

1-4-2019

Flower Pollination Algorithm for Multi-Objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling

Wenhao Xu

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;

Dahu 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.

Flower Pollination Algorithm for Multi-Objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling

Abstract

Abstract: For the uncertainty of parameters during flexible industrial process in the manufacturing workshops, *a model of multi-objective fuzzy flexible job shop scheduling is established*. To solve this model, the processing time, processing cost and material cost are described by triangular fuzzy numbers to *minimize the makespan and production cost*. *An adaptive discrete flower pollination algorithm (ADMOFPA) is proposed*. *A discrete operator is utilized in the algorithm to discretize the solutions at the initialization period*. To enhance the global exploration and local exploitation ability of ADMOFPA, *an adaptive mutation operator is adopted*. By simulating the instance of one flexible production workshop using the proposed algorithm, the results validate the effectiveness of the proposed algorithm compared with the basic FPA and particle swarm optimization.

Keywords

multi-objective scheduling, fuzzy flexible job shop, triangular fuzzy numbers, flower pollination algorithm, production cost, discrete operator

Recommended Citation

Xu Wenhao, Wang Yan, Yan Dahu, Ji Zhicheng. Flower Pollination Algorithm for Multi-Objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4403-4412.

花授粉算法求解多目标模糊柔性作业车间调度

徐文豪, 王艳, 严大虎, 纪志成

(江南大学 物联网技术应用教育部工程研究中心, 无锡 214122)

摘要: 针对实际工厂柔性生产过程中存在的参数不确定性问题, 建立了一种多目标模糊柔性作业车间调度数学模型。为求解所建模型, 将加工时间、加工成本、原材料成本用三角模糊数表示, 以最小化最大完工时间和生产成本为优化目标。提出一种改进的自适应离散花授粉算法(ADMOFPA), 并在初始化阶段运用离散算子将解进行离散化处理。为增强算法全局搜索和局部开发的能力, 在迭代过程中引入自适应变异算子。将所提算法运用于某柔性生产车间实例进行仿真测试, 并与基本花授粉算法和粒子群算法作对比, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 多目标调度; 模糊柔性作业车间; 生产成本; 三角模糊数; 花授粉算法; 自适应算子

中图分类号: TP278

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 11-4403-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811042

Flower Pollination Algorithm for Multi-Objective Fuzzy Flexible Job Shop Scheduling

Xu Wenhao, Wang Yan, Yan Dahu, Ji Zhicheng

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

Abstract: For the uncertainty of parameters during flexible industrial process in the manufacturing workshops, a model of multi-objective fuzzy flexible job shop scheduling is established. To solve this model, the processing time, processing cost and material cost are described by triangular fuzzy numbers to minimize the makespan and production cost. An adaptive discrete flower pollination algorithm (ADMOFPA) is proposed. A discrete operator is utilized in the algorithm to discretize the solutions at the initialization period. To enhance the global exploration and local exploitation ability of ADMOFPA, an adaptive mutation operator is adopted. By simulating the instance of one flexible production workshop using the proposed algorithm, the results validate the effectiveness of the proposed algorithm compared with the basic FPA and particle swarm optimization.

Keywords: multi-objective scheduling; fuzzy flexible job shop; triangular fuzzy numbers; flower pollination algorithm; production cost; discrete operator

引言

制造业是现代国民经济的主体, 是立国之本、兴国之器、强国之基。近年来, 随着“中国制造 2025”

战略的部署和实施, 智能制造作为中国实现从制造大国到制造强国转型的核心技术, 受到社会的广泛关注^[1]。车间生产调度作为智能制造在生产过程中的中心环节, 需要在有限的资源约束条件下对各作业的工序加工次序、加工机器等各方面进行合理化排列与分配, 从而满足单个或多种生产任务目标。生产调度方案的合理性在很大程度上影响了企业生产过程中的实际效率。因此, 车间调度是智能制



收稿日期: 2018-05-12 修回日期: 2018-06-02;
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 江苏省杰出青年基金(BK20160001);
作者简介: 徐文豪(1993-), 男, 江苏太仓, 硕士生, 研究方向为智能调度与群体智能算法; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 教授, 研究方向为制造系统能效优化。

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

• 4403 •

造中的热点问题之一。

柔性作业车间调度问题(Flexible Job Shop Scheduling Problem, FJSP)作为车间调度问题的延伸,考虑了工厂在生产加工过程中的复杂性,允许工件在加工不同工序时选择不同的机器,是典型的NP-hard组合优化问题。Yuan等^[2]将改进的局部搜索策略运用到差分进化算法当中,以最大完工时间作为FJSP的优化目标。王进峰等^[3]基于图论构建了FJSP优化模型,采用蚁群算法来求解多目标FJSP,对最大完工时间、机床负荷进行优化。张晓星等^[4]考虑最大完工时间和总加工能耗,利用改进的混合蛙跳算法求解FJSP,得出不同权重下的调度方案。

在FJSP中,工序加工时间、生产成本(加工成本、原材料成本)等参数的值是确定的。然而,在实际工厂柔性生产过程中,由于刀具磨损、机器故障等其他外界环境因素,一些参数无法精确获得。因此模糊柔性作业车间调度问题(fuzzy Flexible Job Shop Scheduling Problem, fFJSP)成为研究的热点问题。与FJSP相比,fFJSP更接近实际生产情况,也更为复杂,研究fFJSP是有意义的。而随着模糊集理论的逐步发展,采用三角模糊数来表示fFJSP中的加工时间、生产成本等不确定参数成为研究fFJSP的一种有效途径。国内外诸多学者对fFJSP进行了大量的研究。Wang等^[5]利用三角模糊数来描述加工时间,并提出了一种有效的分布估计算法来对模糊最大完工时间进行优化。对于多目标模糊柔性作业车间调度问题(Multi-Objective fuzzy Flexible Job Shop Scheduling Problem, MOFJSP),刘晓冰等^[6]将交货期用梯形模糊数表示,以最小化最大完工时间、总成本和惩罚值作为优化目标,并利用改进的双链量子遗传算法对MOFJSP进行求解。Gao等^[7]采用了人工蜂群算法,引入元启发种群初始化规则改善初始解的质量,并分别对模糊最大完工时间、最大机器负荷进行优化。Moslehi等^[8]将粒子群算法与局部搜索算法相结合,分别对算法在加权和法和Pareto法求解多目标fFJSP的效果进

行对比,证明了该算法的有效性。

根据MOFJSP在机器选择限制条件上的不同,可将其分为部分MOFJSP(Partial MOFJSP, P-MOFJSP)和完全MOFJSP(Total MOFJSP, T-MOFJSP)^[9]。大多数国内外文献针对T-MOFJSP进行应用分析研究,而P-MOFJSP的特点更符合实际工厂生产环境,因此本文侧重于P-MOFJSP的研究。

综上所述,为求解MOFJSP,本文首先将加工时间、加工成本、原材料成本的不确定性用三角模糊数进行表征,建立了以最小化最大完工时间、生产成本为目标的MOFJSP模型。随后,提出了一种改进的离散花授粉算法并将其运用于MOFJSP的求解当中。采用双层编码、解码方式,并引入了自适应变异算子改善了花授粉算法的求解效果。最后,运用实际工厂工件加工数据来测试算法的有效性,并将其与基本花授粉算法以及粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)进行对比,验证了改进的算法在求解MOFJSP的有效性。

1 问题描述

1.1 模糊柔性作业车间调度模型

MOFJSP通常可以被描述为:有 n 个工件等待加工,它们组成了工件集 $\mathcal{J} = \{J_1, J_2, \dots, J_n\}$; m 台可选加工机器构成机器集 $\mathcal{M} = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 。其中,工件 J_i 共有 n_i ($i=1, 2, \dots, n$)道加工工序,并且每一道工序可以在可选机器集中选择任意一台机器进行加工。一般地,用 O_{ij} 来表示工件 J_i 的第 j 道工序,用 M_{ij} 表示工件 J_i 第 j 道工序对应的可选机器集。在T-MOFJSP中,对于任意一道工序 O_{ij} ,都有 $M_{ij} = \mathcal{M}$,即工件的所有工序均能选择任意机器进行加工;而对于P-MOFJSP,某些工序仅能选择机器集中的部分机器进行加工,即 $M_{ij} \subset \mathcal{M}$ 。各个工件 J_i 均根据 $O_{i1} \rightarrow O_{i2} \rightarrow \dots \rightarrow O_{in_i}$ 的工序序列依次进行加工。

在MOFJSP中,工序 O_{ij} 在所选加工机器 M_k ($k=1, 2, \dots, m$)上的加工时间可由三角模糊数

$\tilde{P}_{ijk} = (p_{ijk}^1, p_{ijk}^2, p_{ijk}^3)$ 表示。其中 p_{ijk}^2 表示工序的最可能加工时间, p_{ijk}^1 、 p_{ijk}^3 分别为最小加工时间、最大加工时间。所有工序的模糊加工时间均相互独立。类似地, 工序 O_{ij} 的完工时间 \tilde{C}_{ij} 、工件的原材料成本 \tilde{MC}_{J_i} 、加工成本 \tilde{PC}_{M_k} 也分别用三角模糊数表示。

此外, 在 MOFJSP 中, 需要对加工工件和机器作出如下约束及假设^[9-10]:

(1) 同一工件的同一工序在同一时刻只能被一台机器加工, 且所有机器在初始时刻均为空闲状态;

(2) 同一台机器在同一时刻只能加工一个工件的一道工序, 且所有工件均能在初始时刻被加工;

(3) 每个工件的每道工序一旦开始加工就不能被中断;

(4) 同一工件的所有工序之间都有先后约束; 不同工件的工序之间没有先后约束, 且不同的工件之间具有相同的优先级;

(5) 工序的加工时间包括了工件的加工准备时间和换机时间。

为方便讨论, 表 1 对所需变量进行了定义。

表 1 MOFJSP 变量描述
Tab. 1 Descriptions of variables in MOFJSP

变量	含义
m	机器总数
n	工件总数
\mathcal{J}	工件集
\mathcal{M}	机器集
i	工件序号, $i = 1, 2, \dots, n$
n_i	工件 J_i 的工序总数
j	工序序号, $j = 1, 2, \dots, n_i$
k	机器序号, $k = 1, 2, \dots, m$
O_{ij}	工件 J_i 的第 j 道工序
M_{ij}	工件 J_i 的第 j 道工序的加工机器集
\tilde{P}_{ijk}	工件 J_i 的第 j 道工序在机器 k 上的模糊加工时间
\tilde{C}_{ij}	工件 J_i 的第 j 道工序的模糊完工时间
\tilde{MC}_{J_i}	加工工件 J_i 所需要的原材料成本
\tilde{PC}_{M_k}	机器 M_k 单位时间内的加工成本

1.2 三角模糊数的运算

由于在求解 MOFJSP 时, 相关参数用三角模糊数表示, 因此, 需要定义一些三角模糊数的基本运算, 主要包括加法与乘法运算^[11]、比较运算^[10]、取大运算^[10]。加法、乘法运算主要用于模糊完工时间、生产成本的计算; 比较运算主要用于对工序的模糊完工时间进行比较, 以获得最大模糊完工时间; 取大运算则用于模糊开始时间的确定。对于任意两个三角模糊数 $\tilde{A} = (a_1, a_2, a_3)$ 与 $\tilde{B} = (b_1, b_2, b_3)$, 各运算规则如下所示:

(1) 加法运算: $\tilde{A} + \tilde{B} = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, a_3 + b_3)$;

(2) 乘法运算: $\tilde{A} * \tilde{B} = (a_1 * b_1, a_2 * b_2, a_3 * b_3)$;

(3) 比较运算: 主要通过如下三个比较准则对两个三角模糊数进行比较:

准则一: 如果 $C(\tilde{A}) = (a_1 + 2a_2 + a_3)/4 > (<) C(\tilde{B}) = (b_1 + 2b_2 + b_3)/4$, 则 $\tilde{A} > (<) \tilde{B}$;

准则二: 如果 $C(\tilde{A}) = C(\tilde{B})$, 则需比较 a_2 、 b_2 。若 $a_2 > (<) b_2$, 那么 $\tilde{A} > (<) \tilde{B}$;

准则三: 如 $a_2 = b_2$, 则如果 $b_3 - b_1 > (<) a_3 - a_1$, 那么 $\tilde{A} > (<) \tilde{B}$ 。

(4) 取大运算: 为了使模糊数始终具有三角特性, 采用以下近似方法进行取大操作。如 $\tilde{A} > \tilde{B}$, 则 $\tilde{A} \vee \tilde{B} = \tilde{A}$, 反之 $\tilde{A} \vee \tilde{B} = \tilde{B}$ 。其中 \vee 表示取大运算符。

1.3 MOFJSP 的目标

求解 MOFJSP 时, 需要在模糊条件下, 使工件的各道工序能够被安排在合适的加工机器上, 且对所有工序的先后顺序进行合理排序, 最终满足既定的优化目标。本文主要将最小化模糊最大完工时间、生产成本作为优化目标, 具体定义如下:

(1) 最小化模糊最大完工时间

在调度问题中, 最大完工时间是衡量调度方案整体效果的重要指标, 对它进行优化能够使得生产车间的生产效率得到提高。在模糊环境下, 每个工件的完工时间等于其末道工序的模糊完工时间, 而各工件中模糊完工时间的最大值即为最大模糊完

工时间 \tilde{C}_{\max} ，如式(1)所示：

$$f_1 = \min \tilde{C}_{\max} = \min \{ \max \tilde{C}_i \}, \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

(2) 最小化模糊生产成本^[12]

对于企业管理人员，除了完工时间之外，还需要在调度优化过程中降低原材料使用成本以及机器加工成本，从而节省开支，在一定程度上提高企业的整体生产效益。考虑实际情况，将原材料成本和加工成本用三角模糊数进行表示，如式(2)所示：

$$f_2 = \min \sum_{i=1}^n \left(\widetilde{MC}_{J_i} + \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^m \widetilde{PC}_{M_k} \tilde{P}_{ijk} x_{ijk} \right) \quad (2)$$

式中： x_{ijk} 为加工决策变量，当工件 J_i 的第 j 道工序在机器 M_k 上加工时， $x_{ijk} = 1$ ；否则， $x_{ijk} = 0$ 。

2 面向 MOFJSP 的花授粉算法

2.1 花授粉算法介绍

花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)由 Yang^[13]于 2012 年首次提出，是一种新型的元启发式群智能优化算法。随后，Yang^[14]将 FPA 运用到多目标求解中，验证了其求解多目标优化问题的有效性。据统计，自然界中约有 90% 的有花植物依靠外界生物实现授粉过程(如昆虫、动物等)；其余则通过非生物方式进行传粉(如风力扩散等)。Yang 受到有花植物传粉行为的启发，利用 FPA 模拟出此类植物授粉活动。FPA 将上述两种不同授粉过程分别视为异花授粉和自花授粉，并通过切换概率 p 来控制花朵的授粉行动。异花授粉时，源自不同植物的花粉相互传授。而自花授粉时，由于没有合适的传粉者，其花粉通常来自同一朵花或是同一种植物的不同花朵。FPA 具有原理简单，参数少且易于调节、实现等特点，自提出以来在电力系统调度、经济负荷分配、结构和机械工程等领域获得了很好的应用^[15]。对于基本 FPA，文献[13]对花授粉过程、授粉者行为、花的恒常性等规则进行了如下定义：

(1) 依靠外界生物进行的异花授粉可被视为

全局授粉过程，且在该过程中花粉携带者遵循 Lévy 飞行模型进行移动；

(2) 非生物性自花授粉可以被看作局部授粉过程；

(3) 花的恒常性是指一些授粉者在传粉过程中会倾向于某种特定的植物，而绕过其他品种。它反映了花的繁衍概率，且与两朵花之间的相似性成比例；

(4) 花朵的局部授粉和全局授粉由切换概率 $p \in [0, 1]$ 控制，受物理上的邻近性和其他外界因素的影响，在整个授粉活动中局部授粉是一个非常重要的部分。

另外，为简便算法描述，假设每株植物只含有一个花朵，且每个花朵仅产生一个花粉。由此在 FPA 中，每一个解向量即为一个花粉、一个花朵或是一株植物。

2.1.1 全局授粉

在 FPA 中，由昆虫等授粉者进行的全局授粉(规则 1)过程可由如下公式进行描述：

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + L(\mathbf{X}_i^t - \mathbf{g}_*) \quad (3)$$

式中 \mathbf{X}_i^t 和 \mathbf{X}_i^{t+1} 是第 t 和 $t+1$ 次迭代时的第 i 个花粉(即解向量)； \mathbf{g}_* 表示花粉种群中的全局最优解； L 为随机运动轨迹步长，它表征了授粉强度，且遵循如下 Lévy 飞行模型：

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \cdot \frac{1}{s^{1+\lambda}} (s \gg s_0 > 0) \quad (4)$$

式中 $\Gamma(\lambda)$ 是标准 Gamma 函数， s_0 为最小步长，通常取 $\lambda = 1.5$ 、 $s_0 = 0.01$ ；为了得到上述 Lévy 分布结果，本文采用 Mantegna 算法对其进行模拟^[16]， s 由式(5)给出，即

$$s = \frac{\mu}{|v|^{1/\lambda}} \quad (5)$$

式中 u 、 v 均满足正态分布，且 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ ， $v \sim N(0, 1)$ 。 σ_μ^2 可以表示为

$$\sigma_{\mu}^2 = \left(\frac{\Gamma(1+\lambda)\sin(\frac{\pi\lambda}{2})}{\Gamma(\frac{1+\lambda}{2})\lambda 2^{\frac{\lambda-1}{2}}} \right)^{1/\lambda} \quad (6)$$

最后, 结合式(5)-(6), 实际 Lévy 飞行距离为

$$L \approx s \cdot s_0 \quad (7)$$

2.1.2 局部授粉

通过非生物过程实现的局部授粉(规则 2)以及花的恒常性(规则 3)可以表示为

$$\mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + \varepsilon(\mathbf{X}_j^t - \mathbf{X}_k^t) \quad (8)$$

式中 \mathbf{X}_j^t 、 \mathbf{X}_k^t 分别代表第 t 次迭代时随机选取的来自同一植物的两个相似花粉。 $\varepsilon \in (0,1)$ 为符合均匀分布的随机数。

2.1.3 切换概率 p

切换概率 $p \in [0,1]$ 可以对植物的全局授粉(式(3)~(7))及局部授粉(式(8))进行控制(规则 4)。FPA 在每次迭代过程中均随机生成一个 0-1 之间的数, 若该随机数小于 p , 则进行全局授粉操作, 否则进行局部授粉操作。

2.2 编码与解码

本文采用双层编码方式来表示 MOFJSP 中的解向量。如图 1 所示, 编码后的解向量主要分为工序安排向量以及机器指派向量两部分。在工序安排向量中, 每位数字对应待加工的工件号, 而它出现的频次则对应该工件的工序号。机器指派向量则表示加工某道工序时使用的机器号。图 1 中, 虚线矩形框中的第一个“1”表示工件 1 的第一道工序 O_{11} , 它所对应的加工机器为 M_2 。第二个“1”表示工件 1 的第二道工序 O_{12} , 对应加工机器 M_1 。

根据上述两组编码向量, 按从左至右的顺序即可解码出工序加工序列以及对应的机器加工序列。如将图 1 解码后可以得到工序的加工序列 $O_{21} \rightarrow O_{11} \rightarrow O_{12} \rightarrow O_{31} \rightarrow O_{22} \rightarrow O_{13} \rightarrow O_{32}$, 加工机器分别为 M_3 、 M_2 、 M_1 、 M_2 、 M_3 、 M_1 、 M_3 。根据这两组序列, 即可确定一组生产调度任务。

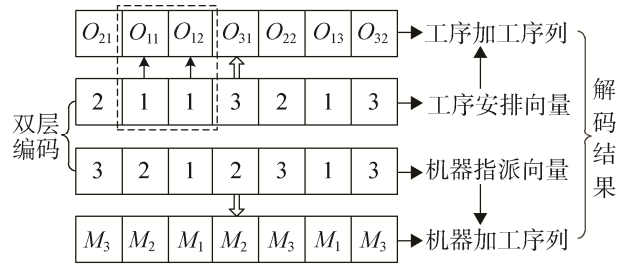


图 1 编码与解码方式

Fig. 1 Decoding and encoding method

2.3 改进的离散自适应花授粉算法

为了使花授粉算法适合于求解 MOFJSP, 需要对算法进行离散化处理。此外, 为了改善花授粉算法在全局搜索和局部搜索上的整体效果, 在迭代过程中引入自适应变异算子, 从而优化花授粉算法在求解 MOFJSP 时的结果。

2.3.1 离散化花授粉算法

在 FPA 中, 由花粉来表示工序安排向量, 并通过式(9)进行初始化:

$$\text{Sol}(i) = \text{LB} + (\text{UB} - \text{LB}) \times \text{rand}() \quad (9)$$

式中 $\text{Sol}(i)$ 为第 i 个解向量; UB 、 LB 分别为解向量的上界和下界; $\text{rand}()$ 为区间(0,1)内的标准均匀分布随机数。由上式可知, 解向量为实数序列, 无法直接作为 MOFJSP 的解。因此, 本文利用升序排序操作, 结合各工件工序数进行离散化处理。如图 2 所示, 首先, 在初始化花粉后, 将其按照从小到大的顺序进行升序排序; 其次, 获得排序后花粉的位置索引; 最后, 根据每个工件的工序数, 按照索引值升序依次将实数花粉转换整数花粉。图中工件 1 共有 3 道工序, 则索引 1、2、3 对应的实数花粉值应转换为 1、1、1; 其余依次类推, 最终得到整数花粉: 1、2、1、1、3、2、3。

2.3.2 自适应变异算子

为了增加种群的多样性, 增强算法全局搜索和局部开发的能力, 避免算法过早进入局部最优, 引入自适应变异算子 $\delta(\mathbf{X}_j^t - \mathbf{X}_k^t)$, 在花粉种群进行全局授粉时, 进行自适应变异操作, 具体方式如下,

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i^{t+1} = \mathbf{X}_i^t + L(\mathbf{X}_i^t - \mathbf{g}_*) + \delta(\mathbf{X}_j^t - \mathbf{X}_k^t) \\ \delta = N_1 - N_2 \frac{N_{iter} - i}{N_{iter}} \end{cases} \quad (10)$$

式中 N_{iter} 为迭代次数, N_1 、 N_2 为自适应参数。 δ 可随迭代次数 i 在区间 $[N_1 - N_2, N_1]$ 内线性增加, 从而动态调节变异效果, 缓解授粉过程中出现的早熟现象。

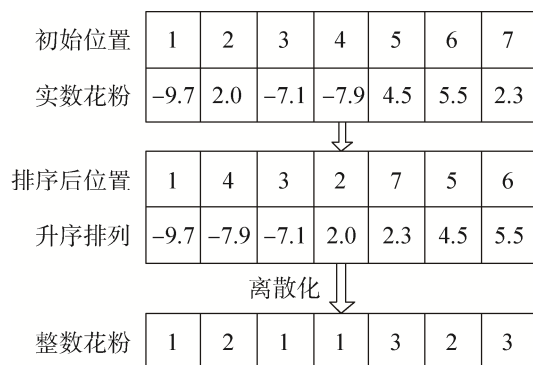


图2 FPA 离散化操作
Fig. 2 Discretization operator of FPA

2.4 算法步骤

改进的 ADMOFPA 求解 MOFJSP 步骤如下:

Step 1: 初始化花粉(即解向量)以及切换概率 p , 迭代次数 N_{iter} , 自适应参数 N_1 、 N_2 ;

Step 2: 将花粉进行离散化处理, 并求出当前花粉的全局最优解 \mathbf{g}_* ;

Step 3: 生成一个0-1的随机数, 并将其与切换概率 P 比较, 如果随机数小于 P , 则根据式(5)-(7)、(10)执行全局授粉操作; 否则根据式(8)执行局部授粉操作;

Step 4: 将授粉操作后的新解与原有解、全局最优解进行适应度值比较, 如果优于这些解, 则替换之; 否则根据式(9)更新原解;

Step 5: 若满足算法终止条件, 则输出当前全局最优 Pareto 解集并终止算法; 否则转到 Step 3。

3 实验结果与分析

3.1 实验算例与参数设置

为进一步验证 ADMOFPA 求解 MOFJSP 的有

效性, 本文采用文献[12]中的某柔性生产车间实例进行验证。由于原实例针对的是确定性调度问题, 因此, 本文结合文献[17]中的思想, 以加工时间为例, 根据式(11)将实例扩展为模糊情况下的多目标柔性作业车间调度。

$$\begin{cases} \tilde{P}_{ijk} = (\text{round}(p_{ijk}^1), p_{ijk}^2, \text{round}(p_{ijk}^3)) \\ p_{ijk}^1 \in [0.85p_{ijk}^2, 0.94p_{ijk}^2] \\ p_{ijk}^3 \in [1.1p_{ijk}^2, 1.19p_{ijk}^2] \end{cases} \quad (11)$$

式中最小加工时间以及最大加工时间均在对应区间内随机产生, 并进行四舍五入取整。原材料使用成本 \widetilde{MC}_{J_i} 以及机器加工成本 \widetilde{PC}_{M_k} 也采用上述方法转化为三角模糊数。

扩展后的实例如表 2~3 所示, 它为 P-MOFJSP, 共有 10 个工件、8 台机器、35 道加工工序。其中, “—” 表示某个工件的某道工序不能在对应的机器下进行加工。实验环境为: Windows 7, Intel Core i5-4590U CPU, 3.30GHz 处理器, 8GB 内存。编程语言为 MATLAB R2014a。

本文将 ADMOFPA 与基于 Pareto 的基本 FPA 和 PSO 算法进行对比。在 ADMOFPA、FPA 中, $N_1 = 0.9$ 、 $N_2 = 0.1$, 切换概率 p 均为 0.8。PSO 算法参数设置为: 惯性权值 $W = 0.8$, 加速系数 $C_1 = 2.5$ 、 $C_2 = 2$ 。此外, 种群规模为 50, 迭代次数为 1000。

3.2 实验结果分析

本文采用式(12)所示的覆盖集测度(C 测度)^[18]来测试算法求解 MOFJSP 的效果。

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B | \exists a \in A : a \text{ 支配 } b\}|}{|B|} \quad (12)$$

式中 a 、 b 分别为 A 、 B 两种算法所得出的 Pareto 前沿中的一组 Pareto 解, $|\cdot|$ 表示 Pareto 解集的个数。当 $C(A, B) > C(B, A)$ 时, 表明算法 A 的求解效果优于算法 B 。

表 2 模糊加工时间和加工成本
Tab. 2 Fuzzy processing time and cost

工件	工序	机器加工时间/h							
		M_1	M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8
J_1	1	—	—	—	(11,12,14)	—	(9,10,11)	(8,9,11)	—
	2	(15,17,20)	—	—	—	(15,17,19)	(9,10,11)	—	(14,15,17)
	3	—	(21,24,28)	—	(10,11,13)	—	—	(9,10,11)	—
J_2	1	—	—	(14,16,19)	(9,10,11)	(19,21,24)	(13,14,16)	—	(15,17,20)
	2	(7,8,9)	(11,12,14)	—	—	(17,19,21)	(10,11,13)	—	—
	3	—	—	—	(13,15,17)	—	(19,21,23)	(21,25,29)	—
	4	—	—	—	—	(17,18,21)	—	(8,9,10)	—
	5	(11,12,13)	(13,15,17)	—	(12,14,17)	(8,9,11)	—	(9,10,11)	—
	6	—	(8,9,10)	—	(6,7,8)	(9,10,11)	(7,8,9)	—	—
J_3	1	—	(12,14,16)	—	—	—	—	(15,17,19)	—
	2	—	(20,23,27)	(21,23,27)	(15,17,19)	—	(17,18,20)	—	—
	3	—	—	(18,20,23)	(8,9,10)	(20,22,25)	—	—	(19,21,24)
	4	(6,7,8)	—	(9,10,12)	—	(7,8,9)	(10,11,13)	(8,9,10)	—
J_4	1	—	(17,18,20)	—	—	—	(15,17,19)	(16,18,21)	—
	2	—	—	—	(9,10,11)	—	—	(11,12,14)	—
	3	—	(7,8,9)	(10,11,12)	(7,8,9)	—	—	(8,9,11)	(18,20,23)
J_5	1	—	—	(21,24,27)	(9,10,12)	(14,16,18)	—	—	—
	2	—	—	—	(15,17,19)	—	—	—	(7,8,9)
J_6	1	—	(18,20,24)	—	—	—	—	(20,22,26)	—
	2	—	—	(17,18,20)	—	—	—	(17,19,22)	—
	3	(17,19,22)	—	(16,17,20)	(14,16,18)	(15,16,18)	—	—	(16,18,20)
J_7	1	—	—	(14,16,18)	—	(15,17,20)	(14,16,19)	—	—
	2	(20,22,26)	—	—	—	(18,20,23)	(20,22,25)	—	—
	3	—	—	—	—	—	(16,18,21)	(21,23,26)	—
	4	—	—	—	—	—	(9,10,11)	—	(22,24,26)
J_8	1	(10,11,13)	—	—	—	—	—	(19,21,24)	(19,21,24)
	2	(23,25,29)	(10,11,13)	—	—	—	—	—	—
	3	(21,24,27)	(17,18,21)	—	—	—	(22,25,28)	—	(18,20,23)
J_9	1	—	(11,12,14)	(8,9,11)	—	—	(12,14,16)	—	—
	2	(22,24,28)	—	(10,11,13)	(18,21,25)	—	(19,22,25)	(23,25,28)	—
	3	—	(10,12,14)	—	—	—	(15,16,19)	—	(17,19,21)
	4	—	(5,6,7)	—	(7,8,9)	(6,7,8)	—	(9,10,11)	—
	5	(8,9,10)	(11,12,14)	—	(5,6,7)	(10,11,13)	(7,8,9)	(9,10,12)	—
J_{10}	1	—	(17,19,23)	—	—	—	—	(19,21,25)	(21,23,26)
	2	—	(16,18,20)	—	—	—	(23,24,27)	—	(10,12,14)
\widetilde{PC}_{M_k} /(元/h)	(7,8,9)	(4,5,6)	(9,10,11)	(8,9,10)	(6,7,8)	(5,6,7)	(8,9,10)	(3,4,5)	

表 3 工件的模糊原材料成本
Tab. 3 Fuzzy material costs of jobs

工件	J_1	J_2	J_3	J_4	J_5
\widetilde{MC}_{J_i} /元	(139, 160, 181)	(187, 210, 248)	(409, 440, 502)	(304, 340, 396)	(513, 570, 657)
工件	J_6	J_7	J_8	J_9	J_{10}
\widetilde{MC}_{J_i} /元	(260, 300, 340)	(282, 310, 345)	(135, 150, 172)	(351, 390, 460)	(422, 460, 515)

为了克服随机误差对实验结果造成的影响,将 ADMOFPA、FPA、PSO 分别独立运行 20 次,随后求取每次运行结束后上述三种算法的 C 测度值,并汇总出两种算法 C 测度的最大值、中值、最小值、均值以及方差,如表 4 所示。此外,表中给出了对两组数据分别进行 Wilcoxon 秩和检验后的结果(显著水平为 0.05)。表中加粗部分表示结果较好,“†”代表 ADMOFPA 显著优于相对应的算法。可以看出,ADMOFPA 在 20 次运行后 C 测度的最大值、中值、均值都大于其余两种算法,且显著优于 FPA、PSO; 算法的运行方差略高于其他算法。说明 ADMOFPA 在维持解的多样性的同时,能够得到更优的 Pareto 解集。

表 4 ADMOFPA 与其他算法 C 测度比较
Tab. 4 Comparison of ADMOFPA with other algorithms with respect to C measure

C 测度	ADMOFPA(A) vs. FPA(F)		ADMOFPA(A) vs. PSO(P)	
	$C(A, F)$	$C(F, A)$	$C(A, P)$	$C(P, A)$
最大值	0.800 0	0.750 0	1.000 0	0.600 0
中值	0.500 0	0.225 0	0.550 0	0.250 0
最小值	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
均值	0.480 7	0.2435 †	0.502 5	0.2652 †
方差	0.053 8	0.047 5	0.080 1	0.061 3

为了直观地反映出数据的离散分布情况,将这 20 组 C 测度值绘制成如图 3 所示的箱线图。从图中可以看出,ADMOFPA 算法相比于其他两种算法, C 测度更优,并且明显优于 PSO 算法,因而在求解 MOFJSP 时能够获得更好的 Pareto 前沿。

综上所述,本文提出的 ADMOFPA 能够对全局搜索和局部搜索进行平衡,改善种群的多样性,防止算法过早陷入局部最优。

由于本文利用三角模糊数来表征参数的不确定性,因此,可利用模糊数比较运算的准则一来将

模糊数 (a_1, a_2, a_3) 近似等效为一个定值 $(a_1 + 2a_2 + a_3)/4$ 。现分别将运行 20 次后三种算法的 Pareto 解集中的模糊最大完工时间、模糊生产成本根据上述规则转变为定值,随后在二维坐标系中绘出近似的 Pareto 前沿,如图 4 所示, x 轴表示最大完工时间, y 轴表示生产成本。从图中可以看出,ADMOFPA 算法求得的近似 Pareto 前沿均在其他两种算法下方。企业的决策人员可以根据车间实际情况选择合理的加工方案。例如,图 4 箭头处所指 Pareto 近似解的最大完工时间、生产成本分别为 (97,108,123)、(5518,6617,8114),所对应的调度模糊甘特图如图 5 所示。

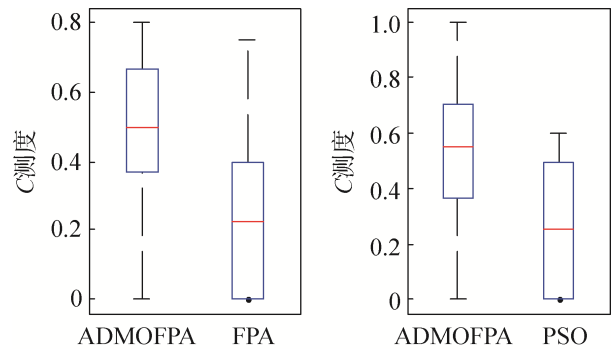


图 3 ADMOFPA 与其他算法箱线图比较
Fig. 3 Comparison of ADMOFPA with other algorithms with respect to box plot

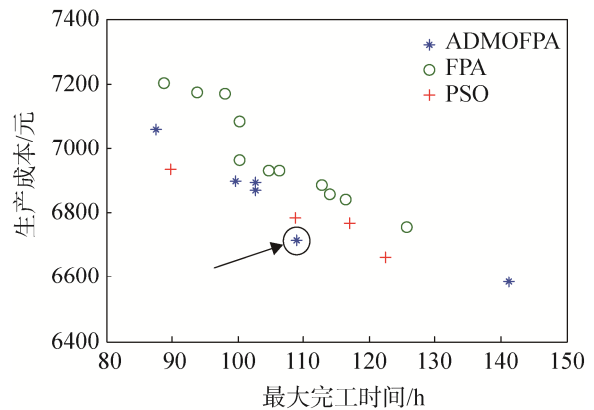


图 4 三种算法的近似 Pareto 前沿
Fig. 4 Approximate Pareto fronts of three algorithms

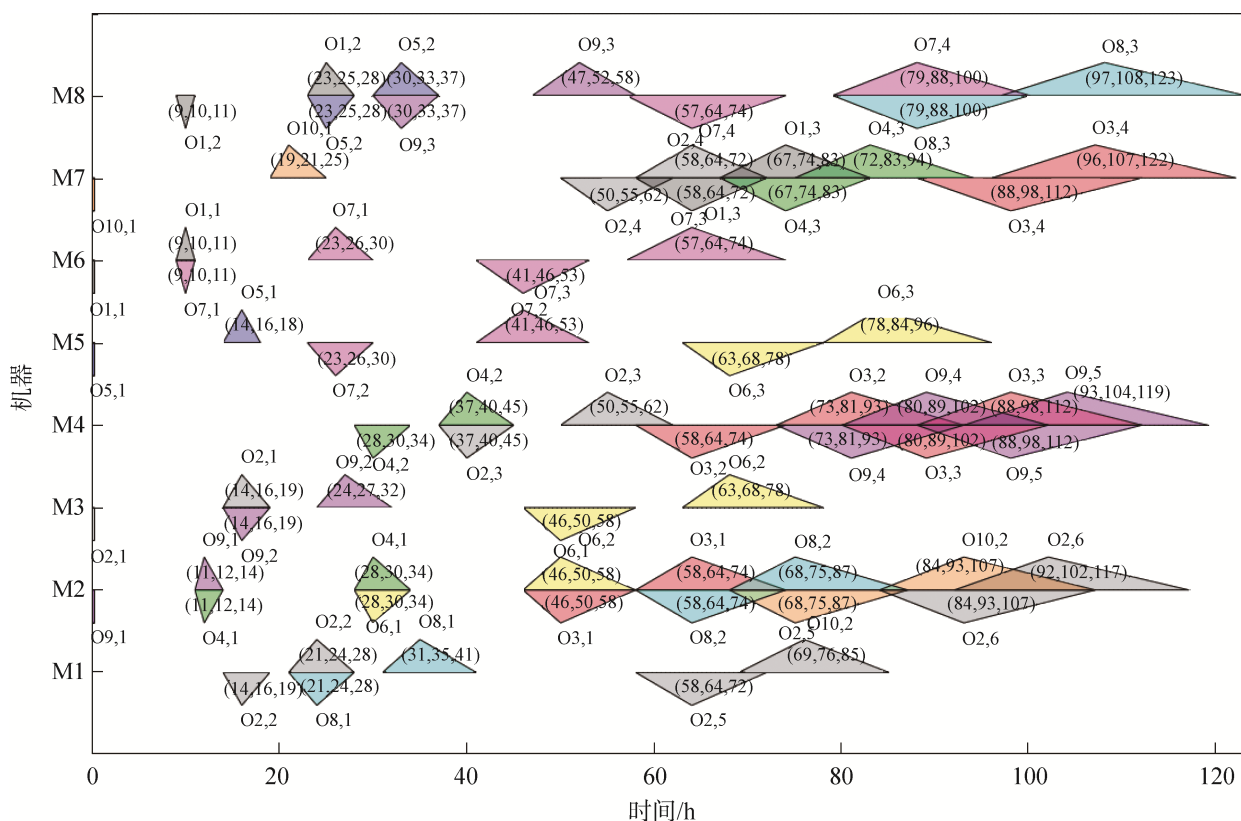


图 5 MOFJSP 模糊甘特图
Fig. 5 Fuzzy Gantt chart of MOFJSP

4 结论

考虑到实际柔性生产车间中的不确定性, 本文首先建立了以优化最大完工时间、生产成本为目标的多目标模糊柔性作业车间调度模型, 将相关参数用三角模糊数进行表示, 并采用花授粉算法来对该问题进行求解。由于该问题为组合优化问题, 因此在算法迭代过程中将其解向量进行离散化处理。考虑到该算法在寻优过程中容易陷入局部最优, 采用自适应变异算子来改善算法在进行全局搜索以及局部搜索时的种群多样性, 增加算法的开采深度和寻优效果。实验结果表明, 该方法能够相比于基本 FPA 以及 PSO 算法有着更好的 Pareto 前沿搜索能力, 在解决此类模糊柔性作业车间调度问题上具有一定的有效性。

参考文献:

[1] 周济. 智能制造—“中国制造 2025”的主攻方向[J]. 中

国机械工程, 2015, 26(17): 2273-2284.

Zhou Ji. Chinese Academy Engineering. Intelligent Manufacturing-Main Direction of “Made in China 2025” [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(17): 2273-2284.

[2] Yuan Y, Xu H. Flexible Job Shop Scheduling Using Hybrid Differential Evolution Algorithms [J]. Computers & Industrial Engineering (S0360-8352), 2013, 65(2): 246-260.

[3] 王进峰, 范孝良, 万书亭. 一种基于图的柔性作业车间调度方法 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(10): 2499-2502.

Wang Jinfeng, Fan Xiaoliang, Wan Shuting. Graph-based Approach for Flexible Job-shop Scheduling Problems [J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(10): 2499-2502.

[4] 张晓星, 王艳, 严大虎, 等. 改进的混合蛙跳算法求解柔性作业车间调度 [J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 2093-2099.

Zhang Xiaoxing, Wang Yan, Yan Dahu, et al. Improved Shuffled Frog-Leaping Algorithm for Solving Flexible Job Shop Scheduling Problem [J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 2093-2099.

- [5] Wang S, Wang L, Xu Y, et al. An Effective Estimation of Distribution Algorithm for the Flexible Job-shop Scheduling Problem with Fuzzy Processing Time [J]. *International Journal of Production Research* (S0020-7543), 2013, 51(12): 3778-3793.
- [6] 刘晓冰, 焦璇, 宁涛, 等. 基于双链量子遗传算法的柔性作业车间调度 [J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(2): 495-502.
Liu Xiaobing, Jiao Xuan, Ning Tao, et al. Flexible Job Shop Scheduling Based on Double Chains Quantum Genetic Algorithm [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(2): 495-502.
- [7] Gao K Z, Suganthan P N, Pan Q K, et al. An Improved Artificial Bee Colony Algorithm for Flexible Job-shop Scheduling Problem with Fuzzy Processing Time [J]. *Expert Systems with Applications* (S0957-4174), 2016, 65: 52-67.
- [8] Moslehi G, Mahnam M. A Pareto Approach to Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problem Using Particle Swarm Optimization and Local Search [J]. *International Journal of Production Economics* (S0925-5273), 2011, 129(1): 14-22.
- [9] Liu B, Fan Y, Liu Y. A Fast Estimation of Distribution Algorithm for Dynamic Fuzzy Flexible Job-shop Scheduling Problem [J]. *Computers & Industrial Engineering* (S0360-8352), 2015, 87: 193-201.
- [10] Lei D. A Genetic Algorithm for Flexible Job Shop Scheduling with Fuzzy Processing Time [J]. *International Journal of Production Research* (S0020-7543), 2010, 48(10): 2995-3013.
- [11] 郑友莲. 面向模糊车间调度问题的智能算法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2011.
Zheng Youlian. Research on Intelligent Algorithm for Fuzzy Shop Scheduling Problems [D]. Wuhan: Wuhan University, 2011.
- [12] 王晓娟. 多目标柔性作业车间调度方法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2011.
Wang Xiaojuan. Research on Methods for Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problem [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.
- [13] Yang X S. Flower pollination algorithm for global optimization [C]//International conference on unconventional computing and natural computation. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2012: 240-249.
- [14] Yang X S, Karamanoglu M, He X. Multi-objective Flower Algorithm for Optimization [J]. *Procedia Computer Science* (S1877-0509), 2013, 18(1): 861-868.
- [15] Alyasseri Z A A, Khader A T, Al-Betar M A, et al. Variants of the Flower Pollination Algorithm: A Review [M]. *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization*. Cham, Switzerland: Springer, 2018: 91-118.
- [16] 王庆喜, 郭晓波. 基于莱维飞行的粒子群优化算法 [J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(9): 2588-2591.
Wang Qingxi, Guo Xiaobo. Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Levy Flight [J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(9): 2588-2591.
- [17] Lei D, Guo X. An effective neighborhood search for scheduling in dual-resource constrained interval job shop with environmental objective [J]. *International Journal of Production Economics* (S0925-5273), 2015, 159(1): 296-303.
- [18] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results [J]. *Evolutionary Computation* (S1063-6560), 2000, 8(2): 173-195.