

控制与决策

Control and Decision

基于解码逆向反馈调整机制的复杂产品批综合调度算法

郭伟飞, 杨云帆, 文笑雨, 杨文超, 李琳利

引用本文:

郭伟飞, 杨云帆, 文笑雨, 等. 基于解码逆向反馈调整机制的复杂产品批综合调度算法[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1714-1722.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2024.0623>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[混合柯西变异和均匀分布的蝗虫优化算法](#)

Hybrid Cauchy mutation and uniform distribution of grasshopper optimization algorithm
控制与决策. 2021, 36(7): 1558-1568 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1609>

[基于最佳相位匹配的减摇鳍低航速控制策略](#)

[Best phase matching based control strategy for ship stabilizer at low speed](#)
控制与决策. 2021, 36(4): 940-946 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1028>

[基于预防维护的单机调度问题](#)

[Single-machine scheduling problem with preventative maintenance activities](#)
控制与决策. 2021, 36(2): 395-402 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0626>

[基于改进蚁群算法的多值属性系统故障诊断策略](#)

Fault diagnosis strategy of multi-valued attribute system based on improved ant colony algorithm
控制与决策. 2021, 36(11): 2722-2728 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0529>

[基于解空间反向跳跃和信息交互强化的新型混合蛙跳算法](#)

A new shuffled frog leaping algorithm based on reverse leaping in solution space and information interaction enhancement
控制与决策. 2021, 36(1): 105-114 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0719>

基于解码逆向反馈调整机制的复杂产品批综合调度算法

郭伟飞^{1†}, 杨云帆², 文笑雨¹, 杨文超¹, 李琳利¹

(1. 郑州轻工业大学 机电工程学院, 郑州 450002; 2. 重庆大学 机械与运载工程学院, 重庆 400030)

摘要: 针对复杂产品的批综合调度问题, 建立以最小化总完工时间为优化目标的数学模型, 提出一种基于解码逆向反馈调整机制的批综合调度算法. 该算法采用遗传算法对问题进行求解, 设计一种适应于动态组批的双层染色体编码结构, 分析了批处理设备的组批规则, 推导出确切的非组批 p 判断条件, 在此基础上, 提出一种兼顾单步检查组批误判和多步组批工序统一调整功能的主动解码方法. 同时, 为了进一步提高算法的性能, 又提出一种用于修正组批判断染色体串的解码逆向反馈调整机制, 实现与解码染色体的双向互动和优良信息共享. 仿真实验结果表明, 所提出算法通过采用所设计的双层染色体编码、主动解码方法和解码逆向反馈调整机制, 在解决研究问题方面明显优于其他对比算法.

关键词: 复杂产品; 批综合调度; 动态组批; 遗传算法; 非组批判断条件; 解码逆向反馈

中图分类号: TP278 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2024.0623

引用格式: 郭伟飞, 杨云帆, 文笑雨, 等. 基于解码逆向反馈调整机制的复杂产品批综合调度算法 [J]. 控制与决策, 2025, 40(5): 1714-1722.

Batch integrated scheduling algorithm of complex product based on decoding reverse feedback adjustment mechanism

GUO Wei-fei^{1†}, YANG Yun-fan², WEN Xiao-yu¹, YANG Wen-chao¹, LI Lin-li¹

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China; 2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: For the complex product batch integrated scheduling problem, a mathematical model is formulated to minimize makespan, and a batch integrated scheduling algorithm based on decoding reverse feedback adjustment mechanism is proposed. The genetic algorithm is adopted to solve this problem. A two-layer chromosome encoding method suitable for dynamic batch is designed, the batch processing of batch equipment is analyzed, and the exact non-batch judgment criteria are derived. On this basis, an active decoding method considering the functions of single-step inspection batch processing misjudgment and unified adjustment of multi-step batch processing is proposed. At the same time, in order to further improve the performance of the algorithm, a decoding reverse feedback adjustment mechanism for correcting the batch chromosome is also proposed to achieve bidirectional interaction and share excellent information. Experimental results indicate that by adopting the two-layer chromosome encoding, active decoding method, and decoding reverse feedback adjustment mechanism, the proposed algorithm significantly outperforms other comparison algorithms in fixing the studied problem.

Keywords: complex product; batch integrated scheduling; dynamic batch; genetic algorithm; non-batch judgment criteria; decoding reverse feedback

0 引言

批调度问题属于车间调度问题的一个重要分支, 是智能制造领域研究的热点之一. 目前该领域研究主要集中于单机、并行机和流水车间环境. Zheng 等^[1]研究了单机环境下的绿色批调度问题, 建立了以最

小化最大完工时间和总能耗为目标的混合整数规划模型, 提出了一种改进的深度强化学习算法. 贾兆红等^[2]针对差异容量并行批处理调度问题, 以最小化制造跨度为目标, 提出基于蚁群算法的改进算法. 王静等^[3]针对考虑批处理机的绿色模糊混合流水车间

收稿日期: 2024-05-23; 录用日期: 2024-10-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51905494); 河南省科技攻关资助项目 (242102221042); 郑州轻工业大学博士科研基金项目 (2023BSJJ023); 郑州轻工业大学科技创新团队项目 (23XNKJTD0101).

责任编辑: 黄敏.

[†]通信作者. E-mail: gweifei668@163.com.

调度问题进行了研究, 提出了一种动态人工蜂群算法用以同时最小化最大模糊完成时间和模糊总能耗。Wang 等^[4]研究了在铸造过程中带批处理机的柔性流水车间调度问题, 提出了一种同时最小化完工时间、总延误和总能耗的反馈式人工蜂群算法。上述研究聚焦于工件间无约束关系的简单产品, 研究成果很难用于工件间存在装配约束关系的复杂产品, 如大型船舶、重型机械等。随着社会对产品个性化需求的不断增加, 复杂产品的订单越来越多。若按照传统先加工后装配的两阶段调度方式, 必然会破坏产品加工与装配任务间的内在并行关系, 影响产品生产的同步性和齐套性^[5]。

不同于常见的作业车间调度问题和流水车间调度问题, 将复杂产品加工和装配进行同步处理的综合调度被提出。目前, 针对静态环境下的一般综合调度问题, 现有启发式算法主要有基于加工工艺树模型的构造性方法^[6-7]、基于 GEP 的法则^[8]等; 同时, 也有诸多学者提出了用于求解问题的元启发式算法, 如遗传算法^[9-12]、灰狼算法^[13]、人工蜂群算法^[14]等。针对实际动态环境下的综合调度问题, 也有不少学者进行了研究, 分别提出了基于粒子群算法的鲁棒调度方法^[15]、基于双 Q 学习的自适应调度算法^[16]等。考虑到实际加工/装配阶段的分批问题, 一些学者研究了能用于分批优化的综合调度算法^[17-18]; 另有一部分学者进一步考虑了加工和装配两阶段间的运输问题, 提出了相应的求解方法^[19-20]。综上所述, 综合调度问题已进行了较多扩展, 包括批量流加工、动态性等, 但鲜少涉及批综合调度问题。

批综合调度问题是指一类存在批处理设备的特殊综合调度问题。在追求更高生产效率的驱使下, 这类批调度问题在实际生产中将会越来越常见。因此, 研究批综合调度问题具有重要的理论意义和实际应用价值。然而, 目前只有少数文献对批综合调度问题进行了研究, 原因在于该问题除了具有综合调度问题的复杂性, 还具有批处理约束的复杂性。后者主要体现在两个方面: 一是组批处理组合的复杂性, 哪些工序进行组批处理以及何时组批处理具有一定的复杂性; 二是组批处理的限制性, 主要是指受制于批处理设备的能力, 需进行组批处理的可行性判断。文献调研发现主要存在 4 种启发式算法, 其中 3 种算法都是针对批处理量为 2 的批综合调度问题, 分别为存在批处理量为 2 的批处理设备的综合调度算法^[21]、考虑后续工序的批综合调度算法^[22]和嵌套批综合调度算法^[23]。而第 4 种是基于信号驱动的多批处理综合调度算法^[24], 它克服了前 3 种算法只能求解批处

理量为 2 的批综合调度问题的不足。然而, 上述算法均是基于特定的调度规则或者问题的特性构造可行解。尽管它们可以在较短时间内获得可行且质量相对较高的问题解, 但是并不能保证全局意义上的最优性。此外, 随着问题规模的增大, 在计算求解时间方面也受到一定的制约。

鉴于目前解决传统批调度问题的主流方法是智能算法, 而尚未见有求解批综合调度问题的智能算法报道。因此, 本文对该问题的智能算法进行研究, 提出一种基于解码逆向反馈调整机制的遗传算法 (GA-DRF)。该算法充分考虑到批处理约束的复杂性, 设计了一种适用于动态合批的双层染色体编码结构; 研究批处理设备的组批规则, 提出了一种兼顾单步检查合批误判和多步合批工序统一调整功能的插入式贪婪解码方法, 保证了生成调度解的质量。此外, 又提出一种与解码过程同步的逆向反馈调整机制, 完成组批判断染色体串的修正, 实现解码过程与解码染色体的双向互动和优良信息共享。

1 问题描述与模型

1.1 问题描述

复杂产品的批综合调度问题与一般综合调度问题相比, 主要区别在于批处理设备存在, 增加了批处理约束。为了简化问题的描述, 将加工和装配工序统一为加工, 加工和装配设备统一为设备, 并细分为普通设备和批处理设备两类。因此, 该问题可以描述为: 若干个零部件组成的复杂产品需由若干道工序在若干台设备 (包含批处理设备) 上加工完成, 且每道工序的加工设备和加工时间已知, 加工过程需满足以下约束条件:

- 1) 同一时刻, 一台普通设备最多只能加工一道工序;
- 2) 同一时刻, 一道工序最多只能被一台设备加工;
- 3) 每道工序的加工需要符合工艺要求中的顺序约束, 即只有其紧前工序加工完成后, 才能开始加工;
- 4) 一道工序一旦开始就不能中断直至加工完毕, 对应的加工设备才能开始加工其他工序;
- 5) 同一时刻, 一台批处理设备可以加工多道工序, 但工序的数量受最大批处理量的限制。

本文所研究批综合调度问题的优化目标是在满足上述约束条件下, 确定每台设备上各道工序的加工顺序及完工时间, 使总完工时间尽可能的小。

1.2 问题模型

构建的批综合调度问题数学模型中相关变量符号及其定义如表 1 所示。

表1 符号定义

符号	定义
n	工序总数
m	设备总数
i, j, r	工序索引号, $i, j, r = 1, 2, \dots, n$
k, l	设备索引号, $k, l = 1, 2, \dots, m$
w	组批索引号, $w = 1, 2, \dots$
S_{ik}	工序 O_i 在设备 M_k 上的开工时间
C_{ik}	工序 O_i 在设备 M_k 上的完工时间
t_{ik}	工序 O_i 在设备 M_k 上的加工时间
x_{ik}	二进制变量, 若工序 O_i 在设备 M_k 上加工, 则为 1, 否则为 0
y_{ij}	二进制变量, 若工序 O_i 是工序 O_j 的工艺紧前工序, 则为 1, 否则为 0
h_{ir}	二进制变量, 若工序 O_i 是工序 O_r 在同台设备上加工的前道工序, 则为 1, 否则为 0
u_i	二进制变量, 若工序 O_i 是批处理工序, 则为 1, 否则为 0
z_k	二进制变量, 若设备 M_k 是批处理设备, 则为 1, 否则为 0
n_k	批处理设备 M_k 的最大批处理量
n_{kw}	批处理设备 M_k 第 w 组批工序数量
L	一个足够大的正数
S_{ikw}	批处理设备 M_k 第 w 组批工序 O_i 的开工时间
C_{ikw}	批处理设备 M_k 第 w 组批工序 O_i 的完工时间
v_{ikw}	二进制变量, 若工序 O_i 是批处理设备 M_k 第 w 组批工序, 则为 1, 否则为 0
C_{\max}	总完工时间

基于上述定义, 问题数学模型可表示为

$$f = \min C_{\max}; \tag{1}$$

$$C_{ik} \leq C_{\max}, \forall i, k, x_{ik} = 1; \tag{2}$$

$$S_{ik} \geq 0, \forall i, k, x_{ik} = 1; \tag{3}$$

$$S_{jl} \geq S_{ik} + t_{ik}, \forall i, j, k, l, x_{ik} = 1, x_{jl} = 1, y_{ij} = 1; \tag{4}$$

$$C_{ik} = S_{ik} + t_{ik}, \forall i, k, x_{ik} = 1; \tag{5}$$

$$\sum_{k=1}^m x_{ik} = 1, \forall i; \tag{6}$$

$$S_{ik} + t_{ik} \leq S_{rk} + L(1 - h_{ir}), \forall i, r, k, z_k = 0; \tag{7}$$

$$n_{kw} \leq n_k, \forall w, k, z_k = 1; \tag{8}$$

$$S_{ikw} = S_{jkw}, \forall i, j, k, u_i = 1, u_j = 1, v_{ikw} = 1, v_{jkw} = 1, z_k = 1; \tag{9}$$

$$C_{ikw} = C_{jkw}, \forall i, j, k, u_i = 1, u_j = 1, v_{ikw} = 1, v_{jkw} = 1, z_k = 1. \tag{10}$$

式 (1) 为问题优化目标函数, 表示最小化总完工时间; 式 (2) 表示总完工时间的约束, 即任一道工序的完工时间不超过总完工时间; 式 (3) 和 (4) 表示工序只能在其工艺紧前工序加工完成后才能开始加工,

且开工时间须在零时刻以后; 式 (5) 表示工序一旦开始加工就不能被中断; 式 (6) 表示一道工序只能在一台设备上加工; 式 (7) 表示普通设备同一时刻只能加工一道工序; 式 (8) ~ (10) 表示批处理设备同一批次的批处理工序有相同完工时间, 且批处理工序数量不超过设备最大批处理量。

加工工艺树模型能够直观描述批综合调度问题。在加工工艺树模型中, 每个节点代表工序, 节点内的内容依次表示为工序名称、设备名及加工时间, 节点间的有向边代表工序间的偏序关系, 根节点工序表示最后加工的工序。图 1 所示为复杂产品 P 的加工工艺树, 包含 14 道工序和 3 台设备, 其中设备 M1 是批处理设备, 其他为普通设备, 批处理工序有 P2、P5、P7、P10 和 P11 且加工时间为 30, 根节点工序为 P0。

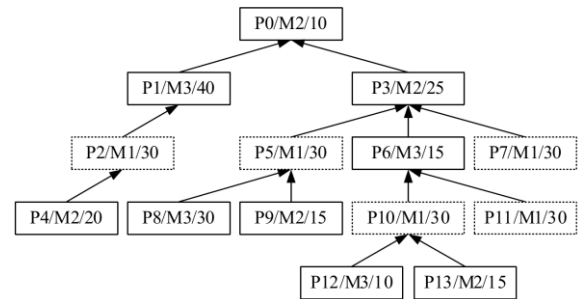


图1 复杂产品 P 的加工工艺树

2 算法设计

2.1 适用于动态组批的双层染色体编码

编码是设计遗传算法时优先考虑的问题, 它的好坏很大程度上决定着遗传算法的求解效率以及质量。针对研究问题所涉及的装配和批处理两类约束, 采用分层编码的方式, 设计一种能够适应于动态组批的双层染色体编码结构。第 1 层为工序顺序串, 它是面向问题的装配约束, 采用基于工序关系矩阵表的编码方法^[10]生成, 串上的每个基因为工序号; 第 2 层为组批判断串, 它是面向问题的批处理约束, 采用随机生成二进制值的方法生成, 串上的基因依次与第 1 层染色体出现的批处理工序相对应, 基因值 1 代表考虑与下一个基因代表的批处理工序进行组批处理, 0 则不考虑。以图 1 所示的问题为例, 生成的双层染色体编码结构如图 2 所示。

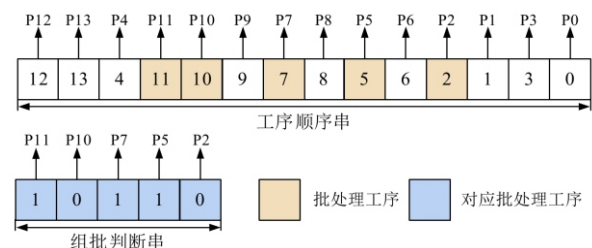


图2 双层染色体编码结构

2.2 基于非组批处理判断条件的主动解码

2.2.1 组批处理分析

假设: t 表示批处理工序的加工时间; S_i 表示批处理工序 O_i 的开始加工时刻; S_j 表示被等待的批处理工序 O_j 的预开始加工时刻, 且默认为 $S_j > S_i$; M_k 表示批处理设备.

批处理工序 O_i 和 O_j 在批处理设备 M_k 上的加工会出现两种情况: 第 1 种情况是 O_i 与 O_j 非组批处理, 即串行加工, 此时 $\max(S_i + t, S_j)$ 作为 O_j 的开始加工时刻; 第 2 种情况是 O_i 与 O_j 组批处理, 即并行加工, O_i 需先等待 O_j , 然后一起在批处理设备上加, 此时 S_j 作为 O_i 与 O_j 的开始加工时刻. 为了便于对上述两种情况进行分析, 特选用甘特图模型描述, 如图 3 所示. 由图 3(a) 可知, 在 $S_i + t > S_j$ 的条件下, 若选择 O_i 等待 O_j 进行并行加工, 虽然导致 O_i 的开始加工时刻向后延迟, 但是 O_j 可按预开始加工时刻准时开始加工, 两个工序都完成加工的时刻也获得提前, 充分利用了批处理设备的可并行加工的特性, 体现出组批处理对生产效率的促进作用. 由图 3(b) 可知, 在 $S_i + t < S_j$ 的条件下, 若选择 O_i 等待 O_j 进行并行加工, 则只会导致 O_i 的开始加工时刻进一步向后延迟, 此时的组批处理操作明显是不合理的, 无法体现组批处理对生产效率的促进作用. 综上所述, 确切的非组批判断条件为 $S_i + t < S_j$.

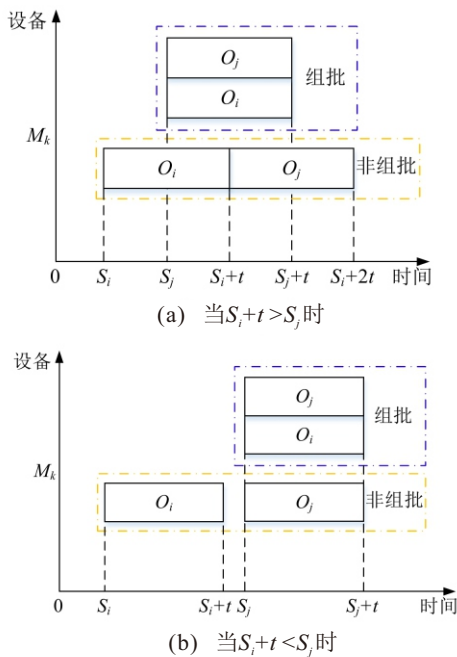


图3 不同条件下的批处理与非组批处理情况

2.2.2 基于非组批判断条件的主动解码

对于本文研究的总完工时间这类正规调度性能指标, 已证明最优调度解必在主动调度解集中. 因此,

本文将上述的非组批判断条件与插入式贪婪解码方法相融合, 提出一种基于非组批判断条件的主动解码方法. 它的具体实现步骤如下:

step 1: 设定初始状态各道工序的预定最早开工时间为 0.

step 2: 按从左到右的顺序, 依次读取工序顺序串上的一个基因, 设对应的工序为 O_i , 加工设备为 M_k , 加工时间为 t_{ik} , 预定最早开工时间为 s_i , 开工时间为 S_i 和完工时间为 C_i .

step 3: 判断 O_i 是否为批处理工序, 若是, 则执行 step 4; 否则, 执行 step 9.

step 4: 从前向后依次计算并检查 M_k 上的空闲时间区域 $[t_s, t_c]$ (后续无特殊说明, 则默认为 $[t_s, +\infty)$ 属于特殊情况), 如果 $\max(s_i, t_s) + t_{ik} \leq t_c$, 则令 $S_i = \max(s_i, t_s)$, 以及 $C_i = S_i + t_{ik}$; 同时更新 O_i 紧后工序 O_j 的预定最早开工时间, 即 $s_j = \max(C_i, S_j)$.

step 5: 读取 O_i 在组批判断串上的基因值, 若为 0, 则更新 M_k 的空闲时间区域, 返回 step 2; 否则, 记录当前所有相关信息, 也标志着一次组批判断的起始.

step 6: 重复 step 2 ~ step 3, 直至读取到 M_k 上新的批处理工序 O_g , 设其加工时间为 t_{gk} , 开工时间为 S_g , 完工时间为 C_g . 首先, 从前向后依次计算并检查 M_k 上的空闲时间区域, 如果 $\max(s_g, t_s) + t_{gk} \leq t_c$, 则令 $S_g = \max(s_g, t_s)$, 以及 $C_g = S_g + t_{gk}$; 然后, 更新 O_g 的紧后工序 O_h 的预定最早开工时间, 即 $s_h = \max(C_g, s_h)$; 最后, 根据非组批判断条件进行判断, 若符合, 则更新 M_k 的空闲时间区域, 否则, 更新 O_i 的完工时间, 即 $S_i = S_g$ 和 $C_i = C_g$. 上述过程被称为单步检查组批误判操作.

step 7: 读取 O_g 在组批判断串上的基因值, 若为 0, 则更新 M_k 的空闲时间区域, 也标志着本次连续组批判断的终止; 否则, 更新 M_k 上批处理工序数量 $f = f + 1$ (f 初始默认值为 1). 若更新后的 f 大于最大批处理量 n_k , 则将 f 重新设置为初始默认值, 以及更新 M_k 的空闲时间区域, 也标志着本次组批判断的终止, 返回 step 2; 否则, 执行 step 8.

step 8: 重复 step 2 ~ step 7, 直至读取到 M_k 上新的批处理工序 O_d 且其在组批判断串中的基因值为 0, 更新本次组批工序的完工时间, 同时更新 M_k 的空闲时间区域, 也标志着本次组批处理判断的终止; 同时, 结合本次组批判断起始时记录的信息, 计算 O_i 至 O_d 之间的非组批处理工序的完工时间. 上述过程被称为多步组批工序统一调整操作.

step 9: 从前向后依次计算并检查 M_k 上的空闲

时间区域 $[t_s, t_c]$, 如果 $\max(s_i, t_s) + t_{ik} \leq t_c$, 则令 $S_i = \max(s_i, t_s)$, 以及 $C_i = S_i + t_{ik}$, 同时更新 M_k 的空闲时间区域和 O_i 紧后工序 O_d 的预定最早开工时间, 即 $s_d = \max(C_i, s_d)$, 并返回 step 2.

step 10: 判断工序顺序串读取是否完毕, 若读取完毕, 则结束, 否则返回 step 2.

2.3 解码逆向反馈调整机制

在现实世界中, 信息资源的共享常常是双向的, 而非单向的^[25]. 任何一方既是信息的提供者, 也是信息的获取者, 信息在双方传播交互过程中会不断升

值, 最终使参与双方都能获得最大收益. 倘若建立起上述解码过程信息对解码染色体的逆向反馈, 不仅有利于将由非组批判断条件确定的不合理组批处理操作在修正后的解码染色体上得到体现, 还有利于经修正后较好的组批处理方案信息与种群内其他个体信息进行交流, 进一步提升算法的搜索性能.

基于上述思考, 提出一种解码逆向反馈调整机制, 如图4所示. 当在解码过程中识别出不合理的组批操作时, 修改组批判断串上对应的基因值, 即基因值由1变为0, 进而形成修正后的解码染色体.

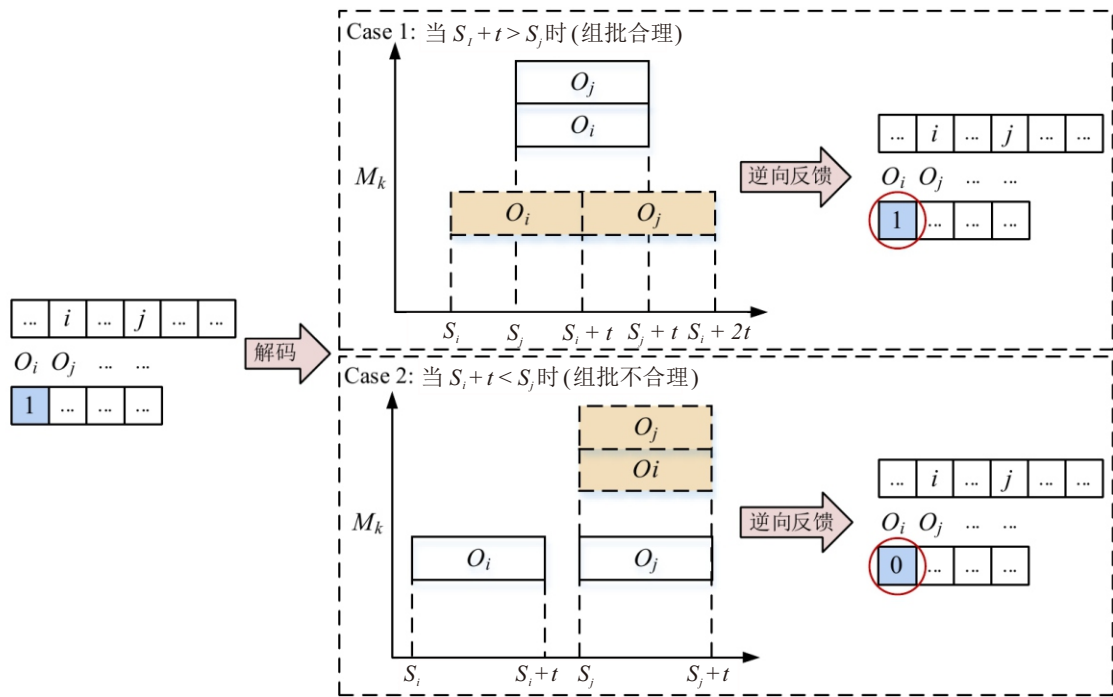


图4 解码逆向反馈调整机制

2.4 遗传操作

遗传算法的遗传操作包括选择操作、交叉操作和变异操作. 它们的具体实现方式如下:

1) 选择操作.

采用锦标赛选择方法, 同时辅以精英保留策略. 其中, 锦标赛选择的具体操作为: 在父代种群中, 任意选取2个个体, 选择其中目标值小的个体进入下一代.

2) 交叉操作.

为了保证生成的子代个体的可行性, 同时结合双层染色体编码结构的特点, 针对各层染色体分别采用不同的交叉操作方法. 具体如下: 工序顺序串采用单点交叉和两点交叉相混合的方法^[10]; 组批判断串采用均匀交叉方法.

3) 变异操作.

为了保证生成的子代个体的可行性, 同时结合双层染色体编码结构的特点, 针对各层染色体分别

采用不同的变异操作方法. 具体如下: 工序顺序串采用前向变异和后向变异相混合的方法^[10]; 组批判断串采用单点二进制变异方法.

2.5 时间复杂度

设种群规模为 P , 最大遗传次数为 G_{\max} , 批处理工序数目 $n_b \leq n$. 种群初始化所需要的时间复杂度为 $O((n + n_b)P)$; 解码过程所需的时间复杂度为 $O((n^2 + n_b^2 + n_b)PG_{\max})$; 遗传操作过程所需的时间复杂度为 $O(PG_{\max})$; 计算适应度过程所需的时间复杂度为 $O(PG_{\max})$. 因此, GA-DRF 算法的时间复杂度可视为 $O(n^2PG_{\max})$. 简而言之, 它的时间复杂度较低, 且与种群规模和最大遗传代数的大小密切相关.

3 实验验证与分析

目前尚未发现批综合调度问题的基准测试算例, 且现有文献是通过直接构建实例的方法对所提出算

法的有效性进行验证. 为了充分验证 GA-DRF 算法的性能, 除选用文献中的实例进行测试, 还基于作业车间调度经典算例构造新的算例用于测试. 实验算法采用 Matlab 语言编程实现, 运行计算机 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-13490F, 主频为 2.500 GHz, 内存为 16.0 GB.

3.1 实验 1

在批综合调度问题领域, 已有研究提出了多种启发式算法, 并构造了一些用于测试的小规模实例. 考虑到实例的规模以及寻求最优遗传参数的代价, 本组实验算法参数通过少量实验和一般遗传算法应用经验共同确定. GA-DRF 算法参数设置为: 种群规模 $P = 50$, 最大遗传代数 $G_{max} = 50$, 交叉率 $P_c = 0.8$ 和变异率 $P_m = 0.1$, 且每个实例独立运行求解 10 次.

3.1.1 实例 1

实例 1 来源于文献 [21], 涉及 4 台设备和 18 道工序, 其中批设备为 M1, 批处理工序为 P6、P7、P8、P9、P10 和 P11, 属于一个简单的批处理量为 2 批综合调度问题. GA-DRF 算法在对该实例求解的 10 次过程中, 求得总完工时间的平均值为 165, 每次平均用时为 6.39 s, 且得到多个不同的调度解, 其中一个调度解甘特图如图 5 所示. 将 GA-DRF 算法的求解结果与文献 [21] 算法的求解结果进行比较, 文献 [21] 算法的求解结果也为 165. 若从加工工艺树的角度进行分析, 在批处理设备 M1 批加工量为 2 的条件下, 易得出关键路径长度的理论最小值为 165, 故总完工

时间为 165 是该实例的理论最优值. 可见, GA-DRF 算法每次都能求解得到本实例的理论最优值, 且能得到多个不同的最优调度解, 克服了文献 [21] 算法求解问题最优调度解单一的不足, 在一定程度上验证了 GA-DRF 算法的可行性和有效性.

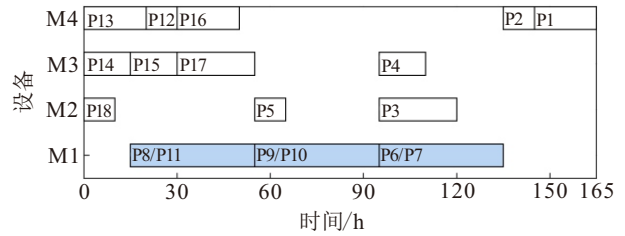


图5 调度解甘特图

3.1.2 实例 2

实例 2 来源于文献 [22], 涉及 5 台设备和 30 道工序, 其中批设备为 M1, 批处理工序为 P17、P19、P21、P23 和 P28, 属于一个较复杂的批处理量为 2 批综合调度问题. GA-DRF 算法在对该实例求解的 10 次过程中, 求得总完工时间的平均值为 110, 每次平均用时为 6.33 s, 且得到多个不同的调度解, 其中一个调度解甘特图如图 6 所示. 从关键路径的角度进行分析, 甘特图中设备 M3 是从零时刻开始加工, 直至 105 时刻才停止加工, 中间无任何空闲时间, 设备 M5 上的根节点工序 P1 由于工艺顺序约束, 必须要在设备 M3 上的工序全部加工完毕之后才能开始加工, 因此构成了一条关键路径, 且该关键路径的长度不能再减小, 故总完工时间为 110, 是该实例的理论最优值.

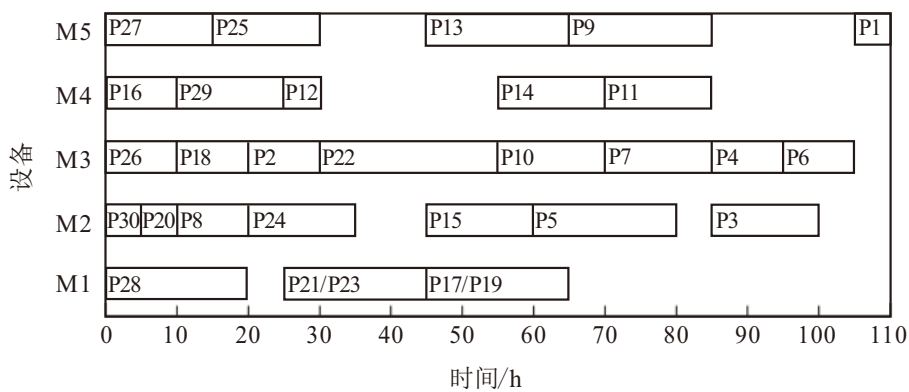


图6 调度解甘特图

将 GA-DRF 算法的求解结果与相关文献中算法的求解结果进行比较, 文献 [21] 算法的求解结果为 135; 文献 [22] 算法的求解结果为 110. 可见, GA-DRF 算法优于文献 [21] 算法, 每次都能求解得到本实例的理论最优解; 同时, 相较于文献 [22] 算法又具有最优调度解多样性的优势, 进一步验证了 GA-DRF 算

法的有效性.

3.1.3 实例 3

实例 3 来源于文献 [24], 涉及 3 台设备和 14 道工序, 其中批设备为 M1, 批处理工序为 P2、P5、P7、P10 和 P11. 由于 M1 的批处理量可大于 2, 它属于一个更为复杂的批综合调度问题. 当批处理设备 M1 的

最大批处理量分别为 2 和 3 时, 依次采用 GA-DRF 算法进行求解. 在批处理量为 2 时, 10 次求解的总完工时间最优值为 130, 平均值也为 130, 每次的平均用时为 5.61 s, 且得到多个不同的调度解, 其中一个调度解甘特图如图 7(a) 所示. 在批处理量为 3 时, 10 次求解的总完工时间最优值为 130, 平均值也为 130, 每次平均用时为 5.85 s, 同样得到多个不同的调度解, 其中一个调度解甘特图如图 7(b) 所示. 而文献 [24] 算法在对应批处理量下求解结果分别为 160 和 145. 显然, GA-DRF 算法得到了更优的调度解, 验证了它的有效性与优越性.

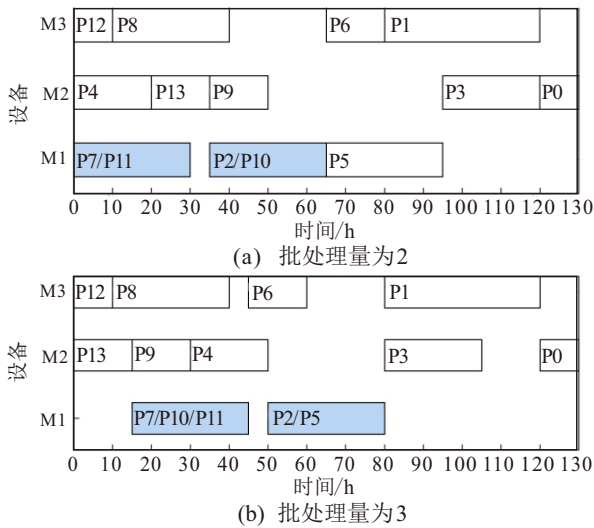


图7 调度解甘特图

3.2 实验 2

为了进一步验证 GA-DRF 算法的性能, 分别以文献 [9] 中的 FT10C、Orb1C-Orb8C 等 10 个算例和文献 [12] 中的大规模算例 L35C 为基础, 构造出相应的批综合调度问题算例进行测试. 算例的批处理设备、最大批处理量在 $[1, m_b]$ 和 $[2, n_b]$ 中随机生成, 批

处理工序加工时间为取整后的批处理设备所有加工工序时间平均值, 其中 m_b 和 n_b 分别表示相关基础算例的机器数量和工件数量. 各测试算例具体数据信息详见测试数据集 (https://pan.baidu.com/s/1sOfn_jo4uOdXVgzKKgIyIw?pwd=BISP). 为了与原算例区分, 新构造的算例名称后加了标识 B.

采用与文献 [12] 相同的参数设置: L35CB 算例的种群规模 $P = 300$, 最大遗传代数 $G_{max} = 500$, 交叉率 $P_c = 0.8$ 和变异率 $P_m = 0.2$; 其余算例的种群规模 $P = 200$, 最大遗传代数 $G_{max} = 200$, 交叉率 $P_c = 0.8$ 和变异率 $P_m = 0.2$. 对于每个测试算例, 算法独立运行求解 20 次, 测试实验结果如表 2 所示. 求解结果的描述参数如下: C_{max} 表示 20 次求解结果的最优值, $AV(C_{max})$ 表示 20 次求解结果的平均值, $AV(t)$ 表示 20 次求解的平均运行时间 (单位: s). GA-AD 是 GA-DRF 的一种变体算法, 仅无解码逆向反馈调整机制; GA-OD 是 GA-DRF 的另一种变体算法, 既无基于非组批判断条件的主动解码, 又无解码逆向反馈调整机制, 而是采用满足批处理约束的普通解码. 同时, 从相对偏差的角度进行分析, 计算各个算法求解结果的最优值 C_{max} 与所有算法求解结果的最优值 C^* 的相对偏差 RE, RE 的计算公式如下:

$$RE = (C_{max} - C^*) / C^* \times 100 \% \quad (11)$$

在求解质量方面, 对 11 个算例的相对偏差求平均值 MRE, GA-DRF 算法的 MRE 为 0.03, 其余两种算法的 MRE 分别为 0.11、1.14, 均大于 GA-DRF 算法. 同时, 将 GA-DRF 算法最优解 C_{max} 和 $AV(C_{max})$ 与其变体算法求解优劣数目分别进行统计分析, 结果如表 3 所示. 与 GA-AD 算法相比, 在 C_{max} 和 $AV(C_{max})$ 上优于解数目 N_1 均大于差于解数目 N_2 , 验证了解码逆向反馈调整机制的有效性; 与 GA-OD 算法相比,

表2 算例测试结果的统计分析

问题	n_b	m_b	C^*	GA-DRF				GA-AD				GA-OD			
				C_{max}	$AV(C_{max})$	$AV(t)$	RE	C_{max}	$AV(C_{max})$	$AV(t)$	RE	C_{max}	$AV(C_{max})$	$AV(t)$	RE
FT10CB	10	10	1 915	1 915	1 967.2	34.42	0	1 925	1 973.6	34.16	0.52	2 004	2 062.85	18.64	4.65
La16CB	10	10	2 144	2 144	2 144	35.56	0	2 144	2 144	34.51	0	2 144	2 164.6	18.42	0
Orb1CB	10	10	2 212	2 212	2 216	36.13	0	2 212	2 216	35.41	0	2 217	2 249.45	24.55	0.23
Orb2CB	10	10	2 237	2 237	2 237	35.94	0	2 237	2 237	33.99	0	2 237	2 242.65	24.83	0
Orb3CB	10	10	2 114	2 114	2 168.65	34.81	0	2 114	2 171	34.79	0	2 152	2 236.6	23.56	1.80
Orb4CB	10	10	2 080	2 080	2 100.4	32.89	0	2 080	2 103	32.82	0	2 095	2 177.4	24.84	0.72
Orb5CB	10	10	1 963	1 963	1 963	34.77	0	1 963	1 968.5	34.70	0	1 963	1 999	23.24	0
Orb6CB	10	10	2 172	2 172	2 200.45	34.39	0	2 172	2 206.95	34.08	0	2 197	2 252.3	24.37	1.15
Orb7CB	10	10	991	991	991	34.48	0	991	991	34.13	0	991	999.6	24.41	0
Orb8CB	10	10	1 959	1 966	1 971.4	35.04	0.36	1 959	1 973.45	34.76	0	1 966	2 010.75	24.22	0.36
L35CB	30	10	3 369	3 369	3 429.65	563.81	0	3 391	3 438.45	540.51	0.65	3 492	3 704.5	115.67	3.65
MRE	—	—	—	—	—	—	0.03	—	—	—	0.11	—	—	—	1.14

在 C_{max} 和 $AV(C_{max})$ 上优于解数目 N_1 均远超差于解数目 N_2 , 验证了基于非组批判断条件的主动解码的优越性. 在运行时间方面, GA-DRF 算法要劣于 GA-AD 算法和 GA-OD 算法, 但不存在较大差异. 此外, 图 8 为 3 种算法 20 次独立求解 L35CB 算例过程中每代最优值均值随种群代数的变化曲线, 不难看出 GA-DRF 算法在搜索能力上更具有优势. 综上, GA-DRF 算法整体性能优于对比的两种算法.

表3 优于解和差于解数目的对比

	GA-AD		GA-OD	
	C_{max}	$AV(C_{max})$	C_{max}	$AV(C_{max})$
优于解数目 N_1	2	7	6	11
差于解数目 N_2	1	0	0	0
相同解数目 N_3	8	4	5	0

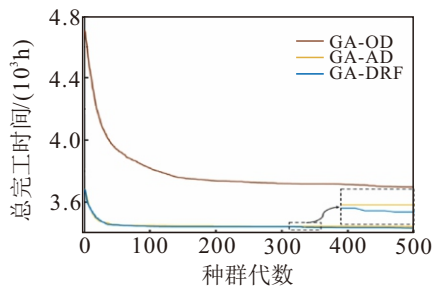


图8 针对 L35CB 算例的不同算法变化曲线

4 结论

本文针对最小化总完工时间的复杂产品批综合调度问题, 提出一种基于解码逆向反馈调整机制的遗传算法, 并通过实验测试结果验证了所提出算法的有效性与优越性.

本文的主要工作如下:

- 1) 针对问题中复杂的批处理约束, 设计了能动态适应于组批处理的双层染色体编码结构.
- 2) 提出了一种兼顾单步检查组批误判和多步组批工序统一调整功能的主动解码方法, 保证了生成调度解的质量.
- 3) 提出了一种解码逆向反馈调整机制, 实现解码过程与解码染色体双向互动和优良信息共享.

本文取得的一些成果也可应用于其他批调度问题. 在未来的工作中, 在模型方面可考虑更多的实际约束; 在求解方面可考虑通过与强化学习方法或其他智能算法的融合, 进一步提升算法的性能.

参考文献 (References)

[1] Zheng X, Chen Z. An improved deep Q-learning algorithm for a trade-off between energy consumption and productivity in batch scheduling[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 188: 109925.

[2] 贾兆红, 杨洋, 张以文. 差异容量平行批机器环境下基于弱选择约束的调度算法[J]. 控制与决策, 2018, 33(8): 1363-1372.
(Jia Z H, Yang Y, Zhang Y W. Weak-restriction based algorithm for scheduling on parallel batch machines with arbitrary capacities[J]. Control and Decision, 2018, 33(8): 1363-1372.)

[3] 王静, 雷德明. 考虑批处理机的绿色模糊混合流水车间调度问题研究[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3413-3421.
(Wang J, Lei D M. Research on energy-efficient fuzzy hybrid flow shop scheduling with batch processing machines[J]. Control and Decision, 2024, 39(10): 3413-3421.)

[4] Wang J, Tang H T, Lei D M. A feedback-based artificial bee colony algorithm for energy-efficient flexible flow shop scheduling problem with batch processing machines[J]. Applied Soft Computing, 2024, 153: 111254.

[5] 巴智勇, 袁逸萍, 李明, 等. 考虑分层耦合约束的复杂产品综合调度算法[J]. 计算机集成制造系统, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20230801.1204.002.html>.
(Ba Z Y, Yuan Y P, Li M, et al. Integrated scheduling algorithm of complex product with hierarchical coupling constraints[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20230801.1204.002.html>.)

[6] 谢志强, 刘冬梅. 考虑同层后道工序的柔性设备网络综合调度算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(7): 2961-2969.
(Xie Z Q, Liu D M. Integrated scheduling algorithm for flexible equipment network considering same layer after process[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(7): 2961-2969.)

[7] 谢志强, 周伟, 杨静. 工艺树子树循环分解的资源协同综合调度算法[J]. 机械工程学报, 2022, 58(13): 228-239.
(Xie Z Q, Zhou W, Yang J. Resource cooperative integrated scheduling algorithm based on sub-tree cycle decomposition of process tree[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(13): 228-239.)

[8] 吕海利, 黄志文, 陈建华, 等. 基于 GEP 的装配作业车间调度复合派工法则研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(16): 427-434.
(LV H L, Huang Z W, Chen J H, et al. Research on composite dispatching rules of assembly job shop scheduling based on gene expression programming[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(16): 427-434.)

[9] 王林平, 贾振元, 王福吉, 等. 综合作业调度问题基于可行域的遗传算法[J]. 大连理工大学学报, 2011, 51(2): 205-209.
(Wang L P, Jia Z Y, Wang F J, et al. Solving complete job shop scheduling problem using genetic algorithm in feasible domain[J]. Journal of Dalian University of

- Technology, 2011, 51(2): 205-209.)
- [10] Lei Q, Guo W F, Song Y C. Integrated scheduling algorithm based on an operation relationship matrix table for tree-structured products[J]. *International Journal of Production Research*, 2018, 56(16): 5437-5456.
- [11] Wang Z Y, Lu C. An integrated job shop scheduling and assembly sequence planning approach for discrete manufacturing[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 27-44.
- [12] Shi F, Zhao S K, Meng Y. Hybrid algorithm based on improved extended shifting bottleneck procedure and GA for assembly job shop scheduling problem[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(9): 2604-2625.
- [13] Zhu Z W, Zhou X H, Cao D S, et al. A shuffled cellular evolutionary grey wolf optimizer for flexible job shop scheduling problem with tree-structure job precedence constraints[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 125: 109235.
- [14] Hu Y F, Zhang L P, Zhang Z K, et al. Matheuristic and learning-oriented multi-objective artificial bee colony algorithm for energy-aware flexible assembly job shop scheduling problem[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 133: 108634.
- [15] Zheng P, Zhang P, Wang M, et al. A data-driven robust scheduling method integrating particle swarm optimization algorithm with kernel-based estimation[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(12): 5333.
- [16] Wang H X, Sarker B R, Li J, et al. Adaptive scheduling for assembly job shop with uncertain assembly times based on dual Q-learning[J]. *International Journal of Production Research*, 2021, 59(19): 5867-5883.
- [17] 黎英杰, 刘建军, 陈庆新, 等. 多层次装配作业车间等量分批策略与调度算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2021, 27(8): 2307-2320.
(Li Y J, Liu J J, Chen Q X, et al. Lot-splitting and scheduling algorithm of multi-level assembly job shops[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2021, 27(8): 2307-2320.)
- [18] Sun M K, Cai Z Y, Zhang H N. A teaching-learning-based optimization with feedback for L-R fuzzy flexible assembly job shop scheduling problem with batch splitting[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 224: 120043.
- [19] Cheng L X, Tang Q H, Liu S L, et al. Mathematical model and augmented simulated annealing algorithm for mixed-model assembly job shop scheduling problem with batch transfer[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 279: 110968.
- [20] Cheng L X, Tang Q H, Zhang L P. Production costs and total completion time minimization for three-stage mixed-model assembly job shop scheduling with lot streaming and batch transfer[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 130: 107729.
- [21] 谢志强, 王悦, 杨静. 存在批量为2的批处理设备的综合调度算法[J]. *北京工业大学学报*, 2011, 37(10): 1470-1476.
(Xie Z Q, Wang Y, Yang J. Integrated scheduling algorithm with batch processing machines with the lot-size being two[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2011, 37(10): 1470-1476.)
- [22] 谢志强, 刘长海, 杨静. 考虑后续工序且批处理工序数为2的批综合调度算法[J]. *上海交通大学学报*, 2012, 46(11): 1746-1752.
(Xie Z Q, Liu C H, Yang J. Batch integrated scheduling algorithm considering posterior operations and with constraint of 2 operations batches processing[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2012, 46(11): 1746-1752.)
- [23] 谢志强, 刘长海, 杨静. 2个加工时间不同工序组批的嵌套批综合调度算法[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(24): 164-173.
(Xie Z Q, Liu C H, Yang J. Nested batching integrated scheduling algorithm of different processing time with constraint of 2 operations batches processing[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(24): 164-173.)
- [24] 谢志强, 辛宇, 杨静. 基于信号驱动的多批处理综合调度算法[J]. *计算机学报*, 2013, 36(4): 818-828.
(Xie Z Q, Xin Y, Yang J. Multi-batch processing integrated scheduling algorithm based on signal driven[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2013, 36(4): 818-828.)
- [25] 邢立宁, 陈英武, 向尚. 学习型智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2019: 166.
(Xing L N, Chen Y W, Xiang S. Learning intelligent optimization algorithm and its application[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019: 166.)

作者简介

郭伟飞 (1990-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能优化算法、生产调度, E-mail: gweifei668@163.com;

杨云帆 (1997-), 男, 博士, 主要研究方向为智能优化算法、生产调度, E-mail: yf970816@163.com;

文笑雨 (1988-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能制造、生产调度, E-mail: wenxiaoyu@zzuli.edu.cn;

杨文超 (1988-), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能制造、实时调度, E-mail: 2021049@zzuli.edu.cn;

李琳利 (1982-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为数字孪生、大批量定制、模块化设计, E-mail: lilinli163@163.com.