

# 求解混合流水车间调度的多目标优化算法

谢光<sup>1</sup>, 潘玉霞<sup>1</sup>, 李俊青<sup>2,3+</sup>

(1. 三亚学院 信息与智能工程学院, 海南 三亚 572000; 2. 聊城大学 计算机学院, 山东 聊城 252059; 3. 东北大学 流程工业自动化国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 为求解多目标混合流水车间调度问题, 以最小化最大完工时间、提前惩罚量和滞后惩罚量为目标, 提出一种改进的 MOEA/D 算法。采用基于排列的编码策略, 设计两种局部搜索策略, 提高算法求解性能。设计一种全局搜索交叉算子, 给出一种种群更新策略, 进一步提升解的分布均匀性。基于炼钢连铸实际生产数据, 随机产生 20 个算例, 与最新的两种多目标优化算法进行对比分析, 验证了所提算法的优越性。

**关键词:** 混合流水车间调度; 多目标优化算法; 关键路径; 全局搜索; 局部搜索

**中图分类号:** TP278 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2018) 03-0885-05

**doi:** 10.16208/j.issn1000-7024.2018.03.050

## Multi-objective optimization algorithm for hybrid flow shop scheduling problem

XIE Guang<sup>1</sup>, PAN Yu-xia<sup>1</sup>, LI Jun-qing<sup>2,3+</sup>

(1. School of Information and Intelligence Engineering, Sanya University, Sanya 572000, China;

2. School of Computer, Liaocheng University, Liaocheng 252059, China;

3. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

**Abstract:** To solve the multi-objective hybrid flow shop scheduling problems, an improved MOEA/D algorithm was presented. Three objectives were minimized simultaneously, i.e., the minimization of the maximal completion time, earliness penalty, and tardiness penalty. A sequence-based coding mechanism was introduced. To increase the performance, two types of local search approaches were developed. A global search based crossover operator was presented. A population update mechanism was designed to further enhance the population diversity capabilities. Based on the steelmaking production reality, 20 instances were randomly generated. Compared with two recently published efficient algorithms on the 20 instances, the superiority of the proposed algorithm is verified.

**Key words:** hybrid flow shop scheduling problem; multi-objective optimization algorithm; critical path; global search; local search

## 0 引言

混合流水车间调度 (hybrid flow shop, HFS) 作为经典流水车间调度问题的扩展, 属于一类 NP-难调度问题<sup>[1]</sup>。近年来, 智能优化算法在求解 HFS 调度问题中得到了广泛应用, 其中包括蚁群优化方法<sup>[2]</sup>、分布估计算法 (estimation of distribution algorithm, EDA)<sup>[3]</sup>、粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[4]</sup>、迁徙鸟群优化算法

(migrating birds optimization, MBO)<sup>[5]</sup>、人工蜂群算法<sup>[6,7]</sup>、布谷鸟群搜索算法 (cuckoo search algorithm, CSA)<sup>[8]</sup>、生物地理学优化算法<sup>[9]</sup>等。上述文献中涉及的优化算法, 有的全局搜索能力强但局部搜索能力弱, 有的则反之。如何有效地平衡算法全局和局部搜索能力, 亟待有效解决。算法混合可以有效提高算法性能, 已成为相关研究热点。通过混合不同优化算法, 或者优化算法与局部搜索算法相结合, 可以在一定程度提升单一优化算法的性能。

收稿日期: 2017-04-10; 修订日期: 2017-06-22

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573178、61503170); 国家重点实验室开放课题基金项目 (PAL-N201602); 海南省自然科学基金项目 (617182)

作者简介: 谢光 (1983-), 男, 山东聊城人, 硕士, 讲师, CCF 会员, 研究方向为优化算法; 潘玉霞 (1983-), 女, 山东德州人, 硕士, 讲师, 研究方向为优化算法; +通讯作者: 李俊青 (1976-), 男, 山东聊城人, 博士, 副教授, 研究方向为生产调度与优化算法。

E-mail: lijunqing@lcu-cs.com

通过算法混合求解多阶段 HFS 问题的典型文献包括：人工免疫和蚁群优化混合算法<sup>[10]</sup>、蚁群优化和遗传混合算法<sup>[11]</sup>、迭代局部搜索和迭代贪心算法混合<sup>[12]</sup>、人工蜂群算法和禁忌算法混合<sup>[13]</sup>等。然而，综合考虑 HFS 调度问题的多目标特点，采用群体智能优化算法，构建一种多目标算法框架，目前相关研究还很少，亟待开展深入研究。

多目标优化算法在工业生产实际中得到了广泛应用和研究，目前主要有两种典型的多目标优化算法，即基于 Pareto 占优<sup>[14]</sup>和基本分解策略<sup>[15]</sup>。多目标优化与演化算法的融合也成为研究热点，如基于差分进化的多目标<sup>[16,17]</sup>、免疫多目标<sup>[18]</sup>、文化多目标<sup>[19]</sup>等算法。目前，在实际工业生产中，特别是钢铁生产调度过程中，处理多目标的技术以加权求和方法为主。上述方法一次运行只能得到一个解，且权重系数不好确定。仅有少量文献针对 HFS 调度问题开展多目标优化算法研究。譬如，采用 NSGA-II 求解炼钢生产 HFS 调度问题<sup>[20]</sup>，以及采用 MOEA/D 求解炼钢连铸集成计划问题<sup>[21]</sup>等。文献<sup>[22]</sup>针对近年来生产制造中的多目标优化算法进行分析。从文献可见，目前尚缺乏针对 HFS 调度问题的多目标优化算法。

鉴于此，本文提出了一种改进的 MOEA/D 优化算法，用于求解多目标 HFS 调度问题，主要贡献在于：①设计了两种局部搜索策略，特别是基于关键路径的强化局部搜索策略，可以有效提高算法求解性能；②设计了一种全局搜索交叉算子；③设计了一种种群更新策略，可以有效提高算法解的分布均匀性；④最小化 3 个目标，即最大完工时间目标，提前惩罚量和滞后惩罚量。

## 1 算法框架

### 1.1 编码和解码

HFS 调度问题的定义和模型请参见文献<sup>[12,13]</sup>。采用简单工序排列编码方式<sup>[5,6]</sup>，即按照工件编号进行排列的编码方式。譬如，给定一个编码 {1, 2, 3, 7, 8, 9, 4, 5, 6}，其对应的含义为：在第一个加工阶段，按照各工件在解中的位置次序先后调度，首先调度工件  $J_1$ ，之后  $J_2$ ，最后调度工件  $J_6$ 。进入下一个加工阶段后，工件按照在上一个加工阶段的完工时间从小到大进行排列，按照先来先服务的策略安排工件在下一个加工阶段加工。

### 1.2 种群初始化

初始化策略采用随机方法<sup>[13]</sup>，即随机生成  $PS$  个互不相同的初始解。

### 1.3 局部搜索策略

#### 1.3.1 变异算子

针对采用基于排列编码的解，常采用的邻域生成策略主要有交换邻域、插入邻域等<sup>[5,6]</sup>。不同的邻域结构具备不同的挖掘和搜索能力，对于全局搜索和局部搜索的贡献则不同。本文采用随机选择交换邻域和插入邻域的策略，即

产生一个新解时，随机选择交换邻域和插入邻域的一种作为变异操作算子。

#### 1.3.2 基于关键路径的强化局部搜索策略

基于文献<sup>[26]</sup>给出的关键路径规则，设计基于关键路径的强化局部搜索策略，描述如下：

步骤 1 针对当前解，划分加工关键块，即，每个关键块中的工件处于关键路径上。

步骤 2 随机选择处于关键块中的两个工件编号，判断是否符合缩减邻域的条件之一，若符合，则按照缩减邻域规则，执行插入操作；否则，结束本次局部搜索，保持当前解不变。

### 1.4 全局搜索策略

为保证交叉操作的学习性和多样性，本算法给出了一种改进的交叉操作算子，具体描述如下：

步骤 1 随机选择两个父代个体  $p_1$  和  $p_2$ ，并随机选择两个位置  $r_1$  和  $r_2$ ；

步骤 2 填充两个子代个体  $c_1$  和  $c_2$ ，使得它们在位置  $[r_1, r_2]$  部分的元素分别取自于  $p_2$  和  $p_1$  的对应位置；

步骤 3 填充子代个体  $c_1$  剩余部分，填充规则为：依次遍历父代个体  $p_1$  的所有元素，若该元素尚未在子代个体  $c_1$  中出现，则填充到第一个空白位置；子代个体  $c_2$  剩余部分的填充规则与上述步骤相同。

交叉算子的示例如图 1 所示。

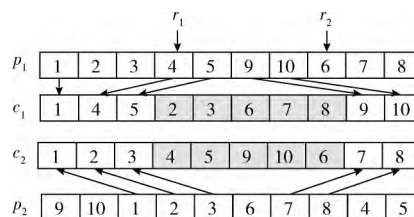


图 1 交叉算子

### 1.5 多目标改进策略

#### 1.5.1 权重向量生成策略

采用 Das 的权重向量生成策略，令步长  $\sigma = \frac{1}{s}$ ，则权重向量总数  $N = C_{m+s-1}$ 。

#### 1.5.2 种群更新策略

当生成的子代个体加入下一代种群后，种群的大小会发生变化，为保持种群规模不变，需要淘汰劣解。淘汰解的策略在多目标优化算法中是一个研究热点。基于 PBI 值的大小是一种比较经典的策略<sup>[23]</sup>。然而，上述策略并不能保证一定保留 Pareto 较优解。譬如，图 2 给出了在给定的权重向量区域下，两个候选解  $x_4$  和  $x_5$  所在的位置，图中可见  $x_4$  的 PBI 值大于  $x_5$  的 PBI 值，因而，保留  $x_5$ 。然而，按照 Pareto 分层策略， $x_4$  相比  $x_5$  具备更低的 Pareto 层，因而应保留 Pareto 较优解  $x_4$ 。基于上述分析，本文采用 Pareto

分层和 PBI 值比较相结合的策略, 给出了一种新的种群更新策略, 步骤如下:

步骤 1 分别计算候选解的 PBI 值和 Pareto 层级;

步骤 2 若两个候选解处于相同 Pareto 层级, 则保留 PBI 值较小者; 若候选解处于不同 Pareto 层级, 则选择层级较小者。

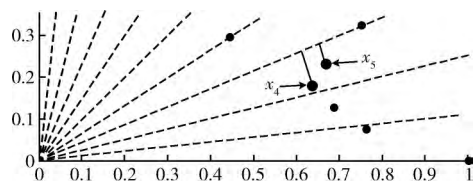


图 2 权重向量区域

1.6 算法整体框架

基于上述策略, 给出了本文所提出的改进的 MOEA/D 优化算法框架 (I-MOEAD), 具体算法步骤如下:

步骤 1 初始化参数、权重向量和初始种群;

步骤 2 初始化 Pareto 外部解集 PAS;

步骤 3 判断结束条件是否满足, 若是, 则输出 PAS, 算法结束; 否则, 执行步骤 4~步骤 6。

步骤 4 局部搜索策略

(1) 遍历当前种群的所有解, 执行 1.3.1 节给出的变异操作算子;

(2) 遍历 PAS 中的所有解, 执行 1.3.2 节给出的强化局部搜索算子;

步骤 5 全局搜索策略: 循环如下步骤 PS/2 次: 随机选取两个父代个体, 执行 1.4 节给出的交叉算子;

步骤 6 种群更新

(1) 当前种群全部个体执行快速非支配排序过程, 进行 Pareto 分层;

(2) 计算所有个体的 PBI 值

(3) 按照 1.5.2 节给出的种群更新策略进行候选解的选择, 生成下一代种群。同时更新 PAS。

(4) 跳转到步骤 2。

2 实验分析

2.1 实验参数设置

本文所给出的算法主要参数设置如下: 权重向量步长  $\sigma=0.1$ , 种群大小  $PS=66$ , 算法终止条件为运行时间 100 s。

算法采用 VC++ 编程, 在 i7 3.4-GHz, 16 GB 内存 PC 上独立运行 30 次, 获得的运行结果进行实验分析。

2.2 实验算例生成

某炼钢厂设备配置和加工阶段见表 1: ①两台连铸机分别可加工两个浇次, 该生产期间内共加工 4 个浇次; ②每个浇次分别连续加工 5 个炉次, 该生产期间内共加工 20 个

炉次; ③炉次在每个加工阶段其加工时间在  $[35, 50]$  之间随机选取。

表 1 某炼钢厂设备

炼钢厂	转炉阶段	第一重 精炼阶段	第二重 精炼阶段	连铸阶段
设备	1# 250t 转炉	1# RH-KTB	1# IR-UT	1# 1450
	2# 250t 转炉	2# RH-KTB	2# LF	2# 1750
	3# 250t 转炉			
总数	3	2	2	2

基于上述实际生产数据, 随机生成 20 个算例验证本文给出的多目标优化算法。

2.3 对比算法

本文选取同样基于 MOEA/D 的两种算法进行对比分析, 即 DBEA<sup>[24]</sup> 和 EADD<sup>[25]</sup>。由于上述两种算法是针对连续优化问题, 因而本文对其进行重新编码, 选取文献给出的参数, 以求解多目标 HFS 调度问题。对比指标采用国际通用的超平面体积 (Hypervolume, HV) 和反转世代距离 (inverted generational distance, IGD)<sup>[23-25]</sup>。

2.4 实验结果分析

针对随机生成的 20 个算例, 对比结果见表 2, 表 3。由表 2 可见: ①本文给出的 I-MOEAD 方法在所有的 20 个随机算例中表现了良好性能, 取得了较好解; ②平均性能来看, I-MOEAD 算法明显优于其它两个对比算法; ③HV 值的比较结果, 验证了本文所提出算法的有效性, 也验证了所得结果结合的收敛能力和解的多样性。

由表 3 可见: ①本文给出的 I-MOEAD 方法在所有的 20 个随机算例中均取得了较优解; ②平均性能来看, I-MOEAD 算法明显优于其它两个对比算法; ③IGD 值的比较结果, 进一步验证了本文所提出算法的有效性。

I-MOEAD 算法性能优于其它两种比较算法的主要原因分析如下: ①全局搜索策略提高了算法求解的多样性和分散性; ②两种局部搜索策略, 特别是基于关键路径的强化局部搜索策略, 进一步提高了算法性能; ③种群更新策略, 在保持解集质量的前提下, 进一步提高了种群的多样性。

3 结束语

为求解多目标 HFS 调度问题, 本文给出了一种改进的 MOEA/D 优化算法, 主要贡献在于: ①提出了两种局部搜索策略, 即基于交换、插入邻域的局部搜索和基于关键路径的强化局部搜索策略, 提高了算法求解的性能。②设计了一种新的交叉算子, 提高了算法全局搜索的能力。③设计了一种种群更新策略, 进一步提高了算法解集的分布均匀性。

表 2 HV 值的比较结果

算例	EADD		DBEA		I-MOEA	
	最小	平均	最小	平均	最小	平均
Case1	0.583	0.573	0.127	0.122	<b>0.814</b>	<b>0.809</b>
Case2	0.688	0.686	0.189	0.186	<b>0.834</b>	<b>0.833</b>
Case3	0.592	0.589	0.122	0.123	<b>0.830</b>	<b>0.825</b>
Case4	0.610	0.600	0.251	0.250	<b>0.819</b>	<b>0.815</b>
Case5	0.619	0.601	0.239	0.242	<b>0.803</b>	<b>0.796</b>
Case6	0.593	0.585	0.184	0.184	<b>0.757</b>	<b>0.750</b>
Case7	0.603	0.609	0.212	0.209	<b>0.776</b>	<b>0.767</b>
Case8	0.618	0.606	0.252	0.248	<b>0.830</b>	<b>0.820</b>
Case9	0.591	0.578	0.114	0.108	<b>0.790</b>	<b>0.787</b>
Case10	0.597	0.595	0.295	0.298	<b>0.778</b>	<b>0.776</b>
Case11	0.519	0.483	0.157	0.148	<b>0.705</b>	<b>0.671</b>
Case12	0.428	0.416	0.146	0.145	<b>0.651</b>	<b>0.636</b>
Case13	0.442	0.437	0.118	0.113	<b>0.605</b>	<b>0.602</b>
Case14	0.503	0.494	0.130	0.128	<b>0.694</b>	<b>0.676</b>
Case15	0.418	0.411	0.144	0.137	<b>0.754</b>	<b>0.758</b>
Case16	0.460	0.455	0.097	0.097	<b>0.560</b>	<b>0.557</b>
Case17	0.289	0.293	0.056	0.063	<b>1.008</b>	<b>1.006</b>
Case18	0.129	0.122	0.047	0.044	<b>0.998</b>	<b>1.000</b>
Case19	0.454	0.455	0.081	0.078	<b>0.997</b>	<b>1.001</b>
Case20	0.146	0.145	0.041	0.042	<b>0.991</b>	<b>0.997</b>
平均值	0.494	0.487	0.150	0.148	<b>0.800</b>	<b>0.794</b>

表 3 IGD 值的比较结果

算例	EADD		DBEA		I-MOEA	
	最小	平均	最小	平均	最小	平均
Case1	0.128	0.157	0.427	0.438	0.022	0.029
Case2	0.091	0.110	0.352	0.364	0.021	0.027
Case3	0.093	0.112	0.563	0.598	0.023	0.031
Case5	0.083	0.101	0.328	0.344	0.019	0.029
Case6	0.107	0.132	0.466	0.474	0.028	0.033
Case7	0.112	0.125	0.377	0.378	0.023	0.029
Case8	0.094	0.124	0.306	0.312	0.026	0.031
Case9	0.108	0.117	0.277	0.288	0.027	0.024
Case10	0.078	0.094	0.257	0.266	0.019	0.023
Case11	0.150	0.158	0.470	0.480	0.021	0.023
Case12	0.228	0.228	0.282	0.292	0.024	0.021
Case13	0.192	0.203	0.446	0.461	0.028	0.021
Case14	0.120	0.128	0.662	0.668	0.016	0.019
Case15	0.252	0.266	0.546	0.555	0.022	0.018
Case16	0.129	0.131	0.408	0.414	0.028	0.033
Case17	0.681	0.725	0.656	0.704	0.018	0.123
Case18	0.099	0.109	0.725	0.728	0.013	0.021
Case19	0.073	0.083	0.101	0.111	0.018	0.014
Case20	0.223	0.232	0.255	0.266	0.014	0.033
平均值	0.160	0.173	0.418	0.427	0.023	0.025

## 参考文献:

- [1] TIAN Yunna, LI Dongni, ZHENG Dan, et al. A time window-based approach for multi-stage hybrid flow shop [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52 (16): 185-196 (in Chinese). [田云娜, 李冬妮, 郑丹, 等. 一种基于时间窗的多阶段混合流水车间调度方法 [J]. 机械工程学报, 2016, 52 (16): 185-196.]
- [2] WANG Shengyao, WANG Ling, XU Ye, et al. An estimation of distribution algorithm for solving hybrid flow-shop scheduling problem [J]. ACTA Automatica Sinica, 2012, 38 (3): 437-443 (in Chinese). [王圣尧, 王凌, 许烨, 等. 求解混合流水车间调度问题的分布估计算法 [J]. 自动化学报, 2012, 38 (3): 437-443.]
- [3] LIU Chang, LI Dong, PENG Hui, et al. EDA algorithm with correlated variables for solving hybrid flow-shop scheduling problem [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems CIMS, 2015, 21 (4): 1032-1039 (in Chinese). [刘昶, 李冬, 彭慧, 等. 求解混合流水车间调度问题的变量相关 EDA 算法 [J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21 (4): 1032-1039.]
- [4] Chou F D. Particle swarm optimization with cocktail decoding method for hybrid flow shop scheduling problems with multiprocessor tasks [J]. International Journal of Production Economics, 2013, 141 (1): 137-145.
- [5] Pan Q K, Dong Y. An improved migrating birds optimisation for a hybrid flowshop scheduling with total flowtime minimisation [J]. Information Sciences, 2014, 277 (2): 643-655.
- [6] Pan Q K, Wang L, Li J Q, et al. A novel discrete artificial bee colony algorithm for the hybrid flowshop scheduling problem with makespan minimisation [J]. Omega, 2014, 45 (2): 42-56.
- [7] LI Junqing, PAN Quanke, WANG Fatao. Solving hybrid flow-shop scheduling problems by a hybrid discrete artificial bee colony algorithm [J]. Operations Research & Management Science, 2015, 24 (1): 157-163 (in Chinese). [李俊青, 潘全科, 王法涛. 求解混合流水线调度问题的离散人工蜂群算法 [J]. 运筹与管理, 2015, 24 (1): 157-163.]
- [8] Marichelvam M K, Prabakaran T, Yang X S. Improved cuckoo search algorithm for hybrid flow shop scheduling problems to minimize makespan [J]. Applied Soft Computing, 2014, 19 (1): 93-101.
- [9] LI Zhicong, GU Xingsheng. Improved biogeography-based optimization algorithm used in solving hybrid flow shop scheduling problem [J]. CIESC Journal, 2016, 67 (3): 751-757 (in Chinese). [李知聪, 顾幸生. 改进的生物地理学优化算法在混合流水车间调度中的应用 [J]. 化工学报, 2016, 67 (3): 751-757.]
- [10] Savsani P, Jhala R L, Savsani V. Effect of hybridizing biogeography-based optimization (BBO) technique with artificial immune algorithm (AIA) and ant colony optimization (ACO)

- [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 21 (5): 542-553.
- [11] Chamnanlor C, Sethanan K, Gen M, et al. Embedding ant system in genetic algorithm for re-entrant hybrid flow shop scheduling problems with time window constraints [J/OL]. [2015-04-24]. <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10845-015-1078-9>.
- [12] Pan Q K, Gao L, Li X Y, et al. Effective metaheuristics for scheduling a hybrid flowshop with sequence-dependent setup times [J]. *Applied Mathematics & Computation*, 2017, 303 (6): 89-112.
- [13] Li J Q, Pan Q K. Solving the large-scale hybrid flow shop scheduling problem with limited buffers by a hybrid artificial bee colony algorithm [J]. *Information Sciences*, 2015, 316 (C): 487-502.
- [14] Hou Y, Wu N Q, Zhou M C, et al. Pareto-optimization for scheduling of crude oil operations in refinery via genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems*, 2017, 47 (3): 517-530.
- [15] Zhou A, Zhang Q. Are all the subproblems equally important? Resource allocation in decomposition-based multiobjective evolutionary algorithms [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2016, 20 (1): 52-64.
- [16] Wang J, Zhang W, Zhang J. Cooperative differential evolution with multiple populations for multiobjective optimization [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46 (12): 2848-2861.
- [17] Chen Y, Mahalec V, Chen Y, et al. Reconfiguration of satellite orbit for cooperative observation using variable-size multi-objective differential evolution [J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 242 (1): 10-20.
- [18] ZUO Xingquan, WANG Chunlu, ZHAO Xinchao. Combining multi-objective immune algorithm and linear programming for double row layout problem [J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2015, 41 (3): 528-540 (in Chinese). [左兴权, 王春露, 赵新超. 一种结合多目标免疫算法和线性规划的双行设备布局方法 [J]. *自动化学报*, 2015, 41 (3): 528-540.]
- [19] Wang X, Tang L. A machine-learning based memetic algorithm for the multi-objective permutation flowshop scheduling problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 79 (3): 60-77.
- [20] Long J, Zheng Z, Gao X, et al. A hybrid multi-objective evolutionary algorithm based on NSGA-II for practical scheduling with release times in steel plants [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2016, 67 (9): 1184-1199.
- [21] Lin J, Liu M, Hao J, et al. A multi-objective optimization approach for integrated production planning under interval uncertainties in the steel industry [J]. *Computers & Operations Research*, 2016, 72 (C): 189-203.
- [22] Gen M, Zhang W, Lin L, et al. Recent advance in hybrid evolutionary algorithms for multiobjective manufacturing scheduling [J/OL]. [2017-01-17]. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036083521630523X>.
- [23] Li K, Deb K, Zhang Q, et al. Efficient nondomination level update method for steady-state evolutionary multiobjective optimization [J/OL]. [2016-11-08]. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7738460/>.
- [24] Asafuddoula M, Ray T, Sarker R. A decomposition-based evolutionary algorithm for many objective optimization [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, 19 (3): 445-460.
- [25] Li K, Deb K, Zhang Q, et al. An evolutionary many-objective optimization algorithm based on dominance and decomposition [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, 19 (5): 694-716.
- [26] Yazdani M, Gohari S, Naderi B. Multi-factory parallel machine problems: Improved mathematical models and artificial bee colony algorithm [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 81: 36-45.