

考虑能耗与质量的机床构件生产线多目标 柔性作业车间调度方法

朱光宇[†], 徐文婕

(福州大学 机械工程及自动化学院, 福州 350116)

摘 要: 针对机床构件的生产存在多品种、小批量、生产能耗大的特点, 建立以完工时间、空闲时间、加工质量及机器能耗为目标的多目标柔性作业车间调度模型, 提出一种基于直觉模糊集相似度的遗传算法(IFS_GA). 该算法将直觉模糊集相似度值作为适应度值来引导算法进化; 利用拥挤距离修剪外部档案, 提高种群的多样性. 此外, 为提高初始种群的质量, 设计一种基于权重的启发式规则. 为提高算法的寻优能力, 提出一种新的染色体交叉方法, 通过直觉模糊集相似度值选出引导体以引导交叉. 最后, 在可行的 Pareto 最优解集中, 选择直觉模糊集相似度值最大的解作为最满意解. 通过算例测试、实例仿真和 QUEST 软件验证, 结果表明, 所提出算法是有效的, 并且效果优于 NSGAI 算法.

关键词: 柔性作业车间调度; 多目标优化; 直觉模糊集相似度; 能耗; QUEST 仿真; 基于权重的启发式规则
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Multi-objective flexible job shop scheduling method for machine tool component production line considering energy consumption and quality

ZHU Guang-yu[†], XU Wen-jie

(College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: A multi-objective flexible job shop scheduling model aiming at the completion time, idle time, processing quality and machine tool energy consumption is established according to the characteristics of machine tool components in production such as multi-varieties, small batch and large production energy consumption. And a genetic algorithm based on intuitionistic fuzzy set similarity (IFS_GA) is proposed to solve this scheduling model. The intuitionistic fuzzy set similarity value is used as the fitness value to lead the evolution of the algorithm. The crowd distance is used to trim the external files to improve the diversity of the population. In order to improve the quality of the initial population, a weight-based heuristic rule is proposed. A new chromosome cross method is presented to improve the searching ability of the algorithm. The leader is selected by the intuitionistic fuzzy set similarity value to guide the cross. In the feasible Pareto optimal solution, the solution with the highest similarity value of the intuitionistic fuzzy set is selected as the most satisfactory solution. The proposed algorithm is tested with the verification methods of example simulation, instance simulation and QUEST software. The results show that the IFS_GA is effective, and it is better than the NSGAI.

Keywords: flexible job shop scheduling; multi-objective optimization; similarity of intuitionistic fuzzy set; energy saving; QUEST simulation; heuristic rules based on weights

0 引 言

近年来随着国家高端制造业的兴起, 制造业不仅需要通过科研水平提升产品性能, 还需要从生产管理、制造过程、制造柔性、敏捷性等方面提升产品的生产效率和保证产品质量^[1].

车间调度是企业生产管理的核心. 机床构件的生产存在多品种、小批量、生产能耗大的特点, 每种构件的工序都不相同, 每道工序又可在一台或者多台设备上加工, 是典型的柔性作业车间调度问题 (Flexible job-shop scheduling problem, FJSP). 合理的

收稿日期: 2018-01-26; 修回日期: 2018-04-11.

基金项目: 工信部 2016 智能制造综合标准化与新模式应用项目 (工信部联装 (2016)213 号); 福建省科技厅科技计划重点项目 (2016H0015); 福建省高端装备制造协同创新中心项目 (2015A003).

责任编委: 阳春华.

作者简介: 朱光宇 (1970—), 男, 教授, 博士, 从事智能制造等研究; 徐文婕 (1994—), 女, 硕士生, 从事智能优化调度的研究.

[†]通讯作者. E-mail: zhugy@fzu.edu.cn.

作业生产安排可以降低生产成本,提高企业的生产效率和生产质量.因此,根据车间的实际情况提出一个好的车间调度方案是至关重要的.

传统的针对FJSP的研究一般涉及到完工时间和加工成本等.徐华等^[2]建立了以最大完工时间、生产成本和生产质量为目的的柔性作业车间调度模型,提出了一种混合离散蝙蝠算法进行求解.赵诗奎等^[3]针对以完工时间为目标的作业车间调度优化问题,提出了一种主动调度、无延迟调度与启发式规则相结合的启发式种群初始化方法和新的领域搜索机制.赵小强等^[4]提出采用功效系数法将所有工件完成时间和机器的总负载转化为单一的最小化目标,以求解柔性作业车间调度问题.彭建刚等^[5]研究最小化最大完工时间、机器总负荷和最大机器负荷3个性能指标,提出了一种基于改进非支配排序的云模型.Wang等^[6]研究以完工时间为性能指标的不确定作业车间调度问题,提出了一种混合局部搜索算法.随着国家节能政策的提出,企业越来越重视生产管理中的能量消耗问题,人们在FJSP的研究中也开始考虑能耗因素.王雷等^[7]将遗传算法进行改进,求解以完工时间、机器能耗和工人操作机器的舒适度作为目标的柔性作业车间调度问题.Liu等^[8]研究了以加权拖期成本和能耗为目标的双目标车间调度问题.Dai等^[9]研究了总完工时间和能耗的多目标柔性流水车间调度问题,并对金属加工车间实例进行了仿真分析.蒋增强等^[10]提出了包括能源消耗、最大完工时间、加工成本和成本加权加工质量的多目标柔性作业调度模型,设计了基于血缘变异的改进非支配排序遗传算法.魏鑫等^[11]针对导弹结构件混线生产过程,以能量消耗和完工时间为目标,建立了柔性作业车间混线生产系统的调度模型,提出了一种二元混合的改进遗传算法对该调度模型进行求解.

针对上述分析,以及某机床构件生产车间的实际情况,本文建立一个考虑完工时间、空闲时间、加工质量以及机床能源消耗的MOFJSP(Multi-objective flexible job-shop scheduling problem)数学模型.对于多目标优化问题,各个不同的目标相互冲突,如何分配目标适应度值是多目标问题优化过程中的一个关键问题.目前,多目标适应度值分配策略分为3类:聚集函数法^[4]、基于群体的方法^[12-14]和基于Pareto的方法^[15-18].聚集函数法是将多目标优化问题转化为单目标优化问题,简单易行,但很难为不同的目标产生合适的权值.基于群体的方法,类似于加权和方法,它不能解决折中前沿为凹的问题.基于Pareto的方法

是目前较为流行的方法,但随着目标数量的增加,算法中非支配解的比例迅速提升,以支配关系作为适应度值难以区分较优的解.

本文提出将直觉模糊集相似度值作为适应度值来引导GA算法进化,建立IFS_GA(Genetic algorithm based on intuitionistic fuzzy set similarity)算法,可以有效消除目标数量级和量纲影响,适合于求解高维多目标优化问题.为了提高初始种群的质量,同时提出一种基于权重的启发式规则.通过直觉模糊集相似度值选出引导体以引导染色体交叉,提高算法的寻优能力.在可行的Pareto最优解中,选择直觉模糊集相似度值最大的解作为最满意解.

本文对算法进行算例测试、案例仿真和QUEST软件验证. Quest是达索(Dassault)公司旗下产品Delmia的一部分,是用于对生产工艺流程的准确性与生产效率进行仿真与分析的全三维数字化工厂环境.为更直观体现IFS_GA算法对机床构件作业车间数据的优化,用QUEST软件对机床构件作业车间的生产线建模,将IFS_GA算法、NSGAII算法的优化结果及原始调度方案输入到QUEST模型,完成仿真分析.

1 多目标柔性车间调度模型

1.1 问题描述

MOFJSP调度问题可以描述为:车间配有 m 台机器 $M = \{M_k\}(k \in [1, m])$,需要加工 n 个工件 $J = \{J_i\}(i \in [1, n])$.每个工件由 q_i 道工序组成, q_i 道工序之间有工艺上的先后约束关系;工件 J_i 的每道工序 $O_{ij}(j \in [1, q_i])$ 可由 m 台机器中的 p_{ij} 台机器加工;用 $M(O_{ij})$ 表示工序 O_{ij} 的可选机器集合, O_{ij}^k 表示工件 J_i 的第 j 道工序 O_{ij} 选择在第 k 台机器 M_k 上加工, t_{ij}^k 表示工序 O_{ij} 在机器 M_k 的加工时间.调度的目标是在满足约束条件下,通过选择最优的工序排序和加工机器来优化期望目标.约束条件如下:

- 1) 每个工件在 $t = 0$ 时刻都可被加工,每个机器在 $t = 0$ 时刻都可用;
- 2) 每台机器在固定时刻只能加工一个工件,每个工件在固定时刻只能在一台机器上加工;
- 3) 工件的准备和移动时间包含在加工时间内;
- 4) 机器在加工过程中不能中断;
- 5) 机器可以连续运转并且机器之间存在无限大的缓存区.

1.2 目标函数

基于实际车间运行成本的考虑,本文研究完工时间 T 、空闲时间 TP 、加工质量 Q 以及能源消耗 E 四个

目标,因此,建立4个目标柔性作业车间调度模型,可以表示为

$$\min(T, TP, Q, E). \quad (1)$$

1) 完工时间 T . 产品的生产周期是评价工厂生产效率的一个重要指标,本文以最小化完工时间为目标来控制生产成本. 将完工时间定义为调度过程中所有机器的最大完工时间,即

$$T = \max\{c_k | k = 1, 2, \dots, m\}, \quad (2)$$

其中 c_k 表示机器 M_k 最后一道工序的完工时间.

2) 空闲时间 TP . 不同调度方案中机床的空闲时间是不同的,本文以最小化空闲时间为目标,从而间接提高设备利用率. 将空闲时间定义为调度过程中所有机器空闲时间的总和,即

$$TP = \sum_{k=1}^m \left(T - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} a_{ij}^k * t_{ij}^k \right). \quad (3)$$

其中: T 表示完工时间; $a_{ij}^k \in \{0, 1\}$ 表示工序 O_{ij} 是否在机器 M_k 上加工, $a_{ij}^k = 1$ 表示是, $a_{ij}^k = 0$ 表示否.

3) 加工质量 Q . 机床加工后的零件不符合精度要求,可能产生不合格品,不同机器加工的不同工序的不合格品率是不同的,其反映了不同的加工质量. 不合格品率越高,加工质量越不稳定. 因此,采用工序的不稳定指数 L_{ij}^k 代表不合格品率. 本文以最小化不稳定指数为目标来提高产品质量. 将加工质量定义为所有机器对应工序的不稳定指数的总和,即

$$Q = \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} a_{ij}^k \times L_{ij}^k, \quad (4)$$

其中 L_{ij}^k 表示工序 O_{ij} 在机器 M_k 上加工的加工质量.

4) 能源消耗 E . 随着节能理念的提出,工厂对能源消耗方面越来越重视. 在实际的加工过程中,机器能源消耗可分为两个部分,即空载消耗的能量和加工消耗的能量,其中空载能耗表示机器开机后,两个工件加工之间的空转消耗的能量. 本文以最小化机器能耗为目标来提高生产效益. 将能源消耗定义为所有机器的能源消耗总和,即

$$E = \sum_{k=1}^m E_k = \sum_{k=1}^m (E_k^Z + E_k^Q), \quad (5)$$

$$E_k^Z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} (a_{ij}^k \times t_{ij}^k) \times P^k, \quad (6)$$

$$E_k^Q = \left(c_k - t^{kstart} - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} (a_{ij}^k \times t_{ij}^k) \right) \times PD^k. \quad (7)$$

其中: E_k^Z 表示机器 M_k 加工消耗能量, E_k^Q 表示机器 M_k 空载消耗能量, P^k 表示机器 M_k 的加工功率, c_k

表示机器 M_k 的完工时间, t^{kstart} 表示机器 M_k 的开机时间, PD^k 表示机器 M_k 的空转功率.

2 基于直觉模糊集相似度的遗传算法

进化算法是一类模拟生物自然选择和自然进化的随机搜索算法,它一次运行便能得到一组折中解,非常适合求解多目标优化问题,其中遗传算法是最常用的进化算法. 因此,针对多目标柔性作业车间调度问题,本文提出了基于直觉模糊集相似度的遗传算法(IFS_GA)用以求解,可以解决不同目标相互冲突的矛盾,有效消除目标数量级和量纲影响. IFS_GA算法流程由编码方案、种群初始化方法、选择操作、交叉算子、变异算子及多样性保留策略6个部分组成.

2.1 编码方案

在柔性作业车间调度问题中,需要对工件加工的先后顺序和机器进行选择,本文采取基于工序和机器的分段编码. 染色体编码方式为整数编码,每一条染色体 x 的基因长度为 $2 \sum_{i=1}^n q_i$,表示为总工序数的2倍. 其中,染色体 x 的前半部分表示所有工件在机器上的加工顺序,后半部分表示工件每道工序在可选机器集的序号. 编码的形式表示如图1所示:

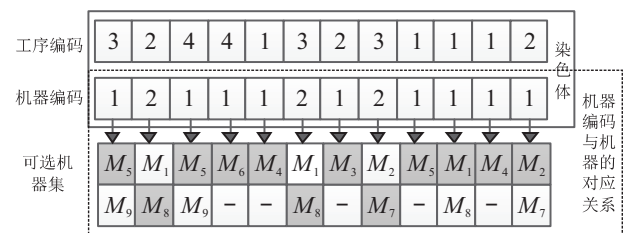


图1 编码示意图

该个体表达了4个工件在9台机器上的12道工序的加工顺序,工件1有4道加工工序,工件2、工件3有3道工序,工件4有2道工序,工件的加工顺序为 $O_{31} \rightarrow O_{21} \rightarrow O_{41} \rightarrow O_{42} \rightarrow O_{11} \rightarrow O_{32} \rightarrow O_{22} \rightarrow O_{33} \rightarrow O_{12} \rightarrow O_{13} \rightarrow O_{14} \rightarrow O_{23}$. 每一道工序 O_{ij} 都有其对应的可选机器集合 $M(O_{ij})$,图1显示了每一道工序所对应的可选机器集合. 机器编码表示为可选机器集的序号 l ,由图1可知,工序 O_{31} 可选机器集包含 M_5 、 M_9 两种机器,机器编码 $l = 1$ 表示从可选机器集中选择第1台机器 M_5 . 以此类推,确定每道工序的加工机床,依次为 $M_5 \rightarrow M_8 \rightarrow M_5 \rightarrow M_6 \rightarrow M_4 \rightarrow M_8 \rightarrow M_3 \rightarrow M_7 \rightarrow M_5 \rightarrow M_1 \rightarrow M_4 \rightarrow M_2$.

2.2 初始化方法

算法初始解的质量对于种群进化的速度和质量至关重要,为了提高解的质量和保持种群多样性,本

文采用随机生成大部分初始种群个体及结合启发式规则生成小比率优良个体的方法. 其中, 针对工序编码部分进行随机编码, 针对机器编码部分采用权重法计算选择概率, 优先选择加工时间短、运行功率小并且加工质量高的机器. 基于权重的启发式规则的选择概率计算公式为

$$Z_l^k(O_{ij}) = \frac{P^k}{\sum_{k=1}^m P^k} + \frac{t_{ij}^k}{\sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} t_{ij}^k} + \frac{L_{ij}^k}{\sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{q_i} L_{ij}^k}, \quad (8)$$

$$P(O_{ij}^l) = 1 - Z_l^k / \sum_{l=1}^{p_{ij}} Z_l^k. \quad (9)$$

其中: $Z_l^k(O_{ij})$ 表示工序 O_{ij} 的可选机器集合中的第 l 台机器 M_k 的权重值, $P(O_{ij}^l)$ 表示工序 O_{ij} 的可选机器集合中第 l 台机器的选择概率.

利用权重的启发式规则实现机床编码初始化的步骤如下.

Step 1: 根据工序编码得到可选的机器集合 $M(O_{ij})$.

Step 2: 根据式(8)和(9)计算对应机器的选择概率 $P(O_{ij}^1), P(O_{ij}^2), \dots, P(O_{ij}^{p_{ij}})$, 其中 p_{ij} 是机器集合可选机器的数量. 机器的选择概率越大, 越容易被选用.

Step 3: 随机生成一个概率 P_a , 依此判断 P_a 与 $P(O_{ij}^l)$ 的大小. 若 $P_a < P(O_{ij}^l)$, 则选取机器集合 $M(O_{ij})$ 中的第 l 台机器, 确定对应的机器编码为 l ; 若 P_a 大于集合中所有机器的选择概率, 则重新生成 P_a .

2.3 选择操作

选择操作的作用是避免有效基因的损失, 使高性能的个体能以更大的概率生存, 从而提高全局收敛和计算效率. 本文采用轮盘赌法^[19]选择适应度较好的染色体, 个体选择的概率为

$$p_i(i) = \text{Fitness}(i) / \sum_{i=1}^{\text{NIND}} \text{Fitness}(i). \quad (10)$$

其中: p_i 表示第 i 条染色体 x 在每次选择中被选中的概率; $\text{Fitness}(i)$ 表示第 i 条染色体 x 的适应度值, 适应度值越大, p_i 越大, 表明该染色体越容易被选中.

对于多目标优化问题, 各个不同的目标相互冲突, 因此, 如何分配目标适应度值是多目标问题优化过程中的一个关键问题. 本文提出将 Pareto 解与理想解的直觉模糊集相似度值作为适应度值来引导算法进化, 具体的计算步骤如下.

Step 1: 采用 GA 算法分别对 4 个子目标进行单目标优化求解, 取 d 次迭代后的平均值作为理想解函数

$$Y_0 = (f_T^0(x), f_{TP}^0(x), f_Q^0(x), f_E^0(x)).$$

Step 2: 根据式(11)和(12)计算理想解的隶属度函数值与非隶属度函数值, 将 Y_0 映射为理想解直觉模糊集, 有

$$\text{IFS}(0) = \{ \langle x, \mu_{f_T}(0), \gamma_{f_T}(0) \rangle, \langle x, \mu_{f_{TP}}(0), \gamma_{f_{TP}}(0) \rangle, \langle x, \mu_{f_Q}(0), \gamma_{f_Q}(0) \rangle, \langle x, \mu_{f_E}(0), \gamma_{f_E}(0) \rangle \};$$

$$\mu_{f_M}(i) = \begin{cases} 1, & f_M^i(x) \leq f_M^{\min}; \\ \frac{f_M^{\max} - f_M^i(x)}{f_M^{\max} - f_M^{\min}}, & f_M^{\min} < f_M^i(x) < f_M^{\max}; \\ 0, & f_M^i(x) \geq f_M^{\max}; \end{cases} \quad (11)$$

$$\gamma_{f_M}(i) = \begin{cases} 0, & f_M^i(x) \leq f_M^{\min}; \\ \frac{f_M^i(x) - f_M^{\min}}{\alpha_M f_M^{\max} - f_M^{\min}}, & f_M^{\min} < f_M^i(x) < f_M^{\max}; \\ 1, & f_M^i(x) \geq f_M^{\max}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\mu_{f_M}(i)$ 表示第 i 条染色体的第 M 个子目标函数 $f_M^i(x)$ 的隶属度函数值; f_M^{\max} 和 f_M^{\min} 为子目标 M 在论域 U 上的上下界, 即各个子目标值的范围; 上界 f_M^{\max} 取算法在所有 gen 次迭代中第一代内该子目标的最大值, 下界取 $f_M^{\min} = \lambda f_M^0(x)$, $\lambda \in (0, 1)$; $\gamma_{f_M}(i)$ 表示第 i 条染色体 x 的第 M 个子目标函数 $f_M^i(x)$ 的非隶属度函数值; α_M 为一常数, α_M 一般取 $1 \sim 1.3$ ^[20].

Step 3: 计算各条染色体的目标函数值, 得到 Pareto 前沿 $Y_i = (f_T^i(x), f_{TP}^i(x), f_Q^i(x), f_E^i(x))$, 根据式(11)和(12), 将 Y_i 映射为 Pareto 解直觉模糊集, 有

$$\text{IFS}(i) = \{ \langle x, \mu_{f_T}(i), \gamma_{f_T}(i) \rangle, \langle x, \mu_{f_{TP}}(i), \gamma_{f_{TP}}(i) \rangle, \langle x, \mu_{f_Q}(i), \gamma_{f_Q}(i) \rangle, \langle x, \mu_{f_E}(i), \gamma_{f_E}(i) \rangle \}.$$

Step 4: 根据式(13)计算理想解直觉模糊集与 Pareto 解直觉模糊集中个体的直觉指数(犹豫程度), 公式^[21]如下:

$$\pi_{f_M}(i) = 1 - \mu_{f_M}(i) - \gamma_{f_M}(i). \quad (13)$$

Step 5: 通过隶属度值、非隶属度值以及直觉指数, 计算理想解直觉模糊集与 Pareto 解直觉模糊集的距离测度与相似度值, 有

$$q(\text{IFS}(i), \text{IFS}(0)) = \exp \left\{ \frac{1}{8} \sum_{M=1}^4 [(\mu_{f_M}(i) - \mu_{f_M}(0))^2 + (\gamma_{f_M}(i) - \gamma_{f_M}(0))^2 + \rho \times (\pi_{f_M}(i) - \pi_{f_M}(0))^2] \right\}. \quad (14)$$

$$S(\text{IFS}(i), \text{IFS}(0)) = 1 - q(\text{IFS}(i), \text{IFS}(0)). \quad (15)$$

其中: $q(\text{IFS}(i), \text{IFS}(0))$ 表示两个集合的距离测度; ρ

值考虑犹豫状态,既包含相似,又包含不相似,在没有其他先验信息的情况下,认为相似与不相似各占一半较为合理,所以取 $\rho = 1/2^{[22]}$; $S(IFS(i), IFS(0))$ 表示 Pareto 解直觉模糊集与理想解直觉模糊集中个体的相似度,将其作为适应度值。

2.4 交叉算子

种群通过交叉获得新染色体,从而推动整个种群向前进化,它决定了遗传算法的收敛能力.对于车间调度问题,交叉操作设计最重要的标准是可行性和特征继承性。

由于机器编码是基于工序编码产生的,对机器编码进行交叉后会导致产生大量的非法基因,本文针对机器编码部分不进行交叉.在确定工序编码后,工序 O_{ij} 选择的机器不变,按照 O_{ij} 对应的机器来调整相应的机器编码顺序。

本文只对工序部分进行交叉.为了继承较优的父代基因,提高算法的寻优能力,在当前外部档案中寻找直觉模糊集相似度值最大的一条染色体作为引导体来引导需要交叉的两条染色体.如图2所示, Y 是挑选出来的引导体的工序编码部分, P_1 和 P_2 是需要交叉的两条父代染色体工序编码部分。

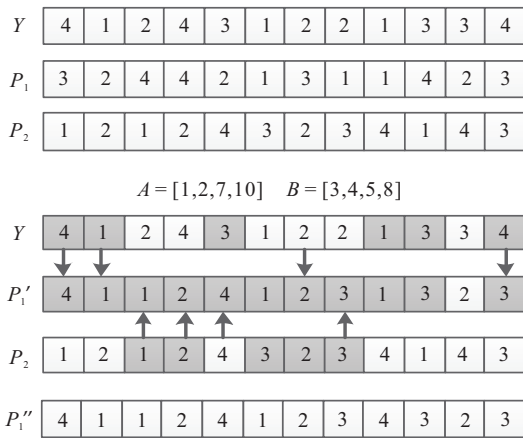


图2 交叉示意图

随机选取 a 个基因位置,位置的集合为 A ,其中表示工序编码长度的 $1/3$ 取整.在剩余的基因位置中再选取 a 个基因位置,位置的集合为 B .具体的交叉步骤如图2所示。

删除父代染色体 P_1 在位置集合 A 与位置集合 B 处的基因;复制引导体 Y 在位置集合 A 处的基因到染色体 P_1 对应的位置上;同理,复制父代染色体 P_2 在位置集合 B 处的基因到染色体 P_1 对应的位置上;生成交叉后的子代染色体 P_1' .交叉后会产生少量的非法基因,某些工件的工序多余(如 P_1' 中的工件1),某些工件的工序缺失(如 P_1' 中的工件3),因此,把工件工序多余的操作变为工件工序缺失的操作,从而生成最终的

子代染色体 P_1'' .同理,可得到子代染色体 P_2'' 。

2.5 变异算子

变异是对染色体给予较小的扰动而产生的,目的是保持种群的多样性.本文采用相同的变异方法对机器编码和工序编码进行变异,但是变异后针对非法基因的调整方法不一致.若机器编码产生非法基因,则在对应工序的可选机器集合 $M(O_{ij})$ 中重新选择机器,选择方法采用2.2节基于权重的启发式规则.若工序编码产生非法基因,则调整方法与2.4节交叉算子的工序调整方法一致。

以工序编码的变异为例进行变异算子说明.如图3所示, P_1 和 P_2 是需要变异的两条父代染色体的工序编码部分。

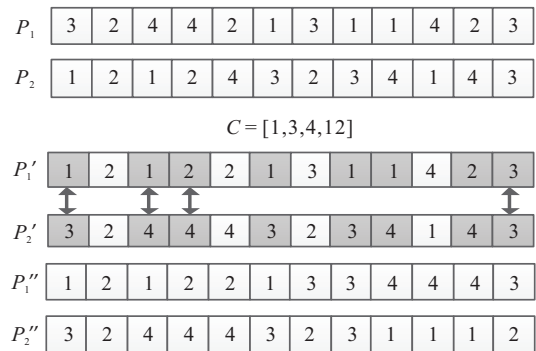


图3 变异示意图

随机选取 a 个基因位置,位置的集合为 C .父代染色体 P_1 和 P_2 在位置集合 C 处的基因进行互换,得到子代染色体 P_1' 和 P_2' .调整非法基因,得到最终子代染色体 P_1'' 和 P_2'' 。

2.6 多样性保留策略

在求解多目标柔性作业车间的调度问题时,为了维持种群分布的多样性,本文采用小生境技术中的拥挤距离来修剪更新外部档案.个体的拥挤距离可以通过计算与其相邻的两个个体在每个子目标上的距离差之和来求取.在修剪更新外部档案的过程中,根据拥挤距离进行排序,优先选择拥挤距离大的个体.其中,拥挤距离的计算公式^[23]如下:

$$crowd_i = \frac{1}{4} \left(\sum_{M=1}^4 \frac{f_M(i+1) - f_M(i-1)}{f_M^{\max} - f_M^{\min}} \right). \quad (16)$$

其中: f_M^{\max} 表示第 M 个目标函数值的最大值, f_M^{\min} 表示第 M 个目标函数值的最小值,两个边界点的拥挤距离为无穷。

3 IFS_GA 的算法流程

基于直觉模糊相似度的算法的计算流程如下。

Step 1: 采用基于权重的启发式规则产生初始父代种群 P_t 。

Step 2: 计算父代种群 P_t 中所有染色体的直觉模糊集相似度。

Step 3: 将直觉模糊集相似度的值作为适应度值进行选择操作。

Step 4: 通过本文所提出的方法进行交叉、变异操作进化种群, 最终形成新的子代种群 P_{t+1} 。

Step 5: 合并子代种群 P_{t+1} 与外部档案 Q_t , 计算其拥挤距离并对种群中的个体进行排序; 然后通过排序结果对其进行修剪, 得到更新的外部档案 Q_{t+1} 。

Step 6: 判断是否满足终止条件, 若不满足, 则 $t = t + 1$ 跳入 Step 2; 否则, 结束迭代。

算法终止后, 得到最终的外部档案即为包含多个个体的 Pareto 最优解集。当直觉模糊集相似度值作为适应度来引导算法时, $S(\text{IFS}(i), \text{IFS}(0))$ 的值越大, 表明 Pareto 解直觉模糊集与理想解直觉模糊集越相似, 即该 Pareto 解与理想解越接近, 因此, 选择直觉模糊集相似度值最大的解作为最满意解, 供决策者使用。

4 实例分析

实例分析分为两个方面: 1) 从测试实例的角度来证明 IFS_GA 算法的可行性; 2) 从应用案例的角度, 对某工厂的具体问题进行分析, 通过 IFS_GA 算法给出的调度方案, 与 NSGAI^[15] 算法给出的调度方案进行比较来证明 IFS_GA 算法的有效性及其优越性。最后, 在物流仿真软件 QUEST 中对工厂的生产线建模, 输入调度方案并进行比较分析。

参数设置如下: 种群大小 $NIND = 50$, 外部档案大小 $W_{\max} = 20$, 最大迭代次数 $MAXGEN = 100$, 采用遗传算子进行每一个子目标的单目标优化次数 $d = 10$, 代沟 $GGAP = 0.9$, 交叉概率 $P_c = 0.6$, 变异概率 $P_m = 0.8$, 定界系数 $\lambda = 0.9$, 非隶属度函数的参数 $\alpha_M = 1.2^{[20]}$ 。

4.1 测试实例

为了测试算法的有效性, 选用 10 个测试实例 Mk01~Mk10^[24], 实例数据可在网站 (<http://www.idsia.ch/monaldo/fjsp.html>) 下载。这些都是 FJSP 的实例, 由于本文研究的 MOFJSP 问题有 4 个目标, 还需要增加机器功率和加工质量信息才能用于比较算法性能。具体描述为: 机器的加工功率设置为 10~30 之间的随机数; 机器的空转功率设置为 1~10 之间的随机数; 加工质量设置为 0~0.3 之间的随机数。

采用如下两个指标来评价算法的计算结果。

1) 多样性指标: 间隔距离 (SP)^[25], 用来评价解集在目标空间上分布均匀性。SP 值越小, 解集分布越均匀。

2) 收敛性指标: 当代距离 (GD)^[25], 用来评价算法的收敛性。GD 值越小, Pareto 解越逼近理想解, 收敛性越好。

选取 NSGAI 与本文所提出的 IFS_GA 进行比较以验证算法的有效性。为避免随机误差, 将两种算法均独立运行 10 次, 求得指标平均值。两种算法的 SP 值与 GD 值的计算结果见表 1, 较优的值加粗表示。

表 1 测试算例指标对比结果

实例	$n \times m$	SP		GD	
		NSGAI	IFS_GA	NSGAI	IFS_GA
Mk01	10 × 6	10.24	5.18	35.75	10.02
Mk02	10 × 6	7.59	4.27	31.57	10.63
Mk03	15 × 8	50.93	15.08	245.07	62.99
Mk04	15 × 8	28.89	9.86	93.53	33.49
Mk05	15 × 4	20.29	19.04	86.43	18.61
Mk06	10 × 15	44.65	17.22	261.65	43.83
Mk07	20 × 5	24.51	25.25	110.72	42.59
Mk08	20 × 10	63.27	23.85	470.37	78.48
Mk09	20 × 10	101.86	19.45	484.73	59.99
Mk10	20 × 15	218.07	30.91	721.30	123.21

由表 1 可知: 1) 对于多样性指标 SP, 除实例 Mk07 以外, IFS_GA 的 SP 值均小于 NSGAI, 表明 IFS_GA 得到的 Pareto 解的分布均匀性优于 NSGAI; 2) 对于收敛性指标 GD, IFS_GA 的 GD 值均小于 NSGAI, 表明 IFS_GA 的收敛性优于 NSGAI。实验表明, IFS_GA 在求解 MOFJSP 问题上具有较强竞争力。

4.2 应用案例

某工厂为高精数控机床提供精品光机, 主要负责机床各种工作台、立柱、底座等构件的生产, 属于小批量生产。选取车间生产的 5 个典型构件的核心工序对算法进行实例验证。根据加工企业的实际生产原始数据, 可知车间配置的 11 台机器名称及其对应的编号、每台机器的运行功率和空载功率, 见表 2。

表 2 加工设备工艺能力信息表

机器名称	机器编号	运行功率/kW	空载功率/kW
半自动龙门铣床	M_1	27.6	3.7
	M_{10}	21.3	3.0
数控龙门铣床	M_2	34.2	4.5
	M_{11}	32.6	4.3
摇臂钻床	M_3	7.5	0.6
数控立卧双头龙门磨床	M_4	20.1	2.9
喷漆机器人	M_5	8.9	0.8
	M_9	8	0.7
高频淬火机	M_6	28.5	3.9
镗床	M_7	22	3.2
激光切割机	M_8	15.5	2.1

5 种工件在 11 台机器上加工的数据, 包括各个结构件的工艺组成、每道工序可选择的机器集合、在可选机器上的加工时间以及加工质量, 见表 3。

表3 实例数据

工件	工序	工艺操作	加工机器	加工时间/min	加工质量	
床身	O_{11}	铣基准	M_1/M_{10}	45/55	0.1/0.2	
	O_{12}	铣导轨	M_2/M_{11}	110/100	0.11/0.23	
	O_{13}	钻孔攻牙	M_3	120	0.15	
	J_1	O_{14}	粗磨导轨面	M_4	120	0.18
	O_{15}	喷漆	M_5/M_9	25/35	0.22/0.02	
立柱	O_{21}	铣基准	M_1/M_{10}	30/25	0.12/0.18	
	O_{22}	高频淬火	M_6	30	0.08	
	O_{23}	镗铣	M_7	20	0.15	
	J_2	O_{24}	钻孔攻牙	M_3	120	0.09
	O_{25}	粗磨导轨	M_4	210	0.2	
	O_{26}	喷漆	M_5/M_9	240/250	0.11/0.15	
工作台	O_{31}	铣基准	M_1/M_{10}	40/50	0.3/0.15	
	O_{32}	高频淬火	M_6	30	0.12	
	O_{33}	激光切割	M_8	100	0.23	
	J_3	O_{34}	粗磨工作台	M_4	150	0.01
	O_{35}	精铣	M_2/M_{11}	37/49	0.23/0.2	
	O_{36}	喷漆	M_5/M_9	15/25	0.13/0.02	
主轴箱	O_{41}	铣导轨	M_2/M_{11}	38/52	0.01/0.35	
	O_{42}	钻孔攻牙	M_3	120	0.15	
	J_4	O_{43}	镗铣	M_7	70	0.25
	O_{44}	喷漆	M_5/M_9	23/17	0.12/0.18	
鞍座	O_{51}	铣基准	M_1/M_{10}	49/36	0.2/0.18	
	O_{52}	激光切割	M_8	120	0.08	
	J_5	O_{53}	粗磨导轨面	M_4	120	0.12
	O_{54}	精铣压面板	M_2/M_{11}	34/41	0.25/0.15	
	O_{55}	喷漆	M_5/M_9	13/20	0.06/0.26	

4.2.1 算法仿真

工厂在生产初期有一个初始调度方案,甘特图如图4(a)所示. 为了对初始调度方案进行优化,本文在MatlabR2014a软件中,分别采用IFS_GA和NSGAI求解实例问题.

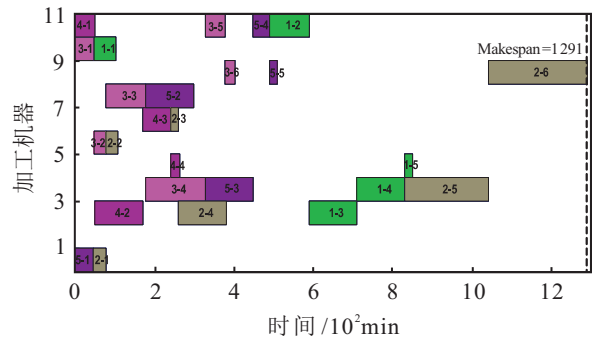
采用NSGAI得到一组可行的优化解集(即外部档案保留的解集),选出优化解集中的第1个解作为最满意解,甘特图如图4(b)所示.

采用IFS_GA得到一组可行的优化解集(见表4),选出相似度值最大的解作为最满意解.可知第18组解的直觉模糊集相似度值最大为0.967,选其作为最满意调度方案,甘特图如图4(c)所示.

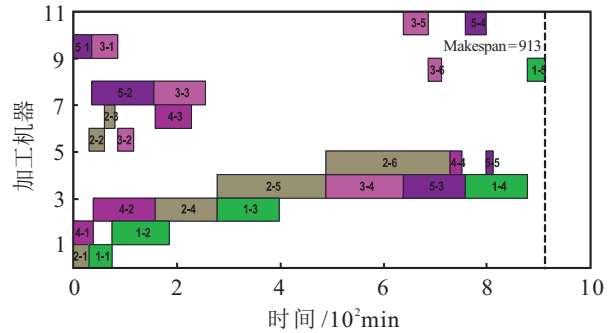
从初始调度方案、NSGAI最满意调度方案以及IFS_GA最满意调度方案的甘特图中可以看出,最大完工时间分别为1291、913、793,并且机床之间加工越来越紧凑,说明NSGAI和IFS_GA都对初始调度方案有着明显的改善,且IFS_GA的效果优于NSGAI.

4.2.2 QUEST仿真

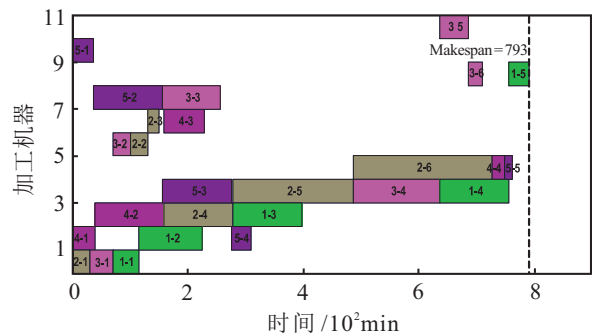
DELMIA/QUEST是用于分析工艺流程和车间布局的离散事件仿真软件,由于其简单易用的可视化界面、出众的数据分析能力,使其成为生产工艺流程仿真和分析的首选解决方案.因此,本文利用QUEST



(a) 初始调度方案甘特图



(b) NSGAI最满意调度方案甘特图



(c) IFS_GA最满意调度方案甘特图

图4 3种方案的甘特图对比

表4 IFS_GA的Pareto优化解

序号	最大完工时间/min	空闲时间/min	加工质量	加工能耗/(kW·min)	直觉模糊集相似度
18	793	6675	3.14	619.977	0.967
10	791	6653	3.14	626.952	0.961
17	825	7027	3.14	619.422	0.958
20	793	6685	3.25	618.332	0.955
8	806	6798	3.06	633.508	0.955
11	818	6940	3.24	618.265	0.952
14	818	6930	3.28	616.232	0.948
7	849	7271	3.06	623.595	0.948
16	784	6591	3.34	617.740	0.943
15	778	6525	3.34	621.127	0.942
9	839	7161	3.06	646.385	0.933
12	804	6776	3.06	655.282	0.932
13	784	6581	3.44	616.565	0.928
3	776	6503	3.34	642.183	0.928
6	834	7106	3.06	658.832	0.923
19	834	7106	3.06	658.832	0.923
4	776	6493	3.44	629.108	0.922
2	879	7601	3.06	652.837	0.913
1	799	6756	3.55	615.457	0.909
5	799	6756	3.55	615.457	0.909

软件对工厂的生产线进行布局建模.

输入不同的算法和初始调度方案,在 QUEST 软件中进行仿真运行,量化对应设备的利用率、空闲时间以及工件的完工情况,对其进行数据分析.

图5(a)为3种方案的11台机器的设备利用率.可以看出,IFS_GA的调度方案有8台机器的设备利用率高于NSGAI的调度方案,有7台机器的设备利用率高于初始调度方案.图5(b)为3种方案的机器空闲时间.可以看出,IFS_GA的调度方案所有机器的空闲时间均少于NSGAI调度方案和初始调度方案.

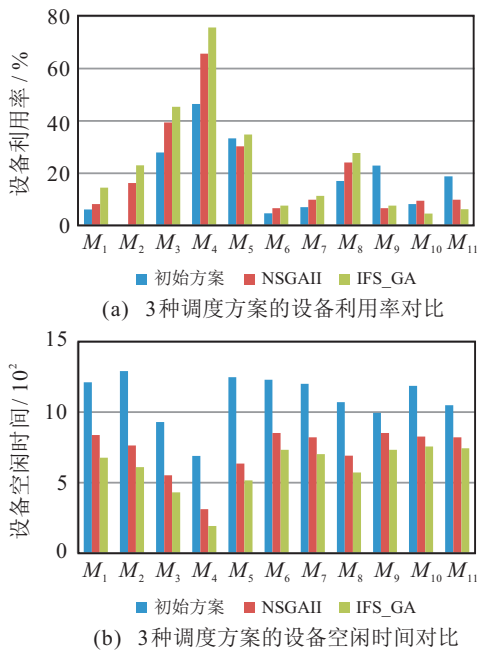


图5 3种调度方案的数据分析对比

表5显示了3种方案的5个工件完工时间.可以看出,初始方案的不同工件的完工时间跨度较大,而IFS_GA最为满意,该调度方案的不同工件的完工时间较为均匀.

调度方案	Job1	Job2	Job3	Job4	Job5
初始方案	851	1291	404	265	511
NSGAI	913	728	712	751	812
IFS_GA	793	728	712	751	764

综上所述,通过QUEST软件仿真出的数据分析可知,在求解MOFJSP上,IFS_GA优于NSGA-II算法,IFS_GA为最满意调度方案,可以在满足质量、能耗要求的基础上,提高设备的利用率,降低设备的空闲时间,并且在一定程度上可以让不同工件的完工时间均匀化.

5 结论

本文针对多目标柔性作业车间调度问题进行研究,提出了IFS_GA算法来求解问题.得到以下结论:

1) 结合某工厂生产机床构件的特性,建立了以完工时间、空闲时间、加工质量以及加工能耗为目标的多目标柔性车间调度模型.

2) 提出了IFS_GA算法对模型进行求解.将理想解的直觉模糊集相似度值作为适应度值来引导遗传算法的进化;选出直觉模糊集相似度值大的染色体作为引导体,以引导需要交叉的染色体进行交叉,从而提高算法的寻优能力;从可行的Pareto最优解中,选择直觉模糊集相似度值最大的解作为最满意解.

3) 在产生初始机器编码时,提出了一种基于权重的启发式规则以提高初始解的质量和算法的收敛性.

4) 通过对调度测试算例的仿真,验证了本文算法的可行性;将IFS_GA应用于某机床构件生产车间的生产并与NSGAI算法进行对比分析,验证了该算法可以选择较优的构件调度的方案,有效缩短完工时间,减少空闲时间,提高产品的加工质量以及降低加工的能耗,较好地指导生产实践,并且效果优于NSGAI算法.

5) 将生产线在QUEST软件中进行建模,输入上述两种算法,得到最满意调度方案和初始调度方案,二者对比分析,更加表明了IFS_GA算法的优越性.

在未来的研究工作中,可以对生产能耗进行更加细致全面的分析.本文的研究是基于确定的工艺路线的情况,今后可以考虑柔性工艺路线的加工方法.

参考文献(References)

[1] 刘于之, 李木国, 杜海. 具有时延和丢包的NCS鲁棒 H_∞ 控制[J]. 控制与决策, 2014, 29(3): 517-522. (Liu Y Z, Li M G, Du H. Robust H_∞ control of NCS with delay and packet dropout[J]. Control and Decision, 2014, 29(3): 517-522.)

[2] 徐华, 张庭. 混合离散蝙蝠算法求解多目标柔性作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2016, 52(18): 201-212. (Xu H, Zhang T. Hybrid discrete bat algorithm for solving the multi-objective flexible job shop scheduling problem[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2016, 52(18): 201-212.)

[3] 赵诗奎, 方水良. 基于工序编码和邻域搜索策略的遗传算法优化作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2013, 49(16): 160-169. (Zhao S K, Fang S L. Operation-based encoding and neighborhood search genetic algorithm for job shop scheduling optimization[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2013, 49(16): 160-169.)

[4] 赵小强, 何浩. 一种求解柔性作业车间调度问题的改进DRSGA[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2016, 40(3): 297-302. (Zhao X Q, He H. Improved DRSGA for flexible job shop scheduling[J]. J of Nanjing University of Science and Technology: Nature Science, 2016, 40(3): 297-302.)

- [5] 彭建刚, 刘明周, 张铭鑫, 等. 基于改进非支配排序的云模型进化多目标柔性作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2014, 50(12): 198-205.
(Peng J G, Liu M Z, Zhang M X, et al. Cloud model evolutionary multi-objective flexible job-shop scheduling based on improved non-dominated sorting[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2014, 50(12): 198-205.)
- [6] Wang B, Wang X Z, Lan F M, et al. A hybrid local-search algorithm for robust job-shop scheduling under scenarios[J]. Applied Soft Computing, 2018, 62(1): 259-271.
- [7] 王雷, 蔡劲草, 石鑫. 基于改进遗传算法的多目标柔性作业车间节能调度问题[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2017, 41(4): 494-502.
(Wang L, Cai J C, Shi X. Multi-objective flexible job shop energy-saving scheduling problem based on improved genetic algorithm[J]. J of Nanjing University of Science and Technology: Nature Science, 2017, 41(4): 494-502.)
- [8] Liu Y, Dong H, Lohse N, et al. An investigation into minimising total energy consumption and total weighted tardiness in job shops[J]. J of Cleaner Production, 2014, 65(4): 87-96.
- [9] Dai M, Tang D, Giret A, et al. Energy-efficient scheduling for a flexible flow shop using an improved genetic-simulated annealing algorithm[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2013, 29(5): 418-429.
- [10] 蒋增强, 左乐. 低碳策略下的多目标柔性作业车间调度[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(4): 1023-1031.
(Jiang Z Q, Zuo L. Multi-objective flexible job-shop scheduling based on low-carbon strategy[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(4): 1023-1031.)
- [11] 魏鑫, 张泽群, 唐敦兵, 等. 面向节能的导弹结构件混线生产作业车间多目标调度研究[EB/OL]. 机械工程学报, [2018-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20171211.1455.082.html>.
(Wei X, Zhang Z Q, Tang D B, et al. Energy-saving oriented multi-objective shop floor scheduling for mixed-line production of missile components[EB/OL]. Chinese J of Mechanical Engineering, [2018-01-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20171211.1455.082.html>.)
- [12] 张闻强, 卢佳明, 张红梅. 流水车间调度问题的快速多目标混合进化算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(4): 1015-1021.
(Zang W Q, Lu J M, Zhang H M. Fast multi-objective hybrid evolutionary algorithm for flow shop scheduling problem[J]. J of Computer Applications, 2016, 36(4): 1015-1021.)
- [13] 王晓兰, 刘立强, 梁琛, 等. 基于VEGA的风光蓄联合发电系统多目标容量优化[J]. 电源技术, 2016, 40(4): 840-843.
(Wang X L, Liu L Q, Liang C, et al. Multi-objective capacity optimization for wind-solar-battery hybrid power system based on VEGA[J]. Chinese J of Power Sources, 2016, 40(4): 840-843.)
- [14] 张培文, 潘全科, 李俊青, 等. 有限缓冲区流水车间调度的混合人工蜂群算法[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(10): 2510-2520.
(Zhang P W, Pang Q K, Li J Q, et al. Hybrid artificial bee colony algorithms for flowshop scheduling problem with limited buffers[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(10): 2510-2520.)
- [15] Deb K. A fast elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2000, 6(2): 182-197.
- [16] Deb K, Jain H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, Part I: Solving problems with box constraints[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.
- [17] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm[R]. Switzerland: Gloriarstrasse, 2001: 1-21.
- [18] Zhang Q, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [19] 刘胜, 于海强. 基于改进遗传算法的多目标FJSP问题研究[J]. 控制工程, 2016, 23(6): 816-822.
(Liu S, Yu H Q. Research on multi-objective FJSP problem based on improved genetic algorithm[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(6): 816-822.)
- [20] 杨进帅, 李进, 王毅, 等. 基于直觉模糊遗传的武器-目标分配问题优化[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(1): 31-34.
(Yang J S, Li J, Wang Y, et al. Optimization of weapon—Target assignment problem by intuitionistic fuzzy genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(1): 31-34.)
- [21] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets[J]. Fuzzy Sets and System, 1986, 20(1): 87-96.
- [22] 贺正洪. 直觉模糊聚类及其在信息融合中的应用研究[D]. 西安: 空军工程大学防空导弹学院, 2010.
(He Z H. Research on intuitionistic fuzzy clustering and its application in information fusion[D]. Xi'an: Air Defense Missile Academy, Air Force Engineering University, 2010.)
- [23] 周严伟. 基于快速非支配排序遗传算法的多目标流水车间调度研究[D]. 广州: 华南理工大学数学学院, 2015.
(Zhou Y W. Research of multi-objective flow shop scheduling based on fast non-dominated sorting genetic algorithm[D]. Guangzhou: College of Mathematics, South China University of Technology, 2015.)
- [24] Brandimarte P. Routing and scheduling in a flexible job shop by tabu search[J]. Annals of Operations Research, 1993, 41(3): 157-183.
- [25] 贺利军, 刘超, 朱光宇. 基于模糊关联熵的高维多目标流水车间调度优化[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(10): 2704-2710.
(He L J, Liu C, Zhu G Y. High-dimensional multi-objective flow shop scheduling optimization based on relative entropy of fuzzy sets[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(10): 2704-2710.)