

1-8-2019

Block-based Evolutionary Algorithm for Permutation Flow-shop Scheduling Problem

Xiaobing Pei

College of Management, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

Zhao Heng

College of Management, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, 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.

Block-based Evolutionary Algorithm for Permutation Flow-shop Scheduling Problem

Abstract

Abstract: To solve the permutation flow-shop scheduling problem(PFSP), *an effective new global evolutionary algorithm based on block model is developed. The probability model is built based on the information of job position through sample and statistic on the good chromosomes, and the association rule is applied to extract continuous or discontinuous blocks which contain job information respectively. The superiority blocks with position probability model for artificial chromosome combinations are integrated. The disadvantage gene is excavated according to the inferior chromosome and used for the later mutation operation. Two efficient local search methods called position model-based interchange and NEH-based insertion are proposed to further filter the dominant solution.* Simulation results on Reeves and Taillard suites and comparisons with other well-known algorithms validate its excellent searching ability and efficiency of the proposed algorithm.

Keywords

permutation flow-shop scheduling, combination blocks, probability model, artificial chromosome

Recommended Citation

Pei Xiaobing, Zhao Heng. Block-based Evolutionary Algorithm for Permutation Flow-shop Scheduling Problem[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 3170-3178.

基于区块进化算法求解置换流水车间调度问题

裴小兵, 赵衡

(天津理工大学 管理学院, 天津 300384)

摘要: 针对置换流水车间调度问题, 提出了一种混合区块模型的全局进化算法。通过对优秀染色体的统计与采样构建位置矩阵概率模型, 并依关联规则挖掘出具有优势信息的连续或不连续基因组成优势区块, 结合优势区块与概率模型组合出高适应度的人造解; 依劣势染色体构建突变概率模型, 指导后期的基因突变操作。提出基于位置概率交换与 NEH 插入两种高效局部搜索方法, 以进一步筛选优势解。通过对 Reeves 和 Taillard 标准测试集的仿真测试和算法比较验证了所提出算法出色的搜寻能力和有效性。

关键词: 置换流水车间调度; 组合区块; 概率模型; 人造解

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 08-3170-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808043

Block-based Evolutionary Algorithm for Permutation Flow-shop Scheduling Problem

Pei Xiaobing, Zhao Heng

(College of Management, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: To solve the permutation flow-shop scheduling problem (PFSP), an effective new global evolutionary algorithm based on block model is developed. The probability model is built based on the information of job position through sample and statistic on the good chromosomes, and the association rule is applied to extract continuous or discontinuous blocks which contain job information respectively. The superiority blocks with position probability model for artificial chromosome combinations are integrated. The disadvantage gene is excavated according to the inferior chromosome and used for the later mutation operation. Two efficient local search methods called position model-based interchange and NEH-based insertion are proposed to further filter the dominant solution. Simulation results on Reeves and Taillard suites and comparisons with other well-known algorithms validate its excellent searching ability and efficiency of the proposed algorithm.

Keywords: permutation flow-shop scheduling; combination blocks; probability model; artificial chromosome

引言

在工业工程领域中, 车间调度问题(Scheduling

Problem)在生产系统中是相当重要的典型问题, 考虑在资源有限的前提下有效安排加工顺序, 使整个制造流程得以高效率的执行。置换流水车间调度问题(permutation flow-shop scheduling problems, PFSP)是一种典型的组合型最优问题(Combinatorial Optimization Problems, COPs), 被证明是 NP-hard (non-deterministic polynomial-time hard)难题^[1]。求



收稿日期: 2017-01-06 修回日期: 2017-03-11;
基金项目: 天津市社科项目(TJYY17-013);
作者简介: 裴小兵(1965-), 男, 内蒙古呼和浩特, 蒙古族, 博士, 教授, 研究方向为生产调度、系统仿真;
赵衡(1992-), 男, 山东德州, 硕士生, 研究方向为系统仿真, 智能算法。

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

• 3170 •

解 PFSP 的方法有精确算法和近似算法, 精确算法主要有分支定界法、数学规划法(线性规划、整数规划、混合整数规划、动态规划等)等方法, 可以求得问题的精确解, 但当问题范围扩大时, 求解的难度急剧增加, 因此精确算法只适用于小规模问题^[2]。近似算法主要有优先派工规则、启发式算法(plamer 法、CDS 法、NEH 法等)、智能算法(模拟退火算法、禁忌搜索、遗传算法、粒子群算法、蚁群算法)等, 值得注意的是, 在启发式算法中, NEH 法被认为是求解 PFSP 问题最有效的方法。文献[3]对启发式算法应用于求解 PFSP 上作了分类和评价。

当 PFSP 问题的复杂度增加时, 搜索空间中存在许多局部最优解, 复杂度越高越难以跳出局部最优。遗传算法根据达尔文进化论的优胜劣汰规则, 通过染色体交叉、突变、重组等方式在解空间中寻找最优解, 但由于适应度高的解往往具有较为相似的结构序列^[4], 遗传算法在进化后期形成的解序列有很好的适应度, 而进化机制随机的将母体的良好解序列结构进行变动, 难以出现新颖信息而陷入局部最优, 导致大量时间被用来做重复且无效的工作。近年来, 分布估计算法(Estimation of Distribution Algorithms, EDA)广泛用于 PFSP 等组合性最优化问题。不同于遗传算法, EDA 利用概率模型生成子代, 通过学习与挖掘取代传统进化算法的交叉与突变两大自然机制^[5]。为获取好的求解效果, 有学者将 EDA 算法与群体算法结合构建新型混合型算法: Liu 等^[6]将粒子群算法与 EDA 结合, 通过搜索机制混合操作确保粒子群体与局部最优机制信息共享, 增强了原始粒子的搜索能力。Tzeng 等^[7]提出了一种将 EDA 与蚁群算法(ACS)混合的算法, 利用局部最优解产生概率模型, 并使用 ACS 解构造方法产生子代。Chen 等^[16]提出一种新的 EDA 概率模型, 称为 ACGA, 该算法将 EDA 与遗传算法结合提出一种新的二元概率模型, 并用来产生新的群体。

区块是从适应度高的染色体中通过概率统计或关联规则挖掘出的一种基因链接, 这种链接蕴含

能提高染色体适应度的优势信息^[8]。通过概率模型组合区块, 不仅能降低问题的维度和复杂性, 而且能加快收敛速度。Chang 等^[9]提出基于区块的 EDA 算法称为 BBEDA, 该算法依照由高适应度染色体产生的二元概率矩阵挖掘出优势区块组合人造解。Ruiz 等^[10]提出一种利用区块结合交配机制的混合型算法 HGA-RMA, 并提出了四种区块应用的交配方法, 用于解决 PFSP 问题。其目标是找出基因关联性的相依组合, 将所找寻的不重复的区块进一步组合新的解集合, 使求解质量得以改善。然而, 在组合区块的过程中, 具有优良性状的基因可能是非连续的^[11]。同时, 已有文献通过挖掘优秀染色体的基因片段组合区块, 对劣势染色体中基因信息考虑不足。由于进化后期染色体具有较好的适应度且基因结构也通常类似, 导致解的多样性不足, 难以跳出局部最优^[4], 本研究提出一种混合区块模型的进化算法(block model-based evolutionary algorithm, BMEA), 根据初始产生的劣势解挖掘出劣势基因信息用于后期的基因突变操作, 以增加突变的效率, 提高搜寻能力。通过对优秀染色体的统计与采样建立位置概率矩阵, 依关联规则组合连续或不连续基因构成优势区块, 结合位置概率和优势区块组合人造解。提出了两种高效的局部搜索策略进行人造解重组, 借助初期产生的概率矩阵指导染色体突变以进一步筛选优秀解。仿真测试表明, BMEA 具有较强的搜寻能力与求解效果。

1 置换流水车间调度问题数学描述

PFSP 是典型的生产规划问题, n 个独立的工件 $\{J_1, J_2, \dots, J_n\}$ 遵循同样的加工顺序依次经过 m 台机器 $\{M_1, M_2, \dots, M_m\}$, 目的是找到一组满足制定目标的最佳排序 $\pi^* = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$ 。最大完工时间(makespan)是此类调度问题最常见的考量目标。置换流水车间调度问题约束如下: (1) 所有工件的加工顺序相同(依序从机器 1 到机器 m 加工); (2) 每个机器同一时刻只能加工一个工件, 每个工件同一时刻只能在一台机器上加工(机器占用约

束); (3) 启动时间和装卸时间相互独立并且包含在加工时间内; (4) 所有工件没有优先权。

PFSP 问题可以表示为 $n/m/P/C_{max}$, n 表示工件数量, m 为机器数目, p_{ij} 表示工件 i 在机器 j 上的加工时间, C_{max} 为总完工时间。考虑工件加工顺序 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots, \pi_n\}$, $C(\pi_i, j), (1 \leq i \leq n)$ 表示工件 i 于机器 j 上的完成时间。PFSP 数学模型可表示如下:

$$C(\pi_1, 1) = p(\pi_1, 1) \quad (1)$$

$$C(\pi_i, 1) = C(\pi_{i-1}, 1) + p(\pi_i, 1), i = 2, \dots, n \quad (2)$$

$$C(\pi_1, j) = C(\pi_1, j-1) + p(\pi_1, j), j = 2, \dots, m \quad (3)$$

$$C(\pi_i, j) = \max\{C(\pi_{i-1}, j), C(\pi_i, j-1)\} + p(\pi_i, j), \quad (4)$$

$$i = 2, \dots, n; j = 2, \dots, m.$$

最大完工时间按下式计算:

$$C_{max}(\pi) = C(\pi_n, m) \quad (5)$$

2 基于区块模型的进化算法

以下给出了 BMEA 的实现流程, 算法步骤和流程图如图 1 所示, 其中 ΔR 、 ΔA 、 Δg 和 R_{thre} 、 A_{thre} 、 G_{thre} 分别表示更新位置矩阵、组合区块、组合人造解的计数器和阈值。

步骤 1. 以随机和反向学习方式产生初始群体;

步骤 2. 计算适应度, 构建突变概率模型;

步骤 3. 以分布估计算法和关联规则更新位置概率模型并组合区块;

步骤 4. 结合位置概率与区块组合人造解;

步骤 5. 执行两种高效的局部搜索;

步骤 6. 染色体突变, 筛选优势解。

2.1 初始解的产生

反向学习(Opposition-based learning, OBL)常被用于进化算法以提高收敛速度^[12]。OBL 的主要思想是同时考量变量反向值以获取更好的候选解。假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 n 维搜索空间中的一个点, $x_i \in R, x_i \in [l_i, u_i], \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 其反向值为 $X' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}, x'_i = l_i + u_i - x_i$ 。为扩大初始解群体搜索空间, BMEA 初始解群体产生方法如下: 随机方式产生搜索向量 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和其反

向值 $X' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_n\}$, 并计算适应度 $f(X)$ 和 $f(X')$, 如果 $f(X) > f(X')$, 用 X' 替换 X 。

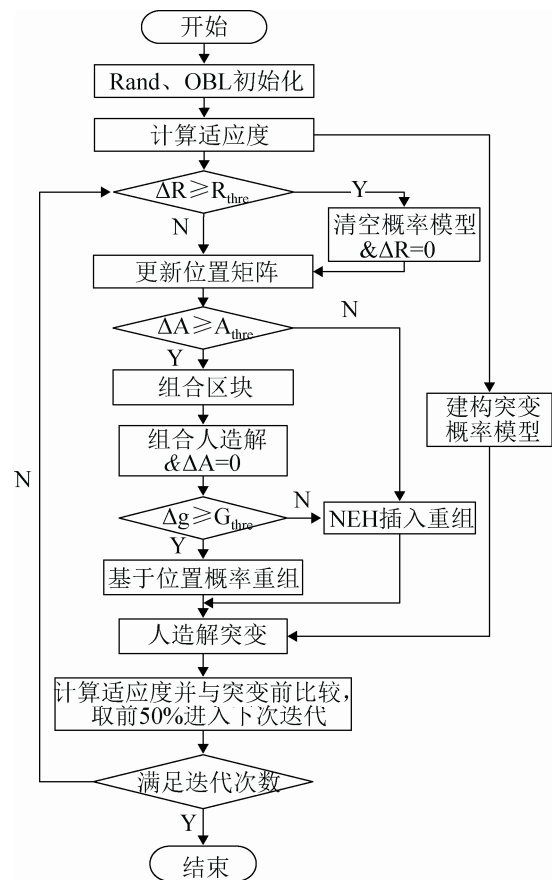


图 1 BMEA 算法结构图
Fig. 1 Architecture of BMEA

2.2 组合人造解

2.2.1 位置概率模型

BMEA 中概率模型有两种, 一是根据初始群体中的劣势染色体建构用于后期突变的概率模型; 二是依据每一代中优势染色体建立的人造解组合的概率模型。

位置概率模型记录的是工件在染色体上出现位置的统计信息, 即工件 $i (i \leq \text{工件数目})$ 在加工序列 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_j\} (j \leq \text{工件数目})$ 上出现的次数。位置矩阵按以下方式更新, X_{ij}^k 用以表示解序列上工件出现位置, k 代表解序列号码、 n 代表工件数目、 m 代表被选出用以更新矩阵的解数目、 t 代表当前世代数、 G 代表总世代数, 见式(6)~(7)。

$$X_{ij}^k = \begin{cases} 1 & \text{如果工件 } i \text{ 位于位置 } j \\ 0 & \text{否则} \end{cases}, \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, m$$

$$P_{ij}(t) = P_{ij}(t-1) + \sum_{k=1}^m X_{ij}^k, i = 1, 2, \dots, n; \quad (7)$$

$$j = 1, 2, \dots, n; t = 1, 2, \dots, G; k = 1, 2, \dots, m$$

位置矩阵的更新方式见图 2。

2.2.2 组合区块

通过组合区块降低问题的搜索维度是非常有效的方式, 不仅能够快速找到良好解的排序, 而且能加速收敛。以单机 10 工件的调度问题为例, 其解空间为 10!。通过挖掘优势区块组合 {B1, B2, B3}, 如果每个区块长度为 2, 则可行解空间变为 6!, 降低了可行解维度。本研究通过关联规则从优势染色体中提取优势基因组合区块, 以组合具有高适应度的后代。为提取优秀的基因结构组成区块, 首先将每个世代中染色体依适应度排序, 从中选择

前 a% 优势染色体, 以 A_{thre} 世代为一组。每条染色体中的工件序列的位置都将转化为一笔交易资料。图 3 描述了由工件位置序列转化为交易资料的过程。工件位置资料提取后, 依关联规则从位置资料库中挖掘区块。关联规则是从历史资料信息依据二者出现的频繁程度寻求其关联性。符号及计算公式如下。N 为染色体总数; $\delta(X \cup Y)$ 表示基因集 X 和 Y 同时出现于各个体的次数; $\delta(X)$ 表示基因集 X 出现于各个体的次数; $P(X \rightarrow Y)$ 表示基因集 X 和 Y 之间的关联支持度; $C(X \rightarrow Y)$ 为基因集 X 和 Y 之间的关联信任度; Lift 为增益值, 用来判断基因集 X 和 Y 之间是否存在强烈关联, 若值大于 1, 则表示二者关系为强相关, 否则称弱相关^[13]。组合区块后, 依增益值大小删除区块中位置和工件出现重复的区块, 以保留下具有高度竞争优势的区块。

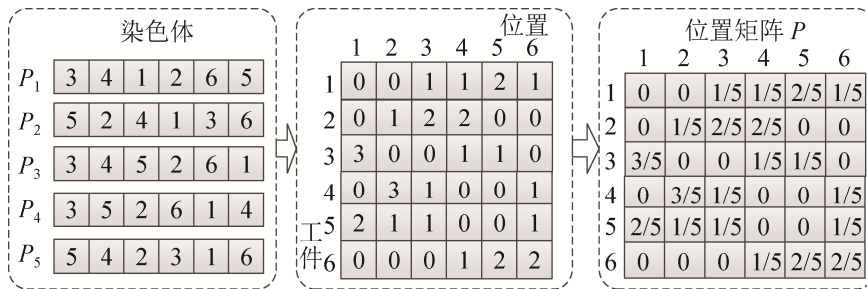


图 2 位置矩阵更新方式

Fig. 2 Update method of position matrix model

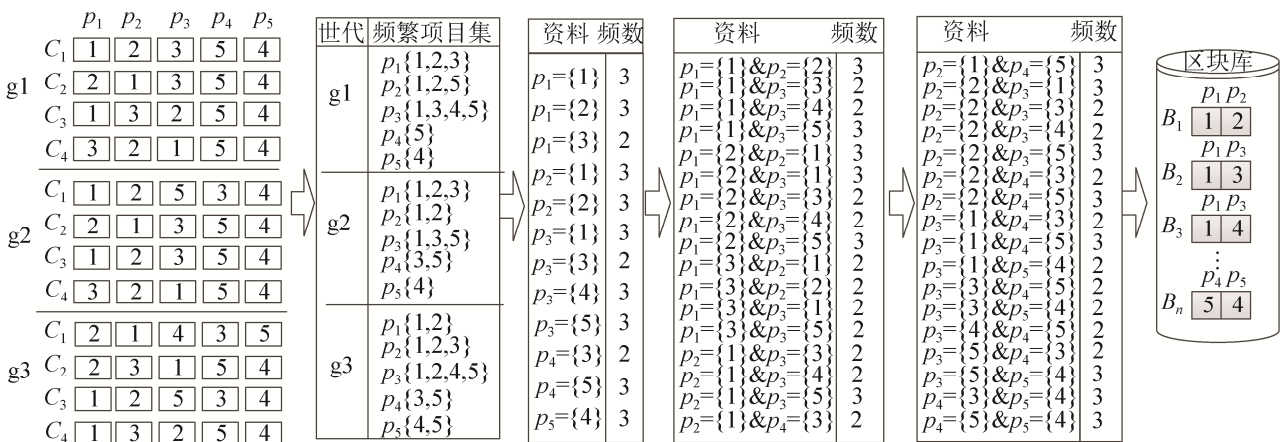


图 3 区块挖掘与组合

Fig. 3 Blocks mining and combination

$$P(Y|X) = \frac{P(X,Y)}{P(X)} \quad (8)$$

$$P(X \rightarrow Y) = \frac{\delta(X \cup Y)}{N} \quad (9)$$

$$C(X \rightarrow Y) = P(Y|X) \quad (10)$$

$$Lift = \frac{C(X \rightarrow Y)}{P(Y)} \quad (11)$$

本研究基于位置矩阵概率模型和优势区块组合人造解。首先将优势区块依照位置直接插入到人造解中，空的位置依照位置概率将剩余的工件填入。组合人造解的过程如图4。首先将区块库中的优势区块依位置填入人造解，填入区块后，剩余的空缺位置依位置概率模型填充工件。将 B_1, B_2, B_3 放入后，空缺位置为 $p_2/p_3/p_7/p_{10}$ ，而未放入的工件为 1/2/5/10。根据位置概率模型从未放入的工件中选择概率最大的工件依次填入空缺位置中。为增加人造解多样性，组合人造解使用区块比例从 0.5~1 递增，相应的依位置概率放入的工件比例递减。

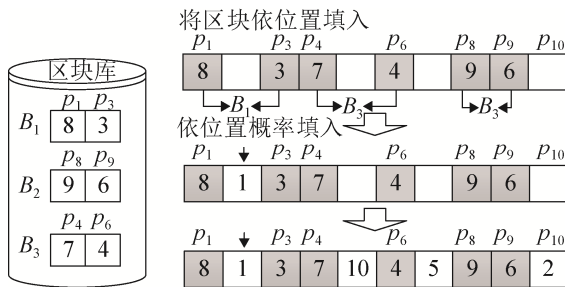


图4 组合人造解

Fig. 4 Combination of artificial chromosome

2.3 人造解重组

为提高 BMEA 找寻最优解的机会，在完成人造解组合后对人造解执行重组。首先进行切段：随机选择 N 个切点，将染色体分割成 $N+1$ 个片段，对切出的最长的片段进行重组。依据世代数不同 BMEA 使用两种高效的局部搜索方法执行人造解重组：基于位置概率的交换和 NEH 插入重组。

基于位置概率交换就是从切出片段的首位置开始，从整个染色体序列上找出该位置概率最大的工件并交换。如图5所示，切出的片段为位置4、5、6，对应的工件分别为7、10、4。首先考虑位

置4，概率最大的工件为1，将工件7和工件1交换。重复以上步骤，直到所有片段中的工件交换完毕。

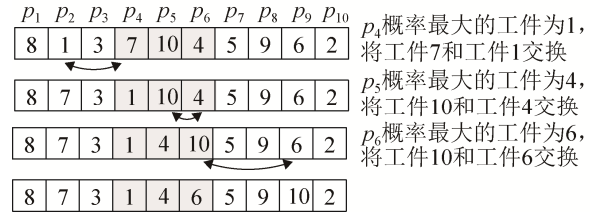


图5 基于位置概率的交换

Fig. 5 Interchange based on probability of position

NEH 启发式算法是求解 PFSP 问题的非常高效的启发式算法，核心思想就是赋予总加工时间最大的工件以优先权^[14]。算法步骤如下：

步骤 1. 对所有 m 个工件的每个工件 i ，计算其在所有 n 台机器上的总加工时间 T_i 。

$$T_i = \sum_{j=1}^n t_{i,j}, i=1,2,\dots,m, j=1,2,\dots,n \quad (12)$$

步骤 2. 把所有计算出 T_i 下降顺序排列，取总加工时间最大的两个工件，分别计算其局部完工时间，按完工时间较小的序列排列两个工件。

步骤 3. 从 $i=3,\dots,m$ 把 k 个工件插入到 k 个可能的位置，求得最小的部分完工时间。

NEH 插入重组是对切段中的工件执行 NEH 操作，每在切片段中放入一工件便计算各位置的完工时间，找寻局部完工时间最小的序列，进入下一个工件的插入，直到所有工件排列完毕。

2.4 染色体突变

染色体是借由初始解产生的劣势群体建构的位置概率模型对染色体执行突变操作。位置概率模型蕴含劣势基因信息，通过将劣势基因注入染色体能够增加突变效率，以跳出局部最优。首先随机在染色体上产生突变位置，将该位置上的工件与突变概率模型中该位置上机率最大的工件交换，若工件相同就继续找寻下一位置基因突变。以图5的染色体为例，对其执行突变操作。产生的突变位置为7，将位置7上的工件5与突变模型中该位置概率最大的工件替换。

3 仿真实验

3.1 参数设置

为验证 BMEA 对置换流水车间调度问题的求解能力, 选取 21 个 Reeves 例题和具有代表性的 Taillard 例题进行测试, 将实验结果与其他知名算法进行比较。BMEA 算法程序由 Microsoft Visual Studio2010 中的 Visual C++编写, 在运行环境为 Windows7 32 位系统, 配置为主频 2.4G 的酷睿 CPU, 2G 内存的普通电脑执行仿真测试。参数设计如下: 对 Reeves 实例测试的群体数目 100, 迭代次数为机器数与工件数乘积, Taillard 例题参数设计参考文献[9], 突变概率为 0.1。本研究以平均误差率 ARE 和最小值误差率 BRE 为比较标准, 每个例题独立运行 20 次。BRE 和 ARE 计算公式如

下, 其中 \bar{C} 表示所求得解的平均值, C_{min} 表示所求的最小值, C^* 为目前已知的该例题最优值。

$$ARE = \frac{\bar{C} - C^*}{C^*} \times 100\%$$

$$BRE = \frac{C_{min} - C^*}{C^*} \times 100\%$$

3.2 实验结果分析

首先选择 21 个 Reeve's 例题与文献^[15]提出的改进电磁算法(HEM), 文献^[16]提出的 ACGA, 文献^[17]提出的 VP-QEA 和 NEH 启发式算法^[14]进行测试并予以比较。由表 1 和图 6、图 7 可以看出, BMEA 算法在 Reeves 实例测试的最小值误差和平均值误差明显好于其他四种算法, 说明该算法对置换流水车间调度问题具有较强的寻优能力。

表 1 对 Reeve's 案例测试结果比较
Tab. 1 Comparisons of various algorithms on Reeve's instances

Ins.	n,m	Opt.	BMEA		HEM		ACGA		VP-QEA		NEH
			BRE	ARE	BRE	ARE	BRE	ARE	BRE	ARE	BRE
rec01	20,5	1247	0.00	0.00	0.00	0.16	0.16	0.16	0.00	1.05	8.42
rec03	20,5	1109	0.00	0.00	0.00	0.15	0.00	0.17	0.00	0.27	6.58
rec05	20,5	1242	0.00	0.20	0.24	0.24	0.24	0.29	0.24	0.99	4.83
rec07	20,10	1566	0.00	0.00	0.00	0.55	0.00	0.77	1.14	1.56	5.36
rec09	20,10	1537	0.00	0.00	0.00	1.68	0.00	1.01	0.97	2.08	6.77
rec11	20,10	1431	0.00	0.02	0.00	1.18	0.00	0.53	0.62	2.06	8.25
rec13	20,15	1930	0.00	0.26	0.78	1.67	0.00	1.10	1.34	2.48	7.62
rec15	20,15	1950	0.00	0.11	1.13	1.78	0.05	0.87	0.82	1.84	4.92
rec17	20,15	1902	0.00	0.05	0.89	2.77	0.00	1.92	2.78	3.94	7.47
rec19	30,10	2093	0.29	0.78	1.39	2.47	0.29	1.81	2.34	4.25	6.64
rec21	30,10	2017	0.35	1.40	1.44	1.66	0.20	1.75	1.63	3.52	4.56
rec23	30,10	2011	0.25	0.66	0.90	2.86	0.50	1.83	2.43	3.96	10.00
rec25	30,15	2513	0.28	1.12	2.03	3.39	0.08	2.53	2.62	4.61	6.96
rec27	30,15	2373	0.21	0.87	1.69	2.68	0.59	2.10	2.14	4.04	8.51
rec29	30,15	2287	0.00	1.13	1.49	3.08	0.09	2.74	4.32	5.20	5.42
rec31	50,10	3045	0.30	1.26	2.50	3.32	1.84	3.62	4.63	6.14	10.28
rec33	50,10	3114	0.13	0.48	0.83	1.20	0.55	1.16	1.28	2.89	4.75
rec35	50,10	3277	0.00	0.00	0.00	0.13	0.00	0.14	0.09	1.61	5.01
rec37	75,20	4951	2.34	3.90	4.22	4.77	4.83	6.13	6.84	7.81	5.58
rec39	75,20	5087	1.89	2.82	2.83	3.39	3.89	4.95	4.97	6.19	4.34
rec41	75,20	4960	2.70	3.91	4.09	4.71	4.11	6.45	6.99	7.80	6.69
AVG.			0.416	0.904	1.258	2.086	0.830	2.001	2.295	3.538	6.617

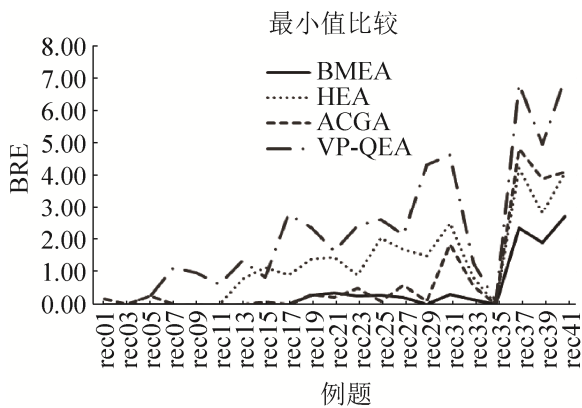


图6 最小值比较
Fig. 6 Comparisons of BRE

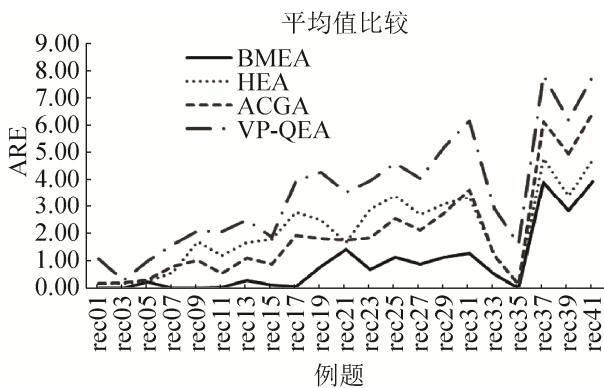


图7 平均值比较
Fig. 7 Comparisons of ARE

表2给出了BMEA对Taillard's例题中典型的 20×5 、 20×10 、 20×20 、 50×10 、 50×20 、 100×5 、 100×10 案例的测试结果，并与BBEDA^[9]、PSO-Lian^[18]、HGIA^[19]、LMBBEA^[11]等知名算法比较，参数设置参考文献[9]。通过五个算法对例题测试的结果比较，BMEA均取得了最好的效果，且除了ta050和ta060两个案例外均求得了测试例题目目前已知的最小下限值。

3.3 仿真测试收敛比较

图8和图9给出了BMEA与BBEDA^[9]两个算法对ta050和ta060两个案例的仿真测试结果收敛图。在执行代数相同的情况下，BMEA的收敛速度和求解质量要好于BBEDA。由收敛图看出，BBEDA在较长的世代中求得的最优解未得到更新，而BMEA更新更频繁且较快，主要是在进化后期BMEA进化机制中突变概率模型在一定程度上指导了突变方向，增加了搜寻的多样性，具有较强的跳脱局部最优的能力，算法中的两种高效的局部搜索机制也保证了该算法的求解效率。

表2 对Taillard's案例测试结果比较
Tab. 2 Comparisons of various algorithms on Taillard instances

Ins.	n,m	Opt.	BMEA		PSO-lian		HGIA		BBEDA		LMBBEA	
			Min.	BRE	Min.	BRE	Min.	BRE	Min.	BRE	Min.	BRE
ta005	20,5	1 235	1 235	0.00	1 235	0.00	1 235	0.00	1 235	0.00	1 235	0.00
ta010	20,5	1 108	1 108	0.00	1 108	0.00	1 108	0.00	1 108	0.00	1 108	0.00
ta020	20,10	1 591	1 591	0.00	1 617	1.63	1 598	0.44	1 595	0.25	1 591	0.00
ta030	20,20	2 178	2 178	0.00	2 196	0.83	2 186	0.37	2 179	0.05	2 179	0.05
ta050	50,10	3 065	3 091	0.85	3 171	3.46	3 111	1.50	3 091	0.85	3 091	0.85
ta060	50,20	3 696	3 810	3.08	3 910	5.79	3 823	3.44	3 836	3.79	3 811	3.11
ta070	100,5	5 322	5 322	0.00	5 324	0.04	5 328	0.11	5 322	0.00	5 322	0.00
ta080	100,10	5 845	5 845	0.00	5 893	0.82	5 848	0.051	5 845	0.00	5 845	0.00
AVG.				0.49		1.57		0.74		0.62		0.50

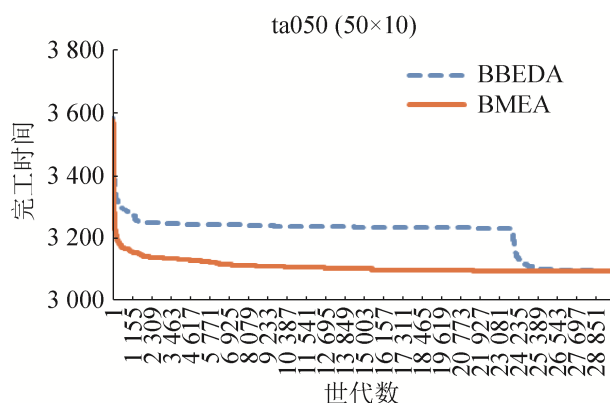


图 8 ta050 的收敛图比较

Fig. 8 Comparisons of convergence graph on ta050

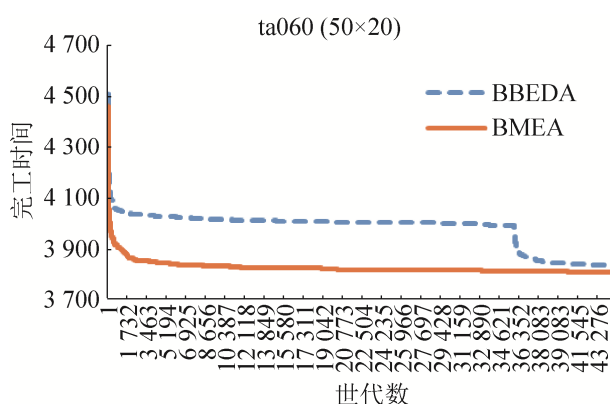


图 9 ta060 的收敛图比较

Fig. 9 Comparisons of convergence graph on ta060

4 结论

提出一种混合区块模型的进化算法(BMEA)求解置换流水车间调度问题。算法使用关联规则提取出连续或不连续基因链接, 结合位置矩阵模型组合人造解; 提出两种高效的局部搜索方法: 基于位置概率交换与 NEH 插入重组。借由初始劣势染色体建构的位置概率模型指导后期突变操作, 增强了算法跳脱局部最优的能力。通过对 Reeves 和 Taillard 基准例题的仿真测试表明, 算法求解效果出色。

本研究仅仅针对单目标置换流水车间调度问题进行求解, 为提高 BMEA 算法的适用性, 下一步将尝试解决其他组合最优化问题, 如 TSP、VRP、作业车间调度以及考虑求解多目标调度等问题。

参考文献:

- [1] Garey M R, Graham R L, Johnson D S. Some NP-complete geometric problems[C]// Proceedings of the eighth annual ACM symposium on Theory of computing. ACM, 1976: 10-22.
- [2] Chung C S, Flynn J, Kirca O. A branch and bound algorithm to minimize the total flow time for m-machine permutation flow shop problems[J]. International Journal of Production Economics (S0925-5273), 2002, 79(3): 185-196.
- [3] Framinan J M, Gupta J N D, leisten R. A review and classification of heuristics for permutation flow-shop scheduling with makespan objective[J]. Journal of the Operational Research Society (S0160-5682), 2004, 55(12): 1243-1255.
- [4] Lima C F, Pelikan M, Lobo F G, et al. Loopy sub-structural local search for the Bayesian optimization algorithm[C]// International Workshop on Engineering Stochastic Local Search Algorithms. Springer Berlin Heidelberg, 2009: 61-75.
- [5] Ceberio J, Irurozki E, Mendiburu A, et al. A review on estimation of distribution algorithms in permutation based combinatorial optimization problems [J]. Progress in Artificial Intelligence (S2192-6352), 2012, 1(1): 103-117.
- [6] Liu H, Gao L, Pan Q. A hybrid particle swarm optimization with estimation of distribution algorithm for solving permutation flowshop scheduling problem[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2011, 38(4): 4348-4360.
- [7] Tzeng Y R, Chen C L, Chen C L. A hybrid EDA with ACS for solving permutation flow shop scheduling[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (S0268-3768), 2012, 60(9/12): 1139-1147.
- [8] Chang P C, Huang W H, Wu J L, et al. A block mining and re-combination enhanced genetic algorithm for the permutation flowshop scheduling problem[J]. International Journal of Production Economics (S0925-5273), 2013, 141(1): 45-55.
- [9] Chang P C, Chen M H. A block based estimation of distribution algorithm using bivariate model for scheduling problems[J]. Soft Computing (S1432-7643), 2014, 18(6): 1177-1188.
- [10] Ruiz R, Maroto C, Alcaraz J. Two new robust genetic algorithms for the flowshop scheduling problem[J]. Omega (S0305-0483), 2006, 34(5): 461-476.
- [11] Hsu C Y, Chang P C, Chen M H. A linkage mining in

- block-based evolutionary algorithm for permutation flowshop scheduling problem[J]. *Computers & Industrial Engineering* (S0360-8352), 2015, 83(C): 159-171.
- [12] Tizhoosh H R. Opposition-Based Learning: A New Scheme for Machine Intelligence [C]// *CIMCA/IAWTIC*. 2005: 695-701.
- [13] McNicholas P D, Murphy T B, O'Regan M. Standardising the lift of an association rule [J]. *Computational Statistics & Data Analysis*(S0167-9473), 2008, 52(10): 4712-4721.
- [14] Nawaz M, Ensore E E, Ham I. A heuristic algorithm for the m-machine, n-job flow-shop sequencing problem[J]. *Omega*(S0305-0483), 1983, 11(1): 91-95.
- [15] 刘延风, 刘三阳. 基于混合电磁算法求解置换流水车间调度问题[J]. *系统仿真学报*, 2012, 24(3): 603-607.
Liu Yanfeng, Liu Sanyang. Hybrid Electro-magnetism-based Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling [J]. *Journal of System Simulation*, 2012, 24(3): 603-607.
- [16] Chen Y M, Chen M C, Chang P C, et al. Extended artificial chromosomes genetic algorithm for permutation flowshop scheduling problems[J]. *Computers & Industrial Engineering* (S0360-8352), 2012, 62(2): 536-545.
- [17] 张先超, 周泓. 变参数量子进化算法及其在求解置换流水车间调度问题中的应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2016, 22(3): 774-781.
Zhang Xianchao, Zhou Hong. Variable parameters quantum-inspired evolutionary algorithm and its application in permutation flow-shop scheduling problem [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2016, 22(3): 774-781.
- [18] Lian Z, Gu X, Jiao B. A similar particle swarm optimization algorithm for permutation flowshop scheduling to minimize makespan[J]. *Applied Mathematics and Computation* (S0096-3003), 2006, 175(1): 773-785.
- [19] Chang P C, Huang W H, Ting C J. A hybrid genetic-immune algorithm with improved lifespan and elite antigen for flow-shop scheduling problems[J]. *International Journal of Production Research* (S0020-7543), 2011, 49(17): 5207-5230.

(上接第 3169 页)

- [5] 张洪丽, 张建华. 切向超声振动辅助磨削对单颗粒切削力的影响[J]. *兵工学报*, 2011, 32 (4): 487-492.
Zhang Hongli, Zhang Jianhua. Effects of Tangential Ultrasonic Vibration on Grinding Force of Single Abrasive Grit[J]. *Acta Armamentarii*, 2011, 32(4): 487-492.
- [6] Mohsen Ghahramani Nik, Mohammad R Movahhedy, Javad Akbari. Ultrasonic-assisted grinding of Ti6Al4V alloy [J]. *Procedia CIRP* (S2212-8271), 2012, 1(1): 353-358.
- [7] T A Nguyen, D L Butler. Simulation of surface grinding process, part 2: interaction of the abrasive grain with the workpiece[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* (S0890-6955), 2005, 45(11): 1329-1336.
- [8] 刘立飞, 张飞虎, 刘民慧. 碳化硅陶瓷的超声振动辅助磨削[J]. *光学精密工程*. 2015, 23(8): 2229-2235.
LIU L F, ZHANG F H, LIU M H. Ultrasonic Assisted Grinding for Silicon Carbide[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(8): 2229-2335.
- [9] Amir Abdullah, Mohammad Sotoodezadeh. Experimental study on ultrasonic use in dry creep-feed up-grinding of Aluminum 7075 and steel X210Cr12[J]. *International journal of precision engineering and manufacturing* (S2234-7593), 2013, 14(2): 191-198.
- [10] Taghi Tawakoli, Bahman Azarhoushang. Influence of ultrasonic vibrations on dry grinding of soft steel[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* (S0890-6955), 2008, 48(14): 1585-1591.
- [11] Jianguo Zhang, Tao Cui, Cheng Ge, et al. Review of micro/nano machining by utilizing elliptical vibration cutting[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture* (S0890-6955), 2016, 106(16): 109-126.