

基于自适应 NSGA-II 算法的柔性车间多目标生产调度

荆巍巍,章磊,田俊

(中国电子科技集团第十四研究所 信息化推进中心,南京 210039)

摘要:针对大型军工电子装备企业的组件制造生产调度问题,建立了以最小化最大完工时间、生产成本和最大设备负荷为目标的柔性车间生产调度模型。依据柔性车间多目标调度问题的特点,提出了一种改进的自适应 NSGA-II 算法,在遗传算法的不同阶段动态的调整交叉和变异的概率,提高了算法的计算效率。同时,为了提高种群多样性、避免非法解产生和最优解丢失,该算法对工序和设备进行独立的交叉和变异操作,并采用独立于种群的精英保留策略。最后通过实例验证了算法的有效性,相较于初始输入的最大完工时间、生产成本和设备负荷分别减少了 34.97%、9.80% 和 31.63%。

关键词:自适应遗传算子;柔性车间生产调度;多目标优化

中图分类号:TH162;TG506 **文献标识码:**A

Multi-objective Flexible Job-shop Scheduling Problem Researching Based on Adaptive NSGA-II

JING Wei-wei, ZHANG Lei, TIAN Jun

(Information Center, The 14th Research Institute of China Electronics Technology Group Coporation, Nan-jing 210039, China)

Abstract: To solve the scheduling problem of products manufacturing in the military electronic equipment enterprises, a multi-objective flexible job-shop scheduling model was established with the objective of minimum the makespan, production costs and equipment load. According to the characteristics of flexible job-shop scheduling problem, an adaptive NSGA-II algorithm was proposed in this paper, which could change the probabilities of crossover and mutation operation at different stages of genetic processes. To improve the diversity of population, the algorithm performed independent crossover and mutation operations on the working processes and equipment. Besides, a population independent elite retention strategy was adopted in the algorithm to avoid the loss of optimum solutions. At last, the practicality of the adaptive NSGA-II algorithm was verified by the computation results, and the makespan, production costs and equipment load would be reduced by 34.97%, 9.80% and 31.63%.

Key words: adaptive genetic operator; flexible job-shop scheduling; multi-objective optimization

0 引言

经济全球化背景下,制造业面临“多品种、变批量、短交期、多变化”的复杂市场环境。在此情况下,满足不断变化的市场需求和不同客户的个性化需要,并确保生产任务的低成本和高效率实施已经成为企业保持竞争力的重要手段。为此,离散型制造企业大多采用分批轮番生产的方式,其生产调度模式属于柔性车间生产调度^[1-2]。

柔性车间调度问题是一个典型的 NP 难问题^[3-4],其难点在于如何快速获得满足要求的准最优解。Amjad^[5]对近 20 年来柔性车间调度问题的求解方法进行了分析,结果表明约有 26.4% 的研究成果采用了遗传算法。然而,标准遗传算法存在“早熟”、随机搜索收敛慢以及局部搜索能力低的问题^[6-7],因此国内外诸多

学者对标准遗传算法加以改进。张超勇等^[8]提出了一种基于 POX 交叉算子的改进遗传算法,该算法可以更好的保留父代个体的优良基因和减少遗传算子的破坏性。张国辉等^[9]建立了一种结合全局搜索、局部搜索和随机搜索的种群初始化方法,以此提高遗传算法种群初始解的质量。邹泽桦等^[10]提出一种自适应交叉和变异的混合遗传算法,通过动态变异概率和自适应交叉阈值提升种群个体的多样性,防止算法早熟。

其中,求解柔性车间多目标优化问题的关键是在决策空间中寻找一个最优解的集合。Srinivas 和 Deb^[11]提出了基于 Pareto 方法的 NSGA 算法,该算法在求解多目标问题时具有很大的优势,但该算法计算复杂度较高,并且优选解的保留策略方面存在不足。随后,Deb 等^[12]进一步提出了 NSGA-II 算法,提高了

算法的计算效率。张超勇等^[13]基于改进的 NSGA-II 算法就切柔性车间生产调度问题的 Pareto 解集,并通过层次分析法进行筛选寻求最优妥协解。

本文以最小化最大完工时间、最大生产成本、最大设备负荷为目标研究柔性车间生产调度问题。在求解过程中,为了提高传统 NSGA-II 算法的计算效率,避免最优解丢失,提出了一种改进的自适应 NSGA-II 算法,在遗传算法的不同阶段动态的调整交叉和变异的概率,并采用独立于种群的精英保留策略,最后通过实例对该方法的有效性加以验证。

1 多目标柔性车间调度模型

1.1 目标函数

完工时间、生产成本与设备负荷是企业生产管理决策的重要参考指标,本文以最小化最大完工时间、生产成本和最大设备负荷为目标建立优化函数,其中参数含义如表 1 所示。

表 1 参数符号含义	
参数	含义
n	待加工工件数量
m	设备数量
p_i	第 i 个工件的工序数量
T_{ijk}^S	第 i 个工件的第 j 道工序在第 k 台设备上的开工时刻
t_{ijk}^M	第 i 个工件的第 j 道工序在第 k 台设备上的加工时间
T_{ijk}^F	第 i 个工件的第 j 道工序在第 k 台设备上的完工时刻
T_k	第 k 台设备的最早可开工时刻
x_{ijk}	第 i 个工件的第 j 道工序是否在第 k 台设备上加工。若在该设备上加工则为 1,否则为 0
C_{ijk}	第 i 个工件的第 j 道工序在第 k 台设备上加工的成本

① 最大完工时间 f_1 为第一个工件开始加工到最后一个工件加工完成所需要的时间,可表示为:

$$f_1 = \max T_{ijk}^F \tag{1}$$

其中,对于任意的工序 j 都有 $T_{ijk}^F = T_{ijk}^S + t_{ijk}^M$ 。

② 生产成本 f_2 为所有工件各道工序的生产成本总和,可表示为:

$$f_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{p_i} \sum_{k=1}^m x_{ijk} C_{ijk} \tag{2}$$

③ 设备最大负荷 f_3 为设备的运行时间:

$$f_3 = \max \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{p_i} x_{ijk} t_{ijk} \right) \tag{3}$$

1.2 约束条件

柔性车间生产调度问题可以描述为:有多个工件在多台设备上加工,每个工件包含多道工序;每道工序可以通过一台或多台设备上加工,且每台设备上的加工时间与加工成本可能不同。在满足生产工艺约束的前提下,柔性车间生产调度问题还有将考虑以下约束条件:

① 每一时刻一个工件最多只能在一台设备上加工。

$$\sum_{k=1}^m x_{ijk} \leq 1 \tag{4}$$

② 一台设备每一时刻最多只能加工一个工件。

$$\sum_{i=1}^{p_i} x_{ijk} \leq 1 \tag{5}$$

③ 一个工件只有前道工序完工后,后道工序才能

加工,且不能早于所使用设备的最早可开工时刻。

$$T_{ijk}^S = \max \{ T_k, T_{i \in j-1}^F \} \tag{6}$$

当第 j 道工序加工完成后: $T_{ijk}^F = T_{ijk}^S + T_{ijk}^M$, $T_k = T_{ijk}^F$ 。

由于本文各个目标函数值都大于零且需求取其最小值,因此以各目标函数的倒数作为算法计算中的适应度函数 F :

$$F_i = \frac{1}{f_i} \tag{7}$$

2 改进的 NSGA-II 算法设计

NSGA-II 算法在求解多目标问题优化问题时具备鲁棒性强、计算效率高、收敛性好等特点。为了提高传统 NSGA-II 算法的计算效率、避免最优解丢失,本文提出了一种改进的自适应 NSGA-II 算法,在遗传算法的不同阶段动态的调整交叉和变异的概率,并采用独立于种群的精英保留策略。算法流程如图 1 所示。

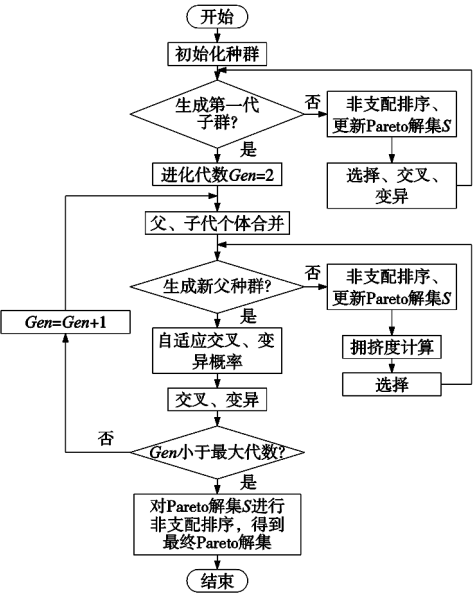


图 1 改进的 NSGA-II 算法流程

基本步骤如下:

- ① 随机生成一定规模的初始种群,对其进行非支配排序后通过选择、交叉和变异生成第一代子种群,并更新独立于种群的 Pareto 解集 S ;
- ② 从第二代开始,将父代种群与子代种群合并,对合并后的新种群进行快速非支配排序,并更新独立于种群的 Pareto 解集 S ;
- ③ 对每个非支配层中的个体进行拥挤度计算,依据非支配关系与个体拥挤度选择合适的个体组成新的父代种群;
- ④ 根据自适应算法更新交叉与变异的概率;
- ⑤ 通过选择、交叉、变异操作产生新的子代种群,并返回到第二步,以此类推直到满足设定的结束条件;
- ⑥ 对 Pareto 解集 S 进行非支配排序得到最终的 Pareto 解集。

2.1 染色体编码设计

工件的工序顺序和每道工序的设备分配是柔性车间生产调度问题中最基本的两方面内容。除此以外,

为了后续的遗传操作,设备的加工时间与加工成本也需集成到编码结构中,因此,本文采用基于工序的矩阵编码方式。表 2 为一组染色体编码示例,在染色体编码中,工序编码与设备编码为显性基因会参与遗传算法的交叉和变异操作;工件、加工时间和加工成本为隐性基因,不参与交叉和变异操作,但需根据显性基因的交叉和变异结果进行重新编排。

表 2 染色体编码示例								
名称	编码							
工序编码	1	3	2	2	3	1	2	1
设备编码	4	2	1	3	4	2	3	1
加工时间	12	14	17	8	16	16	7	9
加工成本	31	37	43	32	39	44	15	26

2.2 选择操作

为了解决多目标优化问题中各个分目标函数相互冲突的情况,本文首先对种群进行非支配排序,然后基于小生境技术计算同一非支配层级内每个个体的拥挤距离,最后采用联赛选择算法对种群进行选择操作。选择个体时,优先选择非支配层级低的个体;当非支配层级相同时,则选择拥挤距离大的个体。

2.2.1 非支配排序与 Pareto 解集更新

求解多目标柔性车间生产调度时,采用快速非支配排序算法,其过程如下:

- ① 将种群中每个个体进行两两比较,找出当前种群中所有不被支配的个体,并将这些个体的非支配层级 r 设为 1;
- ② 将非支配层级为 1 的所有个体去除,在剩余种群中重复步骤①,此时所有不被支配的个体层级 r 设为 2;
- ③ 以此类推,将种群中的所有个体进行分级。

为了避免在算法迭代过程中丢失优秀个体,本文采用独立于种群的精英保留策略。首先在种群外部创建一个为空的 Pareto 解集 S ;然后在每次迭代过程中将非支配层级为 1 的个体添加到解集 S ,并去除重复个体;在迭代完成后对 Pareto 解集 S 进行非支配排序,并将非支配层级为 1 的个体作为最终的 Pareto 解集。

2.2.2 拥挤距离计算

依据小生境概念计算同层级个体的拥挤距离,并依据非支配层级与拥挤距离对个体进行排序。个体的非支配层级越低,拥挤距离越大,则个体在种群中的排序越靠前,生成子代种群时优先选择排序靠前的个体。其中,拥挤距离的计算方法如下:

$$\begin{aligned} D(i) &= \sum_{j=1}^n D(i,j) \\ D(i,j) &= \frac{f_j^{(i+1)} - f_j^{(i-1)}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \end{aligned} \tag{8}$$

式中, $D(i)$ 为种群中个体 i 的拥挤距离, $D(i,j)$ 为个体 i 在第 j 个目标分量上的拥挤距离。将与个体 i 具备相同非支配层级的个体的目标分量分别按照从小到大的顺序进行排列,其中 f_j^{\max} 和 f_j^{\min} 为目标分量 j 的最大值与最小值, $f_j^{(i-1)}$ 和 $f_j^{(i+1)}$ 为个体 i 在目标分量 j 上的前后相邻值。

2.3 交叉与变异

2.3.1 交叉操作

本文基于 POX 交叉算子^[8]分别对工序和设备进行交叉。工序交叉与设备交叉的过程相互独立,进行工序交叉时不改变每道工序对应的设备;进行设备交叉时则不改变各道工序的前后顺序。POX 交叉流程如图 2 所示,首先将所有工件随机分为两组非空子集 J_1 和 J_2 ;然后将父代 P_1 和 P_2 中包含 J_1 的工件分别复制到子代 C_1 和 C_2 中,并保留原先编码的位置;最后将父代 P_1 和 P_2 中包含 J_2 的工件分别复制到子代 C_2 和 C_1 中,并保持个编码的前后顺序不变。

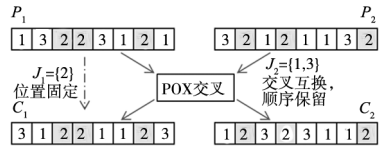


图 2 POX 交叉示意图

2.3.2 变异操作

与交叉操作类似,变异操作分为工序变异和设备变异两个相互独立的过程。工序变异时,随机交换两道工序的顺序,交换完成后对每个工件的工序顺序进行校验,并修复可能出现的非法基因,其过程如图 3 所示。设备变异时,随机选取一道工序,然后从该工序的可用设备集合中随机选择一台设备替换当前所使用的设备,并更新与之对应的加工时间和加工成本信息。

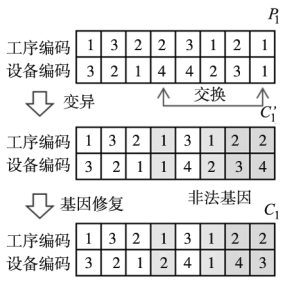


图 3 工序变异及非法基因修复过程

2.3.3 自适应交叉、变异概率

交叉和变异概率对种群多样性和算法收敛性有着重要的影响。为了提高计算效率、避免算法早熟,本文采用自适应交叉、变异概率,在遗传算法的计算过程中根据进化的不同阶段采用不同的交叉和变异概率^[14-16]。交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 的计算方法如下:

$$\begin{aligned} P_c &= \text{mean}(P_{ci}) \\ P_m &= \text{mean}(P_{mi}) \\ P_{ci} &= \begin{cases} \frac{p_{c1}(f_{avg_i} - f_i') + p_{c2}(f_i' - f_{mini})}{f_{avg} - f_{min}} f_i' < f_{avg_i} \\ \frac{p_{c2}(f_{max_i} - f_i') + p_{c3}(f_i' - f_{avg_i})}{f_{max_i} - f_{avg_i}} f_i' \geq f_{avg_i} \end{cases} \\ P_{mi} &= \begin{cases} \frac{p_{m1}(f_{avg_i} - f_i) + p_{m2}(f_i - f_{mini})}{f_{avg} - f_{min}} f_i < f_{avg_i} \\ \frac{p_{m2}(f_{max_i} - f_i) + p_{m3}(f_i - f_{avg_i})}{f_{max_i} - f_{avg_i}} f_i \geq f_{avg_i} \end{cases} \end{aligned} \tag{9}$$

个体的交叉概率(P_c)与变异概率(P_m)为每个目标函数的适应度分量计算出的交叉概率(P_{ci})和变异概率(P_{mi})的平均值。其中, f_{max_i} 、 f_{avg_i} 和 f_{mini} 分别为当前种群中第 i 个目标函数适应度的最大值、平均值和最

小值; f_i' 为两个待交叉个体中适应度的较大值; f_i 为待变异个体的适应度值; $1 > p_{c1} > p_{c2} > p_{c3} > 0, 1 > p_{m1} > p_{m2} > p_{m3} > 0$ 。

3 实例仿真

某军工电子装备企业的组件制造车间的某一生产调度周期内有 5 类工件需要在 6 台设备上加工。为了提高产品产量、扩大经济效益以及减少设备损耗,需对最大完工时间、生产成本和设备负荷进行优化,其中生产加工调度数据如表 3 所示,遗传算法参数设置如表 4 所示^[17-18]。

表 3 生产调度数据

工件	工序	加工工时/加工成本					
		设备 1	设备 2	设备 3	设备 4	设备 5	设备 6
1	1	—	16 / 10.23	—	13 / 11.75	15 / 9.38	—
	2	—	9 / 16.09	9 / 14.02	—	12 / 11.33	—
	3	10 / 15.05	—	—	—	12 / 11.13	9 / 13.65
	4	13 / 11.15	—	12 / 13.82	—	—	13 / 13.04
	5	15 / 8.15	16 / 12.22	—	15 / 11.15	—	—
	6	13 / 13.52	14 / 13.09	16 / 11.27	17 / 11.52	—	—
2	1	—	12 / 13.02	—	—	13 / 12.12	—
	2	16 / 11.74	14 / 13.20	—	17 / 10.49	—	14 / 8.83
	3	12 / 12.52	—	—	—	10 / 16.97	—
	4	17 / 7.1	12 / 11.7	17 / 7.09	12 / 14	—	—
	5	11 / 15.5	13 / 9.41	—	—	—	11 / 15.57
3	1	12 / 12.05	—	—	9 / 15.93	—	—
	2	—	—	15 / 8.64	13 / 10.89	—	—
	3	12 / 10.76	—	13 / 11.03	15 / 12.67	12 / 11.67	—
	4	—	16 / 9.63	16 / 8.46	—	13 / 11.84	—
	5	18 / 11.21	—	16 / 11.07	—	18 / 8.03	—
	6	—	12 / 11.52	—	—	—	11 / 11.29
4	1	—	—	13 / 14.17	9 / 14.6	10 / 15.89	11 / 15.35
	2	—	13 / 11.92	16 / 7.58	—	15 / 8.41	14 / 11.38
	3	—	—	14 / 8.77	11 / 13.6	—	—
	4	9 / 16.16	9 / 16.53	13 / 13.25	11 / 15.46	9 / 14.35	—
5	1	12 / 12.92	12 / 14.47	—	12 / 11.75	—	—
	2	—	14 / 8.87	—	—	—	16 / 10.48
	3	14 / 12.09	11 / 11.79	12 / 13.77	—	—	—
	4	—	14 / 10.65	13 / 11.83	—	—	—
	5	—	—	13 / 12.16	9 / 13.84	—	—
	6	13 / 12.04	—	—	—	—	10 / 12.50

表 4 遗传算法参数设定

参数		参数值
种群规模		30
迭代次数		200
交叉概率参数	P_{c1}	0.9
	P_{c2}	0.7
	P_{c3}	0.5
	P_{m1}	0.1
变异概率参数	P_{m2}	0.05
	P_{m3}	0.01

计算过程中,目标函数的变化趋势如图 4 所示,图 4a ~ 图 4c 分别为最大完工时间、生产成本和最大设备负荷的平均值与标准差变化曲线。从图 4 中可以看出,在经过 50 次迭代后种群结果基本趋于稳定。在迭代后期各目标函数的平均值和标准差曲线仍呈现出一

定的波动趋势,说明本文算法在求解多目标柔性车间调度问题时具有较强的搜索和寻优能力。经过遗传算法后,Pareto 解集 S 的适应度分布情况如图 5 所示,其中红色矩形点为非支配层级 $r = 1$ 的最终 Pareto 解集。

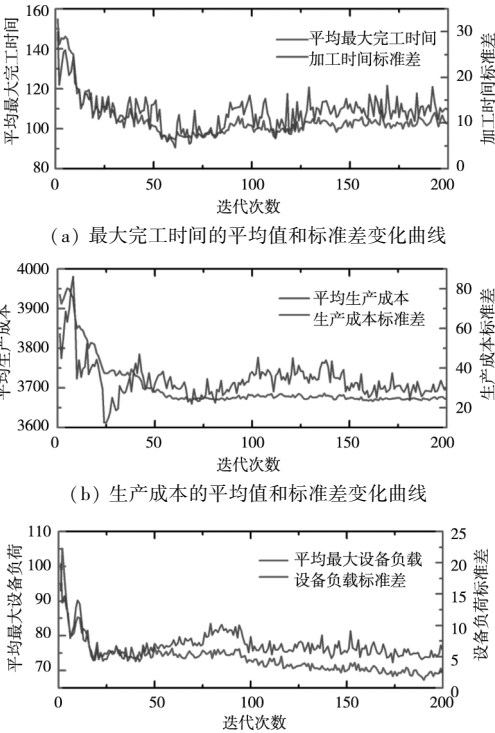


图 4 迭代过程中目标函数的变化趋势

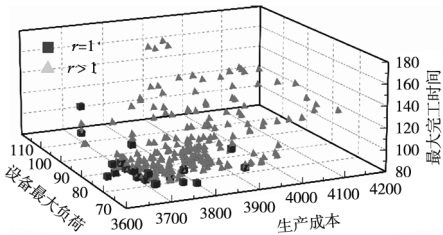


图 5 Pareto 解集中解的分布

在得到最终的 Pareto 解集后,本文采用线性加权法确定最满意解。为了便于比较不同量纲的目标函数,首先对目标值进行无量纲化:

$$e_{ij} = \frac{f_j^{\max} - f_{ij}}{f_j^{\max} - f_j^{\min}} \tag{10}$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M, N$ 和 M 分别为 Pareto 解集中解的个数和目标函数的个数; f_j^{\max} 和 f_j^{\min} 分别为 Pareto 解集中第 j 个目标函数的最大值与最小值, f_{ij} 和 e_{ij} 分别为无量纲化前后的目标函数值。

基于线性加权法对 Pareto 解集中每个解进行综合评价,并取综合评价值最大的解作为最优妥协解,其计

$$V_i = \sum_{j=1}^M w_j e_{ij} \tag{11}$$

式中, w_j 为不同目标函数对应的权重值,根据实际生产要求本文中最大完工时间权重为 $w_1 = 0.4$,生产成本权重为 $w_2 = 0.3$,最大设备负荷权重为 $w_3 = 0.3$ 。对最终的 Pareto 解集的综合评价结果如图 6 所示,其

最大综合评价值为 $V_{\max} = 0.7507$, 对应的计划排程甘特图如图 7b 所示, 图 7a 为初始的计划排程甘特图。优化后计划排程的最大完工时间、生产成本和设备负荷分别为 93、3660.71 和 67, 相较于初始值分别减少了 34.97%、9.80% 和 31.63%。

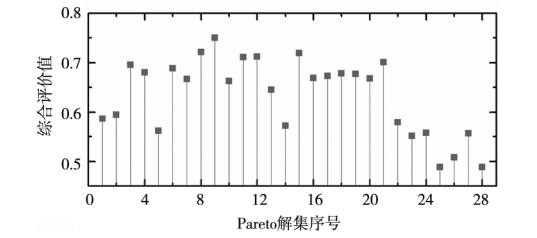
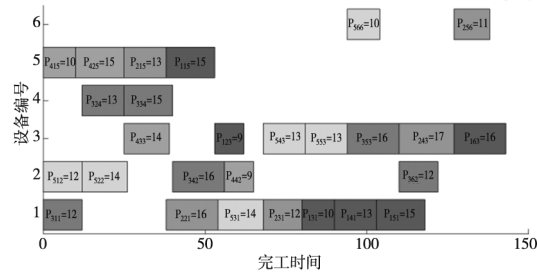
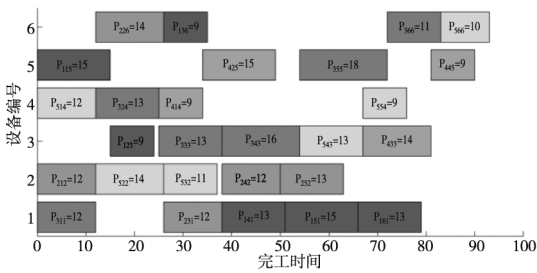


图 6 Pareto 解集的综合评价



(a) 优化前的设备安排与工作加工顺序甘特图



(b) 优化后的设备安排与工作加工顺序甘特图

图 7 优化前后的计划排程甘特图

4 结论

本文以最小化最大完工时间、生产成本和最大设备负荷为目标,建立了大型军工电子装备企业的组件生产调度优化模型。为了提高传统 NSGA-II 算法的计算效率和精度,提出了改进的自适应 NSGA-II 算法,最

后通过实例对算法的有效性进行了验证,所得主要结论如下:

(1) 基于 POX 交叉算法对工序与设备进行独立的交叉操作,在提高种群多样性的同时避免了非法解的产生;

(2) 基于非支配层级与拥挤距离,采用联赛选择算法对种群进行选择操作。在此基础上,使用独立于种群的精英保留策略,在种群进化过程中保留每一代的 Pareto 解集,从而避免了优秀解的丢失;

(3) 提出了自适应的 NSGA-II 算法,可以根据当前种群的状态动态的改变交叉和变异的概率,有利于提高算法的计算效率和搜索能力。

[参考文献]

- [1] Brucker P, Schlie R. Job-shop scheduling with multi-purpose machines [M]. Springer-Verlag New York, Inc, 1991.
- [2] 黎书文,张成龙,周知进. 基于改进粒子群算法的离散制造车间柔性调度优化[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(11): 150 - 152.
- [3] 黄英杰,姚锡凡,申辉阳. 熵增强的混沌粒子群算法在车间调度中的应用[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(9): 152 - 155.
- [4] 王凌,邓瑾,王圣尧. 分布式车间调度优化算法研究综述[J]. 控制与决策, 2016, 31(1): 1 - 11.
- [5] Amjad M K, Butt S I, Kousar R, et al. Recent research trends in genetic algorithm based flexible job shop scheduling problems [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 8: 1 - 32.
- [6] 于璐. 基于混合遗传算法的柔性制造系统调度研究[D]. 镇江:江苏大学, 2016.
- [7] 刘建业,王华,周晚萌. 基于 GA-SA 的低轨星座传感器资源调度算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 11(40): 2476 - 2481.
- [8] 张超勇,饶运清,刘向军,等. 基于 POX 交叉的遗传算法求解 Job-Shop 调度问题[J]. 中国机械工程, 2004, 15(23): 2149 - 2153.
- [9] 张国辉,高亮,李培根,等. 改进遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 机械工程学报, 2009, 45(7): 145 - 151.
- [10] 邹泽桦,曾九孙,蔡晋辉. 改进遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(4): 167 - 171.
- [11] Srinivas N, Deb K. Multi-objective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1994, 2(3): 221 - 248.
- [12] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [M]. Berlin Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2000.
- [13] 张超勇,董星,王晓娟,等. 基于改进非支配排序遗传算法的多目标柔性作业车间调度[J]. 机械工程学报, 2010, 46(11): 156 - 164.
- [14] 王逸,姚志洪,蒋阳升,等. 基于自适应遗传算法的双环信号配时优化模型[J]. 工业工程, 2018, 21(5): 72 - 80.

以下几个区域:三维模型显示区(UG)、菜单栏(零件文件、毛坯设计、工艺路线、制造特征识别、加工元体生成)、工序模型树与加工元体树区,工艺路线区,加工元体概要属性区,加工元体详细信息区。

以某航空机载设备的下叶轮零件为例验证该系统,通过毛坯设计功能,能够完成叶轮圆柱形毛坯的默认余量自动生成以及指定余量后自动生成。通过制造特征识别功能,可以完成复杂制造特征的人机交互选择,简单制造特征的自动识别,比如孔特征、键槽特征等,轮廓制造特征的自动识别,如回转型轮廓特征,一般制造特征的自动识别,如倒角等。通过加工元体生成功能,可以完成针对不同类型制造特征的加工元体的初步生成,显示在加工元体树区中。可以在工艺路线区新建工序,同时在工序的指导下,完成所需加工元体的选择,并在加工元体详细信息区完成余量的输入。能够在加工元体概要属性区完成加工元体的组合排序,并与前驱工序几何模型完成布尔减运算生成此道工序的工序几何模型,结果如图 13 所示。



图 12 叶轮工序模型生成系统界面

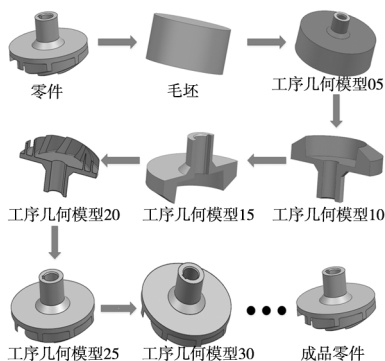


图 13 下叶轮零件工序模型

6 结束语

目前,国内航空制造企业对于叶轮零件工序几何模型的生成主要是通过手工逐步建模完成的,效率低,易出错。本文提出的叶轮三维工序几何模型快速生成方法,解决了叶轮毛坯自动生成、叶轮零件制造特征识别、加工元体构建等关键问题,最终可实现叶轮三维工序几何模型快速生成,从而大幅提高工序几何模型的构建效率,并减少人为的建模工作量,有效避免了人为误差。根据本文所提方法开发的叶轮工序几何模型生成系统目前已成功运用于某航空机载企业,应用效果良好。

[参考文献]

- [1] Gao J, Zheng D, Gindy N. Mathematical representation of feature conversion for CAD/CAM system integration [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2004, 20 (5):457-467.
- [2] 王恒,宁汝新. 面向制造的特征设计和工序图形的自动生成[J]. 北京理工大学学报, 2004,24(5):395-398.
- [3] 曹文钢,张乃鹏,姜康,等. 基于特征本体的三维工序模型生成方法研究[J]. 机床与液压, 2013,41(17):139-141.
- [4] 田富君,田锡天,耿俊浩,等. 工序模型驱动的工艺设计方法[J]. 计算机集成制造系统,2011,17(6):1128-1134.
- [5] 丁丁,张旭,斯铁冬,等. 三维工艺设计中基于加工特征的工序模型生成技术[J]. 兵工自动化,2013,32(6):31-35.
- [6] 邵立,张树生,白晓亮,等. 基于加工元体的三维工序模型构建方法[J]. 西北工业大学学报, 2015,33(4):644-650.
- [7] 徐同明,彭义兵,李少阳,等. 一种工序模型自动生成方法[J]. 现代制造工程,2017(2):81-86.
- [8] 张瑞廷,秦慧斌,黄登高,等. 壁板类零件 MBD 制造模型的建立技术研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2016(5):32-35.
- [9] Babic B, Nesic N, Miljkovic Z. A review of auto-mated feature recognition with rule-based pattern recognition [J]. Computers in Industry, 2008, 59(4):321-337.
- [10] 周炜. 基于图的边界模型的加工特征识别技术[D]. 南京:南京航空航天大学, 2006.
- [11] Huang Z, Xie B, Ma L, et al. Feature conversion based on decomposition and combination of swept volumes[J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(8):857-873.
- [12] Sunil V B, Agarwal R, Pande S S. An approach to recognize interacting features from B-Rep CAD models of prismatic machined parts using a hybrid (graph and rule based) technique[J]. Computers in Industry, 2010, 61(7):686-701.

(编辑 李秀敏)

(上接第 155 页)

- [15] 张国强,彭晓明. 自适应遗传算法的改进与应用[J]. 舰船电子工程,2010,30(1):83-84,159.
- [16] 郭峰,黄丽. 自适应模拟退火遗传算法的改进与应用[J]. 微型机与应用,2010(9):84-90.
- [17] 许鸣吉,李胜,陈庆伟,等. 基于自适应模拟退火遗传算

法的码垛次序规划方法[J]. 南京理工大学学报,2017,41(4):486-493.

- [18] 孙鹏,武君胜,廖梦琛,等. 基于自适应遗传算法的战场资源动态调度模型及算法[J]. 系统工程与电子技术,2018,11(40):2459-2465.

(编辑 李秀敏)