

Flexible Workshop Scheduling Decision Based on Heuristic Algorithm

Xuanzheng Wang^{*}, Haoyang Luo, Juntang Zhang

Institute of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing, China

Email address:

1120171047@bit.edu.cn (Xuanzheng Wang)

^{*}Corresponding author

To cite this article:

Xuanzheng Wang, Haoyang Luo, Juntang Zhang. Flexible Workshop Scheduling Decision Based on Heuristic Algorithm. *Science Discovery*. Vol. 6, No. 6, 2018, pp. 521-528. doi: 10.11648/j.sd.20180606.33

Received: October 8, 2018; **Accepted:** December 3, 2018; **Published:** December 12, 2018

Abstract: In view of the realistic scenes in the flexible shop scheduling problem, the models are abstracted from different machining processes and machine tool failures. For this NP-hard problem, consider a variety of flexible scheduling heuristics, compare their global search and local search performance and discuss the adaptability of different scenarios. Scenario 1 uses a tabu search algorithm and defines the scope of each decision based on analysis and practice.; Scenario 2 analyzes the problems of CNC tool change, loading and unloading matching, process information preservation, etc. The algorithm selection is based on the comparative discussion of model one, and innovatively applies the tabu search algorithm idea to the recombination and mutation part of the genetic algorithm. The model can better encode the process information while ensuring strong local search ability, and adjust the search range of the model to solve the planning time convergence problem, and adjust the order to solve the "circular decision" problem in the model; Scenario 3 adds CNC random fault simulation, re-plans the decision model call time, and redesigns the process save decision of model two. In the model promotion, the algorithm of multi-RGV scheduling problem is discussed, and the applicability and efficiency of the model are clarified.

Keywords: Flexible Shop Scheduling, Tabu Search Algorithm, Genetic Algorithm

基于启发式算法的柔性车间调度决策

王璇铮^{*}, 罗昊洋, 章峻棠

北京理工大学信息与电子学院, 北京, 中国

邮箱

1120171047@bit.edu.cn (王璇铮)

摘要: 针对柔性车间调度问题, 分别对元件不同加工流程、是否考虑加工机床故障等现实场景进行模型抽象。对于该 NP-hard 问题, 考虑多种柔性调度启发式算法, 权衡其全局搜索与局部搜索性能, 讨论情景的适应性。情景一采用禁忌搜索算法; 情景二将禁忌搜索算法应用于遗传算法中的重组变异部分, 使模型在保证局部搜索能力的同时可更好地编码工序信息; 情景三添加 CNC 随机故障仿真。在模型推广上针对多 RGV 调度问题算法进行了讨论, 明确了模型的适用性与算法高效性。

关键词: 柔性车间调度, 禁忌搜索算法, 遗传算法

1. 引言

当下，中国制造业迅猛发展，在“中国制造2025”的宏观愿景下，对于智能制造、精加工提出了更高的要求。在智能加工产业中，自动化车间调度成为产品加工难以避免的问题，即在有限的加工器械与确定的加工步骤下，如何通过合理的调度规划使得效益最大，在一定时间之内产品产出最多。其描述的特征为：以时间为基础，对一个可用的加工机床集分配所要加工的任务集，以至于能够满足一个性能指标集[1]。

对于车间调度问题的智能解决方案，存在以下难点：一、加工器械数量的提高，使得决策场景具有柔性，大大增加了分析预测时的计算量，在一个长时间的连续工作过程中，决策场景符合NP-hard问题；二、流程与其他现实因素使得模型难以抽象，在精加工过程中，一件产品往往需要经历多种不同的有序加工流程，现实工作时也需要考虑物料运输成本、机器故障等情况，诸此现实情境需进入决策的考虑；三、可迁移性，车间调度的解决方案应当针对不同的产品均具有鲁棒性，针对不同的加工工序、加工时间、工厂硬件均可进行较优决策。

当下调度模型的主要研究基于静态环境，对于一些随机的因素如今及订单的加入取消、机器故障等情况的适用度不足。近年关于动态环境的相关研究有较大突破，如王

雷先生在种群初始化方法上作出改进，动态调度得以应用于可变重调度区间[2]。黄学文提出了一种新的四元组数学描述方法来刻画路径与机器的柔性[3]。算法优化上，屈迟文采用随机黑洞法提高鸟群算法的种群多样性[4]。算法创新上，吕聪提出的协作混合帝国算法在柔性车间调度的稳定性上有所突破[5]。算法融合上，杨煜俊将蚁群算法与遗传算法结合，在排序功能上有很大进展[6]。

2. 模型建立

2.1. 模型分析

在决策场景选择上，采用当下较为现代的半自动化车间样例，包含8台计算机数控机床(Computer Number Controller, CNC)、1辆轨道式自动引导车(Rail Guide Vehicle, RGV)、1条RGV直线轨道、1条上料传送带、1条下料传送带等附属设备组成，该智能加工系统的示意图如图一所示。柔性车间调度问题可以抽象为一个由a个生料和b台加工机器组成的生产调度系统，在需要满足条件的限制之下，对于加工与运输机器的调配进行决策，最终使得系统可以达成一些性能上的标准，如一定时间内加工零件数量的最大化。

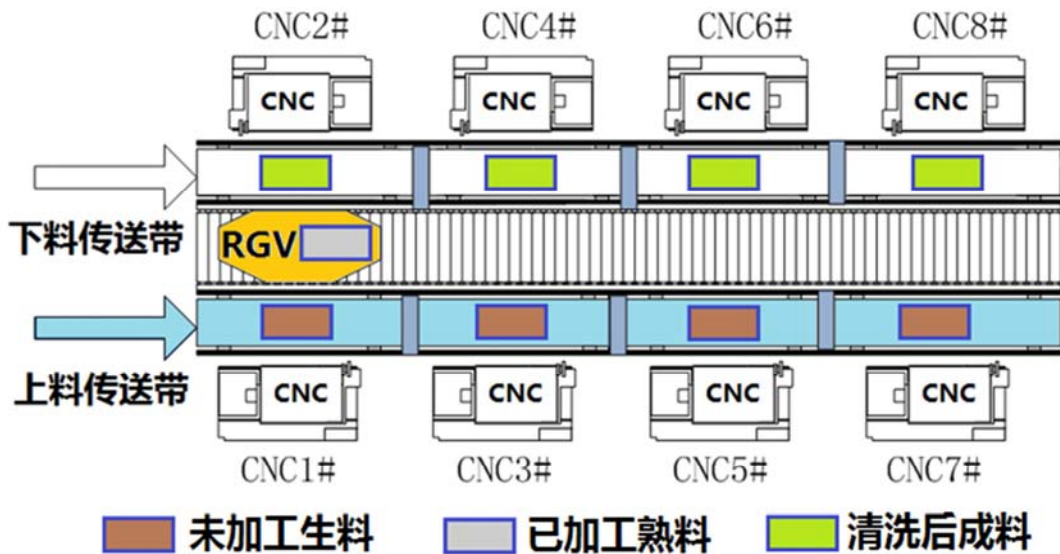


图1 智能加工系统示意图。

RGV作为工业中的一种重要的运输工具，在本研究的决策规划中作为主规划对象，是一种能在固定轨道上自由运行的智能车。它根据指令能自动控制移动方向和距离，并自带一个机械手臂、两只机械手爪和物料清洗槽，能够完成上下料及清洗物料等作业任务。[7]

决策模型为了能够涵盖不同的现实场景，分多情况进行讨论：

情况一：物料仅需一道加工工序的作业情况，一组加工过程包括RGV上生料、RGV移动到决策CNC、CNC加工物料、RGV上下一组生料、RGV清洗加工后的熟料、RGV下料，每台CNC安装同样的刀具，物料可以在任一CNC上加工完成；

情况二：物料需要两道加工工序作业情况，物料相较于情况一需要增加一道加工工序，每个物料的第一和第二道工序分别由两台不同的CNC依次加工完成；

情况三：考虑到现实场景中CNC加工可能出现故障的情景，故障本身具有随机性，故障的排除时间又具有不确定性，决策模型需要考虑相关的故障情况。CNC在加工过程中可能发生故障(据统计：故障的发生概率约为1%)的情况，每次故障排除(人工处理，未完成的物料报废)时间介于10~20分钟之间，故障排除后即刻加入作业序列。故障模型需要基于情况一、情况二分别讨论。

2.2. 符号约定

为方便论文的进一步阐述,在模型的描述时采用的数学符号描述如下:

表1 模型描述采用的数学符号汇总。

T	时间常量
$T_{move}(rpos, npos)$	从rpos移动到npos所花费的时间
Top_1n	元件上下CNC花费的时间
Top_2	清洗熟料所花费的时间
T_{proc}	CNC加工生料花费的时间
T_{nproc2}	加工第二步工序所需时间
t_n	机器的当前状态时刻标志
$t_{n.init}$	机器n开始进入运输过程
$t_{n.start}$	机器n开始加工
$r_{free, RGV}$	RGV的空闲阶段开始
n	加工工件数
λ	加工工序数
m	机器总数
k	工序
π_k	第k个工序的并行机器数
$A_{i,k}$	工件J _i 在工序k上的运行时间
$S_{i,k}$	为工件J _i 在工序k上的加工时间
R_j	机器M _j 被释放时间
C_{max}	必要完工时间

2.3. 模型假设

1. 仅仅考虑RGV上下料所消耗的时间,对于传送带的其他影响不予以考虑。

2. 针对不同的对象(传送带、CNC)RGV上下料的时间相同。

3. CNC在RGV完成上一熟料的上料后即可对于下一处于正确工序的生料进行加工。

4. 决策系统可知CNC在正常工作情况下的当前工件剩余加工时间与CNC是否处于工作状态,决策系统在CNC故障发生时可知故障开始的时间,但是无法确定维修完成时间。

5. CNC发生故障的概率为1%,发生的具体时间为加工的随机时刻,发生故障时加工的元件报废。

2.4. 情景一模型建立

决策模型调用时,运输RGV进行上下货的开始时刻为:

$$t_{n.init} = \max \left\{ \begin{array}{l} r_{free} + T_{move}(rpos, npos) \\ t_{n.finish} \end{array} \right. \quad (1)$$

在RGV完成物料生料的上货后,CNC加工开始的时刻为:

$$t_{n.start} = t_{n.init} + Top_1(n) \quad (2)$$

CNC完成加工的时刻为:

$$t_{n.finish} = t_{n.start} + T_{n.proc} \quad (3)$$

RGV可以开始进行下一项任务的时间为:

$$r_{free} = \begin{cases} t_{n.start} & \text{机器n开始时无完工工件} \\ t_{n.start} + Top_2n & \text{机器n开始时有完工工件} \end{cases} \quad (4)$$

针对情景一,单一工序加工不考虑CNC发生故障。决策场景符合NP-hard问题,模型考虑启发式算法,在针对该情景的优化算法使用中,出于CNC的数量与决策指令实施连续性的考量,局部最优的搜索范围为八的倍数且大于八,由于启发式算法的不稳定性,当参与决策规划的元件数目为16或24时会导致部分CNC无分配,在该模型的实验中搜索步数均为32步。

在算法的选择上,考虑的内容包括该算法的稳定性与针对柔性车间调度问题的适应性,兼具对于复杂情况的全局搜索能力与准确的局部搜索能力,启发式算法能根据一定的规则集在解空间中寻找到一个较好解[8]。模拟退火算法局部搜索能力突出,其理论属于一种全局优化算法。遗传算法属于全局优化概率搜索算法,具有并行、随机、自适应的特点,优化不通过梯度传递,并具交叉与变异等操作以防止陷入局部最优解,具有很强的鲁棒性和全局搜索能力。蚁群算法同样属于仿生算法,在车间调度领域应用丰富,鲁棒性强,有时可能导致收敛速度过慢的情况。粒子群优化算法通过简单个体组成的群落以及个体之间的相互行为模拟搜索全局最优解,采用基于速度和位置的模型来进行搜索,在每个粒子即候选解中进行选择。禁忌搜索是一种全局逐步寻优算法,通过记忆结构与禁忌准则的引入来避免循环搜索同时在一定程度接受局部非优解,保证搜索的多样性。

在无机器故障下,模型每一次更新决策时间为上一次决策指令执行完毕,即RGV完成八次上下料时。在模型训练时的优化目标为缩小完成一次决策指令即八个元件所花费的时间,决策模型每次的输入包括八台CNC完成当前加工元件时刻 $t_{n.finish}$ 与RGV完成当前元件加工任务的时刻 $r_{free, RGV}$ 。具体而言,对于一个元件的加工,CNC需要完成上下货与元件加工两步,RGV需要完成包括移动到CNC对应位置、上下货、清洗与下货。另外,模型针对RGV的完成时刻会进行一个判断,如果CNC是第一次加工元件或刚刚进行了维修,则 $r_{free, RGV}$ 不包括清洗与下货。

2.5. 情景二模型建立

RGV进行加工流程的开始时刻为:

$$t_{n.init} = \max \left\{ \begin{array}{l} r_{free} + T_{move}(rpos(n-1)pos) \\ t_{n-1.finish} \end{array} \right. \quad (5)$$

在RGV完成第一步加工后第二步加工流程的开始时刻为:

$$t_{n.start} = t_{n.init} + Top_1(n-1) + T_{move}((n-1)pos, npos) + Top_1(n) \quad (6)$$

加工的时刻:

$$t_{n.finish} = t_{n.start} + T_{n.proc2} \quad (7)$$

CNC完成第二次加工的时刻:

$$r_{free} = \begin{cases} t_{n.start} & \text{机器}n\text{开始时无完工工件} \\ t_{n.start} + Top_2 & \text{机器}n\text{开始时无完工工件} \end{cases} \quad (8)$$

RGV可以进行下一项任务的时间:

对于工序决策的搜索范围,发现实践中如果范围大于16则会导致模型决策的成本难以收敛的情景,在搜索范围为16的测试中,并没有出现情景一中过度决策空白的情况。因而在情景二的测试中,采用搜索范围为16,决策规划元件数量为8。

2.6. 情景三模型建立

针对情景三,考虑CNC发生故障,CNC发生故障概率为1%,当该概率被触发时,我们可以将该CNC视为不可决策,而不可决策的时间为10至20分钟,即人工修理时间。我们同时在单一工序(情景一)与非单一工序(情景二)中加入CNC故障的影响因子。当CNC发生故障时,机器立刻停运,物料报废并且立刻开始维护,通过前两种模型最短时间的计算式,再加入故障干扰后,计算式可以被修正为

$$\min C_{max} = \min \{ \max (C_i, \lambda - 1 | i = 0, 1, 2, \dots, n-1) \} + t \quad (9)$$

$$t = t_0 + \delta t$$

其中 t_0 代表维护时间, δt 代表故障时某工件的加工时间, $\lambda=1,2, 10 < t_0 < 20$ 。

当故障干扰出现时,机器将对于指令进行重新排序,保证在存在故障干扰状态下,整个工作机器可以保证在生产效率最高,单个零件时间最短的情况下运转,当人工修复结束后,故障干扰消失,机器将再次重新对指令进行排序,恢复到原有生产效率。若在极少见情况下,故障干扰重复出现,机器也将在重复的故障干扰下对整个机器的运转进行重排序过程,保证随时处于最高效运转状态。

3. 模型求解

3.1. 情景一模型算法

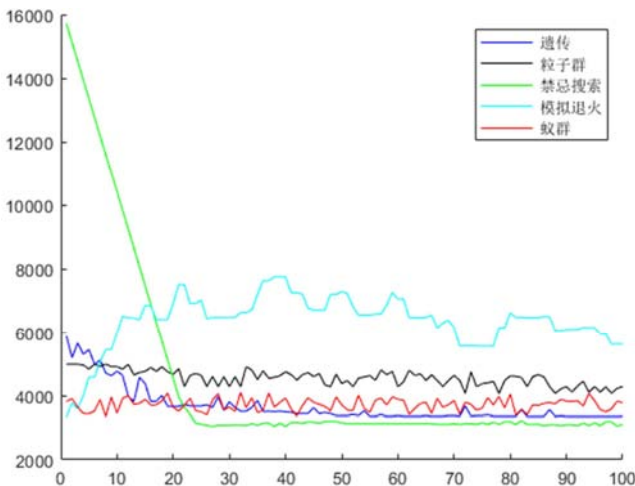


图2 5种算法随迭代次数增加的收敛情况(200轮)。

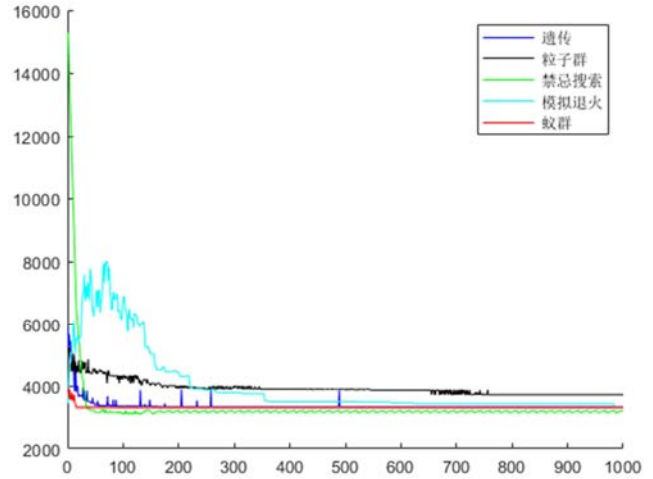


图3 5种算法随迭代次数增加的收敛情况(1000轮)。

决策场景符合NP-hard问题,模型考虑启发式算法,由于其中算法种类繁多、各具特点,对于不同的工作场景适应性不同,计划采用不同的算法进行测试,评估其收敛速度与性能。

基于已经建立的场景模型,采用遗传算法、粒子群优化算法、禁忌搜索算法、模拟退火算法和蚁群算法进行决策测试,记录决策模型随着模型迭代轮数增加完成32组元件所消耗的工时(单位为秒),从图2图3中我们可以看出不同的算法在该情境下的工作状态下的情况,蚁群算法在运算时出现缓慢的情况,而退火算法在收敛时出现较慢的情况,粒子群算法在工作时出现了折返的情况,遗传算法初期收敛较慢,最终时间成本最低的算法为禁忌搜索。

蚁群算法与遗传算法由于对于全局的搜索能力较有优势,所以在一开始有很多随机的尝试部分,收敛较慢[9],但是由于在避开局部最优解的能力上突出,所以最终收敛的时间值相较于其他算法较低。粒子群由于缺乏交叉与变异等对于非局部最优解的尝试,同时又缺少对于以往重复路径的判断,导致算法工作时有很多循环的情况发生,同时最终的收敛值也不是很理想。模拟退火算法随着迭代次数的增加,时间值由于退火趋于稳定收敛,而且在局部搜索上的优势使得其在保证运算速度的情况下得到了较低的收敛值。而禁忌搜索算法一开始时间值下降迅速,在30轮左右就得到了较低的收敛值,可见其对于非最优解的宽容与禁忌准则的引入使得整体方向进展迅速而准确的同时,跳出了局部最优的情况,而且同时保证了收敛的迅速。

通过禁忌搜索模型,最终的决策输出为32组元件编号与对应加工机器表格。禁忌搜索的具体操作原理是,对所有序列计算运行时间,选择其中时间低于全局最优解的决策,或者在没有被禁止的决策中选择时间最小的,随后将该决策加入禁忌表。

3.2. 情景二模型算法

由于情景二与情景一存在着一定相关性,在算法考量时会对于情景一中的优势算法进行参考。但是在实际实验时发现由于情景二的约束条件较多,若采用遗传算法则容易陷入局部最优解,且由于其局部搜索能力弱,实验的收

敛较慢,若采用禁忌搜索则不易对先后工序的条件进行编码。

针对决策状态难以保存的问题,我们计划在新一次决策中不改变原决策所规划好的前八组元件,以此来保留其工序进行信息,基于问题分析中的“清洗优先”与“顺序工序优先”原则,可以保证决策不会出现遗漏或重复。同时,考虑到情景三的故障机制对我们的工序保存机制有很大影响,所以规定如果中间CNC发生故障,将该仪器从列表队列中剔除,不去改动已经规划好的其他元件工序流程。

在算法的选择上,希望决策模型的算法可以进行对禁忌搜索与遗传算法进行综合。以往研究中有曾经把禁忌搜

索独有的记忆功能引入到遗传进化搜索过程之中的尝试[10],综合了遗传算法具有多出发点和禁忌搜索的记忆功能和爬山能力强的特点,在本次算法中可以采取不同的融合方式进行探索。

融合算法以遗传算法被基本,包括初始化群体、重组、变异等步骤,在重组的选择时引入禁忌搜索算法,即在亲代和子代中,在子代高于平均期望值或者自代为触犯禁忌的情况下,选择子代,其余情况保留亲代。在变异的步骤使用禁忌搜索,不再是随机更改编码,而是搜索出一个更好的改变方向。

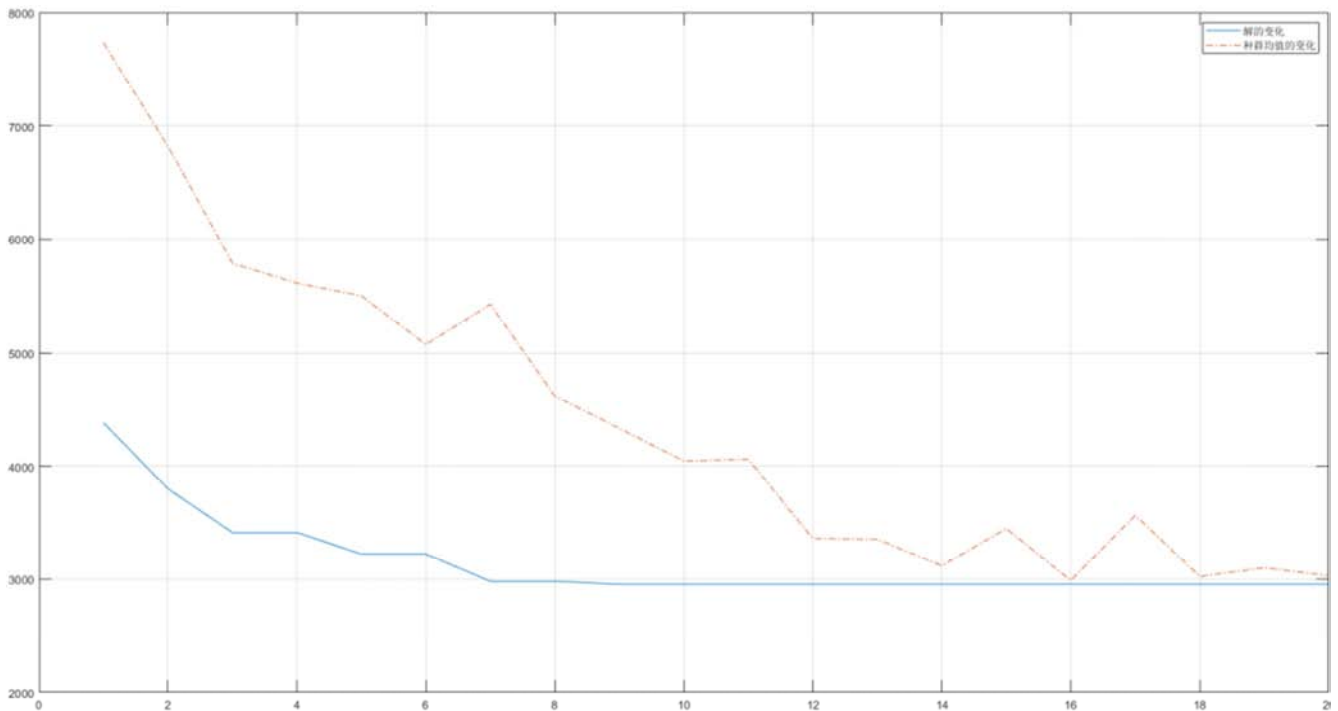


图4 遗传算法融入禁忌搜索后的收敛曲线。

通过图4,可以看出在向遗传算法中融入禁忌搜索后,模型的收敛速度与收敛效果相较于单独使用遗传算法和单独使用禁忌搜索均有明显提高。改进后的模型可在十次左右的收敛后快速逼近最优解,远低于单独使用两种算法所需的一百至二百轮收敛。

为了避免多工序造成的“环形决策”问题,即在一台CNC1完成一道工序加工之后,等待着另一台CNC2的元件完成加工后下货,如此多台CNC的决策等待形成环形后将造成大量的决策空白,引起CNC的总工。为此对算法进行改进,当出现环形决策时,将整条决策环内容移到执行队列的尾部,使其成为连续执行决策并且避开其他决策的交叉区域,最终可通过机器学习的迭代来解决。

3.3. 情景三模型算法

在确定模型求解的算法之前,需要对于决策模型的调用时间进行讨论,即确定未来决策结果的时机,故障发生的随机性使决策模型无法像情景一和情景二完全衔接工作。在以往模型中的调用条件是完成决策序列(八组元件)中的所有元件均进入最终加工CNC中,进行下一轮决策,而当考虑到CNC可能会随机出现故障时,由于此时可用机器量发生改变,需要在得知故障后迅速重新作出决策。当决策模型明确故障的发生后,可视为该CNC不存在并立即进行预测,在CNC修复完成时再进行一次决策。如果故障发生于RGC刚完成或正在进行上下料时,按照模型分析中的推论,RGC将先完成清洗再进行决策。

上述的情况造成的机器工作变化情况可以通过机器运转8小时gantt图来直观描述,由于故障干扰重复出现概率极小,所以我们仅考虑故障干扰单次出现的影响情况。

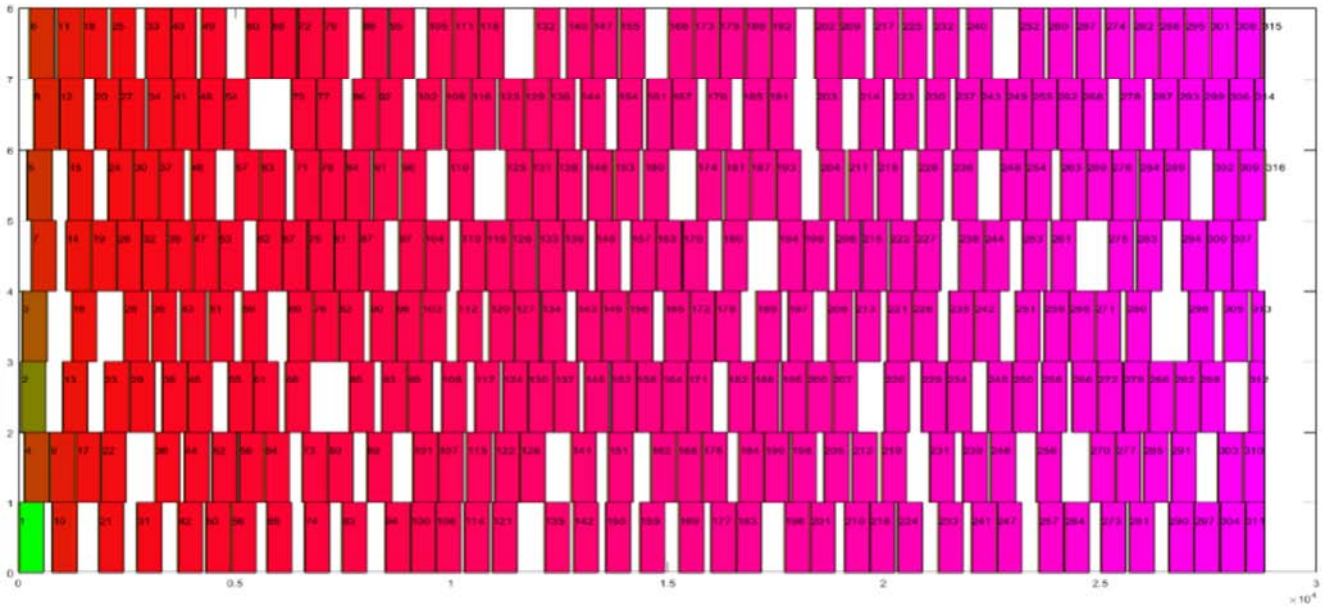


图5 未发生故障干扰的8小时运转过程。

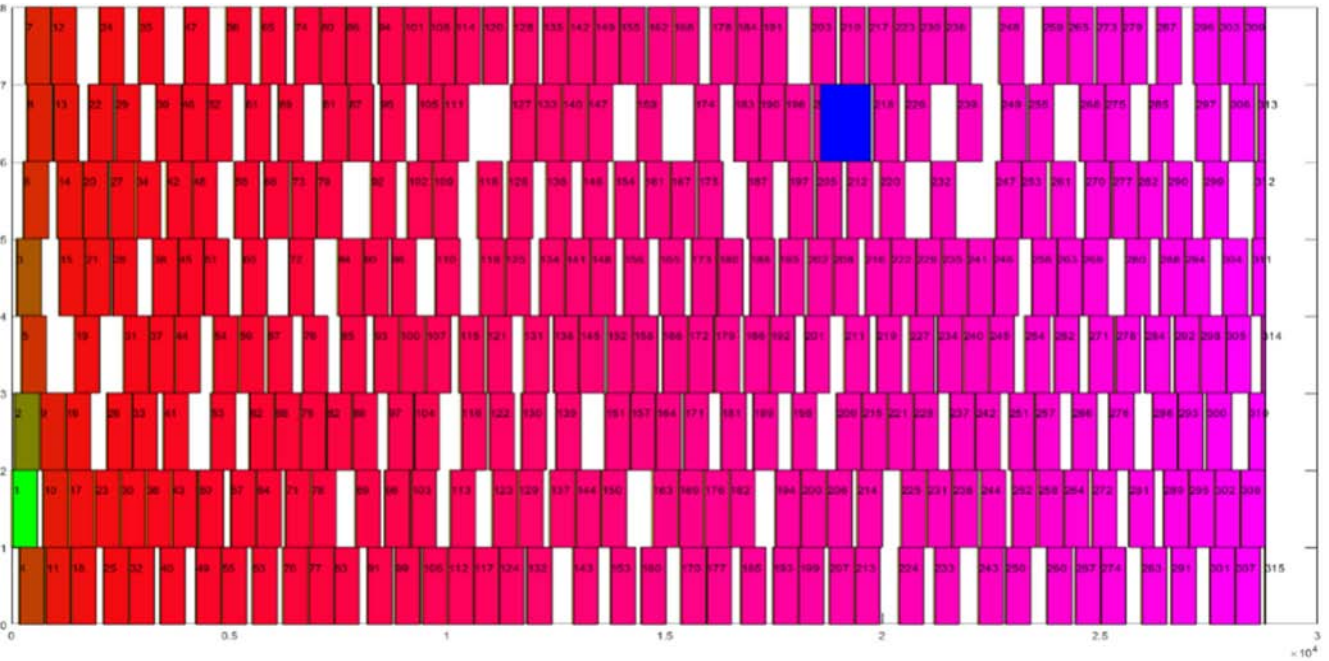


图6 发生单次故障干扰的8小时运转过程。

通过gantt图可以看出，在故障干扰发生前段，机器工作趋势以及路径几乎没有变化，仅因为随机数的存在而发生小部分的变化，但是当图六中蓝色部分出现故障干扰后，其后的gantt图均发生了向右的位移变化，说明其中由于故障干扰，机器效率未被完全利用，而在故障干扰被排除后，机器效率重新恢复到先前的状态。整个gantt图时间分配均匀，且物块之间没有较大的缺口，从图6可以看出机器在故障干扰出现前后的调整是非常有效的，公式的修正是符合条件的，同样也就说明模型的建立是行之有效的。

4. 实证分析

4.1. 数据测试

现依据已经建立的柔性车间调度模型，根据多组不同的车间运作数据，检验模型的实用性和算法的有效性，数据见表2。

表2 智能加工系统作业参数的3组数据表/时间单位：秒。

系统作业参数	第1组	第2组	第3组
RGV移动1个单位所需时间	20	23	18
RGV移动2个单位所需时间	33	41	32
RGV移动3个单位所需时间	46	59	46
CNC加工完成一个一道工序的物料所需时间	560	580	545
CNC加工完成一个两道工序物料的第一道工序所需时间	400	280	455
CNC加工完成一个两道工序物料的第二道工序所需时间	378	500	182
RGV为CNC1#, 3#, 5#, 7#一次上下料所需时间	28	30	27
RGV为CNC2#, 4#, 6#, 8#一次上下料所需时间	31	35	32
RGV完成一个物料的清洗作业所需时间	25	30	25

通过调整参数，测试参数、单道工序与两道工序、是否发生随机故障等变量，使用对应的调度模型与仿真系统可以对相应情景进行仿真。在仿真后得到不同条件下的工件状态记录表与机器故障记录表，并自动绘出当前调度下车间工作的gantt图。

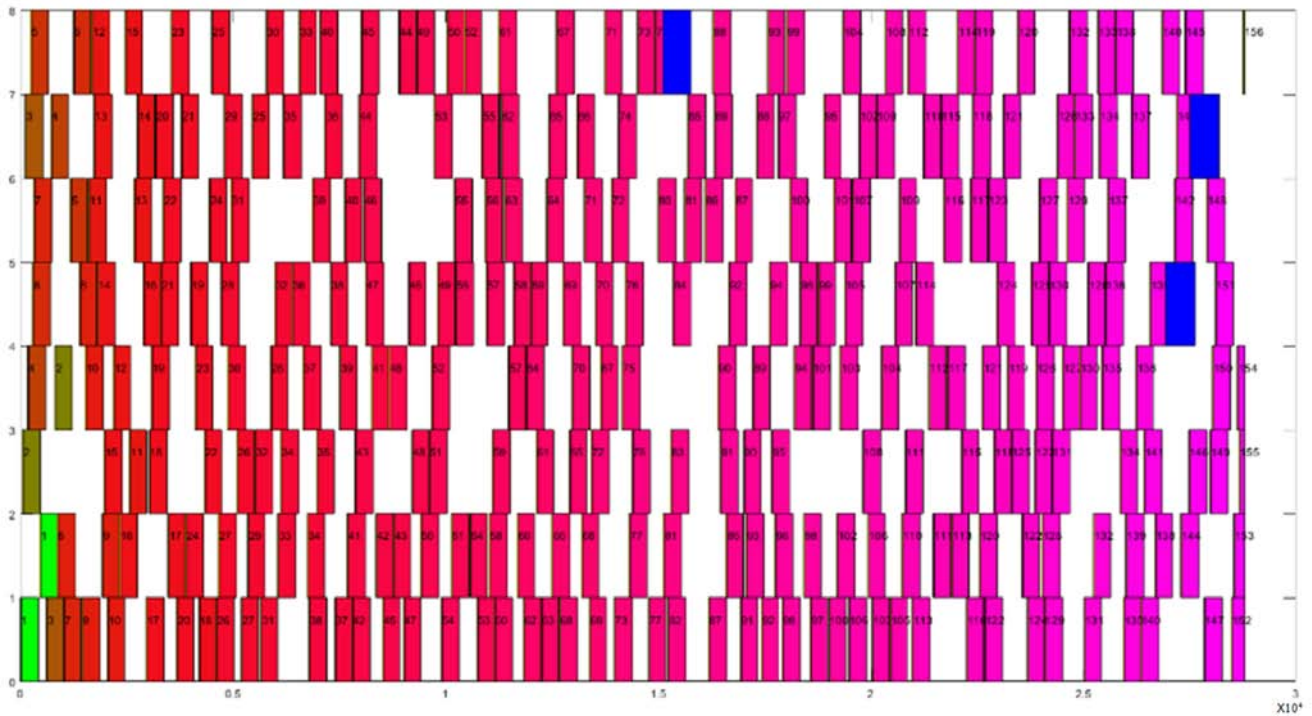


图7 情景三-2的8小时运转过程。

由于使用启发式算法，在小规模测试中体现出一定的随机性。而在8小时完整测试中，由于动态重调度过程的调整，多次测试得到的数据波动较小，且时间结果较优。在出现CNC故障时，使用的动态调度算法可迅速重新安排流程，并在CNC恢复后及时为CNC安排工作，具有一定的鲁棒性。

4.2. 模型分析

根据实际数粗的测试结果，模型的优势针对情景一与情景二分别进行讨论，在一次加工模型采用禁忌搜索算法，相对收敛速度较快且精度较高，在实际模型应用中其运算速度相较于遗传算法与蚁群算法等传统启发式算法有明显的优势，该方法同时为二次加工模型分析的算法选择提供了有力的依据。

在二次加工模型分析过程中选择通过遗传-禁忌搜索算法混合的方式来分析RGV的运动过程，同时避免了遗传

算法收敛次数多，收敛精低，易出现局部最优解，而禁忌搜索只能满足小范围及其邻域搜索的问题，同时兼顾了遗传算法搜索范围广而禁忌搜索精度高的优点，使程序在调度问题中，具有收敛次数少，收敛精度高，且最终结果更接近与全局最优解的优势。

在遗传-禁忌搜索混合算法中，模型的劣势主要源于禁忌搜索本身的限制，虽然收敛次数明显降低，但是收敛速度相对较慢，单次收敛所需运算量较大。

5. 结论

当下，工业加工领域对于社会影响力巨大，而如何对于有限的加工设备进行效益最大化生产无疑成为这一领域非常重要的问题。而由于不同厂房在器材水平、车间布置、生产流程的不同，问题难以被一劳永逸地解决。同时考虑到加工流程的高柔性与之诸多繁杂的现实因素，难以抽

象模拟并且运算量巨大。模型证明了启发式算法在这一领域的应用可能,并且对于“复杂工序”、“柔性流程”、“突发故障”等现实情境都有不错的解决效果,鲁棒性强。

启发式算法种类繁多,针对柔性车间调度问题有着不同的实践效果。经实验测试,对于单工序柔性车间调度,禁忌搜索算法具有较快的收敛速度,最终时间规划也低于其他算法;针对多工序调度,遗传-禁忌搜索混合算法测试效果最为优良。禁忌搜索使得决策模型的全局搜索与局部搜索得到兼顾,减少局部最优解出现的可能,而遗传算法编码工序信息能力较为突出。

在实际测试中,由于启发式算法本身的特性,在小规模测试中体现出一定的随机性。而在8小时完整测试中,由于动态重调度过程的调整,多次测试得到的数据波动较小,且时间结果较优。在出现CNC故障时,使用的动态调度算法可迅速重新安排流程,并在CNC恢复后及时为CNC安排工作,具有一定的鲁棒性。

6. 模型的推广

在上述情景中,由于RGV数量受限,总体加工性能极可能存在瓶颈。经过对现有模型的分析得出,添加RGV的数量,形成多RGV协同工作,可在现有模型下帮助缓解这一性能瓶颈。

$$t_{n,init} = \max \begin{cases} t_{free} + T_{move}(r_{pos}, n_{pos}) \\ t_n \cdot finish \end{cases} \quad (10)$$

从上式中可以看出CNC工作开始时间除CNC现有工作外,同时受到RGV的位置和先前工作的影响。在仿真测试中分析得到RGV带来的限制为目前模型下整体工作效率的主要限制。考虑到在CNC工作时间计算公式中,仅本部分与RGV直接相关,可如下修改公式,引入第二台RGV。

$$t_{n,init} = \max \begin{cases} \begin{cases} r_{1,free} + T_{move}(r_1pos, n_{pos}) \\ r_{2,free} + T_{move}(r_2pos, n_{pos}) \end{cases} \\ t_n \cdot finish \end{cases} \quad (11)$$

引入第二台RGV后,该调度算法可在保留原有算法模型基础上,实现对两台RGV的优化调度,并通过启发式算法逼近最优解。利用现有模型的灵活性,同样的方式可用

于扩展多台RGV共同调度,在现实场景下进一步提高智能加工系统的工作效率。

参考文献

- [1] 鞠全勇,朱剑英.基于混合遗传算法的动态车间调度系统的研究[J].中国机械工程,2007,1(1):40-43。
- [2] 王雷,蔡劲草.基于可变重调度区间的柔性作业车间动态调度策略[J].南京航空航天大学学报,2018,(3):397-403. DOI:10.16356/j.1005-2615.2018.03.016。
- [3] 黄学文,张晓彤,艾亚晴.基于蚁群算法的多加工路线柔性车间调度问题[J].计算机集成制造系统,2018,(3):558-569. DOI:10.13196/j.cims.2018.03.003。
- [4] 屈迟文,傅彦铭,罗明山,等.求解柔性作业车间调度问题的鸟群算法[J].计算机工程与应用,2018,(17):249-257. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.1705-0282。
- [5] 吕聪,魏康林.柔性车间调度问题的协作混合帝国算法[J].计算机应用,2018,(7):1882-1887. DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017122933。
- [6] 杨煜俊,陈业.求解柔性机器人车间调度问题的混合蚁群算法[J].计算机工程与应用,2018,(13):160-167. DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.1702-0187。
- [7] 吴焱明,刘永强,张栋,等.基于遗传算法的RGV动态调度研究[J].起重运输机械,2012,(6):20-23. DOI:10.3969/j.issn.1001-0785.2012.06.006。
- [8] 段国林,查建中,徐安平,等.启发式算法及其在工程中的应用[J].机械设计,2000,(6):1-5. DOI:10.3969/j.issn.1001-2354.2000.06.001。
- [9] 许凯波,鲁海燕,程毕芸,等.求解TSP的改进信息素二次更新与局部优化蚁群算法[J].计算机应用,2017,(6):1686-1691. DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017.06.1686。
- [10] 李大卫,王莉,王梦光.遗传算法与禁忌搜索算法的混合策略[J].系统工程学报,1998(03):30-36。