中国科学: 技术科学 2025 年 第 55 卷 第 2 期: 295 ~ 308
SCIENTIA SINICA Technologica techcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

基于改进量子粒子群算法的柔性车间调度与预测性维护协同优化管控方法

马亚杰[1], 管理[1], 姜斌[1*], 陈丽君[2], 黄斌达[2], 黄玉莹[1]

1. 南京航空航天大学自动化学院, 南京 211106
2. 航空工业金城南京机电液压工程研究中心, 南京 211106
* E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn

收稿日期: 2023-10-30; 接受日期: 2024-02-21; 网络版发表日期: 2025-01-13
国家重点研发计划(编号: 2021YFB3301300)资助项目

摘要 针对柔性车间设备传统周期性维护存在过维修现象, 导致维修资源和生产成本的浪费, 本文研究了柔性车间多目标调度与预测性维护协同管控方法. 考虑订单工艺路径和产线机器资源复杂耦合特性, 建立以最大完工时间, 最大设备负荷和设备总负荷为优化目标的柔性车间调度模型; 采用威布尔分布准确刻画车间设备的恶化效应, 基于设备预测性维护模型设计最优维护策略; 提出基于改进量子粒子群算法的柔性车间多目标调度与预测性维护协同优化方法, 设计混合初始化方法以获得高质量的初始种群, 构造三种邻域搜索算子和两种变异算子, 提升调度与维护协同优化算法的搜索能力与搜索精度. 实验结果验证了所提算法的有效性和可行性.

关键词 柔性车间调度问题, 多目标优化, 协同优化, 量子粒子群算法, 预测性维护

1 引言

随着工业4.0和人工智能技术的快速发展, 高端装备制造业的加工模式柔性化越来越明显. 为了满足客户个性化要求, 提高制造效率, 制造企业必须实现跨领域、跨业务和跨尺度动态协同. 生产调度是在生产系统的运行过程中, 组织执行生产进度计划的工作, 高效的生产调度是提高企业生产效率的关键[1]. 同时, 实际生产过程中机器存在潜在故障风险, 高效的维护活动显得尤为重要. 不同机器的维护活动受调度计划影响, 调度的统一性也需要考虑维护活动. 因此, 面对协同关系复杂的柔性制造系统, 研究调度计划与维护活动的产线管控技术意义重大[2,3].

柔性车间调度(flexible job shop scheduling, FJSP)已经被证明是非确定性多项式困难问题, 由于其高度柔性化, 大量研究致力于求解FJSP. 早期研究人员应用精确算法求解小规模的调度问题, 求解精度低且需要耗费很长的时间. 目前, 智能算法已经成为求解这类问题的主流, 主要包括遗传算法[4~6], 粒子群算法[7,8], 人工蜂群算法[9,10], 帝国主义竞争算法[11]等.

近几年, 在柔性车间静态调度的基础上, 结合实际生产情况的生产调度越来越多. 为了降低制造过程中

引用格式: 马亚杰, 管理, 姜斌, 等. 基于改进量子粒子群算法的柔性车间调度与预测性维护协同优化管控方法. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 295–308
Ma Y J, Guan L, Jiang B, et al. Improved quantum particle swarm-based collaborative optimisation and control method for flexible job shop scheduling and predictive maintenance (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 295–308, doi: 10.1360/SST-2023-0344

© 2025 《中国科学》杂志社

的能源消耗实现绿色制造, 王和王[12]研究了带有运输时间的分布式绿色柔性车间调度, 优化加工能耗. 除了机器资源的利用, 实际制造过程还有其他资源约束. 刘等人[13]考虑夹具和托盘资源约束, 丰富了车间调度的应用场景. 车间调度为了满足客户需求往往还需要考虑订单交期之外的优化目标. 雷和杨[14]认为能耗是制造过程的关键指标, 并设置阈值进行方案约束, 同时优化完工时间和拖期. 王等人[15]在Jaya算法中嵌入自适应调整策略, 极大地提高了求解速度. 然而, 大部分研究集中在处理多资源、多目标或者诸如机器故障和新工件到达等突发性干扰问题, 对机器长时间加工产生磨损、老化等累积性干扰少有提及. 针对生产过程中机器发生恶化效应, 必须在一定周期内进行维修保养. 根据设备使用率和故障率, 产线设备在一批产品生产结束前必须进行维护.

预防性维护(preventive maintenance, PM)对于车间调度至关重要, 提高设备的可用性和可靠性能够避免重大生产安全事故的发生[16]. 目前预防性维护研究主要关注最优维护策略, 即确定合适的维护时间与周期. Rahmati等人[17]通过嵌入传感器实时监测设备的状态, 实现了基于状态的检测, 但成本太高. Wang等人[18]将遗传算法和微分运算相结合解决带运输过程的维修调度. Baykasoğlu等人[19]动态的考虑维修活动, 并建立订单的评审机制. An等人[20]在维修时间窗口下考虑维修人员的时间与分配, 建立多目标优化模型. Wocker等人[21]通过实验证明只有有限数的维修活动才可以补偿, 频繁的检修造成设备停机, 延长了完工时间. 李等人[22]统筹优化分布式车间的调度与设备维护, 设计了一种双种群遗传算法优化最大完工时间. An等人[23]在同时考虑机器预防性维护与工件插入, 建立了多目标优化模型联合优化生产调度与维修计划. 上述研究都在调度中考虑了预防性维护, 最优维护策略即在固定窗口时间内进行周期性维修. 该方法的维护成本往往难以控制, 维修资源常常分配不均, 订单的交期也难以保证. 相较于预防性维护, 预测性维护需要根据设备的状态进行维修活动(condition-based maintenance, CBM), 实现设备状态的跟踪, 从而避免维修资源浪费. 预防性维护依靠保守的周期维护策略保证机器正常运转, 预测性维护的重点是依据设备的实时状态制定维护活动. 随着检测技术的发展, 预测性维护在健康管理中的运用不断增加[24~26].

综上所述,综合考虑柔性车间调度与维护问题(FJSP-PM)研究相对较少. 此外, 传统的智能群算法随着案例规模的增加, 局部最优与种群质量局限性越来越明显. 协同机制下的种群、算法和操作等进化方式互相配合, 已经成为处理强约束、多目标、大规模优化问题的有效手段[27,28]. 为了解决分布式置换流水车间的节能调度问题, Wang和Wang[29]提出了一种基于知识的协同优化算法, 将协同机制下的初始化方案和多算子协同搜索策略有机融合, 取得了良好的成效. 董等人[30]针对区间数可重入流水车间, 提出了一种基于离散鲸鱼群算法的协同优化方法, 优化了完工时间、车间能耗及维护费用. 智能算法协同进化策略能够提高搜索效率, 在提升算法性能上发挥重要作用. 将协同优化应用到预测性维修的柔性车间调度问题, 有望产生良好的效果[31].

本文针对传统维修策略存在过维修现象, 提出一种改进量子粒子群算法, 保证柔性车间调度与维护计划的合理性. 本文的主要贡献如下.

(1) 针对柔性作业车间调度计划与维护活动存在复杂耦合关系, 提出了一种多目标协同管控方法, 保证车间生产效率的同时减少了维护成本.

(2) 设计了调度与维护动态更新机制, 协同框架下的多种交叉算子和邻域搜索算子提升了种群的多样性, 集成优化了柔性车间调度与维护方案.

(3) 综合考虑订单完工周期与机器负荷, 延伸绿色指标的优化, 采用外部档案库更新Pareto前沿, 实现了迭代过程中精英解的保留.

2 问题描述

本节将详细阐述柔性车间调度与预测性维护系统模型及协同管控目标.

2.1 符号定义

n: 总工件数

m: 总机器数

i: 工件索引号

n_i: 工件i的总工序数

j: 工序索引号

k: 机器索引号

J: 工件集合, $J=\{J_1, J_2,..., J_n\}$

M: 机器集合, $M=\{M_1, M_2,..., M_m\}$
O_{ij}: 工件i的第j道工序
M_{ij}: O_{ij}的可加工机器集, $M_{ij}\in M$
t_{ijk}: O_{ij}在机器M_k上的加工时间, $M_k\in M_{ij}$
ST_{ij}: O_{ij}的开始加工时间
ET_{ij}: O_{ij}的结束加工时间
C_i: 工件i的完工时间
IP_k: 机器M_k空载单位能耗
PP_k: 机器M_k负载单位能耗
E_i: 机器空载总能耗
E_p: 机器负载总能耗
x_{ijk}: O_{ij}在机器M_k上加工则为1, 否则为0
z_{ijpqk}: O_{ij}在机器M_k上先于O_{pq}加工则为1, 否则为0

2.2 系统模型

2.2.1 多目标优化问题

多目标优化问题描述如下式:

$$\text{Minmize}F(X)=(f_1(x),f_2(x),\cdots,f_n(x))^{\mathrm{T}},X\in\Omega, \tag{1}$$

其中, $f_1(x), f_2(x), \cdots, f_n(x)$为$n$个优化目标, Ω为对应调度方案集的决策空间.

多目标优化问题通常采用非支配排序求解, 对于迭代过程中的产生新解需要判断其优劣性. 对于两解$x_1,x_2\in\Omega$, x_1能够支配x_2的条件由式(2)给出. 如果所有解都不能支配x_1, 则其为Pareto解. Pareto解对应调度方案集, 在n空间上映射成Pareto前沿.

$$\begin{aligned}&\forall i\in\{1,2,\cdots,n\},f_i(x_1)\leqslant f_i(x_2),\\&\exists k\in\{1,2,\cdots,n\},f_k(x_1)<f_k(x_2).\end{aligned} \tag{2}$$

2.2.2 调度模型

本文以优化最大完工时间、最大机器负荷与机器总负荷搭建FJSP数学模型:

$$\text{Minmize}(f_1,f_2,f_3), \tag{3}$$

$$f_1=\min(\max(C_i)),1\leqslant i\leqslant n, \tag{4}$$

$$f_2=\min(\max\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}t_{ijk}\cdot x_{ijk}), \tag{5}$$

$$f_3=\min(\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}t_{ijk}\cdot x_{ijk}), \tag{6}$$

$$\sum_{k=1}^{m}x_{ijk}=1,\forall 1\leqslant i\leqslant n,1\leqslant j\leqslant n_i, \tag{7}$$

$$ST_{i(j+1)}\geqslant ST_{ij}+t_{ijk}\cdot x_{ijk},1\leqslant i\leqslant n,1\leqslant j\leqslant n_i,1\leqslant k\leqslant m, \tag{8}$$

$$ST_{ij}\geqslant 0,1\leqslant i\leqslant n,1\leqslant j\leqslant n_i,1\leqslant k\leqslant m, \tag{9}$$

$$ET_{i(j+1)}=ST_{ij}+t_{ijk}\cdot x_{ijk},1\leqslant i\leqslant n,1\leqslant j\leqslant n_i,1\leqslant k\leqslant m, \tag{10}$$

$$\begin{aligned}&\left(ET_{ij}-ET_{pq}-t_{ijk}\right)\cdot x_{ijk}\cdot x_{pqk}\cdot\left(z_{ijpqk}\left(z_{ijpqk}+1\right)\right)\\&+\left(ET_{pq}-ET_{ij}-t_{pqk}\right)\cdot x_{ijk}\cdot x_{pqk}\cdot\left(z_{ijpqk}\left(z_{ijpqk}-1\right)\right)\\&\geqslant 0,\\&ST_{ij}\neq ST_{pq},1\leqslant i,p\leqslant n,1\leqslant j,q\leqslant n_i,1\leqslant k\leqslant m.\end{aligned} \tag{11}$$

式(3)~(6)为优化目标函数; 式(7)~(10)为工序约束; 式(11)为机器约束.

2.2.3 预测性维护模型

柔性车间加工机床在生产过程中, 受温度、湿度和负载等因素影响, 呈现不同的役龄. 基于威布尔分布建立车间设备役龄模型, 能够客观的反应机器在生产过程中的可靠度从而确定维护计划.

根据威布尔分布得到的设备故障阈值判断其进行预测性维护的条件. 加工设备的故障阈值密度函数为

$$f(N)=\frac{b}{N_{\mathrm{a}}-N_{\mathrm{b}}}\left(\frac{N-N_0}{N_{\mathrm{a}}-N_0}\right)^{b-1}\mathrm{e}^{-\left(\frac{N-N_0}{N_{\mathrm{a}}-N_0}\right)^{b}},N\geqslant N_0, \tag{12}$$

其中, N_0, N_{a}和b分别为最小寿命参数、尺度参数和形状参数. 当形状参数>1时, 威布尔分布为损耗故障阶段. 一般来说, 其分布函数为

$$F(N)=1-\mathrm{e}^{-\left(\frac{N}{N_{\mathrm{a}}}\right)^{b}}. \tag{13}$$

本文采用二参数威布尔分布对设备故障进行建模. β, θ分别为尺度参数和形状参数, 二参数故障阈值密度函数为

$$f(t)=\frac{\beta}{\theta}\left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1}\mathrm{e}^{-\left(\left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta}\right)}. \tag{14}$$

累计故障分布函数为

$$F(t)=1-\mathrm{e}^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta}}. \tag{15}$$

可靠性密度函数为

$$R(t) = 1 - F(t) = \mathrm{e}^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta}}. \tag{16}$$

设备达到故障阈值的役龄为

$$t = \theta(-\ln R(t))^{\frac{1}{\beta}}. \tag{17}$$

针对FJSP-PM的多约束特性作以下假设.

假设1 工件的开工时间在0时刻之后;

假设2 工件需要严格遵循工艺路径进行加工;

假设3 机器同一时间只能加工一个工件, 不能发生冲突占用;

假设4 机器的役龄初始值为0, 可靠性低于阈值时需要进行维护活动;

假设5 进行维护后的机器役龄恢复初始值;

假设6 维护活动不能与工序加工发生冲突, 只能在工序加工完成后进行.

2.3 管控目标

FJSP-PM问题的管控目标可以描述为: 订单加工信息包含n个工件和m个机器, 工件的工艺路径已确定, 要求确定工序顺序及机器分配即调度方案. 图1为FJSP-PM管控方案示意图. 采用威布尔故障分布模型生成对应维护计划, 基于量子粒子群算法协同优化调度方案和维护计划, 具体车间优化目标如下.

最大完工时间f_1: 完成所有加工任务的最大时间, 直接影响订单的交付, 是反映车间效率的重要指标.

最大机器负荷f_2: 负荷最大的机器就是瓶颈设备, 降低最大机器负荷是维持车间生产平衡的关键因素.

机器总负荷f_3: 完成所有加工任务所有机器的总负荷, 减少机器总负荷是降低车间能耗的主要环节.

表1是一个3×5的FJSP实例, 如工件J_2的第一道工序O_{21}在机器M_3上的加工时间为5, "–"表示该工序不能在对应机器上加工.

图2为上述案例一种调度解的甘特图, 该方案的完工时间是10, M4在5~7时刻进行了一次维护活动.

3 基于改进量子粒子群的协同优化方法

本节将具体给出调度与维护协同方案的生成过程, 包括编码解码、粒子种群初始化、量子粒子群算法和协同优化策略. 图3为协同优化结构流程图.

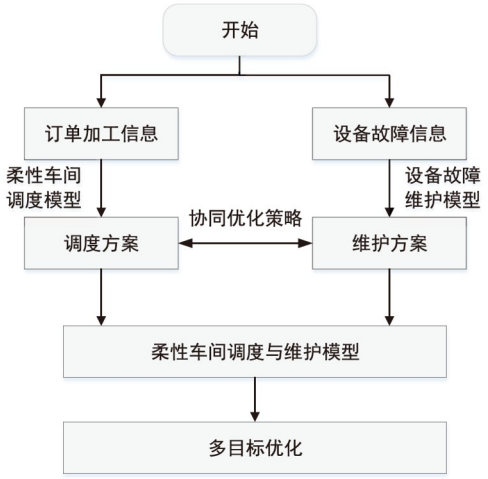


图 1 柔性作业车间管控方案

Figure 1 The control plan of FJSP-PM.

表 1 FJSP-PM实例

Table 1 Case of FJSP-PM

工件	工序	机器			
		M1	M2	M3	M4
J_1	O_{11}	1	5	4	2
	O_{12}	–	6	–	3
J_2	O_{21}	2	–	5	–
	O_{22}	3	–	4	–
	O_{23}	–	5	8	9
J_3	O_{31}	2		1	–
	O_{32}	–	3	–	4

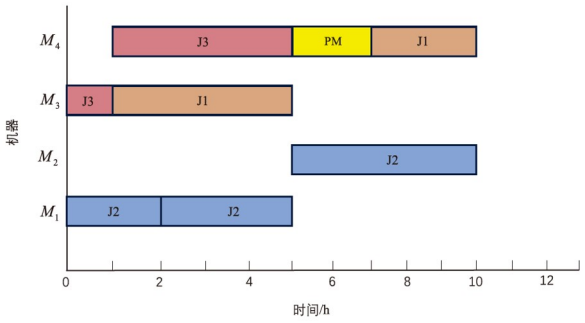


图 2 FJSP-PM甘特图

Figure 2 The Gantt chart of FJSP-PM.

3.1 编码与解码

FJSP可以归纳为两个子问题: 机器选择与工序排

序. 目前大多数研究采用二段式OSMS编码, 在此基础上设计一种三段式协同编码, 由工序编(operation sequence, OS)、机器编码(machine sequence, MS)和预测性维护编码(preventive maintenance selection, PMS)组成. OS编码对应工件序号, 出现次数为对应工件的工序号. MS编码对应该工序可加工机器集中机器顺序索引, 并不是机器号. PMS为0/1编码, 当该工序结束后需要预维护则置1. 图4为2.3节对应FJSP案例调度甘特图的编码解.

编码的目的是将加工信息转化为一组便于操作的向量, 解码是将其转化为对应机器的调度方案. 解码在传统的贪婪式解码的基础上引入间隔插入法, 形成主动调度解. 图5为间隔插入法的三种情况.

Case 1: 插入工序在备选机器集上的插入点之前不存在加工工序, 直接插入工序;

Case 2: 插入工序在备选机器集上的插入点前后均存在加工工序, 紧前工序的完成时间小于插入工序的开工时间, 备选机器集上插入点前的前置工序完工时间与维修时间(若不需要维修则为0)之和小于插入工序的原开工时间, 且空闲时间段大于该工序的加工时间, 进行工序插入;

Case 3: 插入工序在备选机器集上的插入点之后不存在加工工序, 直接插入工序.

3.2　种群初始化

传统初始种群的方法会影响调度解, 因此设计三种初始化策略相结合提高初始种群质量. 为了平衡机器负荷, 保证种群的多样性以防止陷入局部最优. 工序部分采用随机初始化策略, 机器部分采用混合初始化策略. 策略一为全局初始化, 精细的搜索会造成收敛速度变慢. 策略二为局部初始化, 在全局初始化的基础上考虑各工件加工机器的平衡. 策略三为随机初始化. 策略一的详细步骤如下.

Step 1: 随机排序生成工序编码, 初始化一个维度相同元素均为0的机器编码.

Step 2: 设置一个长度为m的零数组A, 各元素分别对应每个机器的总负荷. 按序从工序集中选择工序.

Step 3: 将该工序的可加工机器集中的对应加工时间与数组A相加,得到当前加工工序对应的机器负荷数组A'.

Step 4: A'中对应元素最小的加工机器即为所选工序的加工机器, 将A'中最小的加工机器号更新到机器编码对应位置, 并将所选的加工机器对应的加工时间

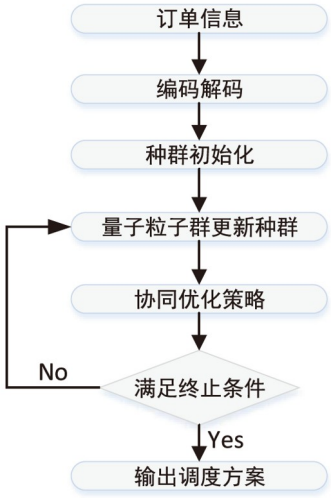


图 3　协同优化结构流程图
Figure 3　The framework of co-optimization.

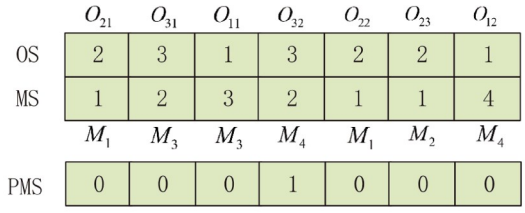


图 4　编码示意图
Figure 4　Illustration of encoding.

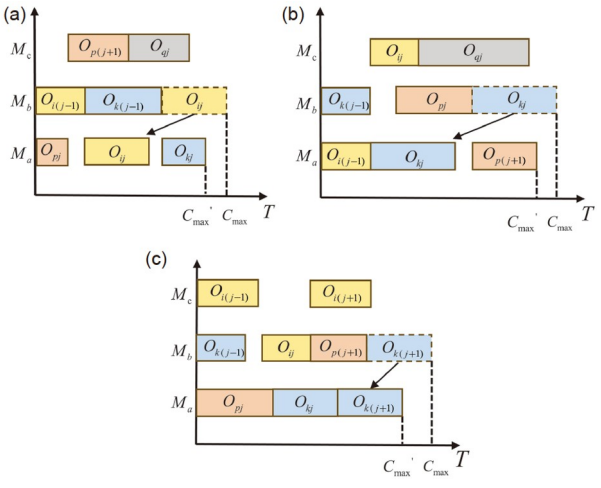


图 5　间隔插入法示意图. (a) 情况一示意图; (b) 情况二示意图; (c) 情况三示意图
Figure 5　Interval insertion method. (a) Case 1; (b) case 2; (c) case 3.

与数组A中对应的机器负荷相加得到A''. A''即为更新后的机器负荷数组.

Step 5: 依次选择工件剩下的工序, 并根据Step 3、Step 4选择剩余工序的加工机器, 更新负荷数组.

Step 6: 依次选择工件集里剩下的工件, 并根据Step 3、Step 4和Step 5选择剩余工件的加工机器.

3.3 量子粒子群

随着案例规模的扩大, 元启发式算法在FJSP中的应用越来越广. 粒子群算法表现良好[32]. 传统粒子群算法容易陷入局部最优的主要原因是群体多样性的丧失, 孙俊等人[33]提出量子粒子群算法, 图6为量子粒子群寻优过程, 其位置更新规则如下:

$$f_4 = \min(E_p + E_i), \tag{18}$$

$$E_p = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^{m} t_{ijk}\cdot x_{ijk}\cdot PP_k, \tag{19}$$

$$E_i = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^{m}(C_i - t_{ijk}\cdot x_{ijk})\cdot IP_k. \tag{20}$$

其中, X_i表示第i个粒子的位置, P_i为当前最优位置, Iter为迭代次数, iter为当前迭代次数, α为缩放指数, 与粒子收敛速度相关, mbest(k)为粒子平均历史最优位置, u=rand(0,1).

3.4 调度与维护动态协同优化方法

为增加算法全局搜索与局部搜索效率, 分别设计针对工序和机器的交叉和搜索算子, 协同优化架构下的优化算子协同配合形成新粒子群保证多样性. 采用外部档案库保存Pareto前沿解, 实现对精英解的保留. 图7为协同优化策略示意图.

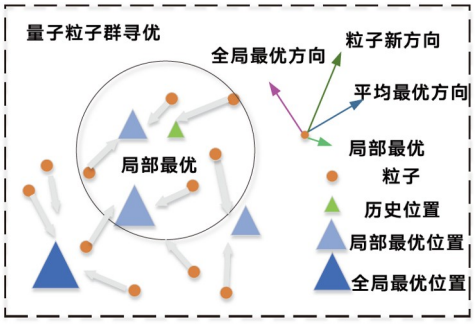


图 6 量子粒子群

Figure 6 Quantum particle swarm.

3.4.1 优化算子

(1) 针对工序的变异算子$f1$

OS编码决定了工序的加工顺序, POX操作通过保留部分父代染色的基因, 形成新的基因群. 本文在此基础上设计优化算子f_1, 具体操作为

Step 1: 随机选择种群中的两个父代编码OS1和OS2, 并随机选择若干工件J_1;

Step 2: 将父代OS1中对应J_1的编码复制到子代OS1', 将父代OS2中其他工件的编码复制到子代OS2', 编码位置不变;

Step 3: 将父代OS1中对应J_1的编码复制到子代OS2', 将父代OS2中其他工件的编码复制到子代OS1', 编码顺序不变.

(2) 针对机器的变异算子$f2$

MS编码直接决定了完工时间, 设计针对机器的优化算子尤为重要. 优化算子$f2$交叉MS编码, OS编码中的工序顺序不改变. 协同机制优化算子$f1f2$避免了随机搜索的低效, $f2$的具体操作为

Step 1: 随机生成与MS长度相等的0、1向量**P**;

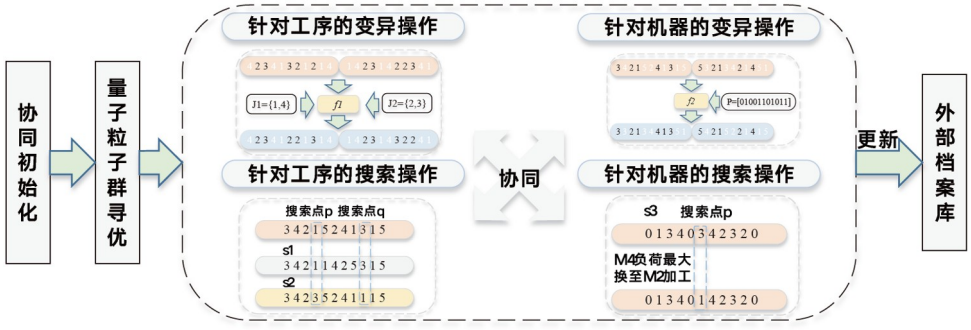


图 7 协同优化策略

Figure 7 Collaborative optimization strategy.

Step 2: 选定父代MS1和MS2中对应**P**向量为1的位置编码, 交换其编码, 剩余机器编码分别复制到MS1'和MS2', 编码位置与顺序不变.

(3) 针对工序的搜索算子$s1$, $s2$

在FJSP中, 调度方案的关键路径指从开工时间到完工时间的最长路径, 关键路径决定了调度方案的优劣, 变邻域搜索算法利用其结构的变换, 避免了陷入局部最优. 本文设计了两种针对工序的搜索算子$s1$和$s2$, 与变异算子协同优化调度方案, 提高解的质量.

搜索算子$s1$: 随机选择关键路径中的两个工序位置p和q, 对p和q间的工序进行逆排序.

搜索算子$s2$: 随机选择关键路径中的两个工序位置p和q, 交换对应的工序,具体步骤为

Step 1: 随机选择工序i和j, $i<j$;

Step 2: 交换i和j对应的元素, $i=i+1$, $j=j-1$;

Step 3: 重复Step 2, $i\geqslant j$迭代结束. 发生冲突占用.

(4) 针对机器的搜索算子$s3$

由于机器性能存在差异性, 设备负荷往往不均衡. 机器负荷平衡是车间生产的重要指标, 优化最大机器负荷能减少工期. 设计针对机器的搜索算子$s3$.

搜索算子$s3$: 随机选择负荷最高的一道工序,并将其分配至可加工机器集中加工效率最高的机器.

3.4.2 外部档案库

采用外部档案库保存最优方案, Pareto前沿在更新的过程中通过档案控制器判断新解能否存档. 采用竞标赛选择产生下一代更新种群, 档案控制器执行存档规则保证Pareto前沿的多样性, 规则如下

Case 1: 新解能够支配EA中的一个或多个解, 新解存档, 被支配解退档;

Case 2: 新解不能支配EA中任意解, 禁止新解存档;

Case 3: 新解与EA中的解互相不支配, 新解保留存档.

3.5 协同优化策略

为了获得满意的解, 将车间调度与机器预测性维护集成动态优化. 对于同一机器, 维护的原则是不能与工序加工在时间上发生占用冲突. 因此, 协同优化下的调度与维护核心问题可以概括为三个子问题: 工序顺序、机器分配和维修决策. 下面给出本文中所采用的调度与维修动态协同机制.

Step 1: 由订单信息转化的OS和MS编码经量子粒子群算法寻优, 解码为基础调度方案集. 将最优调度方案复制到外部档案库以便更新解集, 通过精英筛选后的解随机执行协同机制下的优化策略, 产生的新解与外部档案库内的旧解进行支配判断, 满足2.3节所定义的支配条件则取代旧更新外部档案.

Step 2: 在调度方案的基础上, 动态安排预测性维护. 在调度方案的基础上确定PMS编码, 安排完维护活动后, 该机器上的后续操作需要顺延一个维护时长. 在此基础上, 考虑该机器后续第一个工序的可加工机器集, 备选机器中有加工时间更短的机器, 则将该工序重新安排, 否则保留该工序的顺延调度.

Step 3: 重复执行Step 2, 直到所有工序完成, 并将调度与维护方案更新至外部档案.

3.6 算法流程

通过上述设计, 图8给出算法的整体流程. 将订单信息编码并混合初始化种群, 通过量子粒子群算法更新并解码为初始调度方案. 对粒子群采用精英解保留策略筛选后存放至外部档案库. 通过竞标赛选择档案库中的粒子, 采用协同优化策略对粒子进行优化. 建立基于威布尔分布的设备役龄模型, 确定相关参数及机器的维护策略. 将调度策略与维护策略集成优化,

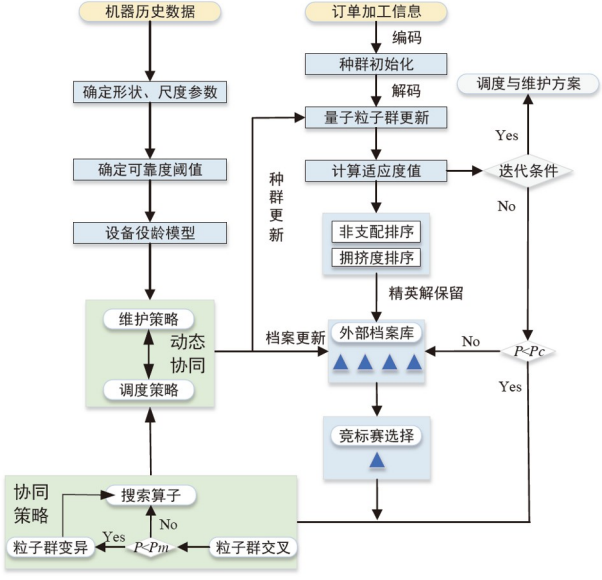


图 8 算法流程图

Figure 8 The framework of proposed algorithm.

优化后的柔性车间调度与预测性维护方案在满足迭代条件时输出.

4 实验验证

本文算法使用Matlab语言编程, 处理器为3.20GHz AMD Ryzen 75800H with Radeon Graphics. 算法参数设如下: 种群规模*Pop*=200, 最大迭代次数*n*=20, 可靠性阈值为84.28%, 形状参数设置为2.7, 尺度参数设置为90, 周期性维护周期为24 h, 交叉概率为0.6, 变异概率为0.1. 第一类测试集为FJSP 10个标准算例公开数据集[34], 第二类测试集为泵制造企业的FJSP的10个标准算例公开数据集[32], 第三类测试集为FJSP 5个标准算例公开数据集[35], 分别运行10次, 验证算法的有效性.

4.1 公开数据集仿真与验证

为验证协同策略的优越性, 将本文所提方法进行仿真实验并与周期性维修策略对比, 比较Pareto解集、平均仿真时间(Avg_T)和变异系数(CV). 完工时间最小的Pareto解为最优解, 表2给出了最优调度解.

结果表明协同策略在大部分案例上能够支配周期性维修方案. 其中,规模较小的案例如Kacem4×5未达到维护条件, 仅对调度方案进行了优化. 图9为两种策略完工时间与运行时间的对比. 如图所示, 协同优化维护策略在完工时间优于周期性维修策略, 避免了过维修现象. 运行时间与变异系数总体都优于周期性维修, 协同优化策略的变异系数均低于5%, 保证了调度与预维护方案的稳定性与鲁棒性.

表 2 最优调度解对比

Table 2 Comparison of optimal scheduling solutions

Case		周期性维修策略	协同优化维护策略
Mk	10×6	[46,44,162]	[44,42,165]
	10×6	[37,29,154]	[34,,28,153]
	15×8	[244,204,1007]	[226,213,995]
	15×8	[85,74,352]	[80,73,351]
	15×4	[213,182,689]	[204,184,693]
	10×10	[108,70,441]	[105,71,447]
	20×5	[178,166,706]	[175,161,688]
	20×10	[595,524,2541]	[587,524,2573]
	20×10	[454,328,2500]	[451,328,2421]
	20×15	[366,260,2158]	[340,285,2132]
Rem	5×4	[25,22,82]	[26,21,79]
	8×8	[49,27,201]	[46,28,198]
	10×6	[76,55,280]	[59,48,267]
	10×10	[67,42,277]	[64,41,285]
	15×8	[117,76,499]	[110,81,519]
	15×10	[121,63,522]	[103,62,533]
	15×15	[99,41,487]	[87,43,511]
	20×10	[157,93,848]	[149,103,844]
	20×15	[166,77,1037]	[156,98,1028]
	20×20	[156,72,1147]	[142,68,1100]
Kacem	4×5	[11,11,33]	[11,10,32]
	8×8	[18,13,75]	[16,13,73]
	10×7	[13,11,64]	[12,10,64]
	10×10	[11,7,41]	[9,6,42]
	15×10	[19,15,112]	[18,13,103]

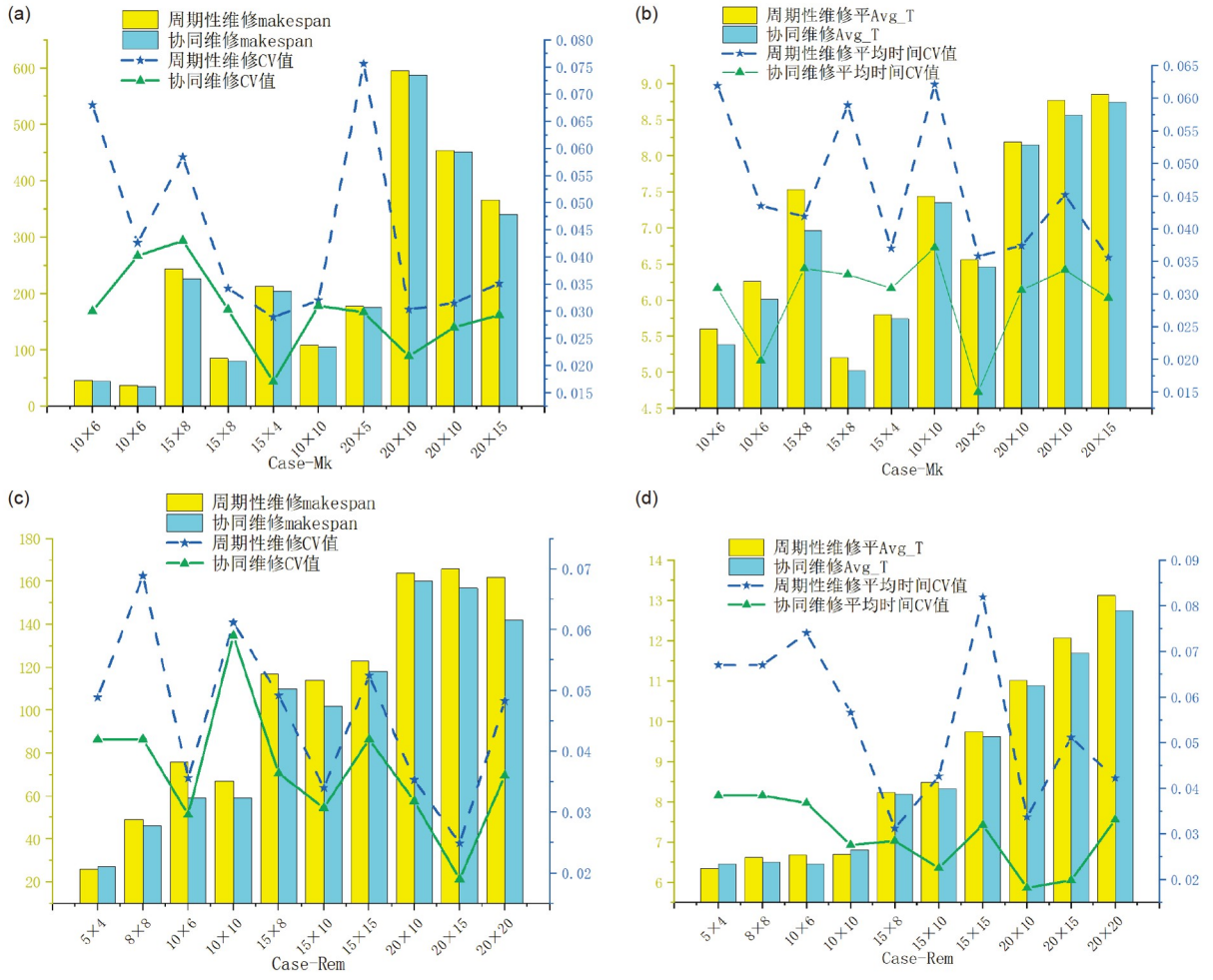


图 9　协同维修和周期性维修在案例上的对比. (a) Mk上的工期对比; (b) Mk上的平均时间对比; (c) Rem上的工期对比; (d) Rem上的平均时间对比

Figure 9　Comparison of collaborative and periodic repair on cases. (a) Comparison of makespan on Mk; (b) comparison of average time on Mk; (c) comparison of makespan on Rem; (d) comparison of average time on Rem.

4.2　实例验证

基于某研究所叶轮产线的订单数据, 对加工任务进行排产并合理安排维护活动, 协同优化产线指标. 式(18)~(20)给出了加工车间能耗的定义, 具体由机器空载能耗和负载能耗组成.

$$f_4 = \min(E_p + E_i), \tag{18}$$

$$E_p = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^{m} t_{ijk}\cdot x_{ijk}\cdot PP_k, \tag{19}$$

$$E_i = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^{m} (C_i - t_{ijk}\cdot x_{ijk})\cdot IP_k. \tag{20}$$

表3给出了实例加工信息, 产线由四台多功能数控机床组成, 威布尔分布曲线由图10所示, 共同加工4种不同类型的叶轮.

表4给出了该产线中机器的相关参数. 采用本文优化方法对上述制造实例进行车间调度与预测性维护协同优化, 将协同优化方案与周期性维修方案分别运行10次. 表5为运行10次后平均优化结果对比. 图11为两种优化策略甘特图. 协同优化调度方案在最大完工时间、最大机器负荷、机器总负荷和总能耗上分别优化了3.01%, 3.35%, 0.1%, 2.1%. 结果表明协同优化有效的避免了周期性维修存在的过维修现象, 降低了维修频率.

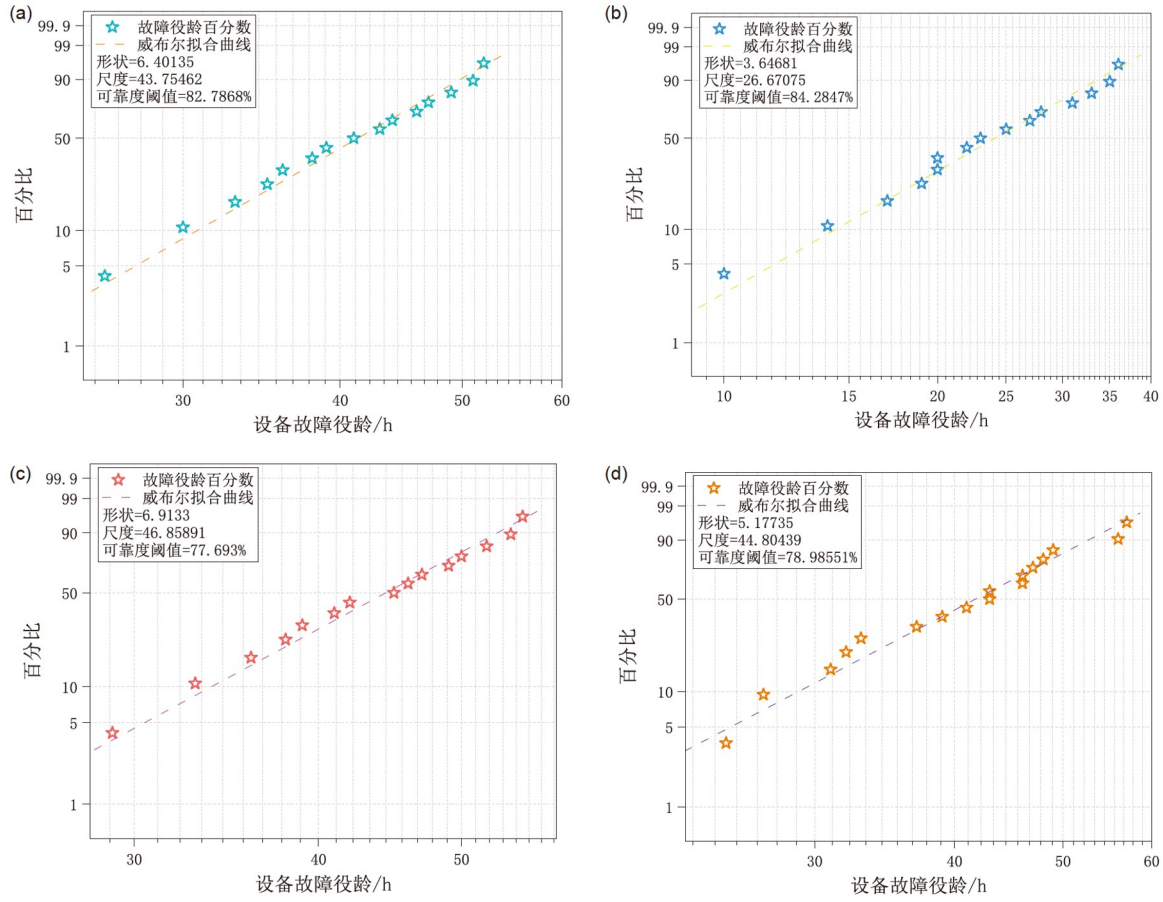


图 10 产线设备威布尔分布曲线. (a) 机器1役龄分布; (b) 机器2役龄分布; (c) 机器3役龄分布; (d) 机器4役龄分布

Figure 10 Weibull distribution of production line equipment. (a) Machine 1 service age distribution; (b) machine 2 service age distribution; (c) machine 3 service age distribution; (d) machine 4 service age distribution.

图中协同优化调度方案、周期性维修方案对应的多目标优化解分别为: [53,49,26984], [56,50,27632]. 从订单完工时间看, 协同优化策略优化了5.6%. 从订单最大机器负荷看, 协同优化策略优化了2%. 该批订单的生产能耗较周期性策略减少了2.34%. 实际加工过程中, 在机器负荷平衡上还要求缩短空载时长, 保持加工连续性. 两种方案的空载时间分别为27和38, 协同优化结果更优; 从车间能耗的角度看, 协同优化策更符合“绿色车间”的要求.

图11给出了协同维护和周期性维护结果对比. 协同优化方案在设备低于可靠度阈值时, 对该机器进行预测性维护. 周期性维修策略在机器达到设定周期时进行维修活动, 周期的确定依赖于人工经验. 在实际生产中, 维修人员凭借高频率监管保证设备安全运转, 过维修活动难以避免. 图11(b)中的调度方案在M1和M4均出现过维修, 而M4实际在该批订单结束前并没有低于可靠度阈值, 在M1上的过维修也导致了该机器上的完工时间与维修成本增加. 机器上的过维修导致对应机器完工延迟, 从而影响订单交期. 除此之外, 产线在实际生产过程中要求机器尽量不停机, 连续的加工任务放大了周期性维修的缺点, 造成车间加工任务的断续, 影响整体的车间效率. 显而易见, 协同优化方案通过CBM对机器实时较为精确的预测, 优化了调度与维护策略.

5 结论

本文针对柔性作业车间调度与维修问题, 提出了一种协同优化算法. 实验表明, 调度与维护协同优化方案优于传统周期性维修方案, 减少了订单的交期与

表 3　实例加工信息

Table 3　Instance processing information

工件	工序	M1	M2	M3	M4
叶轮1	粗铣外形	7	8	9	8
叶轮1	精铣外形	12	9	10	11
叶轮1	侧刃铣削	8	8	8	9
叶轮1	边缘铣削	3	7	5	6
叶轮1	圆角铣削	6	5	6	7
叶轮1	精铣流道	8	8	9	12
叶轮2	粗铣外形	8	7	6	9
叶轮2	精铣外形	11	10	9	12
叶轮2	边缘铣削	6	5	4	3
叶轮2	点铣削	6	5	3	4
叶轮2	圆角铣削	10	8	9	7
叶轮2	精铣流道	7	8	9	10
叶轮3	粗铣外形	8	7	6	9
叶轮3	精铣外形	11	10	9	12
叶轮3	粗铣流道	8	8	6	7
叶轮3	点铣削	7	8	9	10
叶轮3	圆角铣削	7	8	9	10
叶轮3	精铣流道	10	8	9	7
叶轮4	粗铣外形	7	8	9	8
叶轮4	精铣外形	12	9	10	11
叶轮4	侧刃铣削	8	8	8	9
叶轮4	边缘铣削	3	4	5	6
叶轮4	点铣削	7	8	9	10
叶轮4	精铣流道	7	8	9	10
叶轮4	精铣流道	7	8	9	10

表 4　机器相关参数

Table 4　Machine related parameters

参数	M1	M2	M3	M4
PP_k	15 kW	17 kW	12 kW	18 kW
IP_k	3 kW	3.2 kW	2.5 kW	3.3 kW
θ	6.40	3.64	6.91	5.17
β	43.75	26.67	46.85	44.80

表 5　实例优化方案对比

Table 5　Comparison of example optimization plans

优化方案	f_1	f_2	f_3	f_4	PM
协同维护	57.9	49	168.7	2739.2	3.1
周期性维修	59.7	50.7	168.9	2797.2	4.6

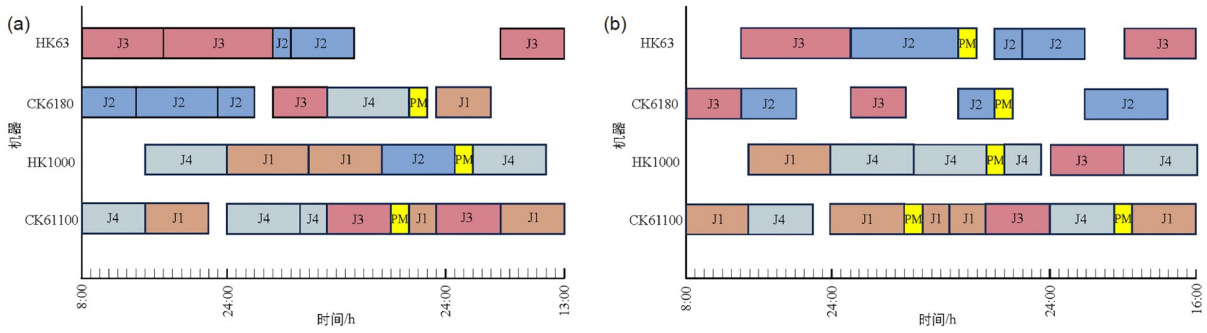


图 11 协同维护和周期性维修结果对比. (a) 调度与维护协同优化甘特图; (b) 调度与周期性维护甘特图

Figure 11 Comparison between collaborative and periodic maintenance. (a) The gantt chart of collaborative scheduling and maintenance; (b) the gantt chart of periodic maintenance.

不必要损耗. 算法在调度与维护协同优化机制下表现优越, 多种交叉算子和搜索算子协同优化提升了种群的局部搜索与全局搜索能力, 外部档案库的设计保留了迭代过程的精英解. 基于威布尔分布的机器模型协同调度模型动态优化调度与维护计划, 提升了机器稳定性与方案的可行性. 未来研究考虑以下几个方面: 模型方面, 建立柔性作业车间动态调度与维护下的优化模型; 资源约束方面, 考虑有限维护资源约束下的柔性车间调度, 如人工、物料等; 算法方面, 研究深度学习与智能群算法协同、特定问题下的优化算子等优化策略.

参考文献

1 Zhang J, Qin W. Intelligent manufacturing scheduling first—A guide of manufacturing system intelligent scheduling method and cloud service (in Chinese). Chin Mech Eng-En, 2019, 30: 1002–1007 [张洁, 秦威. 智能制造 调度为先—《制造系统智能调度方法与云服务》导读. 中国机械工程, 2019, 30: 1002–1007]

2 Zhang K, Jiang B, Yan X, et al. Fault-tolerant control for systems with unmatched actuator faults and disturbances. IEEE Trans Automat Contr, 2020, 66: 1725–1732

3 Ma Y, Ren H, Tao G, et al. Adaptive compensation for actuation sign faults of flexible spacecraft. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2020, 57: 1288–1300

4 Gholami M, Zandieh M. Integrating simulation and genetic algorithm to schedule a dynamic flexible job shop. J Intell Manuf, 2009, 20: 481–498

5 Al-Hinai N, ElMekkawy T Y. Robust and stable flexible job shop scheduling with random machine breakdowns using a hybrid genetic algorithm. Int J Production Economics, 2011, 132: 279–291

6 Zhong X Y, Han Y, Yao J, et al. An evolutionary algorithm for the multi-objective flexible job shop scheduling problem with uncertain processing time (in Chinese). Sci Sin Inform, 2023, 53: 737–757 [钟小玉, 韩玉艳, 姚香娟, 等. 不确定工时下多目标柔性作业车间调度问题的进化求解方法. 中国科学: 信息科学, 2023, 53: 737–757]

7 Nouiri M, Bekrar A, Jemai A, et al. An effective and distributed particle swarm optimization algorithm for flexible job-shop scheduling problem. J Intell Manuf, 2018, 29: 603–615

8 Jamrus T, Chien C F, Gen M, et al. Hybrid particle swarm optimization combined with genetic operators for flexible job-shop scheduling under uncertain processing time for semiconductor manufacturing. IEEE Trans Semicond Manufact, 2018, 31: 32–41

9 Gao K Z, Suganthan P N, Pan Q K, et al. Artificial bee colony algorithm for scheduling and rescheduling fuzzy flexible job shop problem with new job insertion. Knowledge-Based Syst, 2016, 109: 1–16

10 Li X, Peng Z, Du B, et al. Hybrid artificial bee colony algorithm with a rescheduling strategy for solving flexible job shop scheduling problems. Comput Industrial Eng, 2017, 113: 10–26

11 Zandieh M, Khatami A R, Rahmati S H A. Flexible job shop scheduling under condition-based maintenance: Improved version of imperialist competitive algorithm. Appl Soft Computing, 2017, 58: 449–464

12 Wang L, Wang J J. A cooperative memetic algorithm for the distributed green flexible job shop with transportation time (in Chinese). Sci Sin Tech, 2023, 53: 243–257 [王凌, 王晶晶. 考虑运输时间的分布式绿色柔性作业车间调度协同群智能优化. 中国科学: 技术科学, 2023, 53: 243–257]
13 Liu M L, Zhou Y L, Wang S Y, et al. Multiresource constrained flexible job shop intelligent scheduling considering fixture-pallet combinatorial optimization (in Chinese). Sci Sin Tech, 2023, 53: 1114–1126 [刘墨林, 周雨露, 王思阳, 等. 考虑夹具-托盘组合优化的多资源约束柔性作业车间智能调度. 中国科学: 技术科学, 2023, 53: 1114–1126]
14 Lei D M, Yang D J. Research on flexible job shop scheduling problem with total energy consumption constraint (in Chinese). Acta Autom Sini, 2018, 44: 2083–2091 [雷德明, 杨冬婧. 具有总能耗约束的柔性作业车间调度问题研究. 自动化学报, 2018, 44: 2083–2091]
15 Wang J H, Pan Y J, Sun R. Multi-objective flexible job shop green scheduling problem with self-adaptive Jaya algorithm (in Chinese). Control Decis, 2021, 36: 1714–1722 [王建华, 潘宇杰, 孙瑞. 自适应Jaya算法求解多目标柔性车间绿色调度问题. 控制与决策, 2021, 36: 1714–1722]
16 Lu S, Pei J, Liu X, et al. A hybrid DBH-VNS for high-end equipment production scheduling with machine failures and preventive maintenance activities. J Comput Appl Math, 2021, 384: 113195
17 Rahmati S H A, Ahmadi A, Govindan K. A novel integrated condition-based maintenance and stochastic flexible job shop scheduling problem: Simulation-based optimization approach. Ann Oper Res, 2018, 269: 583–621
18 Wang H, Sheng B, Lu Q, et al. A novel multi-objective optimization algorithm for the integrated scheduling of flexible job shops considering preventive maintenance activities and transportation processes. Soft Comput, 2021, 25: 2863–2889
19 Baykasoğlu A, Madenoğlu F S. Greedy randomized adaptive search procedure for simultaneous scheduling of production and preventive maintenance activities in dynamic flexible job shops. Soft Comput, 2021, 25: 14893–14932
20 An Y, Chen X, Li Y, et al. Flexible job-shop scheduling and heterogeneous repairman assignment with maintenance time window and employee timetable constraints. Expert Syst Appl, 2021, 186: 115693
21 Wocker M M, Ostermeier F F, Wanninger T, et al. Flexible job shop scheduling with preventive maintenance consideration. J Intell Manuf, 2024, 35: 1517–1539
22 Li J L, Gu X S. Two-population hybrid genetic algorithm for distributed flexible job-shop scheduling problem with preventive maintenance (in Chinese). Control Decis, 2023, 38: 475–482 [李佳磊, 顾幸生. 双种群混合遗传算法求解具有预防性维护的分布式柔性作业车间调度问题. 控制与决策, 2023, 38: 475–482]
23 An Y, Chen X, Gao K, et al. Multiobjective flexible job-shop rescheduling with new job insertion and machine preventive maintenance. IEEE Trans Cybern, 2023, 53: 3101–3113
24 Chuang C, Ningyun L, Bin J, et al. Condition-based maintenance optimization for continuously monitored degrading systems under imperfect maintenance actions. J Syst Eng Electron, 2020, 31: 841–851
25 Chen C, Lu N, Jiang B, et al. A risk-averse remaining useful life estimation for predictive maintenance. IEEE CAA J Autom Sin, 2021, 8: 412–422
26 Wang C, Lu N, Cheng Y, et al. A data-driven aero-engine degradation prognostic strategy. IEEE Trans Cybern, 2021, 51: 1531–1541
27 Chai T Y, Yang T. Research status and prospects of distributed collaborative optimization (in Chinese). Sci Sin Tech, 2020, 50: 1414–1425 [杨涛, 柴天佑. 分布式协同优化的研究现状与展望. 中国科学: 技术科学, 2020, 50: 1414–1425]
28 Wang L, Shen J N, Wang S Y, et al. Advances in co-evolutionary algorithms (in Chinese). Control Decis, 2015, 30: 193–202 [王凌, 沈婧楠, 王圣尧, 等. 协同进化算法研究进展. 控制与决策, 2015, 30: 193–202]
29 Wang J J, Wang L. A knowledge-based cooperative algorithm for energy-efficient scheduling of distributed flow-shop. IEEE Trans Syst Man Cybern Syst, 2020, 50: 1805–1819
30 Dong J, Ye C M. Collaborative optimization of interval number reentrant hybrid flow shop scheduling and preventive maintenance (in Chinese). Control Decis, 2021, 36: 2599–2608 [董君, 叶春明. 区间数可重入混合流水车间调度与预维护协同优化. 控制与决策, 2021, 36: 2599–2608]
31 Li X Y, Huang J P, Li J H, et al. Research and development trend of intelligent shop dynamic scheduling (in Chinese). Sci Sin Tech, 2023, 53: 1016–1030 [李新宇, 黄江平, 李嘉航, 等. 智能车间动态调度的研究与发展趋势分析. 中国科学: 技术科学, 2023, 53: 1016–1030]
32 Jiang B, Ma Y, Chen L, et al. A review on intelligent scheduling and optimization for flexible job shop. Int J Control Autom Syst, 2023, 21: 3127–3150
33 Sun J, Xu W, Feng B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization. In: IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004. Singapore: IEEE, 2004

34 Brandimarte P. Routing and scheduling in a flexible job shop by tabu search. Ann Oper Res, 1993, 41: 157–183
35 Kacem I, Hammadi S, Borne P. Approach by localization and multiobjective evolutionary optimization for flexible job-shop scheduling problems. IEEE Trans Syst Man Cybern C, 2002, 32: 1–13

Improved quantum particle swarm-based collaborative optimisation and control method for flexible job shop scheduling and predictive maintenance

MA YaJie[1], GUAN Li[1], JIANG Bin[1], CHEN LiJun[2], HUANG BinDa[2] & HUANG YuYing[1]

[1]*School of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China*
[2]*Aviation Industry Jincheng Nanjing Electromechanical Hydraulic Engineering Research Center, Nanjing 211106, China*

Aiming at the over-repair phenomenon of the traditional cyclic maintenance of flexible workshop equipment, which leads to waste of maintenance resources and production costs, we study the synergistic control method of multi-objective scheduling and predictive maintenance. Considering the complex coupling characteristics of order process path and production line machine resources, a flexible workshop scheduling model is established with maximum completion time, maximum equipment load, and total equipment load as the optimization objectives; a Weibull distribution is used to accurately portray the deterioration effect of workshop equipment, and the optimal maintenance strategy is designed based on the predictive maintenance model of the equipment; a multi-objective scheduling method with predictive maintenance co-optimization is proposed based on the improved quantum particle swarm optimization algorithm and a multi-objective scheduling method is designed based on the improved quantum particle swarm optimization algorithm. A multi-objective scheduling and predictive maintenance co-optimization method based on improved quantum particle swarm optimization algorithm is proposed. A hybrid initialization method is designed to obtain a high-quality initial population, and three neighborhood search operators and two variational operators are constructed to improve the search capability and accuracy of the scheduling and maintenance co-optimization algorithm. The experimental results verify the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

flexible job shop scheduling problem, multi-objective optimization, collaborative optimization, quantum particle swarm optimization algorithm, predictive maintenance

doi: 10.1360/SST-2023-0344