

1-20-2024

Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem Based on MOMA

Hongbin Qin

*School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;
Suizhou-WUT Industry Research Institute, Suizhou 441300, China, qhbwhut@163.com*

Chenxiao Li

*School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China,
licx_7@163.com*

Hongtao Tang

School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Feng Zhang

School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem Based on MOMA

Abstract

Abstract: For the characteristics of multi-variety, large-scale and mixed-flow production of reentrant manufacturing systems, the reentrant hybrid flow shop scheduling problem with batch processors (BPRHFSP) is constructed, and an improved multi-objective mayfly algorithm (MOMA) is proposed for BPRHFSP. Firstly, decoding rules for single-piece processing stage and batch-processing stage are proposed. Then, a reverse learning initialization strategy based on logistic chaotic mapping is designed to improve the quality of the initial solution of the algorithm, also an improved mayfly mating strategy is designed to improve the local search ability of MOMA. Finally, a VND-based mayfly movement strategy is designed based on the coding rule to ensure the quality of the population evolves in a good direction. Through the simulation experiments of a large number of test studies of different scales, it is verified that MOMA is more effective and superior than the traditional algorithm in solving BP-RHFSP. The proposed model can reflect the basic characteristics of production, reducing the makespan, machine load, and carbon emissions.

Keywords

reentrant hybrid flow shop, production scheduling, batch processor, mayfly algorithm, carbon emission

Recommended Citation

Qin Hongbin, Li Chenxiao, Tang Hongtao, et al. Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem Based on MOMA[J]. *Journal of System Simulation*, 2024, 36(1): 131-148.

基于MOMA的可重入混合流水车间调度问题研究

秦红斌^{1,2}, 李晨晓^{1*}, 唐红涛¹, 张峰¹

(1. 武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070; 2. 随州武汉理工大学工业研究院, 湖北 随州 441300)

摘要: 针对可重入制造系统多具有多品种、大规模、混流生产等特点, 构建带批处理机的可重入混合流水车间调度问题(reentrant hybrid flow shop scheduling problem with batch processors, BP-RHFSP)模型, 提出一种改进的多目标蜉蝣算法(multi-objective mayfly algorithm, MOMA)进行求解。提出了单件加工阶段和批处理阶段的解码规则; 设计了基于Logistic混沌映射的反向学习初始化策略、改进的蜉蝣交配和变异策略, 提高了算法初始解的质量和局部搜索能力; 根据编码规则设计了基于变邻域下降搜索的蜉蝣运动策略, 优化了种群方向。通过对不同规模大量测试算例的仿真实验, 验证了MOMA相比传统算法求解BP-RHFSP更有效性和优越性。所提出的模型能够反映生产的基础特征, 达到减少最大完工时间、机器负载和碳排放的目的。

关键词: 可重入混合流水车间; 生产调度; 批处理; 蜉蝣算法; 碳排放

中图分类号: TP301.6; TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)01-0131-18

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1038

引用格式: 秦红斌, 李晨晓, 唐红涛, 等. 基于MOMA的可重入混合流水车间调度问题研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 131-148.

Reference format: Qin Hongbin, Li Chenxiao, Tang Hongtao, et al. Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem Based on MOMA[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 131-148.

Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem Based on MOMA

Qin Hongbin^{1,2}, Li Chenxiao^{1*}, Tang Hongtao¹, Zhang Feng¹

(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2. Suizhou-WUT Industry Research Institute, Suizhou 441300, China)

Abstract: For the characteristics of multi-variety, large-scale and mixed-flow production of reentrant manufacturing systems, the reentrant hybrid flow shop scheduling problem with batch processors (BP-RHFSP) is constructed, and an improved multi-objective mayfly algorithm (MOMA) is proposed for BP-RHFSP. Firstly, decoding rules for single-piece processing stage and batch-processing stage are proposed. Then, a reverse learning initialization strategy based on logistic chaotic mapping is designed to improve the quality of the initial solution of the algorithm, also an improved mayfly mating strategy is designed to improve the local search ability of MOMA. Finally, a VND-based mayfly movement strategy is designed based on the coding rule to ensure the quality of the population evolves in a good direction. Through the simulation experiments of a large number of test studies of different scales, it is verified that MOMA is more effective and superior than the traditional algorithm in solving BP-RHFSP. The proposed model can reflect the basic characteristics of production, reducing the makespan, machine load, and

收稿日期: 2022-09-05 修回日期: 2022-11-17

基金项目: 国家自然科学基金(52075401)

第一作者: 秦红斌(1967-), 女, 副教授, 博士, 研究方向为智能优化算法及应用、智能制造车间调度、CAD/CAE/CIMS技术。

E-mail: qhbwhut@163.com

通讯作者: 李晨晓(1997-), 女, 硕士生, 研究方向为智能制造车间调度。Email: licx_7@163.com

carbon emissions.

Keywords: reentrant hybrid flow shop; production scheduling; batch processor; mayfly algorithm; carbon emission

0 引言

经典车间调度问题通常研究某一工件在一个工位上至多加工一次，而在实际生产中工件在不同生产加工阶段可能会重复访问某工位多次，因此可重入概念被提出并被引入到流水车间调度领域中，该问题被称为可重入混合流水车间调度问题(reentrant hybrid flow shop problem, RHFSP)^[1-2]，且广泛存在于半导体行业、薄膜液晶显示器面板制造、印刷电路板等电子产业以及钢管冷拔加工等机械制造领域中^[3-6]。

近年来，RHFSP引起了国内外学者的关注，Yan等^[7]主要关注RHFS中的作业释放问题，通过建模来最小化作业总等待时间及最小化实际输出与目标输出之间的差异。Hekmatfar等^[8]研究了两阶段可重入混合流水车间调度问题，每个阶段具有不同的准备时间，以最小化系统的制造时间为优化目标。此外，Rifai等^[9]同时考虑包含序列准备时间的可重入流水车间调度和分布式调度，旨在寻找工厂分配和作业顺序最优解。同样，Chamnanlor等^[10-11]研究了与时间约束有关的可重入模型，以最小化最大完工时间。

在可重入生产制造系统中，批处理工作站往往是生产流程中的瓶颈站点，工艺流程的在制品加工时间长、数量庞大、类型不同，因此国内外学者针对带批处理机的可重入混合流水车间调度问题(reentrant hybrid flow shop scheduling problem with batch processors, BP-RHFSP)进行了一定的研究。Mason等^[12]在解决晶圆制造中可重入产品流的批处理调度问题时，将调度模型建模为析取图，进而使用移动瓶颈启发式方法进行调度；另外，在半导体晶圆制造(semiconductor wafer fabrication, SWF)系统中，Jia等^[13]提出一种新的组合调度算法，旨在解决重入式批处理机器的总加权延迟最

小化的问题；Jia等^[14]针对可重入系统中批处理工作站连续处理整批的问题，考虑了不兼容系列、有限等待时间等约束。在研究无缝钢管冷拔生产中，顾涛等^[4]提出周期式退火炉作批处理机的可重入流水车间调度问题，建立最小化批处理机能源消耗和最大完工时间双目标调度模型。

综上所述，目前国内外针对可重入混合流水生产系统中的批处理调度研究较少，对其批处理阶段的分批问题以及存在多设备并行时机器选择问题并未深入研究。而且大多数RHFSP模型的优化目标仅考虑最小化最大完工时间，鲜见考虑其他因素对生产的综合影响，如未同时考虑绿色生产和机器负载程度。而在实际生产过程中，例如在半导体制造的无人车间，RHFSP涉及更多的工序和设备，车间高耗能、设备高度自动化，故探索节能减排机制以及最大限度地减少机器负荷将对可重入混合流车间调度问题的研究具有重要意义。因此本文着眼于带批处理机的可重入混合流水车间调度问题，同时考虑最大完工时间、碳排放及机器负载三个优化目标，设计了一种改进的多目标蜉蝣算法(multi-objective mayfly algorithm, MOMA)，通过实验验证了该算法的有效性和可靠性。

1 问题描述及建模

1.1 问题描述

经典的混合流水车间调度问题模型如图1(a)所示，不同种类的工件按照同一顺序加工。可重入混合流水车间调度问题即工件可流经同一个工作站进行多次加工，如图1(b)所示。然而在生产实际中往往某些工序需要批量加工，例如在OLED显示器ARRAY制程中，一块玻璃面板多次进入一个设备中进行加工，加工过程包括可同时加工多块玻璃面板的烘烤工艺、加热工艺等，因

此带批处理的可重入混合流水线调度问题(PB-RHFSP)模型更加符合大批量产品的生产模式。在该模型中, 单件加工阶段解决工件的加工顺序问题以及机器分配问题, 批量加工阶段则需确定批处理的任务批次、每个批次的加工顺序以及批处理阶段并行机的分配。

如图1(c)所示, PB-RHFSP模型可描述为, m 种 n 个工件在 s 个串行的工位上进行加工, 一个工件可能需要在在一个工位上重复加工多次。单件加

工阶段, 工件流经工位 l 时具有 m_l 台同样的并行机可以选择进行加工, 且至少有一个工位上的并行机数量大于1。批量加工阶段, 第 $a(1 \leq a \leq s)$ 个工位为批处理工位, 由多台并行批处理机构成。每道工序工件可以选择该工位上任何一台机器加工; 工件之间的加工顺序没有优先约束, 但是每个工件工序之间的加工顺序有先后约束; 每个工件需要按照固定的工艺路线完成所有工艺流程。

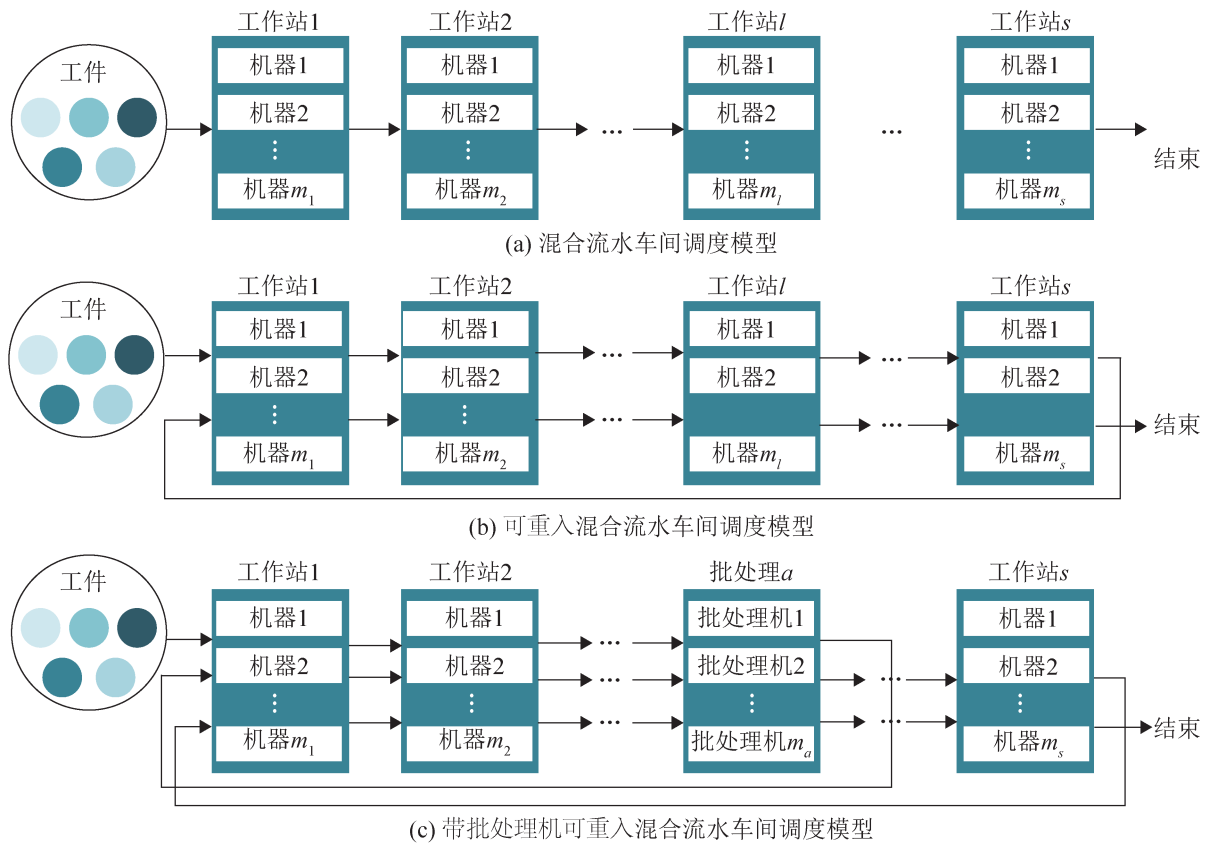


图1 混合流水线三种不同生产线模型

Fig.1 Three different production line models for hybrid flow shop

1.2 符号定义

模型的符号定义如表1所示。

1.3 数学模型

(1) 最大完工时间: 从第一个工件的第一道工序加工开始, 直至最后一个工件的最后一道工序加工完成所经历的时间。

$$\min C_{\max} = \max \{C_i\}, \forall i \in [1, n] \quad (1)$$

(2) 总机器负载: 加工过程中所有机器总的加工时间。

$$\min W_m = \min \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{l=1}^s \sum_{k=1}^{m_l} x_{ijkl} T_{ijk} \right) \quad (2)$$

(3) 总碳排放量: 本文研究加工过程中加工设备的总碳排放量。式(4)~(6)分别表示机器加工

ET 、机器空转 EI 和机器调整 EW 消耗电能产生的碳排放量，其中 BE 为标准煤碳排放系数， EF 为电能标煤系数。

$$\min E = \min(ET + EI + EW) \quad (3)$$

$$ET = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{l=1}^s \sum_{k=1}^{m_l} P_T T_{ijkl} \cdot EF \cdot BE \quad (4)$$

$$EI = \sum_{l=1}^s \sum_{k=1}^{m_l} P_l I_{lk} \cdot EF \cdot BE \quad (5)$$

$$EW = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{l=1}^s \sum_{k=1}^{m_l} P_W W_{ijkl} \cdot EF \cdot BE \quad (6)$$

表1 模型符号定义

Table 1 Notation used in this study

符号	含义	符号	含义
n	工件总数	M_l	l 工位上批处理机数量
i	工件索引, $i=1, 2, \dots, n$	$M_l C_d$	第 l 工位上第 d 台批处理机的最大容量
N_i	工件 i 的总工序数	B	在批处理机上加工的总批数
j	工件 i 的工序索引, $j=1, 2, \dots, N_i$	b	在批处理机上加工的批数索引, $b=1, 2, \dots, B$
s	工位数	S_b	批处理机上第 b 批的开工时刻
l	工位索引, $l=1, 2, \dots, s$	C_b	批处理机上第 b 批的完工时刻
m_l	工位 l 上的不相关并行机台数	P_T	机器运转的额定运行功率
k	工位 l 上的机器索引, $k=1, 2, \dots, m_l$	P_l	机器空转的额定运行功率
I_i	工件 i 的总层次数	P_W	机器调整的额定运行功率
L_i	工件 i 所在的层次, 其中 $L_i=1$ 为第一层, $L_i=2, 3, \dots, L_i$ 为重入层	q_i	工件 i 的材质编号
O_{ij}	工件 i 的第 j 个工序	X_i	工件 i 的同种类型工件数量
S_{ij}	工序 O_{ij} 的开工时间	U_l	在工位 l 上加工的所有工序的集合
T_{ijkl}	O_{ij} 在第 l 工位中机器 k 的加工时间	N	一个充分大的正数
S_{ijkl}	O_{ij} 在第 l 工位中机器 k 的开工时间	x_{ijk}	决策变量, O_{ij} 在第 l 个工位中机器 k 上进行加工, $x_{ijk}=1$, 否则 $x_{ijk}=0$
C_{ijkl}	O_{ij} 在第 l 工位中机器 k 的完工时间	$Y_{ij,gh,lk}$	决策变量, O_{ij} 先于 O_{gh} 在第 l 工位中机器 k 上进行加工, $Y_{ij,gh,lk}=1$, 否则 $Y_{ij,gh,lk}=0$
I_{lk}	第 l 工位的机器 k 的空转时间	λ_{ib}	决策变量, 工件 i 被分配到任务批 b 进行加工, $\lambda_{ib}=1$, 否则 $\lambda_{ib}=0$
W_{ijkl}	O_{ij} 在到达第 l 工位中机器 k 前的调整时间	α_{bd}	决策变量, 任务批 b 由批处理机 d 进行加工, $\alpha_{bd}=1$, 否则 $\alpha_{bd}=0$
C_i	工件 i 的完工时间	β_{bg}	决策变量, 任务批 b 在任务批 g 之前进行加工, $\beta_{bg}=1$, 否则 $\beta_{bg}=0$

约束条件:

(1) 单件加工阶段

$$\sum_{k=1}^{m_l} x_{ijk} = 1, \forall i, j, l \quad (7)$$

$$(S_{gh} - S_{ij}) + N(1 - Y_{ij,gh,lk}) + N(2 - x_{ijk} - x_{ghlk}) \geq T_{ijkl}, \forall i, g, j, h, l, k, i \leq g, O_{ij} \in U_l, O_{gh} \in U_l \quad (8)$$

$$(S_{ij'} - S_{ij}) + N(1 - Y_{ij,ij',lk'}) + N(2 - x_{ijk} - x_{ij'lk'}) \geq T_{ijkl}, \forall i, j, j', l, k, k', j \leq j', O_{ij} \in U_l, O_{ij'} \in U_l \quad (9)$$

式(7)表示工件每个加工阶段只能被一台机器加工; 式(8)(9)表示每个工位上的每台机器同一时刻只能加工一个工件。

(2) 批量加工阶段

$$\sum_{b=1}^B \lambda_{ib} = 1, \forall i \quad (10)$$

$$1 \leq \sum_{i=1}^n \lambda_{ib} \leq \sum_{i=1}^n X_i, \forall b \quad (11)$$

$$\sum_{d=1}^{M_l} \alpha_{bd} = 1, \forall b \quad (12)$$

$$N(2 - \lambda_{ib} - \lambda_{eb}) \geq q_i - q_e, \forall i, e, i \neq e \quad (13)$$

$$N(2 - \lambda_{ib} - \lambda_{eb}) \leq q_i - q_e, \forall i, e, i \neq e \quad (14)$$

$$\sum_i \lambda_{ib} \leq \sum_d \alpha_{bd} \cdot M_d C_d, \forall b \quad (15)$$

$$C_b \leq S_g + H(1 - \beta_{bg}), \forall b, g \quad (16)$$

$$C_g \leq S_b + H \cdot \beta_{bg}, \forall b, g \quad (17)$$

式(10)表示在对工件进行批处理之前对其进行组批, 在组批时一个工件只能分配到一个任务批次中; 式(11)表示任务批中至少包括一个工件且不能超过工件总数量, 表示一个任务批次中工件数量限制; 式(12)表示表示一个任务批次只能在一个批处理机中进行加工; 式(13)(14)表示加工类型约束, 只有加工类型相同的工件才能组成一个批次; 式(15)表示批处理机最大容量限制, 在当前批处理机上进行加工的任务批次总数量不能超过该机器的最大容量; 式(16)(17)表示同一台批处

理机中不同的任务批次具有先后顺序。

2 基于改进 MOMA 的 BP-RHFSP 求解

近年来, 智能优化算法常用于求解可重入混合流水车间调度问题^[15-18]等。蜚螭算法(MA)是 Zervoudakis 等^[19]提出的一种元启发式算法, 已经被应用于许多领域^[20-23], 此外一些学者提出了一些方法来提高优化的能力^[24-25]。本文针对带有批处理机的可重入混合流水车间调度问题的具体问题特点, 提出了改进后的多目标蜚螭算法(MOMA), 包括编码、解码方案, 基于 Logistic 混沌映射的反向学习初始化策略, 改进的蜚螭交配和变异策略以及 5 种邻域结构的邻域搜索策略等, 以提高初始解的质量以及增强算法的全局搜索能力和局部搜索能力。改进的多目标蜚螭算法流程如图 2 所示。

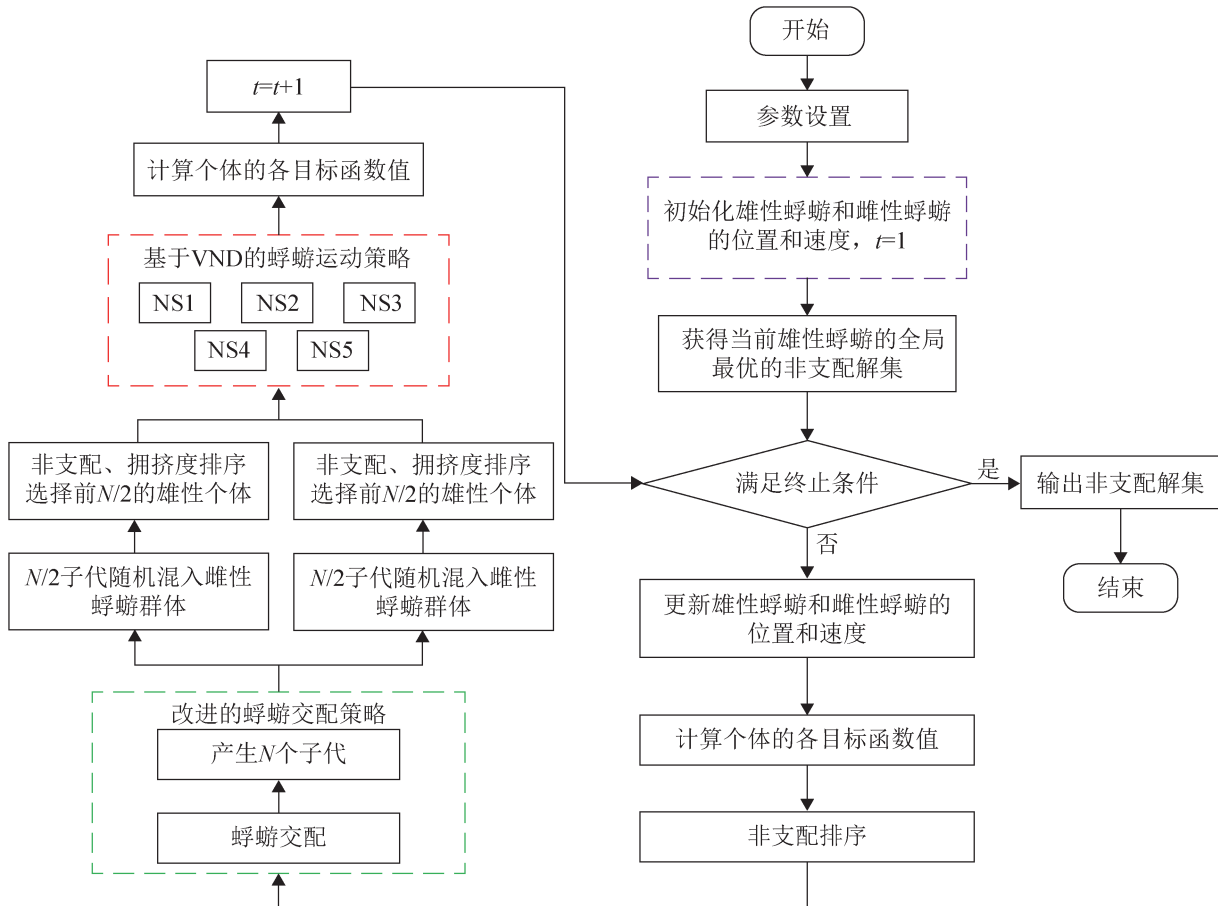


图2 改进的多目标蜚螭算法流程图
Fig. 2 Flowchart of improved MOMA

2.1 基本蜉蝣算法

2.1.1 雄性蜉蝣运动

雄性蜉蝣成群聚集，每只雄性蜉蝣根据本身和邻近经验来调整位置，可表示为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (18)$$

式中： x_i^t 为蜉蝣*i*在第*t*次迭代搜索空间的当前位置； v_i^{t+1} 为第*t*+1次迭代速度。

雄性蜉蝣速度调整具体可表示为

$$v_{ij}^{t+1} = g \cdot v_{ij}^t + a_1 e^{-\beta r_p} (pbest_{ij} - x_{ij}^t) + a_2 e^{-\beta r_g} (gbest_j - x_{ij}^t) \quad (19)$$

式中： v_{ij}^t 为蜉蝣*i*第*j*维度第*t*次迭代时的速度； x_{ij}^t 为蜉蝣*i*第*j*维度第*t*次迭代时的位置； g 为重力系数，用来控制蜉蝣搜索能力； $a_1 a_2$ 为吸引系数； β 为能见度系数，控制蜉蝣的能见范围；蜉蝣在*pbest_i*是*x_i*历史最优位置；*gbest*为全局最优位置； r_p 为*x_i*和*pbest*之间的距离； r_g 为*x_i*和*gbest*之间的距离。

群体中最优的蜉蝣不断更新其速度，具体可表示为

$$v_{ij}^{t+1} = v_{ij}^t + dr \quad (20)$$

式中： d 为舞蹈系数； $r \in [-1, 1]$ 。

2.1.2 雌性蜉蝣运动

雌性蜉蝣运动时会飞向雄性蜉蝣进行繁殖，其位置更新方式与雄性蜉蝣相同。

雌性蜉蝣速度调整具体可表示为

$$v_{ij}^{t+1} = \begin{cases} g \cdot v_{ij}^t + a_2 e^{-\beta r_m} (x_{ij}^t - y_{ij}^t), f(y_i) > f(x_i) \\ g \cdot v_{ij}^t + fl \cdot r, f(y_i) \leq f(x_i) \end{cases} \quad (21)$$

式中： fl 为随机游走系数； r_m 为雄性和雌性蜉蝣的距离； $f(\bullet)$ 为目标函数。

2.1.3 蜉蝣交配

雌雄蜉蝣交配过程可表示为

$$offspring1 = L \cdot male + (1 - L) \cdot female \quad (22)$$

$$offspring2 = L \cdot female + (1 - L) \cdot male \quad (23)$$

式中： $L \in [0, 1]$ 是一个随机数；*male*为父本；*female*为母本；*offspring*为两个子代。

2.2 编码和解码方案

2.2.1 编码方案

针对带有批处理机的可重入混合流水的具体问题，且为了使蜉蝣算法解搜索效率最大化，本文采用了一种基于工件序列单层编码规则。工件编码的基因表示某类工件的工件编号，工件序列表示工件的第一个加工阶段顺序。设工件序列表示为 $P = \{P_{ij}\}$ ， P_{ij} 表示类别*i*的第*j*个工件，例如[1 2 2 2 1 1 3 1 3 2 3 3]，其中第一个2表示工件类别2的第1个工件 P_{21} ，第二个2表示工件类别2的第2个工件 P_{22} ，因此该序列为第一个加工阶段顺序，即 $P_{11} \rightarrow P_{21} \rightarrow P_{22} \rightarrow P_{23} \rightarrow P_{12} \rightarrow P_{13} \rightarrow P_{31} \rightarrow P_{14} \rightarrow P_{32} \rightarrow P_{24} \rightarrow P_{33} \rightarrow P_{34}$ 。

2.2.2 单件加工阶段解码机制

单件加工阶段的每个工作站均有多台并行机台可供选择，该阶段的解码方式由工件排序及加工设备的选择组成。针对工件排序，常用的启发式规则为先到先加工，即工件按照上一阶段加工的完工时间的先后进行加工，前一阶段完工早的工件优先安排加工。针对加工设备分派，本文所用的启发式规则是最早完工优先，在基于最早完工优先规则上提出了一种累计加工时间最短的规则，即在分派机器时选择累计加工所有工件的加工时间之和最短的机器。单件加工阶段解码步骤如下：

step 1: 第一道工序由初始化策略得到工件加工序列，后道工序则将所有工件按照其前一工序的完工时间进行升序排序得到工件加工序列，记为*S*。

step 2: 从任务序列*S*中选取第一个工件*i*，并将其在任务序列*S*中删除。获取工件*i*在可选机器集*M*上的加工时间，计算完工时间，选择完工时间最小的机器。若存在多个完工时间相同的可选机器则执行step 3，否则执行step 4。

step 3: 计算完工时间相同的可选机器集 M_1 ($M_1 \subseteq M$)中累计加工时间最短的机器，若存在多个选择，则优先选取加工时间最短的机器 M_2 ($M_2 \subseteq M_1$)。若 $|M_2| > 1$ 则随机选取其中的一个机器。

step 4: 更新当前加工设备的累计加工时间。

step 5: 更新工件 i 单件加工阶段的加工层次 $L_i=L_i+1$ 。

step 6: 重复执行 step 2~5, 直到序列 S 中所有的工件均被分配机器。

2.2.3 批加工阶段解码机制

工件的加工过程分为 s 个阶段, 第 $a(1 \leq a \leq s)$ 个工位为批处理工位, 由多台并行批处理机构成, 因此在批处理工序前要为工件划分批次以及为工件分配加工机器。划分批次时, 只有同一加工类型的工件才能被划分为同一批次, 不同的批处理机的容量与加工时间不完全相同, 本文基于贪心选择策略以及批处理机容量的原则设计了批处理阶段的解码步骤:

step 1: 将所有工件按照其前一阶段的完工时

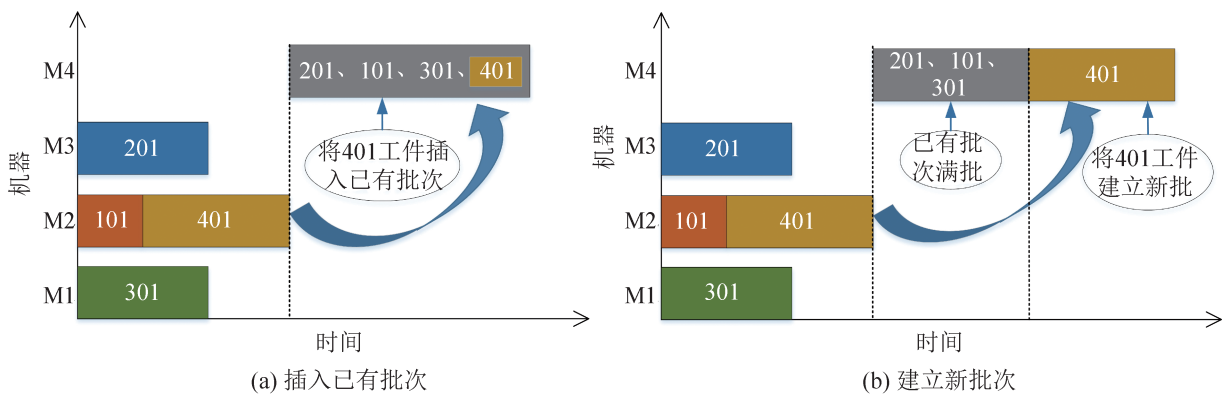


图3 批处理阶段解码示意图

Fig. 3 Decoding of batch-processing stage

2.3 基于Logistic混沌映射的反向学习初始化策略

Logistic混沌映射是一种典型的混沌映射系统, 具有有界性、随机性、遍历性等特点^[26], 采用混沌映射初始化种群, 可使个体离散地分布在解空间内。反向学习是智能优化算法中生成种群的新技术, 其主要思想是综合考虑正向解距离和反向解距离, 选择最优解作为初始种群。因此本文提出基于Logistic混沌映射的反向学习初始化策略, 进而生成多样性高质量的初始种群, 可以提

间进行升序排序, 记为加工任务序列 S 。

step 2: 从任务序列 S 中选取第一个工件 i , 并将其在任务序列 S 中删除。判断是否存在工件 i 所属加工类型的批次, 若存在多个批次并且满足批处理机容量要求, 则将工件 i 向最大的批次中插入, 否则为该工件建立新的批次。

step 3: 建立新的批次后, 为该批次分配一台批处理机。按照最早完工优先规则分配, 若存在多个批处理机可供选择, 则选择容量较大的批处理机。

step 4: 更新工件 i 批处理阶段的加工层次 $L_i=L_i+1$ 。

step 5: 重复 step 2 和 step 3 直到所有的工件均已组批且所有的任务批均已分配批处理机。

将工件插入已有批次以及建立新批次情况如图3所示。

高寻优速度及算法效率。

step 1: 构建维度为 n , 种群规模为 N 的混沌序列 Z_i^d , Logistic混沌映射函数表达式为

$$Z_{i+1}^d = \mu \cdot Z_i^d \cdot (1 - Z_i^d) \quad (24)$$

式中: $Z_i^d \in [0,1]$ 为混沌变量, $i=1,2,\dots,n$ 表示混沌变量的序号, $d=1,2,\dots,N$ 表示种群序号; μ 为控制变量, μ 的取值范围为 $(0,4]$ ^[27]。

step 2: 通过Logistic混沌序列映射到解空间生成初始化种群 X_i^d , X_i^d 可以通过混沌映射函数表达式(25)得到, 其中 u_i 和 l_i 分别为个体位置序列随机值的上下界:

$$X_i^d = l_i + Z_i^d(u_i - l_i) \quad (25)$$

step 3: 由式(26)计算初始种群 X 的反向种群 Y ;

$$Y_i^d = l_i + u_i - X_i^d \quad (26)$$

step 4: 将反向解和初始解进行比较, 若反向解优于初始解, 则替换初始解形成新的种群 X 。

2.4 改进的蜉蝣交配和变异策略

目前, 基础的蜉蝣算法应用于解决连续问题的场景较多, 而可重入流水车间调度的具体模型是离散优化问题, 根据在蜉蝣交配过程中未考虑到雄蜉蝣雌蜉蝣交配得到的子代为小数编码, 且

单纯的交配操作无法满足算法局部搜索能力的问题, 本文提出改进后的蜉蝣交配和变异策略。

(1) 交配操作

本文根据上述编码规则进行蜉蝣交配操作, 如图4所示, P_1 和 P_2 分别是雄性蜉蝣和雌性蜉蝣, R 是(0,1)之间的随机数, O_1 和 O_2 是生成的两个子代。本文的编码方式为整数编码, 而子代 O_1 和 O_2 中生成小数, 为了避免在后续解的搜索中产生更多类似非法解, 提出一种基于编码方式的修正方案, 如图5所示, P 是初始子代, P_s 为初始子代从小到大排序后的临时解, J 为根据编码规则从小到大排序的工件序列码, S 为修正后的正常解。

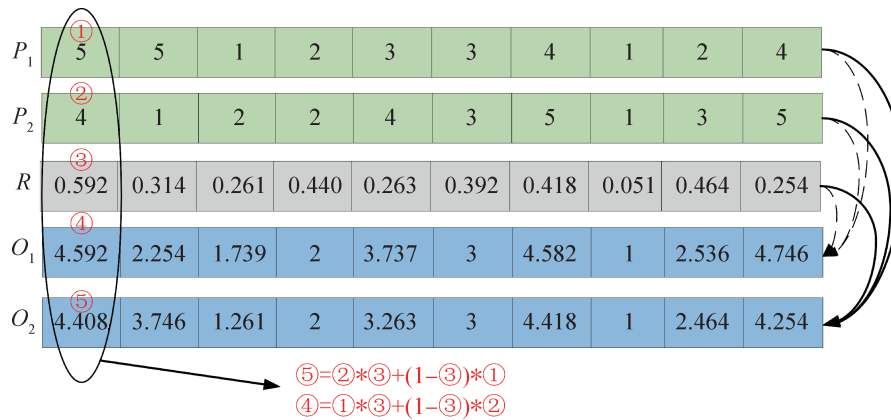


图4 交配操作
Fig. 4 Mating operation

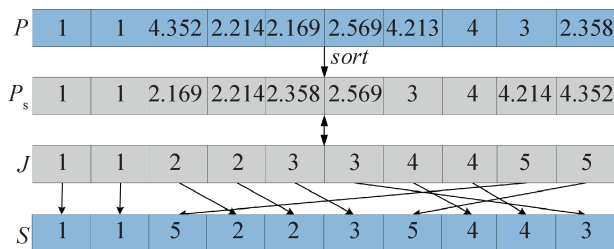


图5 修正操作
Fig. 5 Correcting operation

(2) 变异操作

若是父代和母代个体中存在多处重复编码段, 则交配后的两个子代与父代母代相似的几率很大, 两个子代之间的相似几率也很大, 不易产生新的优质个体。如图6所示, 本文在交配后随机选择两个不同的编码位置设置为a和b, 如果a在b后

面, 将b与a之间的编码段整体平移到编码位a后面, 否则, 将b后面所有的编码段整体移动到a的之后。

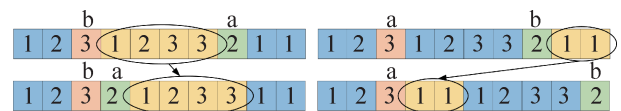


图6 变异操作
Fig. 6 Mutation operation

2.5 基于VND的蜉蝣运动策略

蜉蝣交配和变异过程虽然在一定程度上可以提高种群多样性, 但是带有一定的随机性, 较难保证种群的质量朝着好的方向进化。本文设计了一种基于变邻域下降搜索(variable neighborhood

descent, VND)的蜉蝣运动策略, 选取文献[28]中 5 种常见的邻域结构:

(1) NS1. 从编码序列中随机选择一个工件并将其插入到另一个随机选取的位置。

(2) NS2. 从编码序列中随机选取两个元素, 然后交换他们的值。

(3) NS3. 从编码序列中随机选取两个位置, 然后将两个位置之间的元素顺序进行反转。

(4) NS4. 从编码序列中随机选取一个元素, 将其与其他剩余元素分别交换产生多个邻域结构, 并且每次选择最好的一个邻域结构。

(5) NS5. 从编码序列中随机选取一个元素, 将其插入到其他编码序列中的其他剩余位置, 产生多个邻域结构, 并且每次都选择最好的一个邻域结构。

基于 VND 对个体执行邻域搜索策略的具体步骤如图 7 所示。

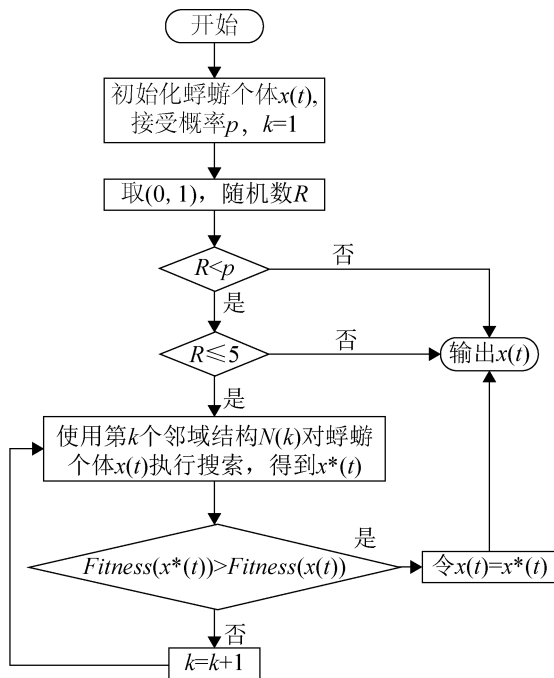


图 7 基于 VND 的蜉蝣运动策略

Fig. 7 VND-based mayfly movement strategy

3 仿真实验

为了验证 MOMA 求解所设计模型的优越性, 选取标准 MA 及 NSGA-II^[18]、MOPSO^[29]、MOGWO^[30] 3 种常用的多目标优化算法进行对比研

究。所有算法均在 Matlab R2019b 中编码, 并在 AMD Ryzen 7 4800U、1.80 GHz、16 GB、Windows10 操作系统的计算机上运行。

3.1 实验数据

本文采用文献[16]中的数据进行实验, 工件数、工位数、重入次数、每个工位的并行机器数以及工序加工时间由表 2 中描述的离散均匀分布随机生成。本文根据表 2 参数取值范围, 随机生成 18 个拓展算例进行测试, 每个算例执行 30 次。

表 2 算例集参数取值范围

Table 2 Parameter range of Example sets parameter range			
参数名称	取值范围	参数名称	取值范围
重入次数	小规模[1,2]	工件数量	小规模[10,20]
	大规模[1,6]		大规模[20,50]
工位数量	[4,6]	机器空转功率	[10,20]
每个工位并行机器数	[1,3]	机器调整功率	[5,10]
加工时间	[1,30]	标准碳排放系数	2.457
批处理工序	[1,6]	电能标煤系数	0.122 9
机器运转功率	[30,50]		

3.2 评价指标

本文选取多目标优化问题中常用的世代距离 (generational distance, GD)^[31]、反转世代距离 (inverted generational distance, IGD)^[31]、SP (spacing)^[31] 作为评价指标。GD 指标衡量得到的 Pareto 前沿与最优 Pareto 前沿之间的逼近程度, GD 值越小, 其收敛性能越好。IGD 指标用于衡量算法的收敛性和多样性, IGD 值越小, 多样性和收敛性越好。SP 指标用来衡量每个解到其他解的最小距离的标准差, SP 值越小, 解集越均匀。

$$GD(P, PF) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{|P|} \min d_i^2(P, PF)}}{|P|} \quad (27)$$

$$IGD(P, PF) = \frac{\sum_{i=1}^{|P|} \min d_i(P, PF)}{|P|} \quad (28)$$

$$SP = \sqrt{\frac{1}{|P|-1} \sum_{i=1}^{|P|} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (29)$$

式中： d_i 为Pareto前沿上第*i*个解与最优Pareto前沿中最近解之间的欧式距离； P 为参考集； $|P|$ 为所得最优Pareto前沿上非劣解个数； \bar{d} 为所有 d_i 的均值。

3.3 参数设置

3.3.1 MOMA参数设置

MOMA参数设置对其性能影响较大，本文通过正交实验法设置MOMA主要参数，每个参数设置3个水平，具体如表3所示。根据 $L_9(3^4)$ 正交表，以j30p4r3为例，算法迭代次数为200次，每组实验运行20次，实验结果采用IGD评价指标平均值作为评判依据，该数值越小，其收敛性和多样性越好。正交实验结果具体见表4。

表3 参数因素水平
Table 3 Parameters factor levels

参数	参数水平		
	1	2	3
种群规模(<i>Pop</i>)	20	30	40
重力系数(<i>g</i>)	0.6	0.7	0.8
舞蹈系数(<i>d</i>)	4	5	6
随机游走系数(<i>fl</i>)	0.5	1.0	1.5

表4 正交实验结果
Table 4 Results in theof orthogonal experiment

实验编号	参数				IGD平均值
	<i>Pop</i>	<i>g</i>	<i>d</i>	<i>fl</i>	
1	1(20)	1(0.6)	1(4)	1(0.5)	42.151 8
2	1(20)	2(0.7)	2(5)	2(1.0)	44.914 6
3	1(20)	3(0.8)	3(6)	3(1.5)	56.702 3
4	2(30)	1(0.6)	2(5)	3(1.5)	43.343 2
5	2(30)	2(0.7)	3(6)	1(0.5)	42.746 3
6	2(30)	3(0.8)	1(4)	2(1.0)	32.771 5
7	3(40)	1(0.6)	3(6)	2(1.0)	36.112 3
8	3(40)	2(0.7)	1(4)	3(1.5)	55.272 4
9	3(40)	3(0.8)	2(5)	1(0.5)	42.666 6

如图8所示，随机游走系数 fl 对算法的影响较为显著，合适的随机游走系数可以帮助算法避免陷入局部最优，种群数量 Pop 显著性次之，种群数量较小会引起早熟收敛而无法取得最优解，种

群数量过大则会导致算法收敛缓慢。4个因子的IGD平均值越小表示算法效果越好，因此MOMA算法的最优参数组合为： $Pop=30$ ， $g=0.6$ ， $d=4$ 和 $fl=1.0$ 。为了保持公平性，4种算法如遇同参数则取相同值。

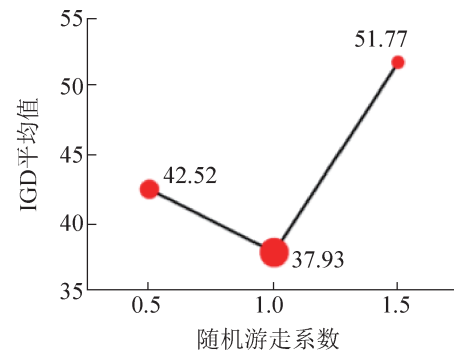
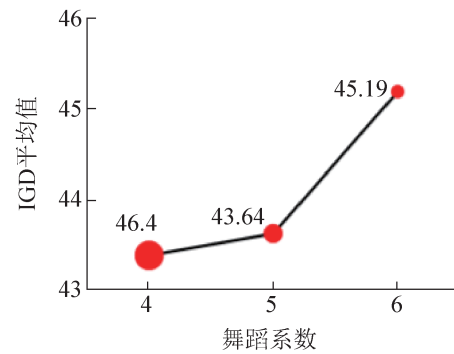
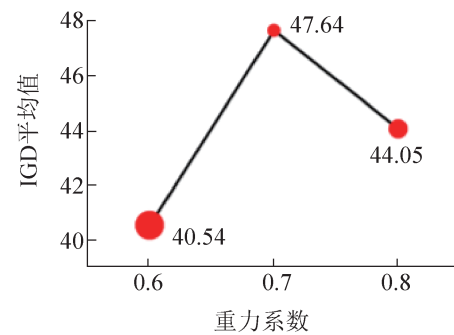
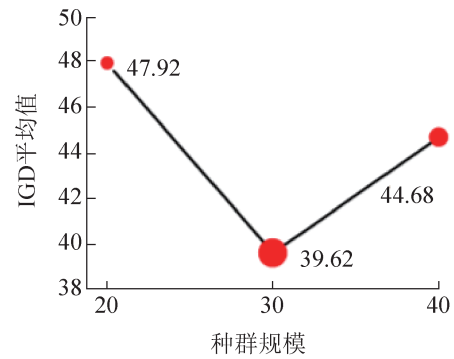


图8 参数因素水平趋势

Fig. 8 Trend of the levels of each factor level

3.3.2 NSGA-II, MOGWO和MOPSO参数设置

NSGA-II, MOGWO和MOPSO的其他参数设置见表5。

表5 NSGA-II, MOGWO和MOPSO参数
Table 5 Parameters of NSGA-II, MOGWO, and MOPSO

算法	参数	取值
NSGA-II	变异率	0.1
	交叉率	0.8
MOGWO	协同系数向量A	[-2,2]
	协同系数向量C	[0,2]
MOPSO	惯性常数	0.7
	加速常数	2

3.4 算法对比实验

3.4.1 与标准蜉蝣算法(MA)的比较

为了验证改进工作的有效性,将改进的多目标蜉蝣算法(MOMA)与标准蜉蝣算法(MA)比较。本文一共进行18个算例的实验,针对每个算例,每种算法独立运行30次,每运行一次得一组GD、IGD、SP值。如表6所示,对于每个算例的3个指

标的平均值, MOMA都展现出了较好的优越性,表明针对第3节算法局部的改进取得了良好效果。

3.4.2 与NSGA-II、MOPSO、MOGWO的比较

将所设计的MOMA算法与其他3种多目标优化算法NSGA-II、MOPSO和MOGWO进行比较。表7是小规模4种算法指标对比结果,每个指标的最优结果用粗体标出。可以从表中看出,对于大部分测试问题MOMA算法的3个指标结果均优于其他3种算法,除了极少数的测试结果劣于其他算法,例如j12p4r1和j15p5r1中IGD指标值NSGA-II优于MOMA,大规模算例j39p6r1的IGD指标值NSGA-II优于MOMA。图9~11分别是9个小规模算例运用4种算法运行30次得到的GD、IGD、SP值做出的瀑布图,由图中可直观看出MOMA的GD和SP指标明显好于其他3种算法。由此可以得出, MOMA在小规模算例中运行结果非劣解的收敛性、分布性和多样性等方面均展现了良好的优越性。

表6 与标准蜉蝣算法(MA)指标对比结果

Table 6 Comparison results with MA

算例	规模 工件,工序,重入	GD		IGD		SP	
		MOMA	MA	MOMA	MA	MOMA	MA
j10p4r1	(10,4,1)	1.619 1	2.315 3	9.672 8	11.485 3	2.542 6	3.124 5
j11p4r1	(11,4,1)	1.897 0	3.453 6	15.308 3	20.753 4	6.071 5	7.286 4
j12p4r1	(12,4,1)	2.949 1	2.554 5	29.105 9	30.417 5	7.330 7	8.954 2
j14p5r1	(14,5,1)	6.120 3	8.586 3	30.159 3	34.247 8	7.554 7	10.354 2
j15p5r1	(15,5,1)	6.005 8	7.356 4	54.512 5	49.451 2	19.535 5	26.168 5
j20p5r1	(20,5,1)	4.635 2	3.214 8	26.530 6	28.147 5	9.832 7	10.783 5
j14p6r1	(14,6,1)	3.231 9	5.369 7	28.259 2	29.478 7	9.052 3	10.553 6
j17p6r1	(17,6,1)	3.620 2	4.534 7	33.992 7	36.147 5	9.100 1	11.896 5
j20p6r1	(20,6,1)	2.610 8	3.457 4	28.610 3	30.583 1	7.636 3	8.314 5
j29p4r1	(29,4,1)	4.525 0	5.572 1	38.457 2	42.364 8	10.829 4	11.235 1
j30p4r3	(30,4,3)	8.760 8	12.714 2	128.599 7	178.315 2	16.583 5	19.325 8
j45p4r5	(45,4,5)	9.444 8	14.142 3	161.301 7	204.432 9	26.774 7	35.742 8
j26p5r4	(26,5,4)	8.401 9	15.484 7	110.351 5	163.418 3	22.590 6	28.168 4
j37p5r2	(37,5,2)	4.602 8	5.142 3	58.011 3	76.415 8	16.638 1	18.328 5
j28p5r1	(28,5,1)	3.346 2	4.586 6	41.165 2	40.238 4	14.540 8	18.452 3
j21p6r1	(21,6,2)	4.765 4	5.143 7	47.255 5	55.123 7	13.864 3	15.153 2
j28p6r3	(28,6,3)	29.208 3	34.639 7	153.480 6	236.813 5	26.321 2	35.628 1
j39p6r1	(39,6,1)	4.161 9	5.786 2	37.115 4	45.364 1	12.178 3	17.152 4

表7 小规模算例4种算法指标对比结果
Table 7 Comparison results of four algorithmic metrics for small -scale examples

算例	规模 工件,工序,重入	指标	MOMA	NSGA-II	MOPSO	MOGWO
j10p4r1	(10,4,1)	GD	1.619 1	3.366 8	5.264 3	6.121 0
		IGD	9.672 8	18.385 2	13.199 3	23.143 8
		SP	2.542 6	8.396 7	12.537 3	15.215 2
j11p4r1	(11,4,1)	GD	1.897 0	2.349 1	3.006 0	4.404 0
		IGD	15.308 3	22.517 2	20.349 1	28.960 6
		SP	6.071 5	7.839 8	11.094 5	12.209 2
j12p4r1	(12,4,1)	GD	2.949 1	3.784 2	5.621 7	7.111 8
		IGD	29.105 9	28.118 9	41.681 1	56.993 2
		SP	7.330 7	16.288 1	22.052 1	27.329 7
j14p5r1	(14,5,1)	GD	6.120 3	6.272 7	11.388 4	13.508 5
		IGD	30.159 3	39.528 4	45.344 5	60.104 6
		SP	7.554 7	15.636 3	20.669 5	19.849 0
j15p5r1	(15,5,1)	GD	6.005 8	6.270 0	12.013 7	14.246 4
		IGD	54.512 5	50.734 5	89.750 0	110.996 2
		SP	19.535 5	39.350 8	42.221 3	44.380 0
j20p5r1	(20,5,1)	GD	4.635 2	5.835 3	9.922 3	13.000 2
		IGD	26.530 6	33.572 6	46.876 3	69.919 6
		SP	9.832 7	18.536 7	24.883 8	22.066 6
j14p6r1	(14,6,1)	GD	3.231 9	2.973 1	4.255 8	5.477 8
		IGD	28.259 2	26.888 8	30.958 1	42.854 4
		SP	9.052 3	14.762 6	17.979 8	20.670 9
j17p6r1	(17,6,1)	GD	3.620 2	4.506 1	8.426 3	9.425 0
		IGD	33.992 7	41.298 8	55.982 1	66.524 4
		SP	9.100 1	15.430 6	29.191 2	22.456 5
j20p6r1	(20,6,1)	GD	2.610 8	3.277 2	5.860 8	6.070 7
		IGD	28.610 3	28.993 8	44.372 4	56.933 7
		SP	7.636 3	19.884 6	29.011 0	30.051 3

表8是大规模4种算法指标对比结果,每个指标的最优结果用粗体标出。可以看出,对于大部分测试问题MOMA算法的3个指标结果均优于NSGA-II、MOPSO和MOGWO,除了大规模算例j39p6r1的IGD指标值NSGA-II优于MOMA。图12是大规模算例3个指标的箱体对比图,可以明显看出,针对GD和SP指标,MOMA算法显著占优,

即MOMA在获得Pareto前沿上解的收敛性和多样性上表现出绝对的优势。综上所述,MOMA能够有效对PB-RHFSP问题进行求解,并具有一定的竞争力。

图13为大规模算例j30p4r3和小规模算例j14p6r1的4种算法得到的Pareto解集的比较,图14为算例j29p4r1的调度甘特图。

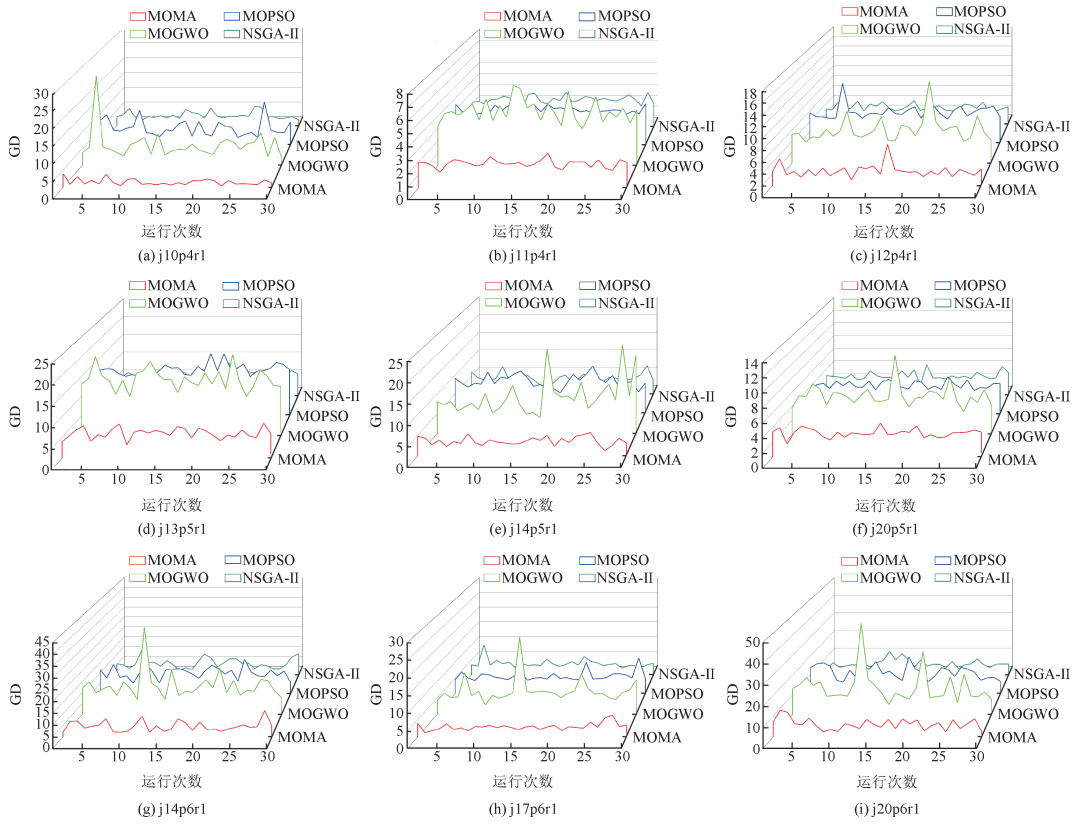


图 9 小规模算例 GD 对比图

Fig. 9 GD values in nine small-scale examples

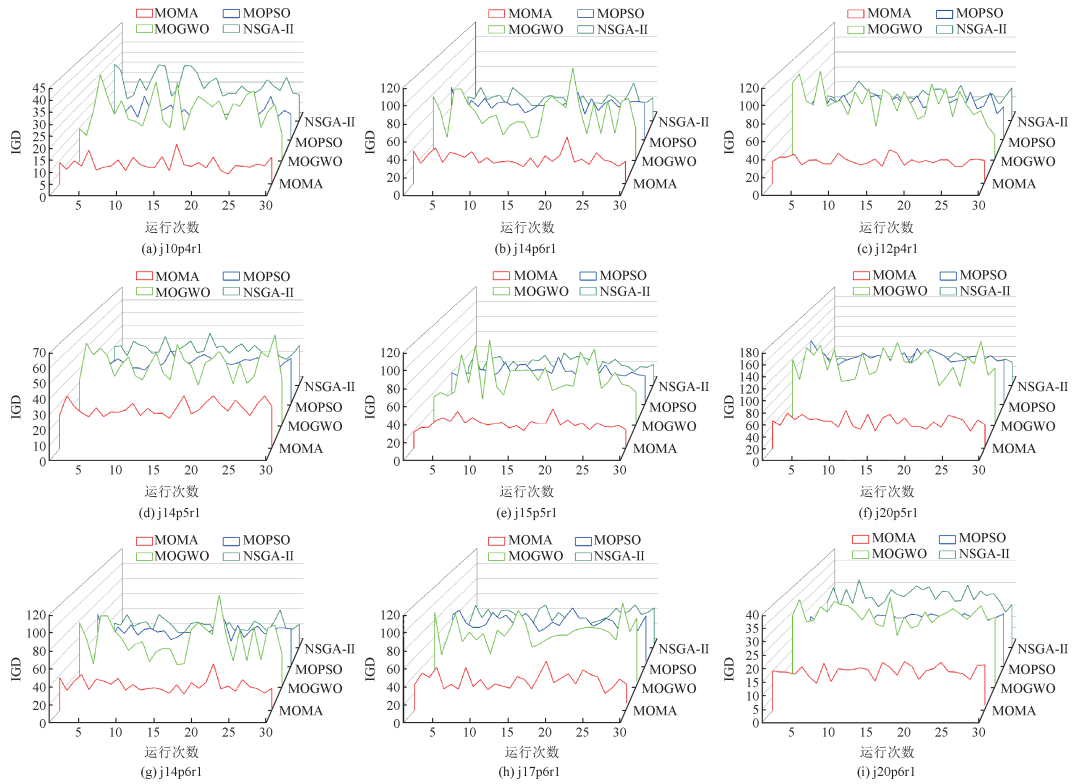


图 10 小规模算例 IGD 对比图

Fig. 10 IGD values in nine small-scale examples

<http://www.china-simulation.com>

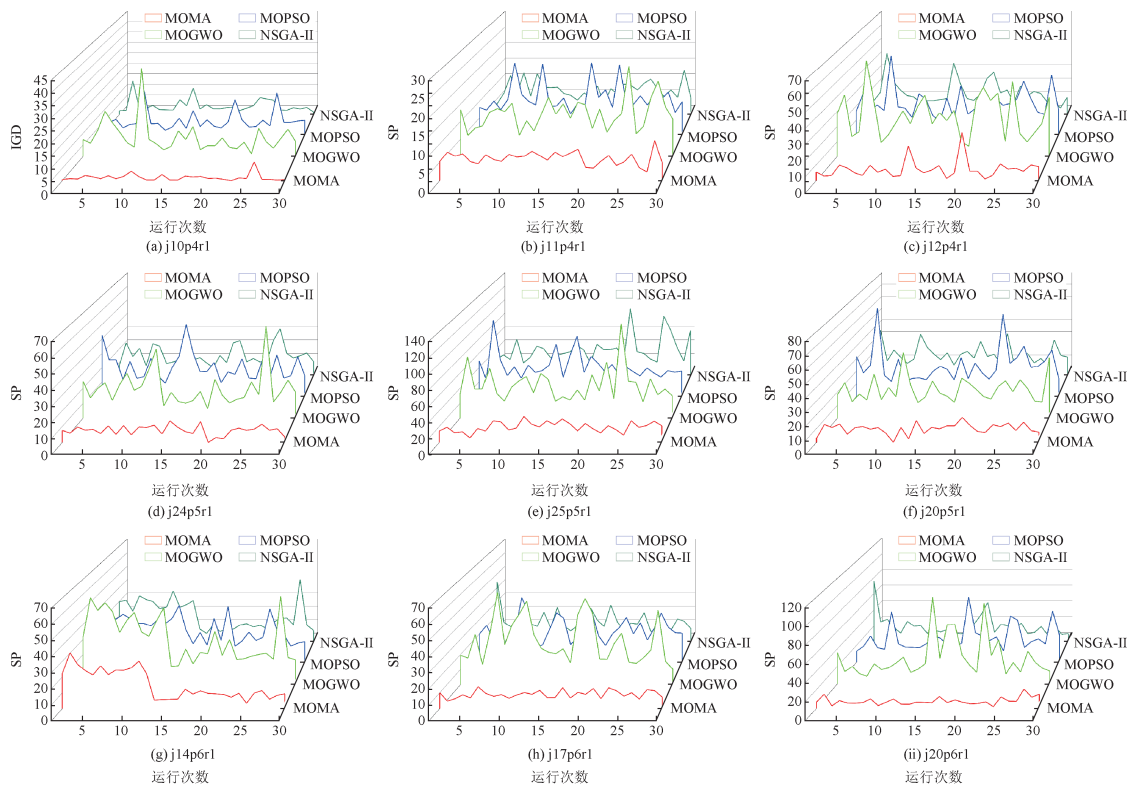


图 11 小规模算例 SP 对比图

Fig. 11 SP values in nine small-scale examples

表 8 大规模算例 4 种算法指标对比结果

Table 8 Comparison results of four algorithmic metrics for large-scale examples

算例	规模 工件, 工序, 重入	指标	MOMA	NSGA-II	MOPSO	MOGWO
j29p4r1	(29,4,1)	GD	4.525 0	4.639 9	9.678 7	10.411 8
		IGD	38.457 2	40.196 1	57.567 1	77.635 6
		SP	10.829 4	18.819 9	26.741 1	29.875 2
j30p4r3	(30,4,3)	GD	8.760 8	12.491 6	21.377 5	23.974 6
		IGD	128.599 7	224.099 6	240.870 2	356.212 6
		SP	16.583 5	31.455 5	54.017 8	51.516 9
j45p4r5	(45,4,5)	GD	9.444 8	12.620 8	18.250 6	20.846 2
		IGD	161.301 7	227.415 4	291.005 9	362.785 2
		SP	26.774 7	53.005 3	64.142 3	79.052 9
j26p5r4	(26,5,4)	GD	8.401 9	11.908 5	15.733 3	22.195 1
		IGD	110.351 5	188.709 5	145.532 6	249.983 1
		SP	22.590 6	35.522 5	64.906 9	76.323 9
j37p5r2	(37,5,2)	GD	4.602 8	6.421 5	10.250 5	9.768 5
		IGD	58.011 3	60.513 7	87.023 9	107.917 9
		SP	16.638 1	36.356 1	41.764 2	50.787 5
j28p5r1	(28,5,1)	GD	3.346 2	3.938 5	5.177 4	6.665 8
		IGD	41.165 2	45.774 3	49.973 2	90.048 5
		SP	14.540 8	20.264 4	23.771 3	27.632 5

续表

算例	规模 工件, 工序, 重入	指标	MOMA	NSGA-II	MOPSO	MOGWO
j21p6r1	(21,6,2)	GD	4.765 4	7.302 0	14.208 1	17.247 0
		IGD	47.255 5	62.638 0	73.649 6	109.067 4
		SP	13.864 3	28.908 5	43.442 6	51.014 2
j28p6r3	(28,6,3)	GD	29.208 3	49.331 4	99.923 3	99.264 2
		IGD	153.480 6	371.098 8	332.256 4	463.690 3
		SP	26.321 2	64.158 8	101.393 8	93.153 3
j39p6r1	(39,6,1)	GD	4.161 9	4.538 7	7.634 0	9.169 7
		IGD	37.115 4	36.080 4	58.864 9	76.029 7
		SP	12.178 3	21.209 3	21.274 8	25.168 1

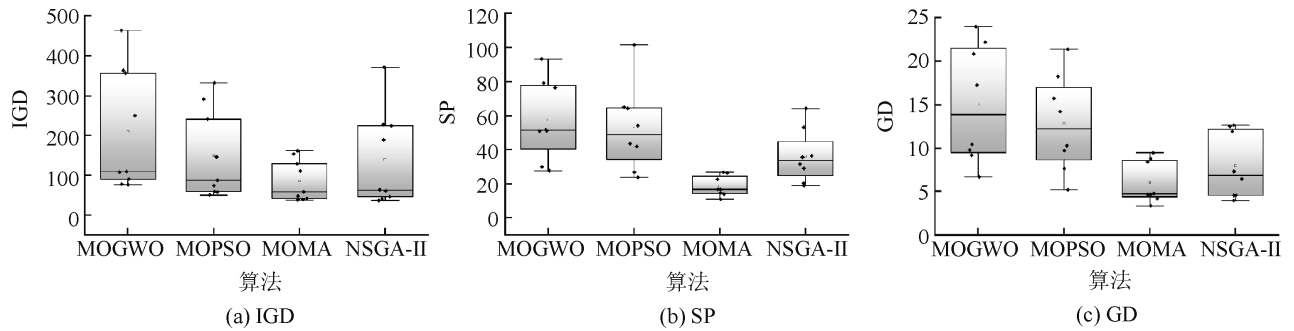


图 12 不同算法大规模算例 3 种指标的箱体图

Fig. 12 Box plots of three metrics for different algorithms of large-scale examples

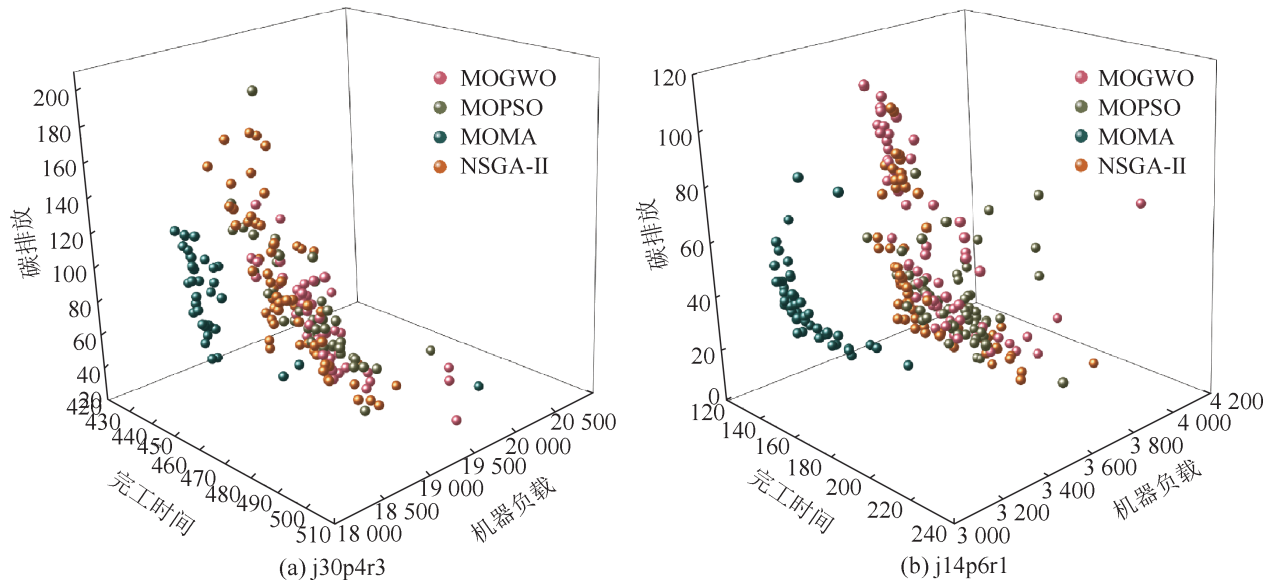


图 13 j30p4r3 和 j14p6r1 4 种算法的 Pareto 前沿对比

Fig. 13 Pareto frontier comparison of four algorithms of j30p4r3 and j14p6r1

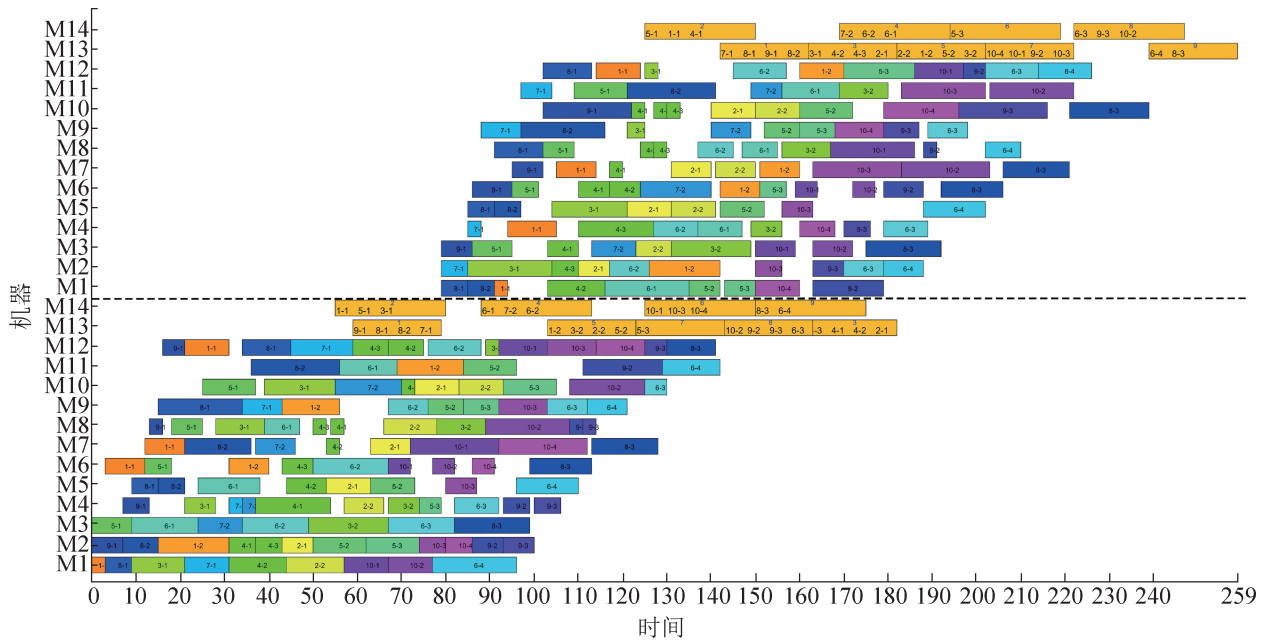


图 14 j29p4r1 的调度甘特图
Fig. 14 Gantt chart for example j29p4r1

4 结论

本文针对提出的带批处理机的可重入混合流水车间问题，建立了以最小化最大完工时间，最小化碳排放和最小化机器负载为多目标的优化调度模型，并利用 MOMA 求解该问题，主要做了以下工作：①结合可重入制造系统多品种、大批量、混合生产的特点，同时考虑单件加工和批处理阶段，建立了带批处理机的可重入混合流水车间调度模型。②针对问题的特性，提出了基于工件序列的单层编码策略，以及分阶段处理的解码机制，设计了基于 Logistic 混沌映射的反向学习初始化策略以及改进的蜉蝣交配和变异策略，提高了算法的局部搜索能力，并且提出基于 VND 的蜉蝣运动策略，使解的质量朝好的方向发展。③通过大量实验验证了 MOMA 算法求解 PB-RHFSP 的可行性和优越性。

参考文献：

[1] Lin Chuncheng, Liu Wanyu, Chen Y H. Considering Stockers in Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling with Limited Buffer Capacity[J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 139: 106154.

- [2] Graves S C, Meal H C, Stefek D, et al. Scheduling of Reentrant Flow Shops[J]. Journal of Operations Management, 1983, 3(4): 197-207.
- [3] Kumar R, Tiwari M K, Allada V. Modelling and Rescheduling of a Re-entrant Wafer Fabrication Line Involving Machine Unreliability[J]. International Journal of Production Research, 2004, 42(21): 4431-4455.
- [4] 顾涛, 李苏建, 林莹璐, 等. 周期式退火炉作批处理机的可重入批离散机流水车间调度[J]. 机械工程学报, 2020, 56(2): 220-232.
Gu Tao, Li Sujian, Lin Yinglu, et al. Research on the Reentrant Batch Discrete Flow Shop Scheduling for Periodic Annealing Furnace as Batch Processor[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(2): 220-232.
- [5] 李颖俐, 李新宇, 高亮. 混合流水车间调度问题研究综述[J]. 中国机械工程, 2020, 31(23): 2798-2813, 2828.
Li Yingli, Li Xinyu, Gao Liang. Review on Hybrid Flow Shop Scheduling Problems[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(23): 2798-2813, 2828.
- [6] Yan Xiaoyan, Wu Xiuli. An Improved Reentrant-bottleneck Heuristic for the Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling[C]//2020 Chinese Automation Congress (CAC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 4170-4175.
- [7] Yan Xiaoyan, Wu Xiuli. IMOEAD to Optimize Job Release Problem for a Reentrant Hybrid Flow Shop[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 163: 107800.
- [8] Hekmatfar M, Fatemi Ghomi S M T, Karimi B. Two

- Stage Reentrant Hybrid Flow Shop with Setup Times and the Criterion of Minimizing Makespan[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 4530-4539.
- [9] Achmad Pratama Rifai, Setyo Tri Windras Mara, Andi Sudiarso. Multi-objective Distributed Reentrant Permutation Flow Shop Scheduling with Sequence-dependent Setup Time[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 183: 115339.
- [10] Chamnanlor C, Sethanan K, Chien C F, et al. Hybrid Genetic Algorithms for Solving Reentrant Flow-shop Scheduling with Time Windows[J]. *Industrial Engineering and Management Systems*, 2013, 12(4): 306-316.
- [11] Chettha Chamnanlor, Kanchana Sethanan, Mitsuo Gen, et al. Embedding Ant System in Genetic Algorithm for Re-entrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problems with Time Window Constraints[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2017, 28(8): 1915-1931.
- [12] Mason S J, Oey K. Scheduling Complex Job Shops Using Disjunctive Graphs: A Cycle Elimination Procedure[J]. *International Journal of Production Research*, 2003, 41(5): 981-994.
- [13] Jia Wenyong, Jiang Zhibin, Li You. Combined Scheduling Algorithm for Re-entrant Batch-processing Machines in Semiconductor Wafer Manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2015, 53(6): 1866-1879.
- [14] Jia Wenyong, Chen Hao, Liu Li, et al. Full-batch-oriented Scheduling Algorithm on Batch Processing Workstation of $\beta_1 \rightarrow \beta_2$ Type with Re-entrant Flow[J]. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 2017, 30(10): 1029-1042.
- [15] Jing Xuelei, Pan Quanke, Gao Liang, et al. An Effective Iterated Greedy Algorithm for the Distributed Permutation Flowshop Scheduling with Due Windows [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 96: 106629.
- [16] Hang-Min Cho, Suk-Joo Bae, Jungwuk Kim, et al. Bi-objective Scheduling for Reentrant Hybrid Flow Shop Using Pareto Genetic Algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 61(3): 529-541.
- [17] Zhou Binghai, Hu Liman, Zhong Zhenyi. A Hybrid Differential Evolution Algorithm with Estimation of Distribution Algorithm for Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 30(1): 193-209.
- [18] 董君, 叶春明, 万孟然. 考虑可再生能源的可重入混合流水车间调度问题[J]. *计算机集成制造系统*, 2022, 28(4): 1112-1128.
Dong Jun, Ye Chunming, Wan Mengran. Reentrant Hybrid Flow Shop Scheduling Problem with Renewable Energy[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2022, 28(4): 1112-1128.
- [19] Konstantinos Zervoudakis, Stelios Tsafarakis. A Mayfly Optimization Algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 145: 106559.
- [20] Guo Xiaokai, Yan Xianguo, Kittisak Jermstittiparsert. Using the Modified Mayfly Algorithm for Optimizing the Component Size and Operation Strategy of a High Temperature PEMFC-powered CCHP[J]. *Energy Reports*, 2021, 7: 1234-1245.
- [21] Mohamed A M Shaheen, Hany M Hasanien, M S El Moursi, et al. Precise Modeling of PEM Fuel Cell Using Improved Chaotic MayFly Optimization Algorithm[J]. *International Journal of Energy Research*, 2021, 45(13): 18754-18769.
- [22] Kingsuk Majumdar, Provas Kumar Roy, Subrata Banerjee. Implementation of Multi-objective Chaotic Mayfly Optimisation for Hydro-thermal-solar-wind Scheduling Based on Available Transfer Capability Problem[J]. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2021, 31(11): e13029.
- [23] Liu Zhenkun, Jiang Ping, Wang Jianzhou, et al. Ensemble Forecasting System for Short-term Wind Speed Forecasting Based on Optimal Sub-model Selection and Multi-objective Version of Mayfly Optimization Algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 177: 114974.
- [24] Gao Zhengming, Li Suruo, Zhao Juan, et al. Self-organizing Hierarchical Mayfly Optimization Algorithm [C]//2020 International Conference on Big Data & Artificial Intelligence & Software Engineering (ICBASE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 355-358.
- [25] Trinav Bhattacharyya, Bitanu Chatterjee, Pawan Kumar Singh, et al. Mayfly in Harmony: A New Hybrid Meta-heuristic Feature Selection Algorithm[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 195929-195945.
- [26] Cholmin Rim, Piao Songhao, Li Guo, et al. A Niching Chaos Optimization Algorithm for Multimodal Optimization[J]. *Soft Computing*, 2018, 22(2): 621-633.
- [27] 刘公致, 吴琼, 王光义, 等. 改进型Logistic混沌映射及其在图像加密与隐藏中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(10): 3602-3609.
Liu Gongzhi, Wu Qiong, Wang Guangyi, et al. A Improved Logistic Chaotic Map and Its Application to Image Encryption and Hiding[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(10): 3602-3609.
- [28] Wang Yongzhen, Chen Yan, Lin Yan. Memetic Algorithm Based on Sequential Variable Neighborhood Descent for the Minmax Multiple Traveling Salesman Problem[J].

- Computers & Industrial Engineering, 2017, 106: 105-122.
- [29] Han Honggui, Zhang Linlin, Hou Ying, et al. Adaptive Candidate Estimation-assisted Multi-objective Particle Swarm Optimization[J]. Science China Technological Sciences, 2022, 65(8): 1685-1699.
- [30] 潘楚光, 谭平, 熊瑞平, 等. 基于MOGWO的拟人机械手连杆长度优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022 (6): 19-23.
Pan Chuguang, Tan Ping, Xiong Ruiping, et al. Optimization of Link Lengths of Anthropomorphic Manipulator Based on MOGWO[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2022(6): 19-23.
- [31] 王丽萍, 任宇, 邱启仓, 等. 多目标进化算法性能评价指标研究综述[J]. 计算机学报, 2021, 44(8): 1590-1619.
Wang Liping, Ren Yu, Qiu Qicang, et al. Survey on Performance Indicators for Multi-objective Evolutionary Algorithms[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44 (8): 1590-1619.