

文章编号: 1001-0920(2014)01-0135-06

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2012.1492

基于灰熵关联分析的流水车间多目标 调度优化及算法实现

朱光宇¹, 陈旭斌¹, 刘艳立^{1,2}

(1. 福州大学 机械工程及自动化学院, 福州 350108; 2. 山推工程机械股份有限公司, 山东 济宁 272073)

摘要: 求解流水车间多目标调度优化问题及算法适应度值分配问题, 结合灰色关联度分析方法及信息熵理论提出灰熵关联度适应值分配策略, 利用灰关联系数结合熵值权重计算适应度值, 以灰熵关联度值引导启发式算法进化. 将该方法应用到差分算法及遗传算法中解决三目标流水车间调度问题. 实验表明: 灰熵关联度适应值分配策略能够解决该问题, 可以得到分布均匀的 Pareto 前端; 同时, 基于此策略的差分算法得到的解好于遗传算法的解.

关键词: 流水车间调度; 多目标优化; 灰熵关联分析; 灰熵关联度

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Flow shop multi-objective scheduling optimization research based on grey entropy relation analysis and the algorithm realization

ZHU Guang-yu¹, CHEN Xu-bin¹, LIU Yan-li^{1,2}

(1. College of Mechanical Engineering & Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Shantui Construction Machinery Limited by Share Ltd, Jining 272073, China. Correspondent: ZHU Guang-yu, E-mail: zhugy@fzu.edu.cn)

Abstract: In order to solve the flow shop multi-objective scheduling optimization problem and the algorithm fitness value assignment problem, the distribution strategy of the grey entropy relational adaptive value is proposed combined with grey correlation analysis method and the theory of the information entropy, and the fitness value is calculated combined with the grey correlation and entropy weight coefficient. The grey entropy correlation grade is used to guide the evolution of the heuristic algorithm. This method is introduced to the difference algorithm and the genetic algorithm to solve three objective flow shop scheduling problem. The experimental results show that grey entropy relational adaptive value allocation strategies can solve this problem effectively, and can get uniform distribution of the Pareto front. Meanwhile, the difference algorithm based on this strategy can obtain better solutions than the genetic algorithm.

Key words: flow shop scheduling; multi-objective optimization; grey entropy association analysis; grey entropy correlation grade

0 引言

流水车间调度问题(FSSP)是一类十分重要的车间调度问题. 对该问题的多目标优化研究主要采用基因遗传算法、粒子群算法等启发式算法^[1-4]. 采用启发式算法求解多目标流水车间调度优化时, 有必要对算法的编码方式和适应度值分配等加以改进使其获得对流水车间调度问题更有效的实现. 在已实现的具有代表性的算法中, 适应度值分配机制是决定算法性

能和区分算法种类的关键因素^[5]. 适应度值分配机制主要有: 采用基于 Pareto 优先关系排序的适应度值分配策略^[2,6-10]; 基于随机权重求和的适应度值分配策略^[5,11-12]; 基于选择性权重的适应度值分配策略, 用相对值加权取代直接加权^[5]. 现有的多目标流水车间启发式优化算法存在的主要问题是权重和目标给定的次序非常敏感.

本文结合灰色关联度分析方法及信息熵理论建

收稿日期: 2012-10-09; 修回日期: 2013-01-23.

基金项目: 福建省高等学校新世纪优秀人才支持计划项目(XSJRC2007-08); 福建省自然科学基金项目(2009J01246); 福建省教育厅项目(JK2013006).

作者简介: 朱光宇(1970—), 男, 教授, 从事智能制造、优化设计等研究; 陈旭斌(1988—), 男, 硕士生, 从事智能制造的研究.

立灰熵关联度,利用灰熵关联度客观地对流水车间调度的多个目标进行权重赋值并计算适应度值.与其他分配策略不同:灰熵关联度适应度值分配策略在求解每个 Pareto 解的适应度值时,各目标的权重只与当前 Pareto 解和理想解密切相关,而与其他 Pareto 解无关;Pareto 解集中不同解只有在算法生成新个体时,才存在相互间的信息交流.这样有助于简化适应度值计算以及各目标权重的量纲和数量级问题,同时又保证了个体间的信息交互.

1 灰熵关联度适应度值分配策略

1.1 灰色关联度分析

在多目标优化问题中,灰色关联度分析是根据各目标的函数值组成数列的几何形状与参考序列接近程度来分析问题发展的态势.在优化时,先将每个目标作为单目标分别求得最优解,并用这些最优解构成参考序列,即多目标优化的理想解;然后将算法生成的 Pareto 解 X_i 的目标函数值序列作为比较序列,利用灰关联度计算这两个序列的接近程度以分析每个 Pareto 解与理想解的符合程度,即利用灰关联度评判 Pareto 解的好坏.其具体计算过程如下.

Step 1: 初始化.

定义理想解目标函数值序列 $Y_0 = \{f_1(0), f_2(0), \dots, f_M(0)\}$, M 为目标个数. $f_M(0)$ 是第 M 个子目标作为单目标函数求出最优解的目标函数值, Y_0 是每个子目标最优解组合而成的序列.产生 N 组 Pareto 解 X_i 并计算各目标函数值

$$Y_i = \{f_1(i), f_2(i), \dots, f_M(i)\}, i = 1, 2, \dots, N.$$

Step 2: 均值化.

为了消除子目标量纲不同的影响,对每个函数值进行无量纲化处理,即

$$f'_k(i) = \frac{\max(Y_i) - f_k(i)}{\max(Y_i) - \min(Y_i)}. \quad (1)$$

其中: $k = 1, 2, \dots, M; i = 1, 2, \dots, N$.

Step 3: 求灰关联系数 $r(x_0(k), x_i(k))$, 即

$$r(f_k(0), f_k(i)) = \frac{\min_i \min_k (|f'_k(0) - f'_k(i)|) + \rho \max_i \max_k (|f'_k(0) - f'_k(i)|)}{(|f'_k(0) - f'_k(i)|) + \rho \max_i \max_k (|f'_k(0) - f'_k(i)|)}, \quad (2)$$

其中 $\rho \in (0, 1)$ 为分辨系数,一般取 $\rho = 0.5$.

Step 4: 计算 Pareto 解的灰关联度 $r(Y_0, Y_i)$, 即

$$r(Y_0, Y_i) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M r(f_k(0), f_k(i)), i \in N. \quad (3)$$

利用式 (3) 计算得到的 Pareto 解 X_i 的灰关联度可以作为多目标优化时的适应度值,即该值越大,表

示这个 Pareto 解与每个目标的最优解越接近.

1.2 灰熵关联度

利用式 (3) 计算灰关联度时,存在两个问题:一是局部关联倾向,灰关联系数较分散时,灰关联度取决于灰关联系数大的目标;二是信息利用率低,没有充分利用各目标因素之间的信息.这也是灰色关联度分析方法精度较低的原因.本文引入信息熵的理论,依据每个目标灰关联系数的大小来确定其在多个目标中对应的权重,进而计算出基于熵值权重的灰熵关联度.具体过程如下.

Step 1: 对各 Pareto 解的目标函数值进行均值化处理;

Step 2: 对均值化的值计算其各目标所占比重,令

$$P_i(k) = \frac{f'_k(i)}{\sum_{k=1}^M f'_k(i)}, \sum_{k=1}^M P_i(k) = 1; \quad (4)$$

Step 3: 计算 Pareto 解每个目标的信息熵

$$e_k(i) = -\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M P_k(i) \ln P_k(i); \quad (5)$$

Step 4: 计算 Pareto 解每个目标的熵值权重

$$W_k(i) = \frac{1 - e_k(i)}{\sum_{k=1}^M (1 - e_k(i))}; \quad (6)$$

Step 5: 计算 Pareto 解的灰熵关联度

$$R(Y_0, Y_i) = \sum_{k=1}^M (W_k(i) \times r(f_k(0), f_k(i))), \quad i \in N. \quad (7)$$

从灰熵关联度计算过程可以看出,它是从 Pareto 解与理想解之间各目标的接近程度出发,进一步利用 Pareto 解各目标之间信息,从而避免了普通灰关联度仅关注 Pareto 解与理想解各对应目标之间的实际距离而忽略了 Pareto 解内各目标之间关系的局限性,使灰熵关联度在处理多目标优化问题时能够得到更好的解.灰熵关联度是动态灰过程发展态势整体接近性分析的方法,是一种全局方法.因此,本文将灰熵关联度作为多目标优化时各算法求得的 Pareto 解的适应度值,用灰熵关联度引导启发式算法进化.

2 流水车间调度的描述及多目标模型

2.1 流水车间调度问题描述

流水车间调度问题包含:工件集合 $job = \{1, 2, \dots, n\}$, 机器集合 $M = \{1, 2, \dots, m\}$, 每个工件包含 m 道工序,工件在各机器上的加工顺序都相同^[9, 13].已知第 i 个工件在第 j 台机器上的加工时间为 $t_{i,j} (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m)$.确定工件的最优加工顺

序,使多个目标达到最优.工件加工完成时间计算方法为

$$C(j_1, 1) = t_{j_1, 1},$$

$$C(j_1, k) = C(j_1, k-1) + t_{j_1, k},$$

$$C(j_i, 1) = C(j_{i-1}, 1) + t_{j_i, 1},$$

$$C(j_i, k) = \max\{C(j_{i-1}, k), C(j_i, k-1)\} + t_{j_i, k}.$$

其中: $C(j_i, k)$ 表示工件 j_i 在机器 k 上加工完成时间, $\{j_1, j_2, \dots, j_n\}$ 表示工件的调度.

2.2 流水车间调度多目标模型

实际生产中,流水车间调度具有多目标性.本文将工件加工的最大完成时间、延误工件的最大延迟时间和总流程时间这3个目标综合起来进行考虑,每个子目标数学描述如下.

1) 工件加工的最大完成时间

$$f_1 = \max\{C_{i,m} | i \in 1, 2, \dots, n\}, \quad (8)$$

其中 $C_{i,m}$ 表示工件 i 在第 m 台机器上的加工完成时间,即工件 i 的加工完成时间.

2) 延误工件中的最大延迟时间

$$f_2 = \max\{(0, L_i) | i \in 1, 2, \dots, n\}. \quad (9)$$

其中: $L_i = C_{i,m} - \text{due}(i)$, $\text{due}(i)$ 为工件 i 的交货期.

3) 所有工件完成每个工序加工的总流程时间

$$f_3 = \sum_{i=1}^n C_{i,m}. \quad (10)$$

针对本文选择的3个子目标,多目标优化问题的模型可描述为

$$\min Y = (\min f_1, \min f_2, \min f_3). \quad (11)$$

3 基于灰熵差分算法的多目标流水车间调度

以差分算法(DE)为例,将灰熵关联度的适应度值分配策略引入该算法中,利用差分算法求解流水车间调度上述3个目标优化问题.

差分进化算法的功能实现是基于连续空间内的实数编码,而流水车间调度问题中的工序是离散的,本文利用文献[14]的LOV(Largest-order-value)原则编码方式实现差分算法离散化.利用灰熵关联度的差分算法解决该问题的流程如下.

Step 1: 用差分算法将流水车间调度3个目标分别作为单目标求得最优解,用这些最优解的目标函数值构成多目标流水车间调度优化的理想解目标函数值序列 Y_0 .

Step 2: 产生初始种群,生成NP个个体 X_i^{gen} ($\text{gen} = 0$), gen 为当前进化的次数.利用式(8)~(11)计算每个个体的子目标函数值,得到 Y_i^{gen} .

Step 3: 计算灰熵关联度值.利用式(7)计算灰熵关联度 $R(Y_0, Y_i^{\text{gen}})$ 并作为适应度值.

Step 4: 对种群进行差分变异.通过下式对个体 $X_{R_1}^{\text{gen}}$ 进行变异操作,得到新个体 $V_i^{\text{gen}+1}$:

$$V_i^{\text{gen}+1} = X_{R_1}^{\text{gen}} + F(X_{R_2}^{\text{gen}} - X_{R_3}^{\text{gen}}). \quad (12)$$

其中: $R_1, R_2, R_3 \subset \{1, 2, \dots, \text{NP}\}$, 且 $R_1 \neq R_2 \neq R_3 \neq i$, F 为缩放因子.

Step 5: 交叉操作.利用下式对 X_i^{gen} 和由式(12)生成的变异个体 $V_i^{\text{gen}+1}$ 进行交叉操作,生成实验个体 $U_i^{\text{gen}+1}$:

$$U_i^{\text{gen}+1} = \begin{cases} V_i^{\text{gen}+1}, & \text{rand}(q) \leq P_c; \\ X_i^{\text{gen}}, & \text{others.} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $\text{rand}(q)$ 是 $[0, 1]$ 中的随机数, P_c 是交叉的概率.

Step 6: 选择操作.实验个体 $U_i^{\text{gen}+1}$ 和原个体 X_i^{gen} 通过式(8)~(11)得到 $Y_i^{\text{gen}+1}, Y_i^{\text{gen}}$ 后,利用如下贪婪策略进行比较,适应度值大的个体进入下一代种群:

$$X_i^{\text{gen}+1} = \begin{cases} U_i^{\text{gen}+1}, & R(Y_0, Y_i^{\text{gen}+1}) > R(Y_0, Y_i^{\text{gen}}); \\ X_i^{\text{gen}}, & \text{others.} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $R(Y_0, Y_i)$ 为由式(7)得出的灰熵关联度值, $X_i^{\text{gen}+1}$ 为新产生的种群个体.

Step 7: 对外部档案进行维护和更新.算法产生的所有非劣解保存为外部档案.本文采用非劣排序以及拥挤距离的概念^[15]对外部档案进行更新,通过精英保留策略使得种群的多样性得到提升.

Step 8: 判断是否满足终止条件.迭代次数达到最大迭代次数 $\max \text{gen}$ 或者群体的适应度值连续一定的次数不发生变化时,算法结束;否则令 $\text{gen} = \text{gen} + 1$, 转 Step 3.

4 仿真测试

为了评价本文提出的灰熵关联度适应度值分配策略及在各算法中实现的有效性,按照文献[16]的方法,产生13个规模不同的调度实例进行验证.算法种群个数 $\text{NP} = 20$, 外部档案个体规模 $W_{\max} = 50$, 最大进化次数 $\max \text{gen} = 300$.差分算法采用

$$F = 0.8 \times 2^{1 - \frac{\max \text{gen}}{\max \text{gen} + 1 - \text{gen}}}$$

进行自适应缩放因子的调整^[17].其中: gen 为当前进化次数,交叉概率 $P_c = 0.75$.选择基因遗传算法(GA)作为比较算法,GA算法的选择策略为二元锦标赛选择,交叉策略为部分匹配交叉(PMX)^[18],交叉概率 $P_c = 0.75$,变异策略为对换变异操作,变异交叉概率 $P_m = 0.1$.实验结果如表1所示.

表 1 典型调度问题实验结果

算法	$n \times m$	理想解的 $Y_0 = (f_1, f_2, f_3)$	最优解函数值 (f_1, f_2, f_3)	灰熵 关联度
GA	10×5	(807, 175, 4 945)	(983, 277, 5 754)	0.841 1
DE			(869, 221, 5 045)	0.851 9
GA	10×10	(991, 107, 7 466)	(1 243, 206, 8 858)	0.781 2
DE			(1 108, 202, 7 753)	0.786 4
GA	20×5	(1 181, 309, 14 158)	(1 421, 575, 16 134)	0.780 1
DE			(1 400, 414, 15 639)	0.819 4
GA	20×10	(1 663, 548, 21 804)	(2 034, 870, 26 162)	0.723 6
DE			(2 100, 806, 25 769)	0.827 8
GA	20×15	(1 992, 745, 28 672)	(2 466, 1 214, 34 009)	0.691 2
DE			(2 323, 1 049, 31 547)	0.737 9
GA	20×20	(2 326, 1 102, 33 533)	(2 782, 1 488, 38 141)	0.738 2
DE			(2 766, 1 351, 39 380)	0.768 8
GA	40×10	(2 690, 697, 66 410)	(3 235, 1 932, 77 439)	0.647 5
DE			(3 165, 2 020, 73 032)	0.679 4
GA	40×20	(3 371, 1 019, 93 559)	(4 279, 2 527, 107 108)	0.687 2
DE			(4 034, 2 048, 106 439)	0.702 9
GA	50×20	(3 992, 1 351, 128 151)	(4 814, 2 977, 148 081)	0.646 6
DE			(4 527, 2 564, 145 068)	0.681 0
GA	60×20	(4 610, 1 185, 177 216)	(5 432, 3 966, 206 612)	0.651 2
DE			(5 552, 3 564, 203 185)	0.670 0
GA	80×10	(4 539, 742, 201 550)	(5 528, 3 620, 252 164)	0.703 2
DE			(5 437, 3 157, 239 810)	0.728 5
GA	80×20	(5 641, 1 028, 282 398)	(6 752, 4 319, 326 507)	0.706 3
DE			(6 716, 3 622, 331 236)	0.727 2
GA	100×20	(6 710, 1 208, 402 503)	(8 009, 5 701, 473 917)	0.687 5
DE			(8 157, 5 089, 473 678)	0.709 2

图 1 和图 2 为 10×10, 20×15 的流水车间调度问题采用两种优化算法得到的 Pareto 解集分布图. 图 3 为 10×10 的流水车间调度问题得到 Pareto 解集的二维投影图. 在最大加工时间方向上, 由图 3(a) 和图 3(b) 可以看出, 差分算法得到的解分布更靠左, 即差分算法得到的最大加工时间分布更小; 在最大延迟时间方向上, 由图 3(a) 和图 3(c) 可以看出, 差分算法得到的解分布更加接近坐标原点, 即差分算法得到的最大延迟时间分布更小; 在总流程时间方向上, 由图 3(b) 和图 3(c) 可以看出, 差分算法得到的解分布更靠下, 即差分算法得到的总流程时间分布更小.

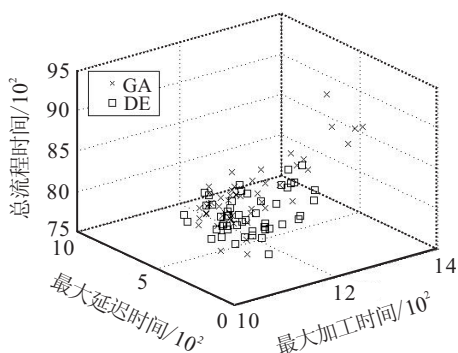


图 1 10×10 问题 Pareto 解集分布图

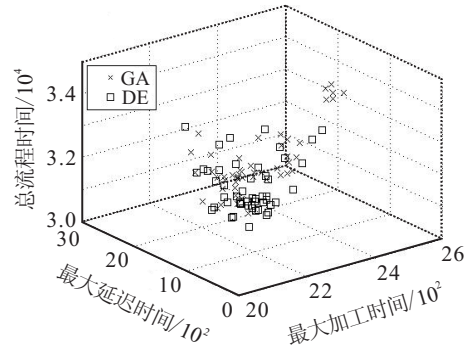
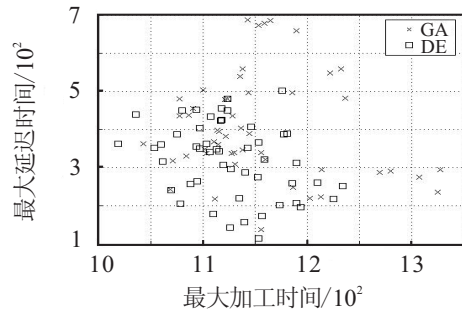
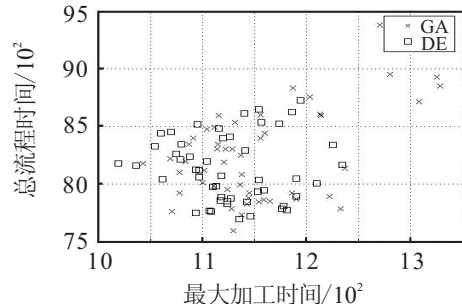


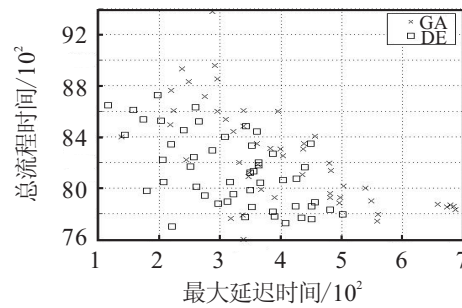
图 2 20×15 问题 Pareto 解集分布图



(a) f_1 - f_2 轴投影图



(b) f_1 - f_3 轴投影图



(c) f_2 - f_3 轴投影图

图 3 10×10 问题 Pareto 解集在 3 个子目标上的投影图

图 4 为 20×15 问题的 Pareto 解集二维投影图. 在最大加工时间方向上, 由图 4(a) 和图 4(b) 可以看出, 差分算法得到的最大加工时间分布更小; 在最大延迟时间方向上, 由图 4(a) 和图 4(c) 可以看出, 差分算法得到的最大延迟时间分布更小; 在总流程时间方向上, 由图 4(b) 和图 4(c) 可以看出, 差分算法得到的总流程时间分布更小.

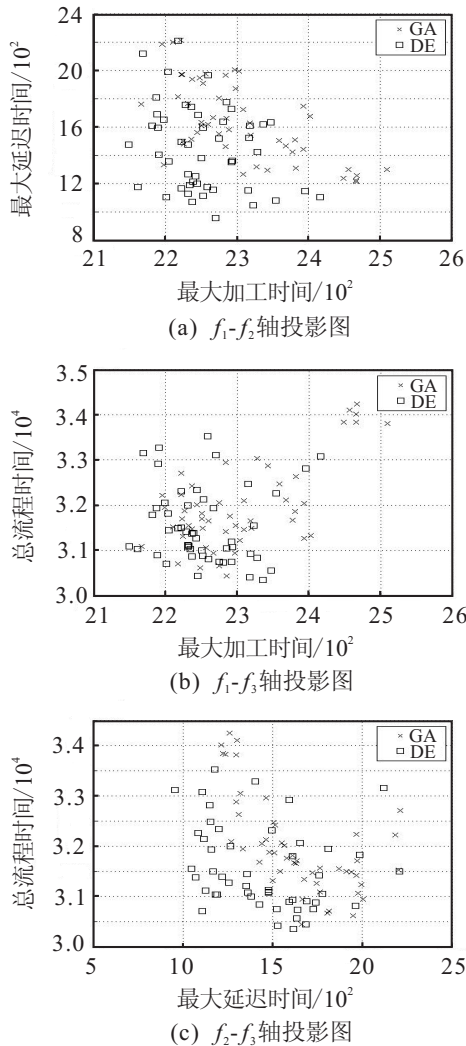


图4 20×15问题 Pareto 解集在3个子目标上的投影图

从表1及图1~图4可知: 基于灰熵关联度的多目标优化各算法能够解决多目标流水车间调度问题, 两个算法都能得到一组分布均匀的 Pareto 前端; 基于灰熵差分算法得到非劣解组成的 Pareto 前端比基于灰熵遗传算法的 Pareto 前端更加接近坐标原点, 即基于灰熵差分算法得到的加工序列所对应的最大加工时间、总流程时间和最大延迟时间都更小, 优化结果更好。

5 结 论

本文结合灰色关联度分析及信息熵理论建立了灰熵关联度适应度值分配策略, 利用灰熵关联度计算多目标优化问题的适应度值, 利用灰熵关联度值引导算法的进化方向. 将该方法应用到差分算法及遗传算法中解决三目标流水车间调度问题, 实验结果表明, 基于灰熵关联度的适应度值分配策略在各算法应用时, 能够取得满意的结果, 可以根据各目标之间的信息对多目标进行权重的赋值, 从而避免了人为因素

的影响; 而且, 基于灰熵关联度适应度值分配策略的差分算法在解决多目标流水车间调度问题时, 其优化结果好于遗传算法的解。

参考文献(References)

- [1] 杨琴, 周国华, 林晶晶, 等. 基于 DBR 理论的柔性流水车间动态调度[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1109-1112.
(Yang Q, Zhou G H, Lin J J, et al. Dynamic scheduling of flexible flow shop problem based on DRB theory[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1109-1112.)
- [2] 欧微, 邹逢兴, 高政, 等. 基于多目标粒子群算法的混合流水车间调度方法研究[J]. 计算机工程与科学, 2009, 31(8): 52-56.
(Ou W, Zou F X, Gao Z, et al. A hybrid flow shop scheduling approach based on multi-objective particle swarm optimization[J]. Computer Engineering & Science, 2009, 31(8): 52-56.)
- [3] 冯大光, 唐立新. 一类新型批处理机调度问题的理论分析[J]. 管理科学学报, 2012, 15(6): 33-48.
(Feng D G, Tang L X. Theoretical analysis of scheduling of a new batching machine[J]. J of Management Sciences in China, 2012, 15(6): 33-48.)
- [4] 张长胜. 求解规划、聚类 and 调度问题的混合粒子群算法研究[D]. 长春: 吉林大学计算机科学与技术学院, 2009.
(Zhang C S. Research on hybrid particle swarm algorithms for programming, clustering and scheduling problems[D]. Changchun: College of Computer Science and Technology, Jilin University, 2009.)
- [5] 卫忠, 徐晓飞, 邓胜春. 多目标混合流水车间作业调度的演化算法[J]. 计算机集成制造系统, 2006, 12(8): 1227-1234.
(Wei Z, Xu X F, Deng S C. Evolutionary algorithm for solving multi-objective hybrid flow-shop scheduling problem[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2006, 12(8): 1227-1234.)
- [6] Deb K, Agrawal A, Pratap A, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA – II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [7] Elaoud S, Loukil T, Teghem J. The Pareto fitness genetic algorithm: Test function study[J]. European J of Operational Research, 2007, 177(3): 170321719.
- [8] 杨开兵, 刘晓冰. 无成组技术条件下流水车间调度的多目标优化[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(2): 348-355.
(Yang K B, Liu X B. Multi-objective optimization for flow

- shop scheduling with the group technology assumption removed[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2009, 15(2): 348-355.)
- [9] 杨开兵. 基于进化计算的多目标流水线车间批组调度问题研究[D]. 大连: 大连理工大学 CIMS 中心, 2011.
(Yang K B. Research on multi-objective flowshop scheduling with batching based on evolutionary algorithm[D]. Dalian: CIMS Center, Dalian University of Technology, 2011.)
- [10] 焉炳艳. 一种新的基于相似性的多目标演化算法[D]. 武汉: 武汉理工大学理学院, 2006.
(Yan B Y. A new similarity-based multi-objective evolutionary algorithm[D]. Wuhan: School of Science, Wuhan University of Technology, 2006.)
- [11] Ishibuchi H, Murata T. A multiobjective genetic local search algorithm and its application to flow shop scheduling[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 1998, 28(3): 392-403.
- [12] Jaskiewicz A. Genetic local search for multi-objective combinatorial optimization[J]. *European J of Operational Research*, 2002, 137(1): 50-71.
- [13] 刘烽. 基于多目标进化算法的流程工业生产调度问题研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 2009.
(Liu F. Research on scheduling problem of the process industry based on multi-objective evolutionary algorithm[D]. Changsha: College of Mechatronics and Automation, National Defense Science and Technology University, 2009.)
- [14] Qian B, Wang L, Huang D, et al. An effective hybrid DE-based algorithm for multi-objective flow shop scheduling with limited buffers[J]. *Computers and Operations Research*, 2009, 36(1): 209-233.
- [15] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 271-272.
(Lei D M, Yan X P. Multi-objective intelligent optimization algorithm and its application[M]. Beijing: Science Press, 2009: 271-272.)
- [16] Ishibuchi H, Yoshida T, Murata T. Balance between genetic search and local search in memetic algorithms for multiobjective permutation flowshop scheduling[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2003, 7(2): 204-223.
- [17] Nowicki E. The permutation flow shop with buffers: A tabu search approach[J]. *European J of Operational Research*, 1999, 116(1): 205-219.
- [18] 王克喜, 单汨源, 黄敏镁. 基于改进遗传算法的流水车间调度求解方法[J]. *系统工程*, 2008, 2(10): 116-118.
(Wang K X, Shan G Y, Huang M M. Solution method based on improved genetic algorithm for flow shop scheduling[J]. *System Engineering*, 2008, 2(10): 116-118.)

(责任编辑: 李君玲)