺上的先后约束。

现针对本文拟解决的问题提出如下假设:

将生产系统初始优化得到的原调度方案记为 $S(S_O, S_J, S_M)$; 制造车间出现扰动后, 采用右移法调整的调度方案记为 $S_A(S_O, S_J, S_M)$; 根据实时工况, 通过优化算法求得的预调度方案集记为 $S_R^k(S_O, S_J, S_M)$, 其中上标 $k = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示预调度方案序号。 S_O, S_J, S_M 分别表示调度方案中的工序序列、工件序列以及设备序列; 预调度方案集由当前实时工况的若干优化调度方案组成; 任一时刻每台机器只能加工一道工序; 预调度方案中的各工件的可选机器资源不一定与原调度方案中相同; 原、预调度方案中的工序总数相同。

重调度优化目标为最小化工序间空闲时间, 即

$$F = \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{m=1}^M (s_{hq}^m - s_{ij}^m - p_{ij}^m), \quad (1)$$

其中工序 q 和 j 为同一台机器上先后加工的相邻工序, 且工序 j 在工序 q 之前。

1.2 损益函数

根据扰动对已有调度方案的影响程度, 本文将生产过程中的扰动大致分为显性扰动和隐性扰动。对于显性扰动, 必须主动触发重调度, 例如紧急工件加入、机器设备故障或物料短缺等; 而对于隐性扰动, 则参照实时工况决定触发重调度的阈值, 根据阈值判断是否触发重调度, 例如工序加工时间发生变化、设备利用率下降或工作人员效率波动等。

隐性扰动是由渐变型不确定因素造成的, 其特点是单独发生, 不会明显影响生产活动, 但当其产生的误差累积到一定程度后, 同样会妨碍生产活动正常进行, 且对已有调度方案的影响具有模糊性和随机性等特点。生产系统出现扰动后, 预调度方案比原调度方案可能更贴近实时工况, 但调整过程中不可避免地产生损失。如何评估隐性扰动对原调度方案造成的影响是重调度判定的关键问题。因此, 本文从工件与机器层面出发, 建立重调度损益函数以评估分析隐性扰动对调度方案的影响。

重调度损益函数包括增益函数和损失函数。

1.2.1 增益函数

在满足生产要素的前提下, 企业制造出产品的数量与生产时间是正相关的。因此, 借鉴经济学中机会成本的概念, 本文从机器和工件层面出发, 采用重调度所减少的时间来度量重调度增益。其中: 机器增益 P_M 指重调度减少的所有机器等待时间之和, 即

$$P_M^k = \sum_{m=1}^M \left(\left(\max_{i,j \in S_A} e_{ij}^m - \min_{i,j \in S} s_{ij}^m - \sum_{i,j \in S_A} p_{ij}^m \right) - \left(\max_{i,j \in S_R^k} e_{ij}^m - \min_{i,j \in S} s_{ij}^m - \sum_{i,j \in S_R^k} p_{ij}^m \right) \right); \quad (2)$$

工件增益 P_J 指重调度减少的所有工件流经时间之和, 即

$$P_J^k = \sum_{i \in S_A} (e_{in_i} - s_{i1}) - \sum_{i \in S_R^k} (e_{in_i} - s_{i1}). \quad (3)$$

式(2)表示预调度方案 k 较右移调整方案所获得的机器获益. 其中: 括号中左半边式子表示采用右移调整方案后, 较原调度方案造成机器 m 的额外等待时间; 右半边式子表示采用预调度方案 k 后, 较原调度方案造成机器 m 的额外等待时间. 式(3)表示预调度方案 k 较右移调整方案所获得的工件获益. 其中: 左半边式子表示右移调整方案中所有工件的流经时间之和; 右半边式子表示预调度方案 k 中所有工件的流经时间之和.

式(2)及(3)经化简后, 得

$$P_M^k = \sum_{m=1}^M \left(\left(\max_{i,j \in S_A} e_{ij}^m - \sum_{i,j \in S_A} p_{ij}^m \right) - \left(\max_{i,j \in S_R^k} e_{ij}^m - \sum_{i,j \in S_R^k} p_{ij}^m \right) \right), \quad (4)$$

$$P_J^k = \sum_{i \in S_A} e_{in_i} - \sum_{i \in S_R^k} e_{in_i}. \quad (5)$$

重调度增益包括机器增益和工件增益, 即

$$P_R^k = \omega_{M_1} P_M^k + \omega_{J_1} P_J^k. \quad (6)$$

式(6)表示预调度方案 k 获得的重调度增益, 其中 ω_{M_1} 和 ω_{J_1} 分别表示机器增益和工件增益的相对权重值, 且 $\omega_{M_1} + \omega_{J_1} = 1$.

1.2.2 损失函数

重调度过程中机器调整和物料运送是不可避免的. 本文采用重调度导致的额外机器调整时间和物料运送时间度量重调度损失. 其中: 机器损失 L_M 指重调度过程中额外机器调整时间; 工件损失 L_J 指重调度过程中工件额外的搬运时间和装卸时间.

额外机器调整时间主要是指由于调度方案变更, 加工顺序发生变化而引起的机器清理和刀具切换等所需要的时间(详见实例部分). 额外物料运送时间是由于调度方案变更, 在前道工序加工完成后, 工件改变原运输路径而被转移到另一台机器加工所需要的运输时间, 即

$$L_J^k = \sum_{i=1}^N (t_i D_i^{m_1, m_2} \chi_{i, m_1 m_2} + G_i); \quad (7)$$

$$\chi_{i, m_1 m_2} = \begin{cases} 1, & m_1 \neq m_2; \\ 0, & m_1 = m_2. \end{cases} \quad (8)$$

其中: t_i 表示工件 i 移动单位距离所需要的时间, $D_i^{m_1, m_2}$ 表示工件 i 从机器 m_1 到机器 m_2 的距离, G_i 表示工件 i 装卸所需要的时间, $\chi_{i, m_1 m_2}$ 表示工件 i 的搬运路径是否发生变更.

重调度损失包含机器损失、工件损失及其他损失, 即

$$L_R^k = (1 + \delta)(\omega_{M_2} L_M^k + \omega_{J_2} L_J^k). \quad (9)$$

式(9)表示预调度方案 k 导致的额外机器调整时间、物料运送时间及包含计算成本在内的其他耗损. 其中: ω_{M_2} 和 ω_{J_2} 分别表示机器损失和工件损失的相对权重值, 且 $\omega_{M_2} + \omega_{J_2} = 1$; δ 为惩罚系数, 作为衡量重调度计算成本及其他耗损的参数.

为了便于计算, 本文假设任何机器调整和物料运送都是由其他特定设备和操作人员完成, 不会对模型本身产生影响.

2 基于云模型的重调度决策方法

2.1 云模型概述

定义 1 设 U 是一个论域, T 为 U 上的语言子集. U 中的元素 X 对于 T 所表达的定性概念的隶属度 $C_T(x)$ 是一个具有稳定倾向的随机数, 隶属度在论域上的分布称为隶属云, 或简称云. $C_T(x)$ 在 $[0, 1]$ 中取值, 表示从论域 U 到闭区间 $[0, 1]$ 的映射^[12], 即

$$C_T(x) : U \rightarrow [0, 1],$$

$$\forall x \in U, x \rightarrow C_T(x).$$

根据云滴分布特征可将云模型分为正态云、半升云、半降云和梯形云等, 其中正态云是最重要的一类云模型, 能够描述多数语言值, 具有普适性.

定义 2 设 R 为正态分布随机函数, 云滴 x 满足 $x \sim R(\text{Ex}, \text{En}^2)$, $\text{En}^2 \sim R(\text{En}, \text{He}^2)$, 对于定性概念 C 的确定度为

$$\mu_c(x) = \exp \left(- \frac{(x - \text{Ex})^2}{2\text{En}^2} \right). \quad (10)$$

则 x 在论域 U 上的分布 $C(\text{Ex}, \text{En}, \text{He})$ 为一维正态云模型^[13].

云的数字特征值包含期望 Ex 、熵 En 和超熵 He . 期望 Ex 是指定性概念 T 在论域 U 中的中心值, 隶属度为 1 最能代表该定性概念. 熵 En 是指定性概念 T 模糊度的度量, 反映了该定性概念在论域 U 中可被接受的数值范围, 体现了定性概念亦此亦彼的裕度. 熵越大, 概念所被接受的范围越大, 概念越模糊; 熵越小, 概念所被接受的范围越小, 概念越精确. 超熵 He 度量熵 En 的离散变化程度, 超熵越大, 云滴离散程度越

大, 隶属度的随机性越大, 云的“厚”也越大, 如图1所示. 图1中外侧和内侧的一维正态云模型数字特征值分别为

$$(Ex_B, En_B, He_B) = (10, 0.1, 0.01),$$

$$(Ex_R, En_R, He_R) = (10, 0.2, 0.02).$$

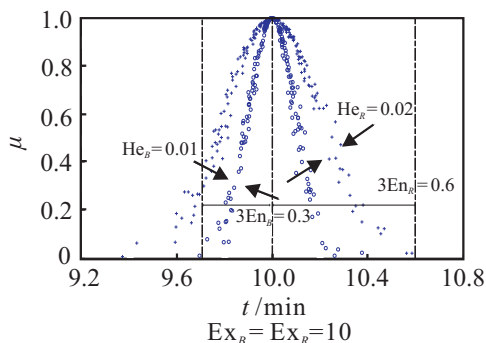


图1 一维正态云模型

2.2 基于损益云模型的决策方法

当某时刻生产系统发生扰动时, 运用优化算法生成预调度方案集, 然后基于损益函数计算各预调度方案的增益和损失. 设预调度增益值集合和损失值集合分别为

$$P^* = \max_{1 \leq k \leq K} \{P_k\}, L^* = \min_{1 \leq k \leq K} \{L_k\}.$$

其中: $k = 1, 2, \dots, K$, K 为预调度集容量.

为了保证云模型的客观性, 本文完全基于云滴信息逆向生成数字特征, 不设立确定度. 这里在文献[14]所提出的逆向云算法的基础上进行改良, 加入控制参数调整 En/He 以改善算法性能, 其算法过程如下.

Step 1: 计算样本均值 $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$;

Step 2: $\hat{Ex} = \bar{X}$;

Step 3: $\hat{En} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{Ex}|$;

Step 4:

$$\hat{He} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{Ex})^2 / (N-1) - \hat{En}^2}{c}};$$

其中 c 为控制参数.

通过上述算法计算出重调度增益云数字特征 (Ex_P, En_P, He_P) 和损失云数字特征 (Ex_L, En_L, He_L) , 然后基于云形态按照以下步骤判断是否触发重调度.

Step 1: 当 $Ex_P < Ex_L$ 时, 重调度增益期望小于损失期望, 所以选择不触发重调度, 否则转 Step 2.

Step 2: 根据“ $3En$ 规则”, 当 $Ex_P - 3En_P \geq Ex_L + 3En_L$ 时, 重调度增益下限大于损失上限, 所以选择触发重调度, 否则转 Step 3.

Step 3:

1) 当增益云 CloudP 和损失云 CloudL 期望曲线相交于两点时, 重调度增益上限小于损失上限, 所以选择不进行重调度.

2) 当增益云 CloudP 和损失云 CloudL 期望曲线相交于一点时, 设 θ 为预定的重调度置信水平, 基于增益云 CloudP 和损失云 CloudL 的数字特征值分别生成云滴集 $\{(P_a, \theta)\}$ 和 $\{(P_b, \theta)\}$. 若

$$\min P_a \geq \max L_b,$$

则选择触发重调度并转 Step 4, 否则不进行重调度.

Step 4: 选择损益比 $R = P_x/L_x$ 最大的预调度方案作为重调度方案.

3 实例验证

3.1 基准算例测试

本文以 FT06 基准问题为例, 机器距离矩阵如表1所示. 设

$$t = (1, 2, 2, 1, 1, 2), G = (2, 4, 4, 2, 1, 5),$$

则工件1由机器3运送到机器4所造成的工件损失为

$$L_1^{3,4} = t_1 D_1^{3,4} + G_1 = 1 \times 22 + 2 = 24.$$

表1 机器距离矩阵 D m

机器	1	2	3	4	5	6
1	0	5	10	15	18	22
2	5	0	5	18	15	18
3	10	5	0	22	18	15
4	15	18	22	0	5	10
5	18	15	18	5	0	5
6	22	18	15	10	5	0

调整时间与机器加工顺序有关, 当工序间具有相似性时调整时间会相应缩短, 而且在具体的生产环境中机器调整时间是固定的. 机器调整时间表(表2为机器1的调整时间, 其中工序下标代表工序, 如12代表 op_{12})表示当横栏工序排在纵栏工序之后时需要的调整时间. 例如机器1上有6道工序, 以其中的工序 op_{12} 为例, $(op_{25}, op_{12}) = 1$ 表示其排在工序 op_{25} 后的调整时间为1 min; $(op_{42}, op_{12}) = 0$ 表示其排在工序 op_{42} 后不需要任何调整时间; $(op_{12}, op_{12}) = 1$ 表示其无前道工序时, 需要的调整时间为1 min. 限于篇

表2 机器1调整时间 E min

工序	机器1					
	12	25	34	42	55	64
12	1	1	1	0	1	1
25	1	2	2	2	0	1
34	2	2	2	1	2	2
42	3	0	3	3	2	3
55	1	1	1	3	1	1
64	1	1	0	1	1	1

幅,模型机器调整时间详见文献[15],加工时间和工序约束矩阵参见文献[16].在CPU为CORE-2 T6400,主频为2GHz,内存为2G的硬件环境上应用Matlab 7.8编写仿真实验程序,其初始最优调度方案如图2所示.

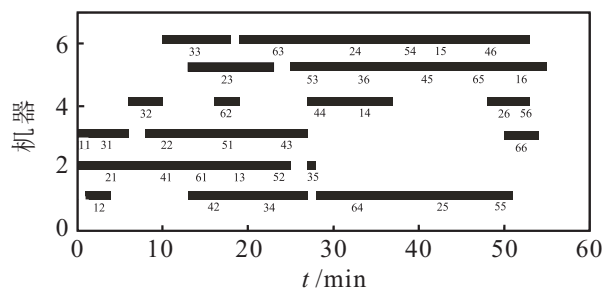


图2 初始调度方案甘特图

假设 $t = 15$ 时刻,由于工人操作失误导致工序 op_{61} 的加工时间延长 3 min. 此时以工序间空闲时间为优化目标,使用混合粒子群优化算法^[12]生成预调度方案集.预调度方案集的容量决定了增益云和损失云的精度,而文献[17]的数例实验表明,只要云滴数不小于 10,则逆向云算法就可以较为准确地得到期望 Ex (误差小于 0.01).因此,这里 K 取 10,决策者设定重调度置信水平为 $\theta = 0.9$.本文假设计算损益时机器和工件重要性相等,即 $\omega_{M_1} = \omega_{J_1} = \omega_{M_2} = \omega_{J_2} = 0.5$, $\delta = 0.2$.计算得出各预调度方案增益值和损失值后

(具体数据如表3所示,此处取 $c = 10$),再根据逆向云算法求得增益云和损失云数字特征值分别为 (102.35, 7.42, 0.25) 和 (95.94, 8.20, 0.57).参照 2.2 节提出的决策方法,重调度判定过程如下.

Step 1: $Ex_P = 102.35, Ex_L = 95.94$, 转 Step 2;

Step 2: $Ex_P - 3En_P = 80.09, Ex_L + 3En_L = 120.53$, 转 Step 3;

Step 3: 增益云 CloudP 和损失云 CloudL 期望曲线相交于一点 (损益云模型对比图如图3所示),且 $\min(P_a, \theta) = 102.420 > \max(L_b, \theta) = 97.587$, 因此,选择触发重调度并转 Step 4;

Step 4: $R^* = R_3 = 1.260$, 选取 3 号预调度方案为重调度方案 (甘特图如图4所示).

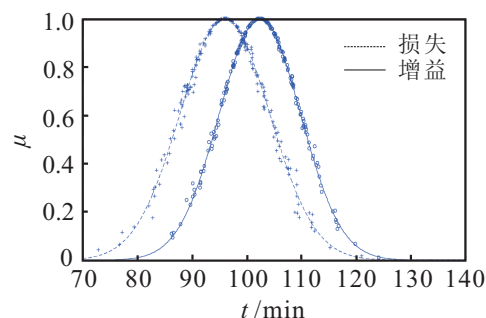


图3 $t = 15$ 时刻损益云模型对比

表3 $t = 15$ 时刻预调度损益表 (*为最优值)

指 标	预调度方案序号 k									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
工序间空闲时间 it/min	75	78	79	82	85	88	91	93	99	102
机器增益 P_M^k/min	82	79	83	90	102	104	106	97	87	104
工件增益 P_J^k/min	119	108	115	102	113	125	116	115	111	89
增益 P_J^k/min	100.5	93.5	99	96	107.5	114.5*	111	106	99	96.5
机器损失 L_M^k/min	58	63	49	54	63	76	72	61	70	66
工件损失 L_J^k/min	98	86	82	105	107	120	93	101	91	84
损失 L_J^k/min	93.6	89.4	78.6*	95.4	102	117.6	99	97.2	96.6	90
损益比 R	1.074	1.046	1.260*	1.006	1.054	0.974	1.121	1.091	1.025	1.072

表4 $t = 35$ 时刻预调度损益表 (*为最优值)

指 标	预调度方案序号 k									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
工序间空闲时间 it/min	37	39	40	44	45	47	48	50	53	55
机器增益 P_M^k/min	42	49	44	48	43	50	48	40	39	45
工件增益 P_J^k/min	49	51	47	47	48	49	53	47	46	52
增益 P_J^k/min	44.5	50*	45.5	47.5	45.5	49.5	50.5	43.5	42.5	48.5
机器损失 L_M^k/min	29	26	24	29	28	21	30	25	24	31
工件损失 L_J^k/min	54	45	44	53	50	56	46	48	42	36
损失 L_J^k/min	49.8	42.6	40.8	49.2	46.8	46.2	45.6	43.8	39.6*	40.2
损益比 R	0.894	1.174*	1.115	0.965	0.972	1.071	1.108	0.993	1.073	1.206

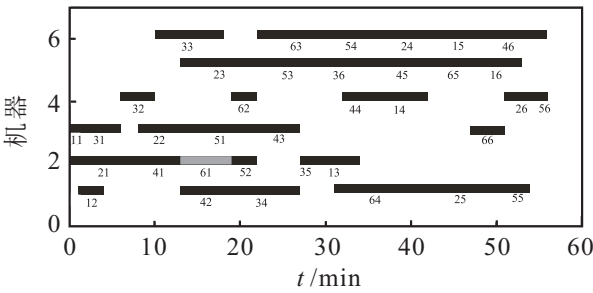


图 4 3号预调度方案甘特图

假设 $t = 35$ 时刻, 机器 5 发生故障, 维修时间为 4 min. 采用混合粒子群优化算法生成预调度方案集, 计算得出各预调度方案增益值和损失值(如表 4 所示), 根据逆向云算法求得增益云和损益云数字特征值分别为 (46.75, 3.07, 0.12) 和 (44.46, 3.83, 0.11). 参照 2.2 节提出的决策方法进行判断.

Step 1: $Ex_P = 46.75, Ex_L = 44.46$, 转 Step 2;

Step 2: $Ex_P - 3En_P = 37.54, Ex_L + 3En_L = 55.97$, 转 Step 3;

Step 3: 增益云 CloudP 和损失云 CloudL 期望曲线相交于两点(损益云模型对比如图 5 所示), 因此选择不触发重调度.

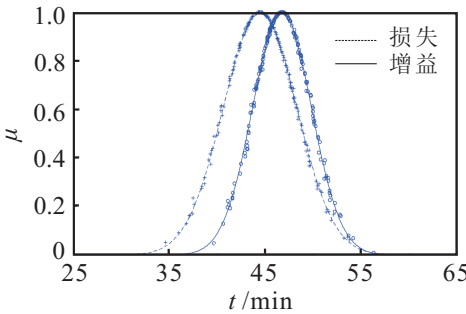


图 5 $t = 35$ 时刻损益云模型对比

3.2 仿真算例测试

为了进一步测试算法性能, 本文修改了 FT06 基准问题的工序加工时间, 进行仿真实验.

1) 假设原始工序加工时间为 x , 则处理后的工序加工时间服从均匀分布 $U[x, 1.5x]$;

2) 惩罚系数 $\delta = 0.05, 0.075, 0.1, 0.15, 0.2, 0.4$;

3) 设置两处独立的生产扰动: 在 $t = 15$ 时刻, 工序 op_{61} 加工延长时问 $\Delta_1 = 2, 3, 4$; 在 $t = 35$ 时刻, 机器 5 故障维修时间 $\Delta_2 = 3, 4, 5$.

4) 机器调整时间及物料运送时间等设置相同.

实验包含两组共 36 个问题实例, 每个实例仿真 50 次, 共产生算例 1800 组. 采用本文提出的重调度决策方法求解这些算例, 以重调度频率 f_r (即重调度触发次数/仿真次数) 作为评价性能指标, 结果如表 5 和表 6 所示.

表 5 $t = 15$ 时刻重调度频率 $f_r(\Delta_1, \delta)$

工序延长时问 Δ_1/min	惩罚系数 δ					
	0.05	0.075	0.1	0.15	0.2	0.4
2	0.72	0.72	0.66	0.58	0.48	0.40
3	0.88	0.86	0.82	0.76	0.66	0.52
4	0.94	0.92	0.86	0.80	0.74	0.66

表 6 $t = 35$ 时刻重调度频率 $f_r(\Delta_2, \delta)$

机器故障时问 Δ_2/min	惩罚系数 δ					
	0.05	0.075	0.1	0.15	0.2	0.4
3	0.68	0.68	0.64	0.60	0.50	0.42
4	0.80	0.80	0.76	0.68	0.60	0.50
5	0.88	0.86	0.80	0.72	0.70	0.64

从表 5 和表 6 中均可以看出: 1) 其他条件不变时, 惩罚系数增大, 工序延长时问或机器故障时问延长, 都会引起重调度频率增高; 2) 当惩罚系数过小时, 制造车间的重调度执行成本低, 隐性扰动易引起重调度, 重调度频率相对较高, 此时, 本文提出的重调度决策方法与事件驱动作用相近; 3) 当惩罚系数过大时, 制造车间的重调度执行成本较高, 只有影响程度较大的隐性扰动或者显性扰动才会引发重调度, 即重调度频率相对较低.

4 结 论

由于制造车间经常运行在相对不确定环境中, 科学合理的重调度显得尤为重要. 本文从损益角度出发, 构建了制造车间重调度损益函数, 揭示了重调度执行过程中生产车间损失增益的变化规律; 引入云理论测度重调度损益的不确定性, 利用逆向云算法计算重调度增益云和损益云数字特征, 预测当前时刻重调度的损益变化趋势; 提出了基于损益云模型的重调度决策方法, 为重调度判定提供了科学依据. 最后, 通过数学算例的仿真计算结果验证了该重调度决策方法的有效性和合理性.

参考文献(References)

[1] Vieira G E, Herrmann J W, Lin E. Rescheduling manufacturing systems: A framework of strategies, policies, and methods[J]. J of Scheduling, 2003, 6(1): 39-62.

[2] 李莉, 乔非, 许满红, 等. 半导体生产线全局修正式重调度方法研究[J]. 计算机集成制造系统, 2006, 12(7): 1022-1027.

(Li L, Qiao F, Xu X H, et al. Completing modification rescheduling method for semiconductor wafer fabs[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2006, 12(7): 1022-1027.)

- [3] 乔非, 李莉, 王遵彤, 等. 面向半导体生产的改进的混合重调度策略研究[J]. 计算机集成制造系统, 2007, 13(3): 558-562.
(Qiao F, Li L, Wang Z T, et al. Improved rescheduling strategy for semiconductor manufacturing[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(3): 558-562.)
- [4] 张洁, 翟文彬, 严隽琪, 等. 基于模糊神经网络的半导体生产线重调度策略优化[J]. 机械工程学报, 2005, 41(10): 75-79.
(Zhang J, Zhai W B, Yan J Q, et al. Fuzzy neural networks based rescheduling strategies optimization of semiconductor fabrication line[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2005, 41(10): 75-79.)
- [5] Haruhiko S. A new when-to-schedule policy in online scheduling based on cumulative task delays[J]. Int J of Production Economics, 2007, 110(1/2): 175-186.
- [6] Ouelhadj D, Petrovic S. A survey of dynamic scheduling in manufacturing systems[J]. J of Scheduling, 2009, 12(4): 417-431.
- [7] Petrovic D, Duenas A. A fuzzy logic based production scheduling/rescheduling in the presence of uncertain disruptions[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2006, 157(16): 2273-2285.
- [8] 刘琳, 谷寒雨, 席裕庚. 工件到达时间未知的动态车间滚动重调度[J]. 机械工程学报, 2008, 44(5): 68-75.
(Li L, Gu H Y, Xi Y G. Rescheduling algorithm based on rolling horizon decomposition for a dynamic job shop with uncertain arriving time[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2008, 44(5): 68-75.)
- [9] Qiao F, Wu Q D, Li L, et al. A fuzzy Petri net-based reasoning method for rescheduling[J]. Trans of the Institute of Measurement and Control, 2011, 33(3/4): 435-455.
- [10] Snoo C de, Wezel W V, Wortmann J C, et al. Coordination activities of human planners during rescheduling: Case analysis and event handling procedure[J]. Int J of Production Research, 2011, 49(7): 2101-2122.
- [11] Palombarini J, Martinez E. SmartGantt — An intelligent system for real time rescheduling based on relational reinforcement learning[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(11): 10251-10268.
- [12] 刘明周, 单晖, 蒋增强, 等. 不确定条件下车间动态重调度优化方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(10): 137-142.
(Lin M Z, Shan H, Jiang Z Q, et al. Dynamic rescheduling optimization of job shop under uncertain conditions[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2009, 45(10): 137-142.)
- [13] 李德毅. 知识表示中的不确定性[J]. 中国工程科学, 2000, 2(10): 73-79.
(Li D Y. Uncertainty in knowledge representation[J]. Engineering Science, 2000, 2(10): 73-79.)
- [14] 刘常昱, 冯芒, 戴晓军, 等. 基于云 X 信息的逆向云新算法[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(11): 2417-2420.
(Liu C Y, Feng M, Dai X J, et al. A new algorithm of backward cloud[J]. J of System Simulation, 2004, 16(11): 2417-2420.)
- [15] 葛茂根, 刘明周, 张明伟, 等. 计及机器调整和物料运送时间的 Job-Shop 调度算法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(11): 127-131.
(Ge M G, Liu M Z, Zhang M W, et al. Job-Shop scheduling algorithm considering machine set-up and material transit time[J]. Trans of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(11): 127-131.)
- [16] Beasley J E. OR-Library: Distributing test problems by electronic mail[J]. J of the Operational Research Society, 1990, 41(11): 1069-1072.
- [17] 吕辉军, 王晔, 李德毅, 等. 逆向云在定性评价中的应用[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 1009-1014.
(Lv H J, Wang Y, Li D Y, et al. The application of backward cloud in qualitative evaluation[J]. Chinese J of Computers, 2003, 26(8): 1009-1014.)

(责任编辑: 李君玲)