

文章编号:1000-6788(2006)08-0101-08

混合递进多目标进化算法及其在 flow shop 排序中的应用

师瑞峰,周泓,上官春霞

(北京航空航天大学经济管理学院,北京 100083)

摘要: 提出一种混合递进多目标进化算法(HEMEA):通过在进化搜索过程中引入递进模式的精英保留、群体重构以及可变邻域非劣解局部搜索策略,增强了算法的求解效率.将算法应用于一系列标准双目标 flow shop 算例及一个典型三目标 flow shop 问题,研究结果验证了算法的有效性.

关键词: 递进进化;多目标进化算法;局部搜索;flow shop

中图分类号: F406.6

文献标识码: A

A Hybrid Escalating Multi-objective Evolutionary Algorithm with Its Application to Flow Shop Problems

SHI Rui-feng, ZHOU Hong, SHANGGUAN Chun-xia

(School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract: A hybrid escalating multi-objective evolutionary algorithm(HEMEA), which has a new evolution structure compared with the existing ones, was proposed in this paper. The new algorithm enhanced the efficiency of optimization by using an innovative escalating evolutionary scheme with an elitism selection and variable Pareto local search strategy. A series of bi-objective flow shop optimization problems from ORLibrary and one typical tri-objective flow shop optimization problem which was first studied in Bagchi's work, were re-optimized by NSGA-II, MOGLS, ENGA and our HEMEA respectively. The comparison of the optimization results have shown the outstanding performance of HEMEA with respect to the others', which were well-known for their good performance in multi-objective evolutionary computation. thus, the effectiveness and efficiency of HEMEA was demonstrated.

Key words: escalating evolutionary; multi-objective evolutionary algorithm; local search; flow shop

0 引言

1984年, Schaffer 在其学位论文中首次探讨了基于单目标子群体的向量多目标遗传算法解决多目标优化问题(Multi-objective Optimization Problem, MOP)^[1],这是遗传算法(Genetic Algorithm, GA)首次被用来解决MOP.之后, Goldberg 于1989年在其著作中给出了求解MOP进化算法设计的一般原则^[2]. Horn 与 Nafpliotis、Srinivas 与 Deb 以及 Fonseca 与 Fleming 等人后来根据 Goldberg 的这些指导性原则,分别提出了不同的多目标遗传算法(Multiple Objective Genetic Algorithm, MOGA)^[3~6].此后,许多学者根据随机搜索算法的收敛性理论,将精英保留策略引入多目标进化算法,得到性能更优的精英策略多目标进化算法^[7~12].

生产计划与调度一直是遗传算法工程应用的一个重要方面^[13],2001年后每两年一届的国际多目标进化算法会议的召开,极大地推动了MOGA在生产调度领域应用的研究进展^[14,15].Murata 等人1996年就提出了利用随机加权的遗传算法解决双目标 flow shop 的MOGLS算法^[16,17].Bagchi 提出一种解决生产调度问题的精英策略的非劣解分级遗传算法(Enhanced Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, ENGA)^[18],2002年

收稿日期:2005-07-22

资助项目:国家自然科学基金(70371005,70521001);新世纪优秀人才支持计划(NCET)

作者简介:师瑞峰(1977-),男(汉族),山西河津人,北京航空航天大学博士研究生,主要从事多目标优化、生产计划、进化算法等研究,E-mail:shi.ruifeng@126.com;周泓(1965-),男(汉族),湖北武汉人,教授,博士生导师,主要从事进化算法、生产作业系统的优化及仿真研究;上官春霞(1980-),女(汉族),山西晋城人,博士研究生,主要从事生产计划的优化理论及算法研究.

Deb 等人提出了著名的 NSGA- 算法,这是迄今为止公认最为有效的多目标进化算法之一^[9].

本文提出一种混合递进多目标进化算法 (Hybrid Escalating Multi-objective Evolutionary Algorithm, HEMEA). 该算法通过采用递进进化和非劣解局部搜索策略,在改善算法收敛性同时,提高了算法计算效率.采用新算法对 21 个标准双目标 flow shop 算例及一个典型的 49 工件、15 机器的三目标 flow shop 问题^[18]进行求解,与 NSGA-、MOGLS 及 ENGA 等现有代表性进化算法的优化结果进行比较,验证本文算法的有效性.

1 问题描述

一般 flow shop 问题可描述为: n 项待加工的生产作业 $J = \{1, 2, \dots, n\}$, 通过 m 台不同的机器 $M = \{1, 2, \dots, m\}$ 进行处理,各项作业在各台机器上加工且仅加工一次.作业 j 在机器 i 上的加工时间记作 p_{ji} . 排列型 flow shop 问题 (permutation flow shop) 指所有作业以相同的次序依次通过机器 $M = [1, 2, \dots, m]$ 加工,即仅考虑作业排列顺序对结果的影响.一般 flow shop 问题的解空间规模为 $(n!)^m$,而排列型 flow shop 问题解空间规模为 $n!$ ^[19,20].

本文双目标 flow shop 问题的优化目标分别选取最小化最大完工时间 (make span) 和总延误时间 (total tardiness): 最大完工时间表示所有作业都完成加工的时间,记作 C_{\max} ; 总延误时间反映了所有作业对交货期约束违反的总体程度.

双目标 flow shop 问题的优化模型可描述为:

$$(\min f_1, \min f_2) = \left(\min(C_{\max}), \min \left(\sum_{j=1}^n T_j \right) \right) \\ = \left(\min_{FS} \left(\max_j (C_j) \right), \min_{FS} \sum_{j=1}^n (\max\{0, c_j - d_j\}) \right) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } t_{gi}^S + p_{gi} = t_{hi}^S + G^* (1 - x_{ghi}), \quad i = 1, 2, \dots, m; g, h = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$t_{gi}^S + p_{gi} = t_{g(i+1)}^S, \quad i = 1, 2, \dots, m; g = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

$$t_{ji}^S, t_{ji}^E = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

$$x_{ghi} = 0 \text{ 或 } 1, \quad i = 1, 2, \dots, m; g, h = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

模型中的参数含义为:

FS 表示可行排序集合; o_{ji} 表示作业 j 的第 i 道工序的加工操作; p_{ji} 表示操作 o_{ji} 的加工时间; d_j 表示工件 j 的完工期限; G 是任意大的正数.

模型中的变量含义为:

t_{ji}^S 表示操作 o_{ji} 的开始时间; t_{ji}^E 表示操作 o_{ji} 的结束时间,因此有 $t_{ji}^E = t_{ji}^S + p_{ji}$; C_j 表示作业 j 的完工时间,则 $C_j = \max_i (t_{ji}^E)$; $x_{ghi} = \begin{cases} 1, & \text{如果在机器 } i \text{ 上作业 } h \text{ 的紧前作业为作业 } g \\ 0, & \text{否则} \end{cases}$.

其中,(2)式表明在某一个时刻,在机器 i 上最多只能有一项操作在加工;(3)式表明所有工件的工艺路线均为:机器 1、机器 2、...、机器 m .

2 混合递进多目标进化算法

本文提出的混合递进多目标进化算法基本思想是:在进化过程中,采用精英选择策略保留全局非劣解集;使用群体重构策略,保证群体搜索的多样性和对解空间搜索的遍历性;递进过程中对非劣解进行局部搜索,增强算法的局部搜索效率.

2.1 遗传编码及其操作

本文排列型 flow shop 问题的解个体编码可表示为:

$$[J_{[1]}, J_{[2]}, \dots, J_{[n]}]$$

其中 $J_{[k]} \in \{1, 2, \dots, n\}$, 且满足

$$\sum_{i=1}^n i(j) = 1, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

(6) 式中,

$$i(j) = \begin{cases} 1, & J_{[i]} = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

(6) ~ (7) 式表明, 每个工件的编号在解的编码中出现且仅出现一次。

本文选用 PXM 交叉算子和移位变异算子作为遗传操作算子, 详细操作过程参见文献[21 ~ 23]。

2.2 精英复制策略

绝大多数现有进化算法都通过个体适应值大小确定个体在后代进化群体中出现的概率, 本文提出了一种不用计算适应值、仅通过精英选择策略来确定后代群体的精英选择策略, 该策略的复制过程如下(假设群体规模为 N , 目标数为 n_{OBJ}):

合并父代群体与进化操作生成的新群体, 剔除其中的重复个体;

在目标空间对混合群体进行非劣解分级, 确定每个个体所处的非劣解等级数、每个等级上的个体数 n_r , 令当前非劣解等级 $r=0$, 已复制个体数 $n_{dup}=0$;

若 $n_{r,j+1} + n_{dup} > N$, 转 ; 否则转 ;

将所有 r 等级上的个体复制到下一进化群体中, $n_{dup} = n_{dup} + n_r, r = r + 1$, 转 ;

采用公式(8)计算等级 r 上各个体距离其它个体间的距离和:

$$dis_i = \sqrt{\sum_{F(r)} \sum_{k=0}^{n_{OBJ}} (f_{i,k} - f_{j,k})^2}, \quad (8)$$

其中, $F(r)$ 为等级 r 上的所有非劣解个体, $f_{i,k}$ 表示个体 i 对应的第 k 个目标值;

按照 dis_i 由大到小顺序, 依次选取 $N - n_{dup}$ 个体进入下一进化群体中, 完成复制。

2.3 递进进化结构

Coello 等人于 2001 年提出了一种基于小群体规模、重复精英保留策略的微小群体遗传算法 (micro-Genetic Algorithm, microGA) 解决多目标优化问题, 并获得了较好的结果^[24]。本文将这一工作与 GRASP 算法基本原理进行了有机结合^[25], 提出了一种新的递进进化模式, 即当算法进化至一定条件时, 保留已搜索的非劣解集信息, 对当前群体以一定策略加以重构, 然后继续进化历程。这里的群体重构包含两层含义: 在算法进化中, 有一外部伴随群体用于保留算法迄今搜索到的非劣解集, 重构过程首先从伴随群体选择一定比例个体进入下一层进化群体; 初始化进化群体的其余个体。中改进是为克服 GRASP 算法存在重复搜索而无法有效利用先前搜索信息的不足, 中改进是为克服现有算法对初始群体依赖而造成过早收敛的不足。

本文的递进进化结构如图 1 所示。

2.4 可变换邻域的局部搜索策略

Ishibuchi 等人在早先的研究中提出了一种利用“随机权 + 局部搜索”的进化策略解决多目标 flow shop 问题^[16]。他们提出的局部搜索过程仅对邻域解进行简单的置换变换, 尽管对局部搜索初始解选择及搜索方向控制等问题进行研究, 但收敛效果与搜索效率的矛盾依然没能得到很好的解决^[11, 17]。本文在 Nenald 及 Zhou 等人研究工作的基础上^[26-28], 提出了一种更为高效的可变换启发式局部搜索 (Variable Metaheuristic Local Search, VMLS) 算法。算法思想描述为:

随机从 Palmer、Gupta、CDS、RA、NEH 等解决 flow shop 问题的启发式算法中选取一种策略, 对选中的非劣解个体按照文献[27]建立的启发式思想进行局部搜索;

若搜索到的新解严格“优于”原始解(即原始解为新解的严格劣解), 则转 ; 若搜索到的新解与原始解互为非劣, 则转 ; 否则, 转 ;

将新解加入外部伴随群体, 并剔除其中劣解。对新解的个体进行相邻结构的两两置换“微局部搜索”。若搜索到的解又“优于”新解, 则, 用此解更新新解; 否则继续此置换局部搜索至所有置换操作完毕后,

转 ;

将新解加入外部伴随群体,剔除其中劣解.采用公式(8)分别计算新解与原始解距离非劣解集中其他非劣解个体的距离和,取距离和较大的个体继续进行局部搜索;

若当前非劣解局部搜索过程尚未完成,转

;

若所有非劣解都完成局部搜索,则可变换邻域局部搜索完毕;否则转

启发式局部搜索算法过程如图2所示.

采用本文的可变换邻域的局部搜索策略,既有效利用了现有的启发式算法快速寻优(次优或满意)的特点,又将局部搜索策略仅应用于性能改进潜力较大的非劣解个体上,避免了盲目搜索;借鉴 *Nenald* 等人的可变邻域结构搜索思想,

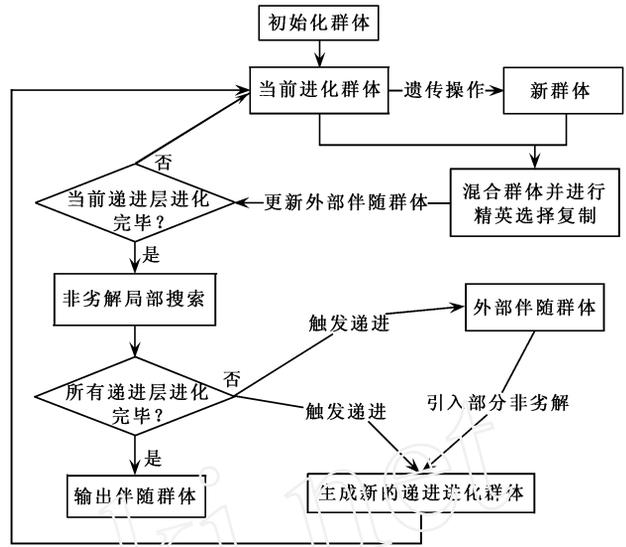


图1 递进进化结构的遗传算法流程图

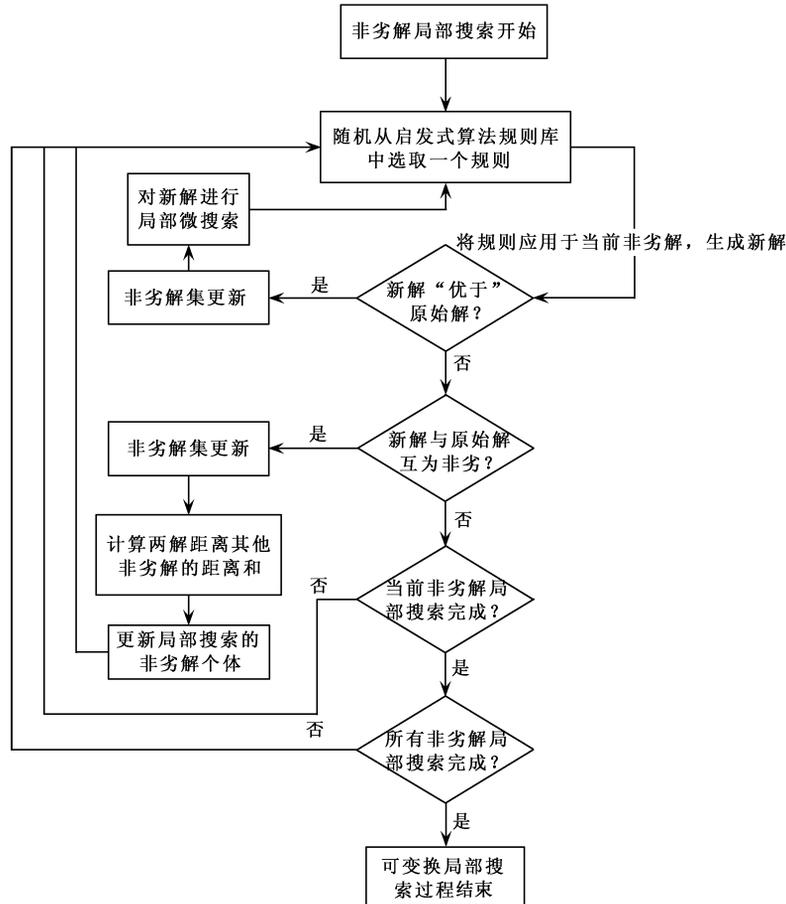


图2 可变换邻域局部搜索算法流程图

使算法根据当前搜索信息自动调整搜索“精细度”,从而合理界定了微小邻域与较大邻域的结构范围,提高了混合策略的搜索效率.这里,可变邻域结构含义是:算法首先采用启发式算法对非劣解进行大的邻域结构调整;当发现解有改进时,再用置换变异方式对解进行局部“微调”.

2.5 混合进化算法流程及复杂性分析

设置外部伴随非劣解集为空集;

随机生成初始进化群体,评价个体的目标值;
 通过交叉和变异,生成新群体,评价新群体中各个体的目标值;
 合并新、旧群体,在目标空间内进行非劣解分级,按照精英选择策略确定下一代进化群体;
 更新外部伴随非劣解集,若当前进化层进化完成,转 ;否则转 ;
 对外部伴随群体进行可变换邻域局部搜索;
 若所有递进层进化完成,则输出外部伴随非劣解集,算法结束;否则,重构进化群体,转 .

假设进化种群及新群体规模均为 N ,则上述算法步骤中,、两步的计算复杂度均为 $O(N)$,步的复杂度为 $O((2N)^2)$,步的复杂度为 $O(k \cdot N)$,其中, k 为局部搜索步长数,因此算法总的计算复杂度为 $O(4N^2)$.现有 NSGA-、ENGA 算法的计算复杂度均为 $O(MN^2)$ ^[12],其中, M 为优化目标个数(本文 $M=2$),因此本文算法的计算复杂度与上述两种算法相当.

3 算例分析

3.1 双目标 flow shop 算例分析

算例描述:为检验本文算法对多目标 flow shop 算例优化的有效性,选取 OR_library 发布的 21 个 REC 标准双目标 flow shop 算例对本文算法进行验证.由于 OR_library 公布的标准算例未包含交货期(due date)信息,因此本文参照现有文献[29,30],采用基于 TWK 思想的(9)式计算各算例中的工件交货期:

$$d_j = k \prod_{i=1}^m p_{ji}, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (9)$$

其中, k 为 TWK 方法中确定误工比例的常数.此处取 $k=1.5$ (即,工件平均延误比例约为 50%).

参照算法:Deb 等人提出的 NSGA- 算法,是迄今为止公认最为有效的多目标进化算法之一^[9],Ishibuchi 等人提出的 MOGLS 是另一种成功求解多目标 flow shop 的进化算法^[17],本文采用这两种算法作为参照算法,检验本文 HEMEA 求解双目标 flow shop 问题的优化性能.

进化参数:经实验分析,确定三种算法优化双目标 flow shop 算例的进化参数为:群体规模为 200;进化代数数为 500(其中,HEMEA 为 100×5 ,即总共递进 5 层,每层进化 100 代);交叉概率和变异概率分别为 0.9 和 0.1.

结果分析:分别用 HEMEA、NSGA- 和 MOGLS 对 21 个 REC 算例各自独立优化 15 次,合并各次非劣解集并剔除其中劣解后,获得各问题的最终非劣解集(典型算例的非劣解集见图 3、4 所示),所有算例的优化统计结果见表 1.

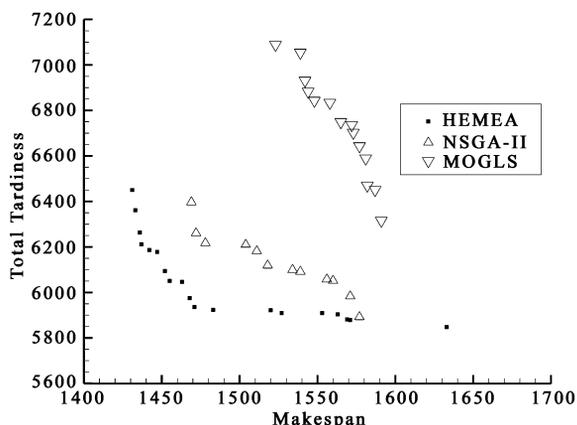


图 3 三种算法优化 REC11 算例获得的非劣解集

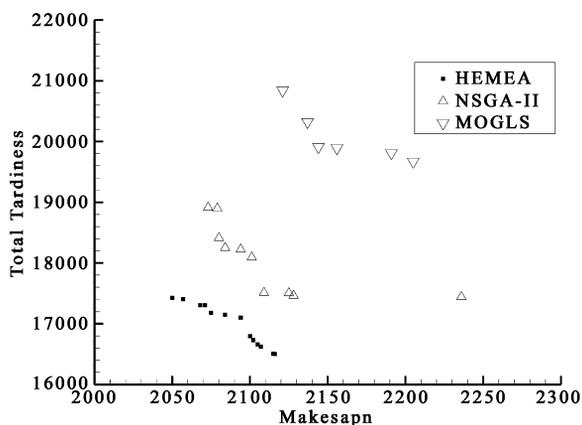


图 4 三种算法优化 REC21 算例获得的非劣解集

从图 3、4 可以看出,本文 HEMEA 算法在相同进化条件下,获得了明显优于 NSGA- 及 MOGLS 算法的

优化结果.表1的优化结果统计数据进一步反映出:HEMEA在所有21个算例优化中,均获得了多于其他两种验证算法获得的非劣解数量;并且在所有算例中,代表HEMEA所得非劣解集相对其他两种算法非劣解集的C指标均为1,从而表明,本文算法(HEMEA)对双目标flow shop问题的优化能力明显优于NSGA-和MOGLS.

表1 采用HEMEA、NSGA-以及MOGLS优化21个REC双目标flow shop算例的统计结果

问题	最终获得非劣解数量			C指标统计结果			
	HEMEA	NSGA-	MOGLS	$C(A, B)$	$C(A, C)$	$C(B, A)$	$C(C, A)$
REC01	27	13	11	1	1	0	0
REC03	13	16	12	1	1	0	0
REC05	13	15	12	1	1	0	0
REC07	10	3	7	1	1	0	0
REC09	17	7	9	1	1	0	0
REC11	19	12	14	1	1	0	0
REC13	11	11	12	1	1	0	0
REC15	19	10	9	1	1	0	0
REC17	20	7	14	1	1	0	0
REC19	32	19	4	1	1	0	0
REC21	13	10	6	1	1	0	0
REC23	13	20	11	1	1	0	0
REC25	13	12	15	1	1	0	0
REC27	36	11	7	1	1	0	0
REC29	41	16	4	1	1	0	0
REC31	13	17	11	1	1	0	0
REC33	14	19	12	1	1	0	0
REC35	20	7	13	1	1	0	0
REC37	28	6	5	1	1	0	0
REC39	31	7	4	1	1	0	0
REC41	17	21	6	1	1	0	0

注: C指标评价中,A表示HEMEA所得非劣解集;B表示NSGA-所得非劣解集;C表示MOGLS所得非劣解集.

3.2 三目标flow shop算例分析

算例描述:为进一步检验本文算法对三目标flow shop问题的求解性能,选取文献[18]中49工件、15机器的典型三目标flow shop算例对其作进一步验证.三目标flow shop优化模型中的工艺路线约束仍与(2)~(5)式相同,其优化目标取为最小化最大完工时间(make span)、平均流程时间(mean flow time)和平均延误时间(mean tardiness):最大完工时间表示所有作业都完成加工的时间,记作 C_{\max} ;平均流程时间,表示所有工件的平均作业过程时间,它反映了加工过程的平均效率;平均延误时间指所有作业平均违反交货约束的程度.三目标flow shop问题的优化目标可描述为:

$$\begin{aligned}
 (\min f_1, \min f_2, \min f_3) &= (\min(C_{\max}), \min(\bar{F}), \min(\bar{T})) \\
 &= \left(\min_{j \in JS} \left(\max_j(C_j) \right), \min_{j=1}^n \left((C_j - r_j) / n \right), \min_{j=1}^n \left(\max\{0, c_j - d_j\} / n \right) \right), \quad (10)
 \end{aligned}$$

C指标由Zitzler提出^[31],其定义为:设 $A, B \subseteq X$ 是两种算法优化所得的非劣解集,C指标是一种值域定义在(0,1)上、用来刻画(A,B)之间偏序能性的指标: $C(A, B) = \frac{| \{ b \in B \mid \exists a \in A: a > b \} |}{|B|}$.若 $C(A, B) = 1$,则说明对于B集中的任一个非劣解个体,A集中总存在“优于”(dominance)它的解个体; $C(A, B) = 0$,说明对于B集中任一个解个体,A集中都不存在“优于”它的解个体.

其中, r_j 表示工件 j 可以开始加工的起始时间.

参照算法:选取 NSGA- 及 ENGA^[18] 作为参照算法,验证 HEMEA 对三目标 flow shop 问题的求解性能,算例中各工件的加工信息、工艺路线信息及交货期信息的原始数据参见文献[18].

进化参数:经实验分析,确定三种算法优化典型三目标 flow shop 算例的进化参数为:进化群体规模为 200;HEMEA 进化代数 为 $80 \times 3 = 240$ (总共递进 3 层,每层进化 80 代),NSGA- 与 ENGA 的进化代数均为 250^[18];交叉概率和变异概率分别取为 0.9 和 0.1.

结果分析:分别用三种算法对上述算例各自独立优化 15 次,获得问题的最终非劣解集.三种算法求解所得的非劣解集见图 5,结果统计见表 2.

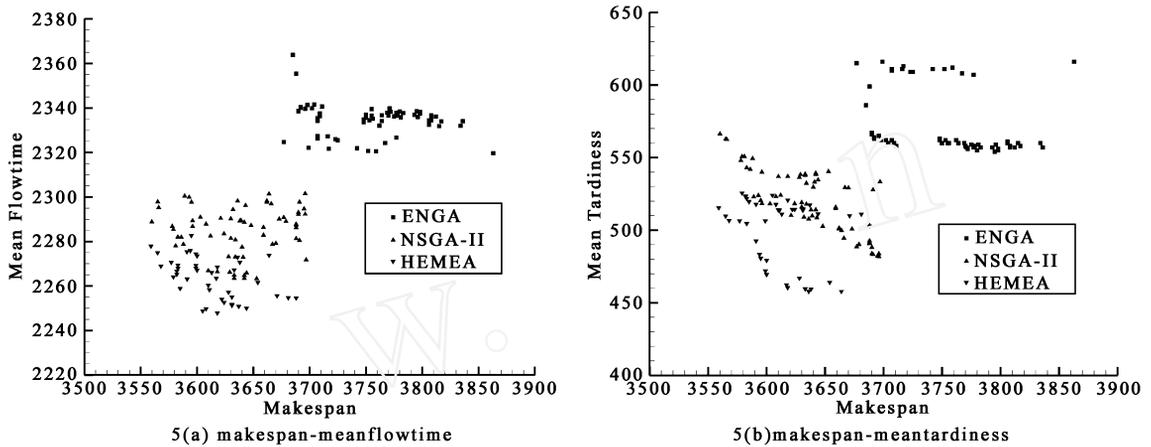


图 5 三种算法求解优化算例获得的非劣解分布图(HEMEA、NSGA-、ENGA)

从图 5 可以看出,本文 HEMEA 算法在相同进化条件下,获得了明显优于 NSGA- 与 ENGA 的求解结果,表 2 的统计数据进一步反映出:HEMEA 求得的非劣解均为全局非劣解,而 ENGA 和 NSGA- 这两种性能已获公认的多目标进化算法在相同求解条件下,均未获得问题的真实非劣解集.因此,本文算法求解三目标 flow shop 问题较 NSGA- 及 ENGA 更为有效.

表 2 采用 HEMEA、NSGA- 以及 ENGA 优化 49 工件、15 机器 flow shop 算例所得结果

平均每次独立运行获得的非劣解个数			最终获得非劣解数目			C 指标			
HEMEA	NSGA-	ENGA	HEMEA	NSGA-	ENGA	$C(A, B)$	$C(A, C)$	$C(B, A)$	$C(C, A)$
26.9	29.9	31.2	43	65	67	1	1	0	0

注: C 指标评价中, A 表示 HEMEA 所得非劣解集; B 表示 NSGA- 所得非劣解集; C 表示 ENGA 所得非劣解集.

4 结论

本文提出了一种求解多目标 flow shop 问题的混合递进多目标进化算法,该算法基于递进策略与可变换邻域结构的启发式搜索策略,避免了现有算法容易早熟以及局部搜索性能差的不足.采用改进算法对一系列标准双目标 flow shop 算例及一个 49 工件、15 机器的典型三目标 flow shop 问题进行优化,研究结果表明,本文算法对多目标 flow shop 问题的求解,取得了较 NSGA-、NEGA 和 MOGLS 等现有代表性多目标进化算法更好的非劣解集,验证了算法的有效性.如何将本文递进进化结构与其他排序启发式算法结合,并将其应用于更加一般排序问题的求解,将是下一步研究工作的重点.

参考文献:

[1] Schaffer J D. Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms[A]. Proceedings of 1st International Congress on Genetic Algorithms[C]. Hillsdale, Lawrence Erlbaum, New York, 1985: 93 - 100.
 [2] Goldberg D E. Genetic Algorithms: In Search, Optimization and Machine Learning[M]. New York: AddisonWesley, 1989.

- [3] Horn J, Nafpliotis N, Goldberg D E. A niched pareto genetic algorithm for multiobjective optimization[A]. Proceedings of 1st IEEE Congress on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Computation[C], 1994, 1: 82 - 87.
- [4] Srinivas N, Deb K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. Evolutionary Computation, 1995, 2(3): 221 - 248.
- [5] Fonseca C M, Fleming P J. Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization[A]. Proceedings of 5th International Congress on Genetic Algorithms[C]. Morgan Kaufmann, California, 1993: 416 - 423.
- [6] Coello C A C. An comprehensive survey of evolutionary based multiobjective optimization techniques[J]. Knowledge and Information System, 1999, 1(3): 269 - 308.
- [7] Rudolph G. On a multi-objective evolutionary algorithm and its convergence to the pareto set[A]. Proceedings of 1998 IEEE International Congress on Evolutionary Computational Intelligence[C], 1998: 511 - 516.
- [8] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 1999, 3: 257 - 271.
- [9] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. Evolutionary Computation, IEEE Transactions, 2002, 6(2): 182 - 197.
- [10] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[R]. Technical report TIKReport 103, Swiss Federal Institute of Technology, 2001.
- [11] Ishibuchi H, Yoshida T, Murata T. Selection of initial solutions for local search in multiobjective genetic local search[A]. Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation(CEC'02)[C], 2002: 950 - 955.
- [12] Deb K. Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms[M]. New York: Wiley, John & Sons, 2001.
- [13] 王凌. 车间调度及遗传算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [14] Brizuela C, Sannomiya N, Zhao Y. Multi-objective flow shop: Preliminary results[A]. Proceedings of 1st International Conference (EMO2001)[C]. Zurich, Switzerland, March 7 - 9, 2001: 443 - 457.
- [15] Brizuela C, Aceves R. Experimental genetic operators analysis for the multiobjective permutation flowshop[A]. Proceedings of 2nd International Conference(EMO2003)[C]. Faro, Portugal, April 8 - 11, 2003: 578 - 592.
- [16] Ishibuchi H, Murata T. Multi-objective genetic local search algorithm[A]. Proceedings of IEEE International Congress on Evolutionary Computation[C], 1996: 119 - 124.
- [17] Ishibuchi H, Yoshida T, Murata T. Balance between genetic search and local search in memetic algorithms for multiobjective permutation flowshop scheduling[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(2): 204 - 223.
- [18] Bagchi T P. Multiobjective Scheduling by Genetic Algorithms[M]. Boston: Kluwer Academic Publisher, 1999.
- [19] Pinedo M. Scheduling - Theory, Algorithms, and Systems[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- [20] 唐恒永, 赵传立. 排序引论[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [21] Gen M, Cheng R W. Genetic Algorithms and Engineering Design[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1996.
- [22] Murata T. Genetic Algorithms for Multi-Objective Optimization[D]. Japan: Osaka Prefecture University, 1997.
- [23] [日]玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [24] Coello C A C, Pulido G T. A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization[A]. Proceedings of 1st International Conference on Evolutionary Multi-Criteria Optimization(EMO2001)[C]. Zurich, Switzerland, March 7 - 9, 2001: 126 - 140.
- [25] Aiex R M, Binato S, Resende MGC. Parallel GRASP with path-relinking for job shop scheduling[J]. Parallel Computing, 2003, 29: 393 - 430.
- [26] Nerald M, Hansen P. Variable neighborhood search[J]. Computers Operational Research, 1997, 24(11): 1097 - 1100.
- [27] Hansen P, Nerald M. Variable neighborhood search: Principles and applications[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 130: 449 - 467.
- [28] Zhou H, Shi R F. A multi-objective optimization method based on genetic algorithm and local search with applications to scheduling[A]. Proceedings of 5th International Conference on Management[C]. Macao, China, 3 - 5 May, 2004: 177 - 183.
- [29] Baker K R. Sequencing rules and due-date assignments in job shop[J]. Management Science, 1984, 30(9): 1093 - 1104.
- [30] Sabuncuoglu I, Bayiz M. Job shop scheduling with beam search[J]. European Journal of Operational Research, 1999, (118): 390 - 412.
- [31] Zitzler E. Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications[D]. Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 1999.