

带有学习效应的多阶段混合流水车间调度问题研究^{*}

张洪亮, 徐公杰, 张金春

(安徽工业大学 管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要:【目的】研究考虑学习效应和顺序相关调整时间的多阶段混合流水车间调度问题。【方法】针对该问题的特点, 建立以最小化最大完工时间和总能耗为目标的混合流水车间调度问题模型, 同时设计一种改进的混合蛙跳算法进行求解。采用不同规模的测试问题对提出的算法进行测试, 并与另外3种算法进行对比。【结果】提出的算法的效果均优于另外3种算法。此外, 不同的学习率对调度目标的影响存在差异。【结论】该研究对企业提高生产效率和节能降耗的目标有一定的指导意义, 可为企业在制定生产调度方案时提供决策支持。

关键词: 学习效应; 顺序相关调整时间; 混合流水车间; 不相关并行机; 改进的混合蛙跳算法

中图分类号: O225

文献标志码: A

文章编号: 1672-6693(2021)01-0087-09

混合流水车间调度问题(Hybrid flow shop scheduling problem, HFSP)是流水车间调度问题和并行机调度问题的扩展, 在机械、半导体、纺织等工业领域有着广泛的应用。由于 HFSP 结合了流水车间调度和并行机调度的特点, 使得问题得复杂度更高、求解难度更大, 且 HFSP 已被证明是一种 NP 难的问题^[1]。有效解决此类问题可提高企业的生产效率、降低生产能耗, 进而提高市场竞争力。因此, 研究 HFSP 具有重要的意义。

调整时间是指加工工件在加工之前对机器进行调整(包括换模具、机器的清理等)所消耗的时间。以往的研究通常对调整时间进行忽略处理, 或者将它附加在加工时间中。任彩乐等人^[2]针对 HFSP 的特点, 采用 MBO 算法解决了单目标的 HFSP 问题。Yu 等人^[3]设计了一种求解 HFSP 的遗传算法, 并与其他算法进行比较, 验证了算法的有效性。彭乘风等人^[4]针对定制装备制造企业的柔性流水车间的在线调度问题, 提出一种简单的组合调度算法对该问题进行求解。但是, 当调整时间占有一定比例且与工件的加工顺序相关时, 不单独考虑调整时间则会使调度方案产生误差。Pan 等人^[5]提出一种新的人工蜂群算法解决了考虑顺序相关调整时间的 HFSP。

此外, 现有的研究往往假定工件的加工时间和调整时间是不变的。但在实际的车间生产活动中, 人们发现随着员工加工经验的提升, 工件的加工时间和调整时间会随之下降, 即前面积累的经验会对接下来的加工活动产生影响, 产生这种影响的原因在于学习效应的存在。学习效应指由于反复加工同种或类似的工件, 同一台机器上加工工件的操作时间随着位置的延后而逐渐减小的现象^[6]。目前, 关于学习效应的研究大多围绕单机、并行机和流水车间环境展开。李永林等人^[7]研究了学习效应对流水车间调度问题的影响, 并设计一种启发式算法进行求解。Wang 等人^[8]建立了具有资源分配和工件依赖学习效应的单机调度模型, 并分析了两种不同的加工时间函数和 3 种不同的交期分配方法。He^[9]以最小化最大延迟时间为优化目标, 建立了考虑学习效应的置换流水车间调度问题模型, 并设计了 EDD 算法进行求解。Gao 等人^[10]采用一种通用的交货期分配方法进行求解无等待流水车间调度问题, 并在该问题中考虑了学习效应。Chen 等人^[11]研究了带有学习效应的流水车间调度问题, 并证明 3 台机器的该问题为 NP 难问题。侯丰龙等人^[12]以最大完工时间和总流经时间为优化目标, 建立考虑学习效应的多目标数学模型, 并提出一种膜算法进行求解。然而, 对于更加复杂的车间环境, 考虑学习效应的研究较少, Pargar 等人^[13]把学习效应作为一种资源利用技术, 模拟员工因重复类似工作而提高效率的过程, 建立相应的双目标问题模型, 并分析了学习效应对分配机器和加工工件顺序的影响。

基于以上分析, 本文将学习效应因素和顺序相关调整时间引入到 HFSP 中, 在考虑设备能耗和资源约束的

^{*} 收稿日期: 2020-11-13 修回日期: 2020-12-28 网络出版时间: 2021-03-10 16:06

资助项目: 国家自然科学基金(No. 71772002); 安徽省高校人文社科重点项目(No. SK2019A0060); 安徽省社会科学创新发展研究课题攻关项目(No. 2018CX033)

第一作者简介: 张洪亮, 男, 副教授, 博士, 研究方向为生产调度优化及现代工业工程研究, E-mail: hlzhang@ahut.edu.cn

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20210310.1136.010.html>

基础上,构建以最小化最大完工时间和总能耗为目标的多阶段混合流水车间调度模型。为了有效求解该问题,本文设计一种改进的混合蛙跳算法(Improved shuffled leapfrog algorithm, ISFLA)。采用不同规模的算例对 ISFLA 进行测试,并与 SFLA、NSGA-II、SPEA-II 这 3 种算法进行对比,以验证 ISFLA 的性能。

1 问题描述

考虑学习效应和顺序相关调整时间的 HFSP 描述形式为: N 个工件经过 s 个加工阶段,每个加工阶段有 M_g ($g=1,2,\dots,s$) 台不相关并行机,在某一阶段每一个需要加工的工件都需在 M_g 台不相关并行机器中选择合适的—台进行加工。在同一机器上先后被加工的两个工件互不相同会导致调整时间的产生,调整时间不仅取决于工件的顺序,还与工件所分配到的机器有关。在加工过程中,随着工人的加工经验和加工行为的熟练,工件的加工时间以及调整时间会受到学习效应的影响,使处于同一台机器上后续工件的加工时间和调整时间发生变化。为了更加切合实际,本文对俞佳斌^[14]构建的学习效应模型进行扩展。在混合流水车间环境中考虑相似性学习效应模型如下:

$$P_{jr} = P_j (S[1,r] + S[2,r] + \dots + S[r,r])^\alpha, \quad (1)$$

$$ST_{ijr} = ST_{ij} (S[1,r] + S[2,r] + \dots + S[r,r])^\alpha. \quad (2)$$

其中: $\alpha \leq 0$ 是一个共同的学习因子, $\alpha = \frac{\lg l}{\lg 2}$, l 表示学习率; $S[n,m]$ 表示位于第 n 个位置的工件与第 m 位置的工件的相似度; P_j 表示工件 j 的正常加工时间; P_{jr} 表示工件 j 在工件加工序列中第 r 个位置的实际加工时间; ST_{ij} 表示工件 i 与工件 j 之间的正常调整时间; ST_{ijr} 表示工件 i 在工件加工序列中第 r 个位置时与工件 j 之间的实际调整时间。

为了方便问题的分析,作出了如下假设:

- 1) 在零时刻所有工件均可被加工,忽略机器故障;
- 2) 每个工件只有在前一个阶段加工完成后才能进入下一阶段;
- 3) 工件在加工过程中具有不可提前的属性,即如果工件在某台机器上加工,必须等待在该台机器上加工的前一个工件加工完成后,才能进行加工;
- 4) 工件的调整时间与加工顺序相关,即工件 i 与工件 j 的调整时间、工件 j 与工件 i 的调整时间不同。

2 建立模型

2.1 符号定义

为了便于描述模型,引入了以下符号,并对它们进行定义。 N : 待加工的工件总数; m : 车间内机器总数; M_g : 第 g 阶段机器的数量, $1 \leq g \leq s$; i, j : 工件的编号; pt_{igh} : 工件 i 在第 g 阶段机器 h 上的正常加工时间, $1 \leq h \leq M_g$; pt'_{igh} : 工件 i 在第 g 阶段机器 h 上的实际加工时间; st_{igh} : 工件 i 在第 g 阶段机器 h 上的开始加工时间; et_{igh} : 工件 i 在第 g 阶段机器 h 上的完工时间; α : 学习因子; L : 极大值; at_{ijgh} : 机器 h 在第 g 阶段, 工件 i 到工件 j 的正常调整时间, $at_{ijgh} \neq at_{jigh}$; at'_{ijgh} : 机器 h 在第 g 阶段, 工件 i 到工件 j 的实际调整时间, $at'_{ijgh} \neq at'_{jigh}$; $S[r_1, r_2]$: 工件序列中第 r_1 个位置的工件与第 r_2 位置的工件的相似度; pe_h : 机器 h 的单位时间加工能耗; ie_h : 机器 h 的单位时间空闲能耗; ae_h : 机器 h 的单位时间调整能耗; ce : 车间的单位时间公共能耗; PE : 生产过程中的总加工能耗; IE : 生产过程中的总空闲能耗; CE : 生产过程中的公共能耗; AE : 生产过程中的总调整能耗。决策变量: $x_{igh} = \begin{cases} 1, & \text{工件 } i \text{ 在第 } g \text{ 阶段机器 } h \text{ 上加工} \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$, $y_{ijgh} = \begin{cases} 1, & \text{在第 } g \text{ 阶段上, 机器 } h \text{ 加工完工件 } i \text{ 之后立即加工工件 } j \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$ 。

2.2 数学模型

根据上述问题的描述以及变量的定义,本文建立如下的数学模型:

$$\min C_{\max} = \min(\max(et_{igh})), \quad (3)$$

$$\min TEC = \min(PE + AE + IE + CE), \quad (4)$$

$$\text{s. t. } \sum_{h=1}^{M_g} x_{igh} = 1, \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^N y_{j0gh} = 0, \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{g=1}^s \sum_{h=1}^{M_g} y_{ijgh} = 1, \quad (7)$$

$$pt'_{jgh} = pt_{jgh} (S[r_1, r_j] + S[r_2, r_j] + \dots + S[r_j, r_j])^a, \quad (8)$$

$$at'_{ijgh} = at_{ijgh} (S[r_1, r_j] + S[r_2, r_j] + \dots + S[r_j, r_j])^a, \quad (9)$$

$$et_{igh} + at'_{ijgh} + pt'_{jgh} - L(1 - y_{ijgh}) \leq et_{jgh}, \quad (10)$$

$$et_{j(g-1)h} + at'_{ijgh} + pt'_{igh} - L(1 - y_{ijgh}) \leq et_{jgh}, \quad (11)$$

$$et_{igh} \leq st_{ig+1h'}, \quad (12)$$

$$st_{igh} > et_{i-1gh}, \quad (13)$$

$$C_{\max} \geq et_{ism}, \quad (14)$$

$$PE = \sum_{h=1}^{M_g} \sum_{j=1}^N \sum_{g=1}^s x_{igh} \times EP_h \times pt'_{jgh}, \quad (15)$$

$$AE = \sum_{h=1}^{M_g} \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^N \sum_{g=1}^s y_{ijgh} \times at'_{ijgh} \times EA_h, \quad (16)$$

$$IE = \sum_{h=1}^{M_g} \sum_{g=1}^s \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^N y_{ijgh} \times EI_h \times (st_{igh} - et_{igh} - at'_{ijgh}), \quad (17)$$

$$CE = ce \times C_{\max o} \quad (18)$$

其中:(3),(4)式表示优化目标函数;(5)式表示每个工件在每一阶段只能选择一台机器进行加工;(6)式中,下标 0 表示虚拟工件,确保每台机器上的第一个工件为虚拟工件;(7)式表示机器在同一时刻只能加工一个工件;(8)式表示加工工件的实际加工时间;(9)式表示加工工件的实际调整时间;(10)式表示同台机器上紧前工件和紧后工件的时间约束关系;(11)式表示一个工件的紧前阶段和紧后阶段的时间约束关系;(12)式表示一个工件的上一阶段的完工时间一定小于等于该阶段的开始加工时间;(13)式表示在同一个阶段的同一台加工机器上,如果安排的工件大于 1 时,紧前工件的加工结束时间与该工件的开始时间的约束关系;(14)式表示整个过程中的最大完工时间;(15)~(17)式分别表示所有机器的总加工能耗、总调整能耗、总空闲能耗;(18)式表示车间除机器之外其他设备产生的公共能耗。

3 改进混合蛙跳算法的设计

SFLA 是根据青蛙在石块上觅食时的种群分布变化提出的算法,每个青蛙的位置代表着一个可行解。SFLA 在进行个体更新时,由于只利用了模因组内的最优个体和最差个体以及全局最优个体,而忽视了模因组内的其他个体,致使得到的新个体不断地向模因组内的最优个体靠近,同时经过不断的迭代之后,模因组将会趋向于一个较小的空间,从而使算法的多样性下降。其次,如果根据 SFLA 的跳跃规则生成新解容易产生序列重复的现象,将导致非法解的产生,由此可见,当工件的数目较大时,很难保证产生合法解。

针对上述模因组信息利用不充分的缺点,本文引入了模因组内其他个体信息并且提出更新个体的新规则,并在此基础上,设计了 ISFLA 对带有学习效应并考虑顺序相关调整时间的 HFSP 进行求解。

3.1 问题编码与模因组构建

本文提出了双层编码机制以适应问题的特征,该编码机制包含了两层信息:第一层基于工件的编码,表示工件在机器上的加工顺序;第二层则表示工件选择的加工机器序号。为了说明该编码机制,图 1 给出了相应的编码示例。

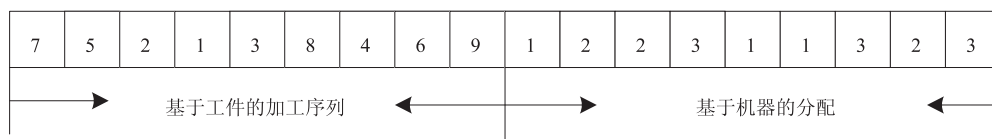


图 1 编码示例

Fig. 1 Shows an example encoding

SFLA 随机生成的初始种群分布不均匀,在一定程度上削弱了算法的全局寻优能力。本文通过扩大种群规

模,来弥补上述不足,然后根据种群内各个个体的适应度值进行模因组的构建,模因组的构建具体步骤如下:1)对种群个体进行非支配排序;2)种群内每一个青蛙按照序号被依次分到 m 个模因组中。具体规则如下:序号为1的青蛙被分到模因组1,序号为2的青蛙被分到模因组2,序号为 m 的青蛙被分到模因组 m ,然后再从起点进行分配,序号为 $m+1$ 的青蛙被分到模因组1,依次循环,直到所有青蛙分配结束。

3.2 ISFLA 的模因组搜索更新过程

SFLA 主要是通过模因组搜索进行个体更新。一般情况下,个体更新过程是以组内的最差解作为优化对象,也有研究^[15]以组内最优解作为优化对象,具体搜索过程分为3种情况:1)在组内最优解和最差解之间进行;2)在总种群最优解和组内最差解之间进行;3)产生一个随机解来替换组内最差解。针对 SFLA 在解决离散问题时易产生非法解,以及不能充分利用模因组内其他青蛙个体信息等缺点,本文提出两个改进策略:1)以组内次优个体作为优化对象,进行批处理交叉操作,以增强算法的局部搜索能力;2)对每个模因组内的最优个体进行扰动操作,使之得到改善,以加强算法跳出局部最优的能力^[16]。

3.2.1 模因组内批处理搜索更新策略 ISFLA 的优化对象与传统 SFLA 不同,它选择模因组内次优个体 P_i 作为优化对象, P_i 是指种群中的第 i 个青蛙个体, $i \in \{2, \dots, n\}$,具体描述如下:

- 1) 选取模因组内最优个体作为父代 1;
- 2) 依次选取模因组内的剩余个体 P_i 作为父代 2;
- 3) 父代 1 和父代 2 进行交叉操作,产生子代,选取较优子代替换 P_i 。具体流程见表 1。

表 1 交叉操作流程

Tab. 1 Cross operation flow

交叉操作
输入:两个父代各阶段基于工件加工序列和机器分配序列P_1, P_2; 输出:两个子代C_1, C_2; 1) 分别抽取两个父代的工件加工序列层OS_1, OS_2;机器分配层MA_1, MA_2; 2) 随机选取某一阶段,然后进行该阶段的 OS 层交叉操作;该操作方法选取交替位置交叉(APX),通过交替地从父代P_1, P_2中选择不重复的元素构造子代C_1, C_2; 3) 随机选取某一阶段,进行该阶段的 MA 层交叉操作:首先随机产生一组由 0,1 组成且与 MA 序列长度相等的集合N;其次在P_1中选出与N中的 0 位置对应的基因,并复制到C_1相应的位置上;同理在P_2中选出与N中的 0 位置对应的基因,并复制到C_2相应的位置上。最后P_1的剩余基因保留在C_2中,P_2的剩余基因保留在C_1中。

4) 若个体 P_i 未得到改善,则选择全局最优个体作为父代 1,重复交叉操作;若个体 P_i 仍未得到改善,则随机产生一个解替换 P_i ,作为父代 2;循环执行以上操作直到模因组内次优个体均被改善。

3.2.2 嵌有扰动算子的模因组搜索更新策略 传统 SFLA 进行模因组搜索时通常只对组内最差个体进行更新,不更新组内最优个体 P_{best} ,易使算法陷入局部最优,因此为避免此缺点,本文对组内最优个体 P_{best} 进行扰动操作,产生新解 P'_{best} 。计算新解的适应度值,与最优个体进行比较来确定是否选择接受新解 P'_{best} ,若新解 P'_{best} 被接受,则更新最优个体,同时比较更新后的最优个体 P'_{best} 和全局最优个体 P_{global} ,若最优个体 P'_{best} 优于全局最优个体 P_{global} ,则将 P'_{best} 代替 P_{global} 。扰动操作包括两种:1)随机选择两个不同的位置,将两个位置之间的基因插入到第二个位置之后;2)随机选择两个不同的位置,将两位置之间的基因进行翻转;其中,操作 1)应用于 OS 层;操作 2)应用于 MA 层。假设选取同一阶段的 OS 层 $\{4, 5, 3, 2, 1, 6\}$ 和 MA 层 $\{3, 2, 1, 1, 2, 3\}$ 进行扰动操作,具体如图 2 所示。

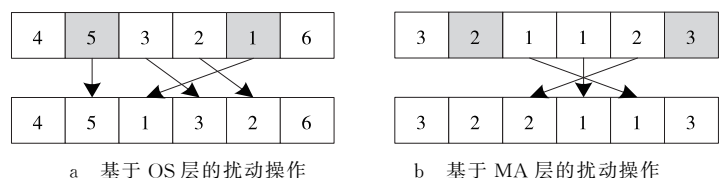


图 2 扰动操作示意图

Fig. 2 Schematic diagram of disturbance operation

3.3 ISFLA 算法流程

步骤 1:初始化种群及相关参数。

步骤 2:对种群中的个体进行非支配排序,并对种群进行划分。

步骤 3:运用 3.2.1 和 3.2.2 节的模因组搜索更新策略执行每一个模因组的局部搜索过程。

步骤 4: 执行每个模因组的搜索过程, 直到 m 个模因组的个体均更新完毕, 跳出步骤 3。

步骤 5: 重构种群, 循环步骤 2 到步骤 4, 直到达到最大迭代次数。该算法的框架如图 3 所示。

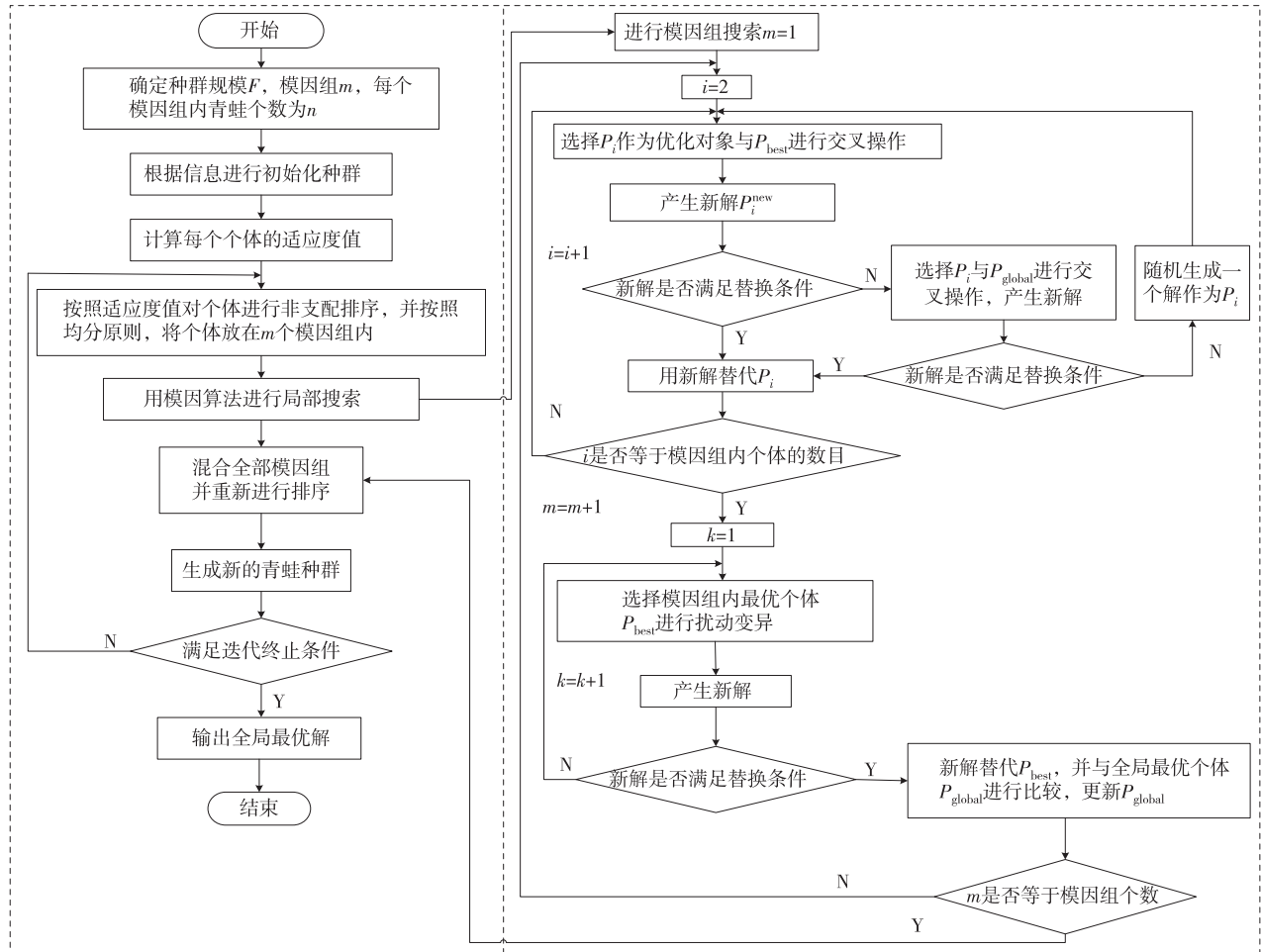


图 3 ISFLA 的流程框架图

Fig. 3 Flow diagram of ISFLA

4 仿真实验与分析

为验证 ISFLA 的性能, 采用多组算例对 ISFLA 进行测试, 并与 SFLA, NSGA-II, SPEA-II 进行对比, 仿真实验运行在 PC 机上, 具体硬件环境为: CPU: 2.8 GHz, 内存: 8 GB; 软件环境为: 操作系统为 Windows 7, 仿真软件 Matlab R2018a。

4.1 算例生成

参照文献[17]的实验算例规模的设置, 并根据问题特征设计了大、小规模算例进行实验。其中, 小规模算例: 工件的数量分别是 5, 10, 15, 对应的阶段数为 3; 大规模算例: 工件的数量分别是 60, 80, 100, 对应的阶段数为 3。无论是小规模算例还是大规模算例, 每个加工阶段可使用的机器数符合离散的均匀分布区间为 $[2, 4]$, 各工件在每台机器上的正常加工时间符合均匀分布区间 $[20, 40]$ 。参照文献[18]对调整时间的设置进行扩展, 调整时间分为短调整时间和长调整时间两类, 具体而言, 短调整时间约占加工时间的 30%, 长调整时间约占加工时间的 150%, 假设小规模算例的调整时间为短时间类的, 大规模算例的调整时间为长时间类的。由于本文考虑了学习效应的影响, 因此需增加学习率的相关数据, 设学习率在 $[0.6, 0.9]$ 区间上选取, 且步长定为 0.1。各工件能在同一条生产线上生产加工, 故具有较高的相似度, 设各工件之间的相似度为 $[0.6, 1]$ 区间上的随机数。此外, $pe_h \in [10, 15]$ kW, $ie_h, ae_h \in [1, 3]$ kW, ce 为 2 kW。

4.2 ISFLA 与 CPLEX 的对比结果

鉴于 CPLEX 求解多目标问题的局限性, 本文参照文献[19]中多目标算法与 CPLEX 对比的方式, 分别以最小化完工时间和最小化总能耗为目标, 利用 CPLEX 进行求解, 将求解结果与 ISFLA 得到的最优完工时间和总

能耗分别进行对比,并计算两者的偏差值。工件数量分别为 5,10,15,20 和 25,阶段数均为 3,各阶段机器数量分别为 2,3 和 2,对比结果如表 2 所示。

表 2 ISFLA 与 CPLEX 的对比结果

Tab. 2 The comparative results of ISFLA and CPLEX

工件数量	完工时间/s		完工时间偏差	总能耗/kW		总能耗偏差
	CPLEX	ISFLA		CPLEX	ISFLA	
5	160.9	164.6	2.3%	5 391.0	5 494.4	1.9%
10	244.2	258.5	5.9%	10 971.2	11 172.5	1.8%
15	353.0	358.0	1.4%	17 856.7	18 023.8	0.9%
20	454.6	469.0	3.2%	23 372.3	23 772.3	1.7%
25	540.9	549.1	1.5%	28 837.6	29 139.4	1.0%

从表 2 可以看出,在 5 组实验中,ISFLA 与 CPLEX 最大完工时间偏差为 5.9%,最大总能耗偏差为 1.9%,均在可接受范围内。通过与 CPLEX 对比,验证了 ISFLA 的有效性。

4.3 ISFLA 与其他算法对比结果

为了进一步验证 ISFLA 的有效性,分别将 ISFLA 与 SFLA,NSGA-II 和 SPEA-II 进行对比,算法的基本参数统一设置如表 3 所示。

为了比较 ISFLA,标准 SFLA,NSGA-II,SPEA-II 这 4 种算法的优化性能,本文选择应用较为广泛的反转世代距离(Inverted generational distance,IGD)^[20]作为评价指标,该指标计算为:

$$d_{\text{IGD}} = \frac{\sum_{\bar{j} \in F^*} d'_j}{|F^*|}。$$

其中: F^* 表示分布在真实 Pareto 面上的点集, $|F^*|$ 为分布在真实 Pareto 面上点集的个体数, $d'_j = \min_{\bar{i} \in F} |\bar{j} - \bar{i}|$ 表

示解集 F^* 的点 $\bar{j}$ 到 F 中个体 $\bar{i}$ 的最小欧几里得距离,IGD

指标主要通过计算在真实 Pareto 前沿面上的每个个体到算法获取的个体集合之间的最小距离之和来评估算法的综合性能,IGD 的值越小代表算法的综合性能越好。由于考虑学习效应和顺序相关调整时间的多阶段 HFSP 是新问题,真正的 F^* 无法被获取,所本文以 ISFLA,SFLA,NSGA-II,SPEA-II 共 4 种算法综合求出的 Pareto 前沿作为真正的 F^* ,再进行 IGD 的计算。同时为了避免算法的随机性误差,对于每组算例,每个算法被设置独立运行 10 次,然后统计各算法所得的平均 IGD 值如表 4 所示。

表 4 是对于不同规模的问题,ISFLA,SFLA,NSGA-II,SPEA-II 这 4 种算法通过实验计算所得到的平均 IGD 值。从 IGD 指标的角度分析,IGD 的值越小代表对应算法的综合性能就越好,无论是小规模问题还是大规模问题,ISFLA 得出的 IGD 值绝大部分是小于其他 3 种算法的,为了更直观地体现 IGD 指标算法综合性能的评价,给出了这 4 种算法通过实验计算得到的 IGD 值的箱线图,从图 4 可以很明显地看出,ISFLA 相对于其他 3 种算法,IGD 的值更小,说明 ISFLA 在求解该问题时能够获得更好的 Pareto 解集,近而可以为企业制定合理的生产方案提供参考。

4.4 ISFLA 对学习效应分析

为了更加形象地显示学习效应的变化对最大完工时间和总能耗两个优化目标的影响,以 T01 和 T05 算例为例,计算得到 ISFLA 在学习率为 90%,80%,70%和 60%时的最优 Pareto 解,如表 5 所示。

表 5 是小规模算例 T01、大规模算例 T05 在不同学习率下得到的 Pareto 最优解集,当学习率由 90%到 60%时,获得的最大完工时间和总能耗均有明显的降低,但是降低的程度不同,这是因为当学习率为 90%,80%,70%,60%时,相对应的学习因子为-0.15,-0.32,-0.51,-0.73,由(1)和(2)式可知,各工件的实际加工时间和实际调整时间随着学习率的降低,减小得更多。可知同样的工件进行流水线加工时由于学习率的不同会使最

表 3 4 种算法的参数设置

Tab. 3 Parameter Settings of the four algorithms

参数	SFLA	NSGA-II	SPEA-II	ISFLA
种群规模	50	50	50	50
迭代次数	100	100	100	100
交叉概率	0.7	0.7	0.7	0.7
变异概率	0.3	0.3	0.3	0.3
模因组数	5			7
模因组个体数	10			8

终的调度目标有所不同,这足以说明在现实生产过程中不应该忽略学习效应对生产加工的影响。

表 4 各算法的平均 IGD
Tab. 4 The average IGD of each algorithm

问题	n	ST	学习率	ISFLA	SFLA	NSGA-II	SPEA-II
T01	5	30%	0.6	7.85e+01*	6.62e+02	4.49e+02	1.26e+02
T02	15	30%		0.00e+00*	1.01e+03	1.55e+03	6.63e+02
T03	25	30%		0.00e+00*	2.81e+03	1.66e+03	1.32e+03
T04	60	150%		0.00e+00*	4.59e+03	2.28e+03	5.45e+03
T05	80	150%		0.00e+00*	5.13e+03	5.68e+03	2.72e+03
T06	100	150%		0.00e+00*	5.20e+03	5.75e+03	6.73e+03
T01	5	30%	0.7	3.20e+02*	4.07e+02	3.52e+02	7.72e+02
T02	15	30%		3.06e+02*	1.49e+03	4.10e+02	8.08e+02
T03	25	30%		0.00e+00*	1.56e+03	2.66e+03	1.93e+03
T04	60	150%		0.00e+00*	3.07e+03	2.92e+03	4.08e+03
T05	80	150%		0.00e+00*	7.37e+03	8.48e+03	4.21e+03
T06	100	150%		0.00e+00*	3.63e+03	4.75e+03	3.90e+03
T01	5	30%	0.8	1.53e+02*	1.65e+02	1.90e+02	5.06e+02
T02	15	30%		4.29e+02*	8.18e+02	4.36e+02	7.33e+02
T03	25	30%		5.45e+02	4.14e+02*	9.42e+02	7.67e+02
T04	60	150%		2.19e+03	4.81e+03	2.02e+03*	8.64e+03
T05	80	150%		2.48e+03*	9.96e+03	8.84e+03	7.32e+03
T06	100	150%		0.00e+00*	7.31e+03	9.98e+03	1.67e+04
T01	5	30%	0.9	2.36e+02*	7.42e+02	3.54e+02	2.61e+02
T02	15	30%		4.69e+01*	2.08e+03	6.82e+02	1.39e+03
T03	25	30%		6.82e+00*	1.07e+03	1.90e+03	1.59e+02
T04	60	150%		0.00e+00*	6.15e+03	8.14e+03	5.05e+03
T05	80	150%		0.00e+00*	2.04e+04	1.08e+04	8.69e+03
T06	100	150%		4.53e+02*	1.76e+03	4.71e+03	1.09e+04

注: * 表示该解为最优结果

5 结语

本文将相似性学习效应模型应用于考虑顺序相关调整时间的多阶段 HFSP 中,以最小化最大完工时间和总能耗为优化目标,建立了考虑学习效应和顺序相关调整时间的 HSFP 模型,同时设计了 ISFLA 对该问题进行求解,该算法通过改进局部搜索策略来克服易陷入局部最优的缺陷。为了验证所提出的 ISFLA 求解考虑学习效应和顺序相关调整时间的 HFSP 的可行性和优越性,本文首先选取 SFLA,NSGA-II,SPEA-II 作为对比算法,并设计了 24 组算例来进行仿真实验。此外,通过实验发现不同的学

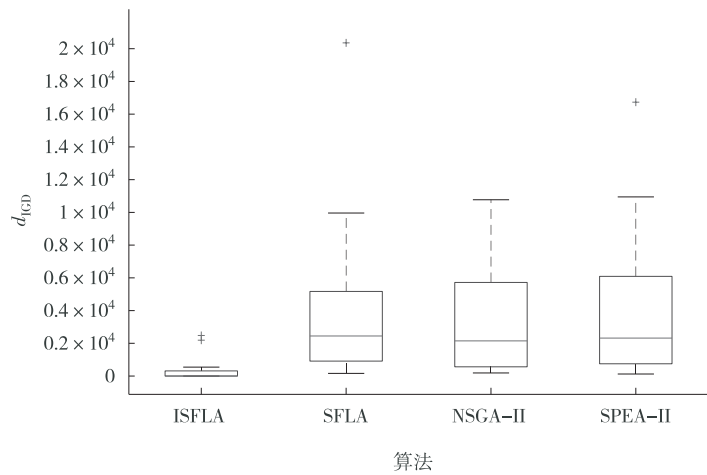


图 4 4 种算法的 IGD 指标箱线图
Fig. 4 IGD index boxplot of 4 algorithms

习率对优化目标的影响有所不同,即学习率越小,优化目标值降低得越明显。该研究可为企业制定更加合理的生产调度方案提供决策支持与参考,从而促进企业实现生产效率提升及节能降耗的目标。在后续的研究中,可结合生产实际在复杂的加工环境中考虑人和机器同时具有疲劳效应时对生产调度产生的影响。

表 5 不同学习率下 T01、T05 的 Pareto 解集

Tab. 5 Pareto solution set of T01 and T05 under different learning rates

问题	90%		80%		70%		60%	
	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ
T01	246.9	5 464.5	233.2	5 093.3	155.5	4 549.1	129.1	5 709.2
	178.6	5 762.2	144.4	5 620.6	153.1	4 921.8	137.8	4 549.2
	152.7	5 864.2	230.5	5 250.1	153.3	4 653.1	139.6	4 484.4
	178.5	5 680.9	169.3	5 272.5	152.7	5 171.6	134.2	4 984.5
	245.7	5 490.1	160.6	5 283.2	172.5	4 357.3	145.0	4 230.5
	178.9	5 636.7					134.9	4 638.8
	179.2	5 623.5						
平均值	194.4	5 646.0	187.6	5 303.9	157.4	4 730.6	136.8	4 766.1
问题	90%		80%		70%		60%	
	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ	$C_{\max}/s$	TEC/kJ
T05	2 641.3	66 885.3	1 574.1	47 112.7	944.7	23 751.4	618.6	15 097.0
	2 633.2	68 250.9	1 590.6	46 237.3	954.8	23 270.3	632.9	14 603.6
	2 633.4	67 468.1			961.1	23 238.6	627.6	14 711.7
	2 615.0	68 762.6			943.1	23 849.1	623.0	14 938.9
	2 642.3	65 855.1					634.1	14 469.1
							606.2	16 249.0
							621.3	14 943.9
平均值	2 633.0	67 444.4	1 582.4	46 675	950.9	23 527.35	623.4	15 001.9

参考文献:

- [1] LINN R, ZHANG W. Hybrid flow shop scheduling: a survey [J]. Computers & Industrial Engineering, 1999, 37(1/2): 57-61.
- [2] 任彩乐, 张超勇, 孟磊磊, 等. 基于改进候鸟优化算法的混合流水车间调度问题[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(3): 119-129.
REN C L, ZHANG C Y, MENG L L, et al. Hybrid flow-shop scheduling problems based on improved migrating birds optimization algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(3): 119-129.
- [3] YU C L, SEMERARO Q, MATTA A. A genetic algorithm for the hybrid flow shop scheduling with unrelated machines and machine eligibility[J]. Computers & Operations Research, 2018, 100: 211-229.
- [4] 彭乘风, 陈庆新, 毛宁, 等. 具有无序工序生产特征的混合柔性流水车间在线调度[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(11): 2775-2787.
PENG C F, CHEN Q X, MAO N, et al. Online scheduling for hybrid flexible flow shop with open-shop[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(11): 2775-2787.
- [5] PAN Q K. An effective co-evolutionary artificial bee colony algorithm for steelmaking-continuous casting scheduling[J]. European Journal of Operational Research, 2016, 250(3): 702-714.
- [6] WRIGHT T P. Factors affecting the cost of airplanes[J]. Journal of the Aeronautical Sciences, 1936, 3(4): 122-128.
- [7] 李永林, 董明, ZHANG Y F. 考虑学习效应的多目标流水车间调度问题[J]. 系统管理学报, 2017, 26(6): 1071-1080.
LI Y L, DONG M, ZHANG Y F. Multi-objective flow-shop scheduling problems with a learning effect[J]. Journal of Systems & Management, 2017, 26(6): 1071-1080.
- [8] WANG J B, GENG X N, LIU L, et al. Single machine CON/SLK due date assignment scheduling with controllable processing

- time and job-dependent learning effects[J]. The Computer Journal, 2018, 61(9): 1329-1337.
- [9] HE H Y. Minimization of maximum lateness in an m-machine permutation flow shop with a general exponential learning effect [J]. Computers & Industrial Engineering, 2016, 97(4): 73-83.
- [10] GAO F, LIU M, WANG J J, et al. No-wait two-machine permutation flow shop scheduling problem with learning effect, common due date and controllable job processing times[J]. International Journal of Production Research, 2018, 56(6): 2361-2369.
- [11] CHEN X, CHAU V, XIE P Y, et al. Complexity of late work minimization in flow shop systems and a particle swarm optimization algorithm for learning effect[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 111: 176-182.
- [12] 侯丰龙, 叶春明, 耿秀丽. 基于多目标萤火虫膜算法的学习效应生产调度问题[J]. 系统管理学报, 2018, 27(4): 704-711.
HOU F L, YE C M, GENG X L. Learning effect production scheduling problem based on multi-objective firefly membrane algorithm[J]. Journal of System & Management, 2018, 27(4): 704-711.
- [13] PARGAR F, ZANDIEH M, KAUPPILA O, et al. The effect of worker learning on scheduling jobs in a hybrid flow shop: a bi-objective approach[J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2018, 27(3): 265-291.
- [14] 俞佳斌. 基于相似性的学习曲线及其单机调度研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
YU J B. Research of learning curve based similarity and single machine scheduling[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [15] LEI D, GUO X. Ashuffled frog-leaping algorithm for hybrid flow shop scheduling with two agents[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(23): 9333-9339.
- [16] 张洪亮, 张金春, 盖海江. 带有学习效应的多目标置换流水车间调度问题研究[J]. 南华大学学报(自然科学版), 2020, 34(5): 77-86.
ZHANG H L, ZHANG J C, GE H J. Research on multi-objective permutation flow-shop scheduling problem with learning effect[J]. Journal of University of South China (Science and Technology), 2020, 34(5): 77-86.
- [17] 赵晴瑶. 基于改进果蝇优化算法的混合流水车间调度方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018.
ZHAO Q Y. Research on hybrid flow shop scheduling method based on improved fruitfly optimization algorithm[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2018.
- [18] SHEN L. A tabu search algorithm for the job shop problem with sequence dependent setup times[J]. Computers & Industrial Engineering, 2014, 78: 95-106.
- [19] 朱熠, 陈璐. 考虑准备时间的多目标混合流水车间调度[J]. 工业工程与管理, 2020, 25(4): 159-165.
ZHU Y, CHEN L. Multi-objective hybrid flow shop scheduling considering setup time [J]. Industrial Engineering and Management, 2020, 25(4): 159-165.
- [20] TIAN Y, CHENG R, ZHANG X Y, et al. PlatEMO: a MATLAB platform for evolutionary multi-objective optimization[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2017, 12(4): 73-87.

Operations Research and Cybernetics

Research on Multi-Stage Hybrid Flow Shop Scheduling Problem with Learning Effect

ZHANG Hongliang, XU Gongjie, ZHANG Jinchun

(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan, Anhui 243032, China)

Abstract: [Purposes] The multi-stage hybrid flow shop scheduling problem which considering the sequence correlation adjustment time with learning effect is studied. [Methods] According to the characteristics of the problem, a hybrid flow shop scheduling model with the goal of minimizing completion time and total energy consumption is established, and an improved shuffled leapfrog algorithm is designed to solve the problem. The proposed algorithm is tested with different scale test problems and compared with the other three algorithms. [Findings] The test results show that the proposed algorithm is superior to the other three algorithms. In addition, different learning rates have different effects on scheduling goals. [Conclusions] It has certain guiding significance for the goals of enterprises to improve production efficiency and reduce energy consumption, and can provide decision-making support for decision-makers when making production scheduling schemes.

Keywords: learning effects; sequence dependent setup time; hybrid flow shop; unrelated parallel machine; improved shuffled leapfrog algorithm

(责任编辑 许 甲)