

Journal of System Simulation

Volume 32 | Issue 12

Article 15

12-16-2020

Collaborative Optimization of Production and Energy Consumption in Flexible Workshop

Ding Yu

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education,Wuxi 214122,China;

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education,Wuxi 214122,China;

Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education,Wuxi 214122,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.

Collaborative Optimization of Production and Energy Consumption in Flexible Workshop

Abstract

Abstract: Considering the problem of the multi-objective constrained flexible job-shop, the NSGA-II algorithm based on hybrid mutation operator is proposed. *In view of NSGA-II algorithm being prone to premature convergence, poisson average and gaussian operators are introduced to improve the global and local optimization ability of the algorithm. The optimal scheme is selected from the set of pareto solutions by adopting the strategy of FAHP-IEVM, which is the combination of subjective and objective evaluation method.* The modified algorithm is tested and compared by a series of ZDT test functions. The results show that the convergence and diversity of the revised algorithm are improved obviously. The effectiveness of the algorithm's optimization ability, the efficiency of the running time and the rationality of the decision algorithm FAHP-IEVM are verified by an example simulation.

Keywords

multi-objective optimization, NSGA-II, mixed mutation operator, FAHP-IEVM, flexible work shop

Recommended Citation

Ding Yu, Wang Yan, Ji Zhicheng. Collaborative Optimization of Production and Energy Consumption in Flexible Workshop[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(12): 2426-2437.

柔性作业车间生产与能耗协同优化决策方法

丁宇, 王艳, 纪志成

(江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对多目标约束柔性作业车间问题, 提出基于混合变异算子的 NSGA-II (Non-dominated Sorted Genetic Algorithm-II) 算法。针对 NSGA-II 易早熟收敛不足的问题, 分别引入泊松、平均以及高斯算子来提高算法前中后期的全局以及局部寻优能力。采用模糊层次分析—改进的熵权法 (FAHP-IEVM) 主客观相结合的决策方法, 从多组最优解集中筛选出最优方案。通过 ZDT 系列测试函数对改进的算法进行测试分析对比, 结果表明改进算法的收敛性和多样性指标都有明显提高。最后通过算例仿真对比分析验证了算法寻优能力及计算效率的有效性和决策方法 FAHP-IEVM 的合理性。

关键词: 多目标优化; NSGA-II; 混合变异算子; FAHP-IEVM; 柔性作业车间

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2020) 12-2426-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-FZ0456

Collaborative Optimization of Production and Energy Consumption in Flexible Workshop

Ding Yu, Wang Yan, Ji Zhicheng

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China)

Abstract: Considering the problem of the multi-objective constrained flexible job-shop, the NSGA-II algorithm based on hybrid mutation operator is proposed. In view of NSGA-II algorithm being prone to premature convergence, poisson average and gaussian operators are introduced to improve the global and local optimization ability of the algorithm. The optimal scheme is selected from the set of pareto solutions by adopting the strategy of FAHP-IEVM, which is the combination of subjective and objective evaluation method. The modified algorithm is tested and compared by a series of ZDT test functions. The results show that the convergence and diversity of the revised algorithm are improved obviously. The effectiveness of the algorithm's optimization ability, the efficiency of the running time and the rationality of the decision algorithm FAHP-IEVM are verified by an example simulation.

Keywords: multi-objective optimization; NSGA-II; mixed mutation operator; FAHP-IEVM; flexible work shop

引言

生产调度是制造系统的一个重要环节, 高效的



收稿日期: 2020-04-06 修回日期: 2020-07-08;
基金项目: 国家自然科学基金(61973138);
作者简介: 丁宇(1996-), 男, 江苏盐城, 硕士生,
研究方向为智能多目标调度算法; 王艳(1978-),
女, 江苏无锡, 博士, 教授, 博导, 研究方向为制
造系统能效优化。

调度方法能有效地提高生产效益^[1]。而多目标柔性作业车间调度问题又一直是生产调度中典型的 NP(Non-deterministic Polynomial)难题。为求解多目标柔性作业车间调度问题, 国内外学者提出了很多解决方案, 如: 以完工时间和机器负荷为目标, Jamrus 等^[2]、Zhong 等^[3]和王春等^[4]分别基于粒子群和遗传算法结合的混合算法、改进的人工蜂群算

法以及 MOEA 算法对多目标柔性车间调度模型进行求解; Mokhtari 等^[5]提出了以完工时间、总能耗和维护成本的多目标柔性作业车间模型, 采用一种结合全局准则的增强进化算法来求解; May 等^[6]以优化车间总加工成本和最大完工时间为目, 提出一种遗传算法求解多目标柔性车间优化调度问题; Yuan 等^[7]提出一种新的元进化算法, 求解以完工时间、总工作量和关键工作量为目标的多目标柔性作业车间问题; 徐文豪等^[8]提出一种改进的自适应离散花授粉算法, 来求解以最大完工时间和生产成本为目标的多目标柔性作业车间问题; 程冰等^[9]针对以加工成本、惩罚值以及完工时间为目, 的柔性作业车间问题, 采用基于 Pareto 解集的改进离散人工蜂群算法进行求解。

综合而言, 国内外学者在柔性车间多目标问题求解中, 对于完工时间、机器负荷等经济指标的研究较多, 而对于能耗绿色指标等研究还较少。于是, 本文以能耗、生产成本、总负荷以及完工时间为目, 标构建了高维柔性作业车间多目标调度模型。设计了基于混合变异算子的 NSGA-II 算法进行求解, 有效的提高算法的寻优性能。同时, 众多学者对求解柔性车间多目标调度问题求解后, 存在多组 pareto 解, 无法从众多 pareto 解中筛选出最符合实际生产的最优调度解, 于是本文提出了一种基于模糊层次分析—改进熵权的决策体系, 为不同需求的车间生产筛选出最合理的 pareto 调度解。最后, 通过仿真验证表明, 本文优化调度算法和决策算法的有效性。

1 柔性作业车间问题概述

1.1 问题描述

n 个工件 $J=\{J_1, J_2, \dots, J_i, \dots, J_n\}$ 在 m 台机器 $M=\{M_1, M_2, \dots, M_k, \dots, M_m\}$ 上加工, O_i 为工件 J_i 的工序集, O_{ij} 为工件 J_i 的第 j 道工序, JN_i 为工件 J_i 对应的最大工序数。每道工序均允许在若干台可加工机器上进行加工, 加工时间与总能耗以及生产成本随加工设备和调度方案而不同。

1.1.1 机器能耗优化函数

(1) 机器加工能耗(Processing Energy, PE)机器加工所有工件所消耗的能耗, 其计算公式为:

$$PE = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{JN_i} \sum_{k=1}^m UPE_{ijk} \cdot t_{ijk} \cdot X_{ijk} \quad (1)$$

式中: UPE_{ijk} 为工序 O_{ij} 在设备 M_k 上的加工能耗; t_{ijk} 为工序 O_{ij} 在设备 M_k 上的加工时间; X_{ijk} 为决策变量: 当工件 J_i 的第 j 道工序在设备 M_k 上加工时, $X_{ijk}=1$ 否则 $X_{ijk}=0$ 。

(2) 机器空载能耗(Idling Energy, IE)机器处于空载状态所消耗的能量, 其计算公式为:

$$IE = \sum_{k=1}^m UIE_k \cdot T_k \quad (2)$$

式中: UIE_k 为工件设备 M_k 上的单位时间空载能耗; T_k 为设备 M_k 上的空载时间。

机器总能耗:

$$\begin{aligned} E &= PE + IE = \\ &\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{JN_i} \sum_{k=1}^m UPE_{ijk} \cdot t_{ijk} \cdot X_{ijk} + \sum_{k=1}^m UIE_k \cdot T_k \\ f_1 &= \min E \end{aligned} \quad (3)$$

1.1.2 最大完工时间优化函数

最大完工时间(Makespan, Ms)机器完成所有工件的最大时间, 其计算公式为:

$$\begin{aligned} Ms &= \left\{ \max(t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n) \right\} \\ f_2 &= \min Ms \end{aligned} \quad (4)$$

式中: t_i 为工件 J_i 的最后一道工序 JN_i 完成时刻。

1.1.3 生产成本优化函数

生产成本(Manufacturing Cost, MC)用于工件生产所需物料及人力的成本, 其计算公式为:

$$\begin{aligned} MC &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{JN_i} \sum_{k=1}^m S_{ijk} \cdot X_{ijk} \\ f_3 &= \min MC \end{aligned} \quad (5)$$

式中: S_{ijk} 为工序 O_{ij} 在设备 M_k 上的生产成本。

1.1.4 机器总负荷优化函数

设备总负荷(Total Equipment Load, TEL)设备加工所有工件工序的总时间, 其计算公式为:

$$\begin{aligned} TEL &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{JN_i} \sum_{k=1}^m t_{ijk} \cdot X_{ijk} \\ f_4 &= \min TEL \end{aligned} \quad (6)$$

式中: t_{ijk} 为工序 O_{ij} 在设备 M_k 上的加工时间。

1.2 柔性作业车间约束条件

(1) 设备约束

$$y_{ijk} - s_{egk} \geq 0 \quad (7)$$

式中: y_{ijk} 为工序 O_{ij} 在机器 M_k 开始加工时间; s_{egk} 为工序 O_{eg} 在 M_k 上的结束加工时间, 其保证了一台设备在同时刻, 只能对一件工件的一道工序进行加工。

(2) 过程约束

$$s_{ijk} - y_{ijk} = t_{ijk}, \quad X_{ijk} = 1 \quad (8)$$

式中: s_{ijk} 为工序 O_{ij} 在 M_k 上的结束加工时间; y_{ijk} 为工序 O_{ij} 在 M_k 上的开始加工时间; t_{ijk} 为工序 O_{ij} 在 M_k 上的加工时间, 其保证了某个工件的某道工序一旦开始加工, 不可以中断。

(3) 工序约束

$$y_{i(j+1)k} \geq t_{ijk}, \quad X_{ijk} = 1 \quad (9)$$

式中: $y_{i(j+1)k}$ 为工序 $O_{i(j+1)}$ 在机器 M_k 开始加工时间; t_{ijk} 为工序 O_{ij} 在机器 M_k 加工时间, 其保证了同一个工件工序的加工先后顺序。

2 基于混合变异算子 NSGA-II 的 FJSP 多目标优化调度

2.1 NSGA-II 算法

传统的解析方法难以求解高维度的多目标柔性作业车间优化调度问题。目前, 国内外学者均基于启发式算法进行求解, NSGA-II 算法是由 Srinivas 和 Deb 以 NSGA 为基础在 2000 年提出来的多目标优化算法, 较之 NSGA 算法, 该算法优势更为显著, 具体为: (1) 快速非支配排序算法的使用大大地降低了计算的复杂程度; (2) 将拥挤度及其比较算子取代共享半径 shareQ, 使得 Pareto 域中的个体可以均匀地分布在整個区域, 同时有效保持了种群的多样性; (3) 引入精英保留策略, 扩大采样空间, 避免丢失最佳个体, 由此提高了算

法的求解效率与搜索能力。本文选用 NSGA-II 算法对 FJSP 进行多目标优化调度, 并引入混合变异算子, 提高算法的全局及局部搜索能力。

2.2 编码

本文采用基于机器选择和工序排序的整数编码方式进行编码。以 3×3 的柔性车间调度实例问题为例, 如图 1 所示, 虚线左边是基于机器选择(Machines Selection, MS), 虚线右边是基于工序排序(Operation Sequence, OS), MS 与 OS 的长度均等于所有加工工件的工序总数。

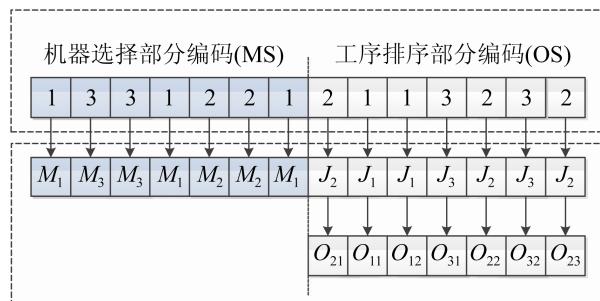


图 1 编码示意图
Fig. 1 Code schematic diagram

MS 部分是工序对应的加工机器, 对应的数字代表机器的序号, 如数字 1 就代表机器 1; OS 部分是加工工件的工序, 从左往右第一个出现的 2 为第 2 个工件的第 1 道工序, 2 第二次出现时为第 2 个工件的第 2 道工序, 以此类推。加工工序顺序为 $O_{21} \rightarrow O_{11} \rightarrow O_{12} \rightarrow O_{31} \rightarrow O_{22} \rightarrow O_{32} \rightarrow O_{23}$; MS 与 OS 之间是一一对应的关系, 如工序 O_{21} 的对应加工机器为 M_1 , 以此类推。

2.3 NSGA-II 融合混合变异算子

NSGA-II 算法通过引入精英保留策略和采用拥挤度比较算子, 提高了算法的收敛性能和种群的多样性, 但仍存在容易早熟以及陷入局部最优等问题。本文为解决 NSGA-II 算法的不足, 通过改进 NSGA-II 算法的变异算子, 来克服算法存在的不足。随着智能算法的研究发展, 柯西、高斯、泊松等变异算子被引入。其中, 泊松变异算子全局和局部搜索能力都较强; 高斯变异算子的局部搜索能力

较强,但是全局搜索能力较差;而柯西变异算子相比于高斯变异算子,局部搜索能力较弱但拥有较强的全局搜索能力。实践证明以上几种变异算子搜索性能均优于多项式变异算子。基于此,本文提出一种混合变异算子,在种群进化前期,算法需要有较强的全局和局部搜索能力,便引入泊松变异算子;种群进化中期,算法需要有适中的全局和局部搜索能力,平均变异算子便被引入,将高斯和柯西变异算子结合成一种平均变异算子,从而其拥有适中的全局和局部搜索能力;种群进化后期,算法需要拥有较强的局部搜索能力,于是引入高斯变异算子。变异算子如下:

$$x_i^{(1,j+1)} = \begin{cases} x_i^{(1,j)} + \delta_t \cdot (x_{\max} - x_{\min}), & 0 \leq t < \frac{T}{3} \\ x_i^{(1,j)} + \frac{1}{2}[C(0,1) + N(0,1)] \cdot (x_{\max} - x_{\min}), & \frac{T}{3} \leq t < \frac{2T}{3} \\ x_i^{(1,j)} + N(0,1) \cdot (x_{\max} - x_{\min}), & \frac{2T}{3} \leq t \leq T \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_{\max} 和 x_{\min} 分别为 x_i 的上限和下限; t 为当前进化代数; T 为最大进化代数; δ_t 为泊松变异算子, $\delta_t = \lambda^t e^{-\lambda} / t! (t = 0, 1, 2, 3, \dots)$; $C(0,1)$ 为一维柯西分布随机数, 以 0 为中心, 尺度参数为 1; $N(0,1)$ 为一维高斯分布随机数, 均值 0, 标准差为 1。

2.4 算法流程描述

- step 1: 初始化父代种群 $P(0)$
- step 2: $t \leftarrow 0$
- while 终止条件不满足 do
- step 3: 对父代种群 $P(t)$ 进行选择, 并进行变异交叉操作产生子代种群 $Q(t)$

变异如下:

$$\begin{aligned} &\text{if}(0 \leq t < \frac{T}{3}) \\ &x_i^{(1,j+1)} \leftarrow x_i^{(1,j)} + \delta_t \cdot (x_{\max} - x_{\min}) \\ &\text{else if}(\frac{T}{3} \leq t < \frac{2T}{3}) \\ &x_i^{(1,j+1)} \leftarrow x_i^{(1,j)} + \frac{1}{2}[C(0,1) + N(0,1)] \cdot (x_{\max} - x_{\min}) \end{aligned}$$

```

else if( $\frac{2T}{3} \leq t \leq T$ )
     $x_i^{(1,j+1)} \leftarrow x_i^{(1,j)} + N(0,1) \cdot (x_{\max} - x_{\min})$ 

step 4: 产生混合种群  $R(t)$ 
     $R(t) \leftarrow P(t) \cup Q(t)$ 

step 5: 对  $R(t)$  进行非支配排序分层
     $F \leftarrow fast\_nondominate\_sort[R(t)]$ 
     $P(t+1) \leftarrow \phi$ 
     $i \leftarrow 0$ 
    While  $\text{len}[P(t+1)] + \text{len}[F(i)] < N$ 
         $P(t+1) \leftarrow P(t+1) \cup F(i)$ 
         $i \leftarrow i + 1$ 
    end while

step 6: 对  $F(i)$  中个体进行拥挤度排序
     $P(t+1) \leftarrow P(t+1) \cup F(i)[0:N - \text{len}[P(t+1)]]$ 
     $i \leftarrow i + 1$ 
end while

```

3 基于模糊层析—改进的熵权法的 FJSP 多目标 pareto 解的优化决策

协调各项指标, 选择可行、合理、满意的调度方案, 一直是多目标柔性作业车间存在的难题。目前, 如层次分析法^[10]、Topsis 法^[11]、主成分分析法^[12]等常用于方案决策, 但其主观性过强, 人为因素干扰较大缺乏一定的客观性; 又如熵权法^[13]、Critic 法等, 其缺乏主观性, 无法根据实际生产情况加以抉择。所以, 本文提出一种主客观相结合的模糊层次分析—改进的熵权法的决策方法, 既充分考虑了决策者的主观意愿, 又不缺乏客观公正性。

3.1 主观决策分析

模糊层次分析法(Fuzzy Analytic Hierarchy Process, FAHP)是在层次分析法的基础上, 引入模糊理论。使决策问题具有模糊性, 可以更好的降低信息重叠率。所以本文采用它作为主观决策, 从而可以提高决策的科学性和合理性。

3.1.1 建立模糊层次分析法的层次模型

以总能耗、生产成本、设备总负荷以及完工

时间 4 个指标作为目标层, 将优化调度阶段得到的 n 组 Pareto 解集作为方案层, 建立层次模型。

3.1.2 确定各指标权重

(1) 建立判断矩阵

采用三角模糊函数互反判断矩阵, 三角模糊数定义如下:

若 $a = (a_l, a_m, a_u), 0 < a_l \leq a_m \leq a_u$, 且 a_l 和 a_u 分别为 a 所支撑的上界和下界, a_m 为 a 的中值, 则称 a 为三角模糊数, 其隶属度函数为:

$$y_a(x) = \begin{cases} (x - a_l)/(a_m - a_l), & a_l \leq x \leq a_m \\ (x - a_u)/(a_m - a_u), & a_m \leq x \leq a_u \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

同时, 传统的 1~9 标度存在矩阵与思维一致性相脱离等问题。而指数标度判断思维一致性与判断矩阵的一致性等价, 于是本文基于指数标度进行排序权值。

假设 y 个目标由 x 个决策者进行模糊决策, 记第 k 个决策者给出的判断矩阵为 $\mathbf{P}^{(k)} = (\mathbf{p}^{(k)}_{ij})$, 其中 $\mathbf{p}^{(k)}_{ij} = (\mathbf{l}^{(k)}_{ij}, \mathbf{m}^{(k)}_{ij}, \mathbf{u}^{(k)}_{ij})$;

(2) 计算各指标的权重

step 1: x 个决策者给出 x 个三角模糊函数互反判断矩阵, 然后基于加权法将 x 个模糊判断矩阵整合成一个模糊判断矩阵 \mathbf{P}_{jj} 。

$$\mathbf{P}_{jj} = \left(\frac{\sum_{k=1}^x \mathbf{l}^{(k)}_{jj}}{x}, \frac{\sum_{k=1}^x \mathbf{m}^{(k)}_{jj}}{x}, \frac{\sum_{k=1}^x \mathbf{u}^{(k)}_{jj}}{x} \right) \quad (12)$$

step 2: 计算每个指标的综合模糊值 M_j :

$$M_j = \left(\begin{array}{c} \frac{\sum_{j=1}^y \mathbf{l}_{jj}}{\sum_{j=1}^y \sum_{j=1}^y \mathbf{u}_{jj}}, \\ \frac{\sum_{j=1}^y \mathbf{m}_{jj}}{\sum_{j=1}^y \sum_{j=1}^y \mathbf{m}_{jj}}, \\ \frac{\sum_{j=1}^y \mathbf{u}_{jj}}{\sum_{j=1}^y \sum_{j=1}^y \mathbf{l}_{jj}} \end{array} \right) \quad (13)$$

step 3: 对 M_j 去模糊化, 得到各指标的模糊权重值。

$M_1(l_1, m_1, u_1)$ 和 $M_2(l_2, m_2, u_2)$ 是三角模糊函数,

$M_1 \geq M_2$ 的可能度用三角模糊函数定义为:

$$P(M_1 \geq M_2) = \begin{cases} 1, & m_1 \geq m_2 \\ \frac{l_2 - u_1}{(m_1 - u_1) - (m_2 - l_2)}, & m_1 \leq m_2, u_1 \geq l_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

计算每个指标模糊数大于其它指标模糊数的可能度, 得出各指标的权重 $\overline{w_{lj}}$ 。

$$\begin{aligned} P(M_1 \geq M_1, M_2, \dots, M_y) = \\ \min P(M_1 \geq M_j) \end{aligned} \quad (15)$$

step 4: 将 step 3 得到的权重值标准化, 得到各指标的主观权重 w_{lj} 。

$$w_{lj} = \overline{w_{lj}} / \sum_{j=1}^y \overline{w_{lj}} \quad (16)$$

step 5: 对 CR 进行一致性检验。

$$CI = \frac{\lambda - x}{x - 1}, \quad CR = \frac{CI}{RI} \quad (17)$$

式中: CI 为一致性指标; RI 为平均随机一致性指标。

3.2 客观决策分析

熵权法作为一种客观的赋权方法, 根据熵值提供的信息量小确定权重, 能够避免主观因素的干扰。但熵权法对各指标的变化程度过于敏感, 可能导致指标之间差异过大, 从而使得部分指标无效。同时, 计算熵值的指标权重的过程中, 熵值微小的变化将导致权重较大的变化。所以, 本文提出改进的熵权法(Improved Entropy Weight Method, IEWM)作为客观决策分析, 使其决策结果更具有客观公正性。熵权法步骤如下:

step 1: 根据算法优化调度结果, 构建矩阵。

$$\mathbf{T} = (\mathbf{T}_{ij})_{n \times b} \quad (18)$$

式中: \mathbf{T} 为优化调度数据矩阵; \mathbf{T}_{ij} 为调度数据矩阵; n 为调度方案数量; b 为指标数量。

step 2: 将数据进行标准化处理。

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{ij} &= \frac{\mathbf{T}_{ij} - \min(\mathbf{T}_i)}{\max(\mathbf{T}_i) - \min(\mathbf{T}_i)} \\ \mathbf{H}_{ij} &= \frac{\mathbf{Y}_{ij}}{\sum_{i=1}^b \mathbf{Y}_{ij}} \end{aligned} \quad (19)$$

step 3: 求第 j 个指标指标的熵 E_j , 针对熵权法对各指标的变化程度过于敏感, 使得部分指标失

效的问题。本文采用与熵权法单调性相反的—反熵权法^[14]来解决这个问题, 如公式(20)所示:

$$E_j = -\ln(b)^{-1} \sum_{i=1}^b H_{ij} \ln(1 - H_{ij}) \quad (20)$$

step 4: 计算各指标权重, 熵权法计算熵值的指标权重时, 熵值微小的变化将导致权重较大的变化。针对此问题, 文献[15]对此进行改进, 可以有效解决原方法这一缺陷, 如公式(21)所示:

$$w_{2j} = \begin{cases} (1 - \bar{E})w_{2j}' + \bar{E}w_{2j}'', & E_j < 1 \\ 0, & E_j = 1 \end{cases} \quad (21)$$

其中:

$$\begin{aligned} w_{2j}' &= \frac{1 - E_j}{\sum_{i=1}^n (1 - E_i)} \\ w_{2j}'' &= \frac{1 + \bar{E} - E_j}{\sum_{k=1, E_k \neq 1}^n (1 + \bar{E} - E_k)} \end{aligned} \quad (22)$$

式(21)和(22)中, \bar{E} 为所有熵值不为 1 的均值; w_{2j}' 为原熵权法所求的熵权; w_{2j}'' 为改进熵权法所求的熵权。

3.3 综合主客观权重

基于数据加权和最优模型确定综合主客观系数 α 和 β , 其中 w_{1j} 为 3.1 小节中所求主观权重, w_{2j} 为 3.2 小节中所求客观权重, w_j 为综合权重, Y_{ij} 为式(19)标准化数据矩阵, n 表示调度方案数量。

$$w_j = \alpha w_{1j} + \beta w_{2j} \quad (23)$$

最优模型:

$$\begin{aligned} \max X &= \sum_{i=1}^n Y_{ij} (\alpha w_1 + \beta w_2) \\ s.t. \alpha^2 + \beta^2 &= 1, \alpha, \beta \geq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

利用最小二乘法并在 matlab 软件上求解该优化模型, 并将求得的最优解 α' 和 β' 进行归一化处理, 即可得到系数 α 和 β 的值, 最终得出综合权重 w_j 。

3.4 建立决策矩阵及计算评价结果

根据公式(25)建立决策矩阵 D_{ij}

$$D_{ij} = \frac{\max(T_i) - T_{ij}}{\max(T_i) - \min(T_i)} \quad (25)$$

在综合考虑各影响因素的基础上, 计算调度方案对决策目标的综合重要度 S_i , 从调度方案集中确定最优决策结果。

$$S_i = w_j \cdot D^T, 1 \leq i \leq n \quad (26)$$

根据最大隶属度法, 选择综合重要度 S_i 最大的调度方案 T_i 作为最优决策结果。

$$S_{BP} = \max \{S_1, S_2, \dots, S_n\} \quad (27)$$

4 FJSP 优化算法性能测试

为测试改进的 NSGA-II 的性能, 本文采用多目标优化算法常用的 ZDT 1-6 测试函数进行测试, 并通过多目标优化性能指标收敛性(γ)和多样性(Δ)进行量化比较。同时, 为了更直观的比较算法之间的优劣, 给出 ZDT 测试函数中两种算法的 ZDT1 和 ZDT2Pareto 前沿。

多样性指标 Δ :

$$\Delta = \frac{d_m + d_n + \sum_{i=1}^{N-1} |d_i - \bar{d}|}{d_m + d_n + (N-1)\bar{d}} \quad (28)$$

式中: d_i 为 Pareto 解集中连续两点的距离; \bar{d} 为 d_i 的平均值; d_m 与 d_n 为多目标优化算法得到为 Pareto 解集中的 2 个边界的解, N 为解集的个数。多样性指标 Δ 越小, 表明算法的多样性越好。

收敛性指标 γ :

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^N (d_i)_{\min}}{N} \quad (29)$$

式中: $(d_i)_{\min}$ 为 Pareto 解集中第 i 个解到 Pareto 最优前端所有控制点的欧氏距离的最小值, N 为解集的个数。收敛性指标 γ 越小, 表明算法的收敛性越好。以及算法产生的个体越贴近 Pareto 前沿, 表明算法的收敛性以及分布性更优。

将 NSGA-II 算法和本文改进的 NSGA-II 算法分别独立运行 100 次, 初始种群规模设置为 100, 最大进化代数设置为 250 代, 作为实验对比分析。

从图 2~3 可以直观的看出本文改进的 NSGA-II 算法更贴近 Pareto 前沿。通过表 1 中的数据可以看出, 本文改进后的 NSGA-II 算法的性能指标收敛性(Δ)相对文献[16]中原算法有着明显

的提高，同时多样性(γ)大部分也有着一定的提高。由此说明本文提出的改进多目标优化算法的策略

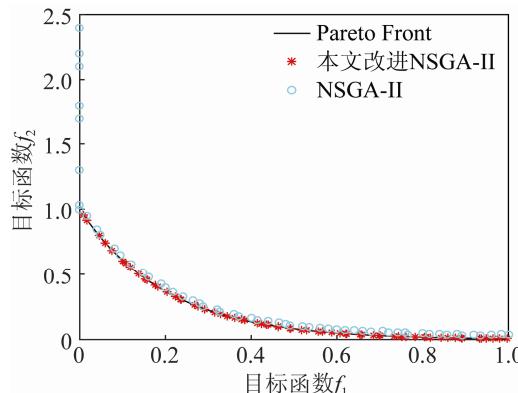


图2 ZDT1Pareto 前沿图
Fig. 2 ZDT1Pareto frontier figure

是合理有效的，更加有利于算法优化调度的全局搜索以及避免陷入局部最优。

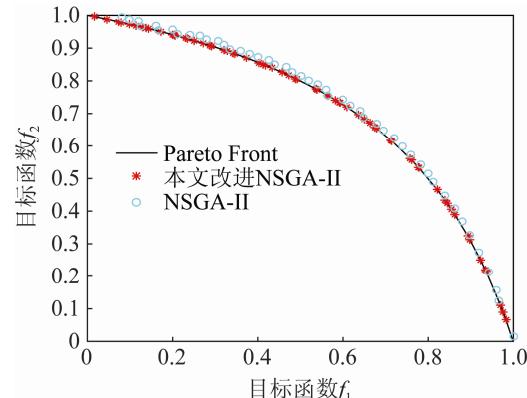


图3 ZDT2Pareto 前沿图
Fig. 3 ZDT2Pareto frontier figure

表1 ZDT1-6 系列测试函数性能指标均值与标准差
Tab. 1 ZDT1-6 series test function performance index mean and standard deviation

多目标优化 函数 Z	测试 函数	收敛性指标 γ		多样性指标 Δ	
		均值	标准差	均值	标准差
文献[16] NSGA-II	ZDT1	3.35E-02	4.75E-03	3.90E-01	1.88E-03
	ZDT2	7.24E-02	3.17E-02	4.31E-01	4.72E-03
	ZDT3	1.15E-01	7.94E-03	7.39E-01	1.97E-02
	ZDT4	5.13E-01	1.18E-01	7.03E-01	6.46E-02
	ZDT6	2.97E-01	1.31E-02	6.68E-01	9.92E-03
本文改进的 NSGA-II	ZDT1	1.24E-03	3.05E-04	1.88E-01	7.65E-04
	ZDT2	1.01E-03	2.40E-04	3.53E-01	2.19E-03
	ZDT3	3.62E-03	2.38E-04	9.87E-01	4.55E-02
	ZDT4	2.16E-02	1.73E-02	5.76E-01	3.27E-02
	ZDT6	6.53E-03	2.46E-02	9.10E-01	6.57E-02

5 FJSP 优化调度实例仿真

本实验的实例数据来自于实际生产中，为 6×8 规模的柔性车间多目标优化调模型，共 26 道工序(见附录算例)，从生产总能耗、生产成本、最大完工时间、机器总负荷 4 个目标对 8 台机器加工 6 个工件的柔性作业车间作业问题进行实验。算法的参数设置如下：种群规模为 200，算法迭代代数设为 500 代，交叉概率为 0.9，变异概率为 0.1，缩放因子为 0.5；文献[5, 9]算法性能参数按原文配置。

程序运行环境为：Windows10，Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ CPU 2.60 GHz, 8 G 内存；编程语言为：Matlab 2015a。

图 4~6 分别为总能耗、生产成本、总负荷以及完工时间 4 个目标函数进化曲线，表 2 为本文改进的 NSGA-II 算法求解附录算例得到的 20 组 Pareto 最优解。

表 3 为本文算法与 NSGA-II 以及文献[5, 9]算法求解附录算例所得 20 组最优解平均值以及算法独立运行 30 次平均计算时间对比。结果表明，本文算法求解目标总能耗平均值更优于文献[5, 9]以及 NSGA-II 算法，目标值生产成本较文献[5, 9]算法稍差一些，目标值总负荷仅稍差于文献[9]算法，目标值完工时间较 NSGA-II 算法稍差一些，算法计算时间略差于文献[5]算法。综合 4 个目标值指

标以及求解时间而言,本文算法寻优性能与文献[5, 9]算法相近,更优于 NSGA-II 算法,同时拥有良好的求解效率。

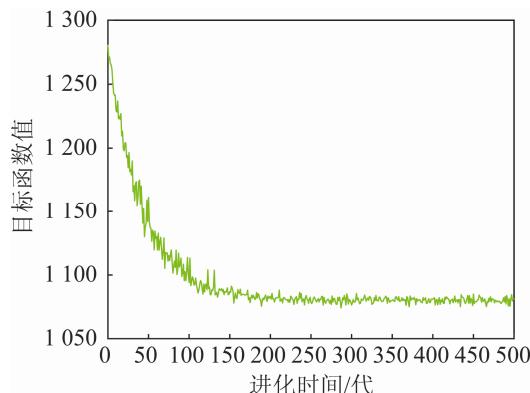


图 4 总能耗迭代曲线

Fig. 4 Total energy consumption iteration curve

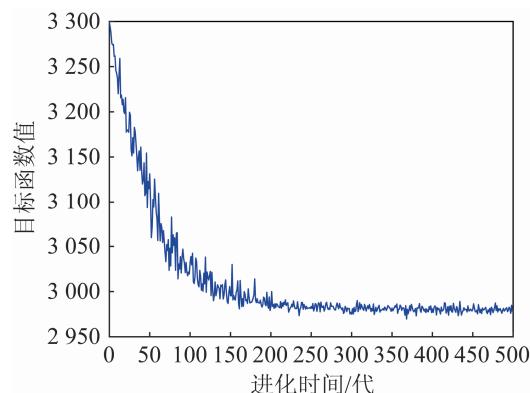


图 5 生产成本迭代曲线

Fig. 5 Production cost iteration curve

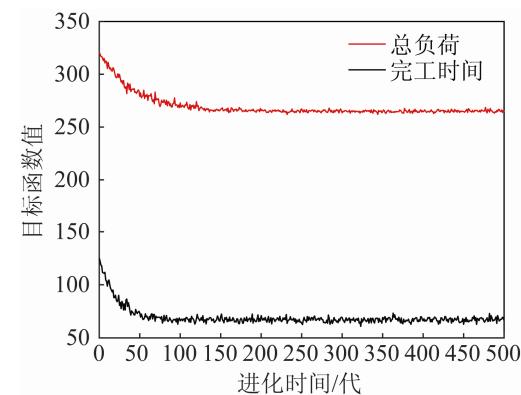


图 6 总负荷和完工时间迭代曲线

Fig. 6 Total load and completion time iteration curves

表 2 20 组 Pareto 最优解
Tab. 2 20 groups of Pareto optimal solutions

序号	总能耗/kW	生产成本/元	总负荷/h	完工时间/h
T_1	1 159.88	2 995	290	79
T_2	1 192.75	3 000	289	88
T_3	1 148.97	3 053	279	96
T_4	1 187.04	3 005	270	93
T_5	1 116.86	3 106	274	96
T_6	1 144.17	3 045	296	88
T_7	1 155.69	2 993	293	89
T_8	1 219.31	3 143	272	68
T_9	1 160.09	3 019	284	80
T_{10}	1 252.75	2 888	305	81
T_{11}	1 089.75	3 073	277	116
T_{12}	1 163.33	3 200	266	87
T_{13}	1 188.86	3 058	278	77
T_{14}	1 141.08	3 001	285	93
T_{15}	1 188.31	3 101	271	70
T_{16}	1 145.54	2 992	290	88
T_{17}	1 158.39	3 037	283	79
T_{18}	1 200.95	3 110	273	73
T_{19}	1 129.65	2 999	292	98
T_{20}	1 146.75	3 062	278	87

表 3 算法 20 组最优解平均值及独立运行 30 次平均计算时间对比表

Tab. 3 Comparison table of average value of 20 groups of optimal solutions and average calculation time of 30 independent runs of algorithm

算法	总能耗 /kW	生产成本 /元	总负荷 /h	完工时间 /h	计算时间 /s
NSGA-II	1 187.38	3 059.54	290.17	84.8	268.5
文献[5]	1 171.62	3 035.72	284.35	88.5	245.7
文献[9]	1 167.55	3 039.87	277.43	89.6	257.3
本文	1 163.85	3 044.00	280.26	86.3	251.4

5.1 权重计算过程

采用上述方法先计算出主观权重,再根据优化调度数据矩阵计算出客观权重,最终计算出综合权重。

(1) 主观权重

根据公式(12)建立 3 个三角模糊判断矩阵 $p^{(1)}, p^{(2)}, p^{(3)}$ 。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{(1)} &= \begin{bmatrix} (1,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.277) & (1,1.277,1.629) \\ (1,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.277) \\ (0.783,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1) \\ (0.614,0.783,1) & (0.783,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1) \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}^{(2)} &= \begin{bmatrix} (1,1,1) & (1,1,1.277) & (1,1,1.277) & (1,1.277,1.629) \\ (0.783,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.277) & (1,1.277,1.629) \\ (0.783,1,1) & (0.783,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1) \\ (0.614,0.783,1) & (0.614,0.783,1) & (0.783,1,1) & (1,1,1) \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}^{(3)} &= \begin{bmatrix} (1,1,1) & (1,1,1.277) & (1,1.277,1.629) & (1.277,1.629,2.080) \\ (0.855,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.277) & (1,1.277,1.629) \\ (0.614,0.783,1) & (0.783,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.277) \\ (0.481,0.614,1) & (0.614,0.783,1) & (0.783,1,1) & (1,1,1) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

通过加权法整合成三角模糊矩阵;

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} (1,1,1) & (1,1,1.185) & (1,1.092,1.394) & (1.092,1.394,1.779) \\ (0.855,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.185) & (1,1.185,1.512) \\ (0.727,0.928,1) & (0.855,1,1) & (1,1,1) & (1,1,1.092) \\ (0.570,0.727,0.928) & (0.670,0.855,1) & (0.928,1,1) & (1,1,1) \end{bmatrix}$$

根据公式(17)计算出主观权重并检验是否通过一致性检验, 其中 $w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{14}$ 分别表示总能耗、生产成本、设备总负荷、完工时间的权重。

$$w_{11} = 0.361, w_{12} = 0.304, w_{13} = 0.279, w_{14} = 0.116$$

一致性比率 $CR=0.045<0.1$ 通过一致性检验。

(2) 客观权重

将得到的一组 Pareto 最优解构造成一个 20×4 的矩阵 $\mathbf{T}_{20 \times 4}$, 根据改进的熵权法计算出客观权重, 其中 $w_{21}, w_{22}, w_{23}, w_{24}$ 分别表示总能耗、生产成本、设备总负荷、完工时间的权重。

$$w_{21} = 0.241, w_{22} = 0.227, w_{23} = 0.270, w_{24} = 0.262$$

(3) 综合权重

根据 matlab 对最优模型求出 α' 和 β' 的结果, 再将其归一化得到 α 和 β 的值, 最后计算出综合权重 w 。

$$\alpha' = 0.745, \beta' = 0.669$$

归一化得到:

$$\alpha = 0.527, \beta = 0.473$$

$$w_j = (0.304, 0.268, 0.243, 0.185)$$

5.2 2种情况评价结果

(1) 车间正常生产时企业决策者一般优先考

虑机器总能耗以及生产成本, 此时各指标的权重如 5.1 小节综合权重计算结果所示:

$$w_j = (0.306, 0.292, 0.238, 0.164)$$

w_j 权值依次表示总能耗、生产成本、设备总负荷、完工时间。

此时优化调度方案 $T_1 \sim T_{20}$ 评价结果:

$$\mathbf{S} = \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{D}^T = \begin{bmatrix} 0.586, 0.491, 0.559, 0.597, 0.605 \\ 0.500, 0.538, 0.502, 0.598, 0.403 \\ 0.588, 0.522, 0.560, 0.593, 0.594 \\ 0.580, 0.596, 0.539, 0.552, 0.596 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{S}_{\max} = \mathbf{S}_5 = 0.605$$

(2) 当企业收到加急订单时, 企业决策者则需要优先考虑完工时间及其设备总负荷, 此时则需要调换主观权重值:

$$w_{11} = 0.361, w_{12} = 0.304, w_{13} = 0.219, w_{14} = 0.116$$

$w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{14}$ 分别表示完工时间、设备总负荷、总能耗、生产成本的权重值。

各指标对应客观权重不变, 得出最终权重 w_j , w_j 权值依次表示总能耗、生产成本、设备总负荷、完工时间;

$$w_j = (0.229, 0.169, 0.288, 0.314)$$

此时优化调度方案 $T_1 \sim T_{20}$ 评价结果:

$$S = w_j \cdot D^T = \begin{pmatrix} 0.595, 0.494, 0.549, 0.607, 0.602 \\ 0.486, 0.514, 0.636, 0.619, 0.398 \\ 0.505, 0.603, 0.621, 0.563, 0.696 \\ 0.587, 0.625, 0.640, 0.495, 0.613 \end{pmatrix}$$

$$S_{\max} = S_{15} = 0.696$$

图 7~8 分别代表情况(1)和(2)的最佳方案 T_5 和 T_{15} 为的甘特图。

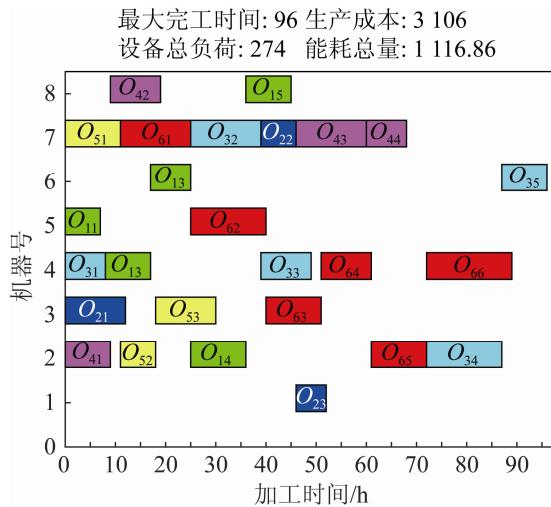


图 7 最优解方案 T_5 甘特图
Fig. 7 Optimal solution T_5 gantt chart

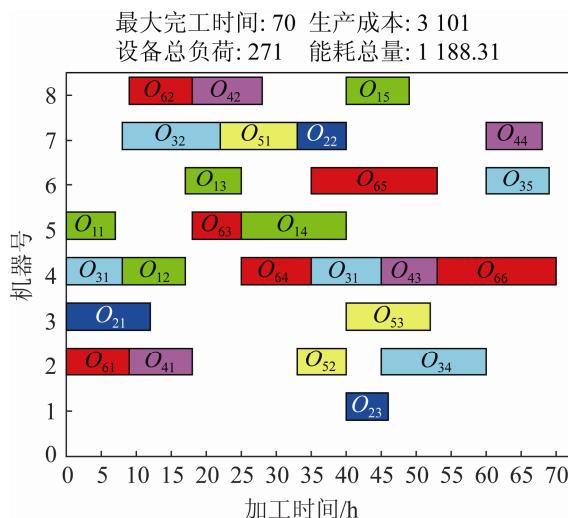


图 8 最优解方案 T_{15} 甘特图
Fig. 8 Optimal solution T_{15} gantt chart

5.3 3 种评价方法对比结果

就车间正常生产而言, 利用表 2 中的数据以及层次分析法、熵权法对 20 个车间优化调度待选方案进行综合评价, 将评价结果与本文 FAHP-IEVM

评价方法进行对比和评价结果见表 4 及图 9。

表 4 评价方法对比表
Tab. 4 Comparison table of evaluation methods

方法	指标权重			最优方案
层次分析法	0.557	0.290	0.098	方案 T_{11}
熵权法	0.258	0.265	0.236	方案 T_{15}
FAHP-IEVM	0.306	0.292	0.238	方案 T_5

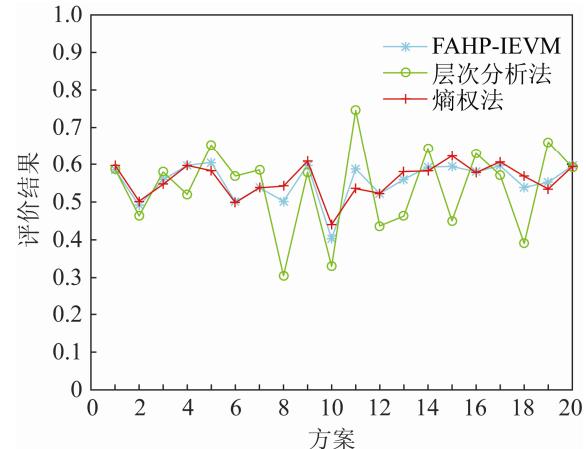


图 9 算法评价结果对比图
Fig. 9 Comparison graph of algorithm evaluation results

本文评价方法计算得出方案 T_5 是最优方案, 层次分析法计算得出 T_{11} 为最优方案, 此时就存在受主观决策影响偏好较大的问题, 其能耗指标很低但成本以及完工时间指标很高, 且其波动较大, 这种评价不尽合理, 不利于车间实际生产。

熵权法的评价结果为方案 T_{15} 最优, 其结果与车间实际生产选择有较大差异, 正常车间生产要求选择能耗较低的方案, 而方案 T_{15} 能耗指标偏大, 与实际生产需要相背, 进而影响车间的实际生产。而本文提出的模糊层次分析法-改进的熵权法主客观相结合的评价方法决策出的方案 T_5 各项指标确实符合实际生产需要, 所以本文提出的方法在帮助车间进行生产方案决策上优于层次分析法和熵权法。

6 结论

针对实际柔性作业车间生产需求, 建立以能耗、生产成本、总负荷、完工时间为多目标

优化调度模型。提出基于混合变异算子的NSGA-II算法，并通过ZDT测试函数分析算法，改进算法的收敛性和多样性都有明显提高。并通过实例仿真对比分析，进一步证明了本文算法的有效性以及本文决策算法模糊层次分析—改进的熵权法的合理性。在柔性作业车间实际生产中，存在着各种突发情况，如机器故障以及紧急订单插入等，因此在后续的研究中要将各种动态情况考虑进去，从而更好的与实际生产结合并提高柔性作业车间的生产效率。

参考文献：

- [1] 王凌, 王晶晶, 吴楚格. 绿色车间调度优化研究进展[J]. 控制与决策, 2018, 33(3): 385-391.
Wang Ling, Wang Jingjing, Wu Chuge. Advances in Green Shop Scheduling and Optimization[J]. Control and Decision, 2018, 33(3): 385-391.
- [2] Jamrus T, Chen F C, Mitsuo G, et al. Hybrid Particle Swarm Optimization Combined with Genetic Operators for Flexible Job-Shop Scheduling Under Uncertain Processing Time for Semiconductor Manufacturing[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing (S0894-6507), 2018, 31(1): 32-41.
- [3] Zhong Y G, Yang F, Liu F. Solving Multi-objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling Problem Using MABC Algorithm[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems (S1064-1246), 2019, 36(10): 1455-1473.
- [4] 王春, 王艳, 纪志成. 求解区间柔性作业车间调度的多目标进化算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(5): 908-916.
Wang Chun, Wang Yan, Ji Zhicheng. Multi-objective Evolutionary Algorithm to Solve Interval Flexible Job Shop Scheduling Problem[J]. Control and Decision, 2019, 34(5): 908-916.
- [5] Hadi M, Aliakbar H. An Energy-Efficient Multi-objective Optimization for Flexible Job-shop Scheduling Problem[J]. Computers and Chemical Engineering (S0098-1354), 2017, 104(9): 339-352.
- [6] May G, Stahl B, Taisch M. Multi-objective Genetic Algorithm for Energy-efficient Job Shop Scheduling[J]. International Journal of Production Research (S0020-7543), 2015, 53(23): 7071-7089.
- [7] Yuan Y, Xu H. Multi-objective Flexible Job Shop Scheduling Using Memetic Algorithms[J]. IEEE Transactions on Automation Science Engineering (S1545-5955), 2015, 12(1): 336-353.
- [8] 徐文豪, 王艳, 严大虎, 等. 花授粉算法求解多目标模糊柔性作业车间调度[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4403-4412.
Xu Wenhao, Wang Yan, Yan Dahu, et al. Flower Pollination Algorithm for Multi-objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling[J]. Journal of system simulation, 2018, 30(11): 4403-4412.
- [9] 程冰, 徐华, 王玲娣, 等. 改进人工蜂群求解多目标柔性作业车间调度问题[J]. 信息与控制, 2019, 48(1): 115-122, 128.
Cheng Bing, Xu Hua, Wang Lingdi, et al. Improved Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Multi-Objective Flexible Job-shop Scheduling Problem[J]. Information and Control, 2019, 48(1): 115-122, 128.
- [10] 杨琪琛, 宗群, 董琦. 高超声速飞行器再入控制与性能评估方法[J]. 信息与控制, 2017, 46(1): 33-40.
Yang Qichen, Zong Qun, Dong Qi. Reentry Control and Performance Evaluation Method for Hypersonic Vehicle[J]. Information and Control, 2017, 46(1): 33-40.
- [11] 彭道刚, 卫涛, 赵慧荣, 等. 基于D-AHP和TOPSIS的火电厂控制系统信息安全风险评估[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2445-2451.
Peng Daogang, Wei Tao, Zhao Huirong, et al. Cyber Security Risk Assessment of Power Plant Control System Based on D-AHP and TOPSIS[J]. Control and Decision, 2019, 34(11): 2445-2451.
- [12] 刘兆伦, 张春兰, 郭长江, 等. 改进的多种群算法优化隐马尔可夫模型预测篦压趋势[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(8): 1217-1226.
Liu Zhaolun, Zhang Chunlan, Guo Changjiang, et al. Prediction of the Tendency of Grate Pressure Based on Hidden Markov Model Which is Optimized by the Improved Multiple Population Genetic Algorithm[J]. Control Theory and Applications, 2019, 36(8): 1217-1226.
- [13] 鞠儒生, 蔡子民, 杨妹, 等. 基于主成分分析的仿真结果评估方法[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(12): 2678-2684.
Ju Rusheng, Cai Zimin, Yang Mei, et al. Evaluation Method of Simulation Results Based on Principal Component Analysis. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2678-2684.
- [14] 欧阳森, 石怡理. 改进熵权法及其在电能质量评估中的应用[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(21): 156-159, 164.

- Ouyang Sen, Shi Yili. A New Improved Entropy Method and Its Application in Power Quality Evaluation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(21): 156-159, 164.
- [15] 闻旻, 刘育权, 胡枭, 等. 含分布式供能设备的综合能源系统规划评价[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 68-74.
Wen Min, Liu Yuquan, Hu Xiao, et al. Evaluation of Integrated Energy System Planning with Distributed Energy Devices[J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2018, 55(21): 68-74.
- [16] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2002, 6(2): 182-197.

附录

工件	工序	加工能耗(kW/h)/加工时间(h)/生产成本(元)							
		M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8
J_1	1	-	4.60/6/158	-	-	4.89/7/114	-	6.15/5/137	-
	2	5.83/8/147	-	-	6.31/9/123	-	-	3.95/15/109	-
	3	-	-	5.51/7/139	3.57/11/100	-	5.76/8/86	-	-
	4	-	4.13/11/124	-	-	3.42/15/101	-	-	4.47/10/149
	5	4.81/11/133	-	-	3.42/16/115	-	-	-	6.29/9/107
J_2	1	-	-	4.43/12/133	5.92/9/154	4.83/10/178	-	-	-
	2	3.06/14/133	-	-	3.09/15/106	-	-	4.76/7/163	-
	3	4.95/6/130	3.19/15/98	-	-	-	3.69/10/117	-	-
	4	-	-	4.54/12/144	5.83/8/167	-	-	4.50/14/123	-
	5	3.08/15/136	-	-	4.50/10/155	2.93/17/120	-	-	-
J_3	1	-	-	-	4.24/8/144	3.80/14/113	-	-	4.50/15/98
	2	-	-	-	4.54/12/144	5.83/8/167	-	-	-
	3	4.53/15/138	-	-	-	-	2.67/20/183	-	3.09/18/157
	4	1.79/12/131	-	-	2.59/11/107	-	3.10/9/88	-	-
	5	-	6.05/9/114	-	-	3.01/17/143	-	4.44/13/128	-
J_4	1	-	-	3.25/8/116	-	3.96/11/84	-	-	4.73/10/77
	2	-	-	4.27/11/145	-	3.74/15/116	-	-	5.64/14/129
	3	2.26/16/106	-	-	-	-	-	4.44/8/95	3.58/9/132
	4	-	-	-	7.43/18/184	-	4.39/13/167	4.89/11/144	-
J_5	1	-	-	-	-	-	3.48/12/122	3.31/14/106	-
	2	4.11/7/149	-	-	-	3.46/12/111	-	-	3.60/10/126
	3	3.37/19/114	-	4.55/12/135	-	-	-	-	2.72/17/148
J_6	1	-	4.19/9/138	-	-	-	-	-	-
	2	3.11/14/134	-	-	-	3.06/15/126	-	-	3.79/9/154
	3	-	-	4.07/11/105	-	5.95/7/122	-	-	5.98/7/143
	4	1.92/15/129	-	-	5.54/10/95	-	-	2.79/12/143	-
	5	-	4.47/11/119	-	-	-	2.96/18/73	-	2.98/17/91
	6	6.07/18/159	-	-	4.08/17/119	-	4.71/15/131	-	-
机器	M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8	
空载(kW/h)	0.35	0.47	0.24	0.28	0.45	0.32	0.28	0.38	