

粒子群遗传算法在离散制造业排产中的研究^①

陈园园^{1,2}, 夏筱筠², 柏松³, 宋佳²

¹(中国科学院大学, 北京 100049)

²(中国科学院 沈阳计算技术研究所, 沈阳 110168)

³(中航工业沈阳黎明航空发动机(集团)有限责任公司, 沈阳 110043)

摘要: 在离散制造业中, 排产方法的优劣直接影响生产的效率。为了使算法更好的应用到排产当中, 首先分析离散制造业的生产特点。同时, 为了提高算法的搜索性能, 分析遗传算法与粒子群优化算法的优缺点, 提出了一种粒子群遗传混合算法(PSO_GA)。该算法中, 在遗传算法的基础上引入参数, 从而动态控制每次迭代交叉变异比, 进而提高群体多样性。同时为了克服遗传算法自身收敛速度慢的缺点, 在适当的迭代周期内引入粒子群优化算法, 从而提高算法的搜索速度和精度。最后, 针对排产模型进行仿真实验, 结果表明该算法具有很好的搜索性能。

关键词: 离散制造业; 排产; 遗传算法; 粒子群优化; PSO_GA 混合算法

Research on Particle Swarm Genetic Algorithm for Scheduling of Discrete Manufacturing Industry

CHEN Yuan-Yuan^{1,2}, XIA Xiao-Jun², BAI Song³, SONG Jia²

¹(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

²(Shenyang Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110068, China)

³(AVIC Shenyang Liming Aero-engine(Group) Corporation Ltd, Shenyang 110043, China)

Abstract: In discrete manufacturing industry, the pros and cons of production scheduling method directly affects the efficiency of production. In order to make the algorithm be better applied to the production scheduling, characteristics of discrete manufacturing industry production are analyzed. At the same time, in order to improve the search performance of the algorithm, the advantages and disadvantages of genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm are analyzed, and a PSO_GA hybrid algorithm is proposed. In this algorithm, introducing parameters on the basis of genetic algorithm, thus crossover and mutation are automatically controlled for each iteration. Then, population diversity is improved. In order to overcome the disadvantage of genetic algorithm with low convergence rate, particle swarm optimization algorithm is introduced in the appropriate iteration cycle, so as to improve the search speed and precision of the algorithm. Finally, the results of simulation experiments for production scheduling model verify the search performance of the algorithm.

Key words: discrete manufacturing industry; scheduling; genetic algorithm; particle swarm optimization; PSO_GA hybrid algorithm

Job-shop 调度问题是一类经典的 NP-Hard 组合优化问题, 它是求解每道工序具有特定加工机器的一类调度问题。而离散制造业具有小批量、多品种、并行、异步生产、设备功能多、冗余度高等特点^[1]。这些特点使得离散制造业中可以加工某道工序的设备往往不止

一个, 且每种工件所包含的工序数也不相同。因此, 与经典的 Job-shop 问题相比, 离散制造业排产问题的可行解空间更大, 问题的复杂性更高, 对其展开研究具有重要意义。

近年来, 随着并行计算的研究和发展, 遗传算法

① 收稿时间:2015-08-19;收到修改稿时间:2015-10-09

(GA)、禁忌搜索算法(TS)和模拟退火算法(SA)等智能优化算法被广泛应用于排产问题中,并取得了很好的效果.其中,遗传算法在求解复杂优化问题上存在着巨大的潜力,并在工程领域中得到成功应用,受到许多专家学者的广泛关注.尤其在生产调度领域,遗传算法被认为是一种很有前途的智能优化方法^[2],但是遗传算法的局部搜索能力较差,导致单纯的遗传算法比较费时,并且在进化后期搜索效率较低.1995年Eberhart和Kennedy提出了粒子群优化算法(PSO)^[3].这种算法以其实现容易、精度高、收敛快等优点引起了学术界的响应,并且在解决某些实际问题时,展示了其优越性^[4].但是它存在容易产生早熟收敛、全局寻优能力较差等问题.因此,本文在分析粒子群优化算法和遗传算法的基础上,在遗传算法中引入参数,从而动态控制每次迭代交叉变异比,进而提高群体多样性.并根据两种算法的搜索特征,将两种算法合理的结合在一起,提出PSO_GA混合算法,来提高离散制造业排产的效率.

1 离散制造业排产问题描述

离散制造业的排产问题可描述为:在 m 台设备上加工 n 种工件,其中工件 n_i 有 J_i 道工序.每种工件的工序是预先确定的,每道工序可以在一台或多台不同的设备上加工,并且已知每种工件的截止时间及每道工序在不同设备上的加工时间.问题的约束条件为^[5]:同一工件的工序之间有先后约束,不同工件的工序之间没有先后约束;每道工序在某一时刻只能在一台设备上加工,且在加工期间不可以被中断;任意时刻任一设备最多只能加工一道工序;不同工件之间其截止时间越早优先级越高. n 种工件在 m 台设备上加工的离散制造业排产优化数学模型可以有多种优化目标,这里以最大加工时间最短为优化目标,其优化数学模型如下式:

$$\begin{aligned} \min T = \max TE_{ij} \quad (1 \leq i \leq n) \\ TS_{ij} \geq TE_{ij-1} \\ TE_{ij} \leq UT_i \\ \text{s.t.} \quad TS_{rl} \geq TE_{r,l-1} \\ 1 \leq M_{ij} \leq m, 1 \leq i \leq n \\ 1 \leq r \leq m, 1 \leq j \leq J_i \end{aligned}$$

式中 TE_{ij} 为工件 i 的第 J_i 道工序的加工完成时间,即工件的加工完成时间; J_i 为工件 i 的总工序数; TS_{ij} 为

工件 i 的第 j 道工序的加工开始时间; TE_{ij-1} 为工件 i 的第 $j-1$ 道工序的加工结束时间; UT_i 为工件 i 的加工截止时间; TS_{rl} 为设备 r 的第 l 道工序的加工开始时间; $TE_{r,l-1}$ 为设备 r 的第 $l-1$ 道工序的加工结束时间; m 为设备数; n 为工件数; M_{ij} 为加工工件 i 的第 j 道工序的设备号.

2 PSO_GA混合算法

粒子群优化算法(PSO)是一种基于迭代的优化方法,系统初始化为一组随机解,通过迭代搜寻最优值.它用无质量无体积的粒子作为个体,并为每个粒子规定简单的行为规则,从而使整个粒子群表现出复杂的特性,用来求解复杂的优化问题^[6].设 N 个粒子群在一个 D 维空间中进行搜索,其中第 i 个粒子的位置为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,速度为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,在第 k 次迭代后,粒子 i 的最好位置为 $P_i(k)=(p_{i1}(k), p_{i2}(k), \dots, p_{iD}(k))$,全局最优粒子位置为 $P_g(k)=(p_{g1}(k), p_{g2}(k), \dots, p_{gD}(k))$.在搜索过程中,每个粒子按如下公式来更新其位置和速度^[7]:

$$\begin{aligned} v_{id}(k+1) = \omega \cdot v_{id}(k) + c_1 \cdot r_1 \cdot [p_{id}(k) - x_{id}(k)] + \\ c_2 \cdot r_2 \cdot [p_{gd}(k) - x_{id}(k)] \\ \begin{cases} v_{id}(k+1) = V_{\max}, v_{id}(k+1) > V_{\max} \\ v_{id}(k+1) = -V_{\max}, v_{id}(k+1) < -V_{\max} \end{cases} \quad (2) \\ x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \quad (3) \end{aligned}$$

其中 c_1 和 c_2 为加速因子; r_1 和 r_2 是 $[0,1]$ 中的随机数; $1 \leq d \leq D$; ω 为惯性因子.

从每个粒子更新其位置和速度的公式可以看出,由于初始粒子群是随机产生的,粒子群分布较广,没有规律可循.因此对于初始粒子群单凭公式(2)和(3)更新位置,通过迭代寻求最优值时,将导致该算法在前期迭代中搜索效率很低.同样,在迭代后期,由于粒子群已接近全局最优,将导致更新速度变化很小,甚至为零,使得该算法陷入局部最优.为了克服这些缺点,需要对其进行改进来改善其搜索能力.

遗传算法(GA)是现代计算算法中非常重要的一种全局最优化算法.遗传算法是从生物进化过程中获取的灵感,利用计算机模拟自然选择和生物的交配、变异现象,从而实现对现实问题的求解^[8].对于随机初始化的个体,由于个体之间通过交叉、变异和选择操作,能够将个体中较好的部分进行结合得到较优解,因此该算法在前期迭代中搜索效率较高;但是在迭代后期,通过交叉已经很难找到较优解,使得该算法搜

索能力急剧下降,甚至停止搜索。

为了克服粒子群优化算法和遗传算法的缺点,本文对两种算法进行优势互补,并结合离散制造业排产问题的特点,将这两种基于群概念的算法结合起来对离散制造业排产问题进行求解,充分发挥二者优点,得到一个整体性能更优的 PSO_GA 混合算法。

2.1 自适应参数策略

由于粒子群优化算法的性能对其参数的依赖性很大,因此在 PSO_GA 混合算法中,本文对与粒子更新速度相关的部分参数进行自适应调整,进而改善算法的搜索性能。在 PSO 算法中,惯性因子 ω 对 PSO 的收敛性影响很大。当 ω 取值较大时,可以对解空间进行大范围搜索,但是这样会导致搜索精度不高;当 ω 取值较小时,提高了算法精度,但这样会使算法陷入局部最优。因此,本文采用文献[7]提出的线性函数对 ω 进行自适应调整。其线性函数为:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\text{iter}_{\max}} \times k \quad (4)$$

其中 ω_{\max} 为最大惯性因子; ω_{\min} 为最小惯性因子; iter_{\max} 为最大迭代次数; k 为当前迭代次数。

2.2 交叉和变异策略

交叉策略是遗传算法中产生新个体的主要操作过程,它以某一概率相互交换某两个染色体之间的部分染色体,从而产生新的染色体。在 PSO_GA 混合算法中采用合适的交叉策略,将对算法的搜索性能影响很大。由于染色体中哪一部分基因较好并不确定,为了改善该算法的搜索性能,在交叉过程中,本文将结合概率算法,在两个染色体中随机选择一个位置,同时,为了使算法有更好的灵活性,本文为该算法引入一个参数 $plcross$ 。该参数表示交叉长度占总长度的百分比,用于确定交叉长度 l ,其中 $l = plcross * L$; L 表示染色体总长度。因此随机产生的位置应保证其后的染色体片段长度应大于等于交叉长度,并根据交叉长度,确定交叉片段进行交换。例如:染色体 $A = \{2, 3, 1, 2, 1, 4, 3, 1, 2, 4\}$ 和染色体 $B = \{1, 2, 4, 2, 3, 4, 1, 1, 3, 4\}$ 进行交叉操作,其中 $plcross = 0.6$, 随机选择一个位置为 2。经交叉后得到新的染色体为: $A' = \{2, 2, 4, 2, 3, 4, 1, 1, 2, 4\}$ 和 $B' = \{1, 3, 1, 2, 1, 4, 3, 1, 3, 4\}$ 。

变异策略是对个体的某一个或某一些基因座上的基因值按某一较小的概率进行改变,它也是产生新个体的一种操作方法。在 PSO_GA 混合算法中,为了使

该算法的搜索效率更高,更具灵活性,对于变异策略,本文同样引入一个参数 $plmutate$, 该参数表示变异长度占总长度的百分比,用于确定变异长度 l ,其中 $l = plmutate * L$; L 表示染色体总长度。结合概率算法,在一个染色体中随机产生 l 个位置,同时随机产生 l 个数 a_1, a_2, \dots, a_l , 让随机产生的数分别替换该染色体中随机产生的 l 个位置,其中 $1 \leq a_i \leq m$; m 为机器个数。例如:染色体 $A = \{2, 3, 1, 2, 1, 4, 3, 1, 2, 4\}$, $m = 4$, $plmutate = 0.3$, 随机选择的 3 个位置为 2, 5, 7, 随机产生的 3 个数为 2, 3, 4。经过变异后得到新的染色体为: $A = \{2, 2, 1, 2, 3, 4, 4, 1, 2, 4\}$ 。

2.3 选择策略

在遗传算法中,选择策略是把当前群体中适应度较高的个体按某种规则或模型遗传到下一代群体中。一般要求适应度较高的个体将有更多的机会遗传到下一代群体中,而不同的选择策略将对算法的性能有着重要的影响。在 PSO_GA 混合算法中,本文将采用轮盘赌选择策略,该策略是依据个体的适应度值计算每个个体在子代中出现的概率,并按照此概率随机选择 N 个个体构成子代种群。轮盘赌选择策略的出发点是适应度值越好的个体被选中的概率越大。因此,在求解离散制造业排产问题的时候,必须首先将问题的适应度函数进行转换,其转换方法为 $f_i = \max - f_i$, 其中 $\max = \max\{f_1, f_2, \dots, f_z\}$ 。PSO_GA 混合算法轮盘赌选择策略的步骤为^[8]:

- ① 将种群中个体的适应度值进行叠加,得到总的适应度值 $F = \sum_{z=1}^z f_z$, 其中 $z > N$; z 为种群中个体的个数。
- ② 将每个个体的适应度值除以总的适应度值,得到个体被选择的概率,即 $p_i = \frac{f_i}{F}$ 。
- ③ 计算个体的累计概率,并构造一个轮盘。
- ④ 轮盘选择: 产生一个 $[0, 1]$ 区间内的随机数,若该随机数小于或等于个体的累积概率且大于个体 $i-1$ 的累积概率,选择个体进入子代种群,并将个体从种群中移除。
- ⑤ 重复 1-4 步 N 次,得到的 N 个个体构成新一代种群。

2.4 PSO_GA 混合算法

PSO_GA 混合算法是结合粒子群优化算法和遗传算法的优缺点而提出的一种搜索算法,由于要解决问题的形式和规模的不同,其结合方式也会有所改变。因此为了使该算法具有更强的灵活性,本文为该算法引入了两个参数 p_{GA} 和 p_{PSO} 。其中 p_{GA} 表示第一阶段遗

传算法的迭代次数占总次数的百分比; p_{PSO} 表示第二阶段粒子群优化算法的迭代次数占总次数的百分比. 因此, PSO_GA 混合算法可描述为: 首先利用遗传算法前期搜索效率高的特点进行 MG_{GA} 次迭代, 得到一定进化程度的初始种群; 然后利用粒子群算法中期收敛速度快的特点进行 MG_{PSO} 次迭代, 但粒子群算法又容易陷入局部最优, 所以最后还要用遗传算法的变异和交叉操作进行调整, 进行 $MG-MG_{PSO}-MG_{GA}$ 次迭代, 以便找到更好的优化结果. 其中 MG 为总的迭代次数; $MG_{GA} = \lfloor MG \cdot p_{GA} \rfloor$; $MG_{PSO} = \lfloor MG \cdot p_{PSO} \rfloor$.

3 排产问题的PSO_GA混合算法求解

3.1 个体编码

对于排产问题的编码设计方式, 大都采用基于工序的编码方式, 但是这种编码方式一般需要设计较复杂的修补方式, 以防止因交叉或变异而产生的不合理情况, 如某个工序的重复出现. 为了防止以上问题的出现, 本文采用基于设备的编码方式, 每段基因代表加工工序的设备. 对于 n 个工件 m 台设备的排产问题, 假设每个工件的工序数相同, 都为 k ; 每个工序可以在任何设备上加工. 其编码可表示为 $\{o_{11}, o_{12}, \dots, o_{1k}, \dots, o_{n1}, o_{n2}, \dots, o_{nk}\}$, 其中 $1 \leq o_{ij} \leq m$; o_{ij} 表示加工第 i 个工件的第 j 道工序的设备号. 例如 2 个工件 2 台设备的排产问题, 每个工件包含 2 道工序, 其编码 $\{1, 2, 2, 1\}$ 表示第 1 个工件的 2 个工序先后在设备 1, 2 上加工, 第 2 个工件的 2 个工序先后在设备 2, 1 上加工.

然而, 事实上, 排产问题中的工件所含工序数往往不同, 并且每个工序只能在一台或某几台设备上加工, 为了用上面介绍的编码方式编码, 则需要对排产问题进行调整, 其调整方式为: (1) 将工件的工序数改为所有工件所含工序数中的最大值 k ; (2) 对工序数达不到 k 的工件引入虚工序^[9], 并将虚工序对应设备的加工时间设为 0; (3) 对于不能在某个设备上加工的工序, 将其在该设备上加工的时间设为 ∞ 或一个很大的数. 例如 2 个工件 2 台设备的排产问题, 其中工件 N_1 含 1 道工序, 并且该工序只能在设备 M_2 加工; 工件 N_2 含 2 道工序, 其中第一道工序只能在设备 M_1 上加工, 第二道工序可以在设备 M_1 和 M_2 上加工, 其调整结果如表 1 所示.

表 1 调整后的加工时间表

工 件	工 序	加工设备和时间	
		M_1	M_2
N_1	o_{11}	∞	3
	o_{12}	0	0
N_2	o_{21}	2	∞
	o_{22}	3	4

3.2 适应度函数设计

适应度函数设计是解决排产问题的核心, 该函数用于判别一个解的优劣, 从而决定该解在迭代过程中被保留的可能性大小. 本文采用适应度函数设计方式主要是模拟实际的生产过程, 通过设置标志保证设备之间的并行, 采用的排产目标为全部工件的加工工期最短. 该适应度函数是一个以解 D 、设备数 m 、工序加工时间 T 和工件截止时间 UT 作为输入, 以工期 f 、排产方案 MG 和工序开始加工时间 ST 作为输出的函数, 其中工期为判断解的优劣的依据, 越短越好, 其设计流程为:

① 根据输入的解 D , 初始化每个设备上加工的工序 MG 及工序的加工标志 F , 若 $F(i) = -1$ 表示工序 i 可以被加工; 若 $F(i) = 0$ 表示工序 i 还没有被加工, 并且还不能被加工; 若 $F(i) = 1$ 表示工序 i 已经被加工;

② 将设备中可以加工的工序按开始时间进行排序, 即调整 MG 中工序的加工顺序, 保证可以早加工的工序先加工;

③ 依次加工设备上可以加工的且开始时间最早的工序, 即将被加工工序的加工标志 F 改为 1;

④ 初始步骤 3 中刚加工工序的开始时间, 若该工序是工件的第一道工序并且是设备上加工的第一道工序, 则开始时间为 0, 否则开始时间为工件中前一道工序的结束时间和设备上前一道工序的结束时间两个时间的较大值;

⑤ 判断步骤 3 中刚被加工工序的结束时间是否超过了截至时间, 若没有超过截止时间, 则执行步骤 6, 否则工期 $f = -1$, 并跳出函数, 输出结果;

⑥ 将步骤 3 中刚加工的工序所在工件的下一道工序的加工标志 F 改为 -1;

⑦ 判断所有设备上的工序是否加工完成, 若已全部完成, 则执行步骤 8), 否则转步骤 2);

⑧ 将工序结束时间的最大值作为工期, 并输出结果;

3.3 排产问题的混合算法求解流程

- ① 获取排产问题的基础数据, 如: 设备数、工件的加工截止时间和各工序在设备上加工所需的时间;
- ② 初始化算法参数, 如: 种群规模 N 、迭代次数 M 、交叉概率 p_c 、变异概率 p_m 、交叉长度比例 $plcross$ 、变异长度比例 $plmutate$ 、第一阶段遗传算法迭代次数比例 p_{GA} 、粒子群优化算法迭代次数比例 p_{PSO} 、惯性因子最大最小值和两个加速因子;
- ③ 工件按截止日期排序, 以保证截止日期靠前的工件优先加工;
- ④ 用随机函数初始化 N 个有效解;
- ⑤ 使用遗传算法进行 $MG_{GA} = \lfloor MG \cdot p_{GA} \rfloor$ 次迭代;
- ⑥ 使用粒子群算法进行 $MG_{PSO} = \lfloor MG \cdot p_{PSO} \rfloor$ 次迭代;
- ⑦ 调整参数: 交叉长度比例 $plcross$ 、变异长度比例 $plmutate$;
- ⑧ 使用遗传算法进行 $MG - MG_{PSO} - MG_{GA}$ 次迭代;
- ⑨ 得到最佳个体, 输出结果;

4 仿真结果及分析

为了验证 PSO_GA 混合算法的有效性, 本文采用 3 个标准测试函数(见表 2)进行实验验证. 测试函数的特点为: Sphere 是单峰函数, 各个变量之间无相互作用; Rosenbrock 是一个复杂的单峰病态函数, 其部分变量之间的关联性特别强, 全局极值点分布区域特别小, 所以运用传统的方法很难找到较好值; Rastrigin 是多峰函数, 变量之间相互独立, 有大量的局部极小值, 因此很容易陷入局部最优; 同时为了验证该算法对排产问题的有效性, 本文还会采用文献[10]中的 10 个工件、10 台设备的排产问题进行仿真实验^[10]. 并与采用本文提出的交叉、变异和选择策略的遗传算法(GA)和改进粒子群优化算法(PSO)的实验结果进行比较. 其仿真实验以 MATLAB7.1 为开发环境.

表 2 3 个标准测试函数

函数名称	函数公式	x 取值范围
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$-100 \leq x_i \leq 100$
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1}^2 - x_i) + (x_i - 1)^2]$	$-30 \leq x_i \leq 30$
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	$-5 \leq x_i \leq 5$

4.1 参数设置

算法的参数对于算法的性能有着较大的影响, 因

此如何进行参数设置是一项重要内容. 本文的实验仿真分为测试函数仿真和排产问题的仿真, 函数要比排产问题简单和容易找出最优值, 因此两种问题的部分参数会不相同, 如: 种群大小和迭代次数. 在函数问题中三种算法种群规模都设为 100, 迭代次数都设为 20. 而对于排产问题, 三种算法的种群规模 N 都设为 150; 由于遗传算法和粒子群优化算法后期的搜索能力几乎为 0, 所以在进行两个基本算法的比较仿真实验时, 迭代次数 M 设为 600. 而进行三个算法的比较仿真实验时, 迭代次数 M 设为 800;

对于种群规模的选择, 当增大种群规模时, 最终的优化结果会增大, 但是当增大到一定值时, 再增大种群规模, 其最终的优化结果提高的并不明显, 因此本文分别采用 100 和 150.

由于本文采用的遗传算法中的交叉和变异操作之后都会保留原始群体, 所以交叉概率 pc 和变异概率 pm 的值都取为 1; 遗传算法中交叉长度比例 $plcross$ 设为 0.6、变异长度比例 $plmutate$ 设为 0.3. 粒子群优化算法中惯性因子最大和最小值分别设为 1.4 和 0.2, 两个加速因子都设为 2.0. PSO_GA 混合算法中第一阶段与遗传算法参数相同, 第二阶段与粒子群优化算法参数相同, 第三阶段中, 由于最优个体已经接近最优解, 仅需少量的变动, 甚至仅改变染色体中的一个位置, 就能找到最优解, 因此, 需要遗传算法中的变异操作逐渐找到更好的解, 所以将交叉长度比例变为 0.3、变异长度比例变为 0.2.

4.2 实验结果及分析

为了评价不同算法的优劣, 采用以下评估指标: 平均最优适应值 $Fave$, 平均成功率 Ras , 其定义如下:

① 平均最优适应值 $Fave$: N 次试验所得函数值的算术平均值.

② 平均成功率 Ras : 进行 N 次试验, 其中 N_s 次寻优成功, 则平均成功率 $Ras = N_s / N$.

为了消除随机带来的偶然性, 对每个函数寻优实验都进行 50 次, 即 $N=50$, 其实验结果见表 3.

表 3 3 个标准测试函数的测试结果

函数	算法	$Fave$	Ras
$f_1(x)$	改进 PSO	3.37e-8	38/50
	改进 GA	6.45e-12	45/50
	PSO GA	2.31e-12	48/50

$f_2(x)$	改进 PSO	4.09e-5	27/50
	改进 GA	2.83e-8	40/50
	PSO_GA	9.17e-12	46/50
$f_3(x)$	改进 PSO	1.02e2	0
	改进 GA	3.3e-2	24/50
	PSO_GA	4.18e-7	41/50

从测试结果中可以看出, 函数 Sphere, 三种算法都能很好的找到最优值; 函数 Rosenbrock, 改进 GA 和 PSO_GA 算法的优化率明显要高于改进 PSO 算法; 函数 Rastrigin, 采用改进 PSO 算法很难找到最优解, 并且每次找到的解都与最优解相差很大, 因此该算法很容易跳入局部最优, 由于偶然性的存在, 不能保证每次使用 PSO_GA 算法都能找到最优值, 但找到最优解的概率都能达到 80% 以上, 因此 PSO_GA 算法克服了 PSO 算法容易跳入局部最优的缺点.

将 3 种算法分别求解排产问题, 其中图 1 为遗传算法和粒子群优化算法在离散制造业排产问题的实验仿真结果, 从实验仿真结果图中可以看出遗传算法具有前期搜索效率高, 全局寻优能力强, 但后期搜索速度慢的特点; 粒子群算法具有前期搜索效率低, 到中期收敛速度快, 最后陷入局部最优的特点, 因此两个算法具有很强的互补性. 仅仅从图 1 中可以得出若将两个算法结合在一起, 发挥各自优势, 其性能将有很大的改善.

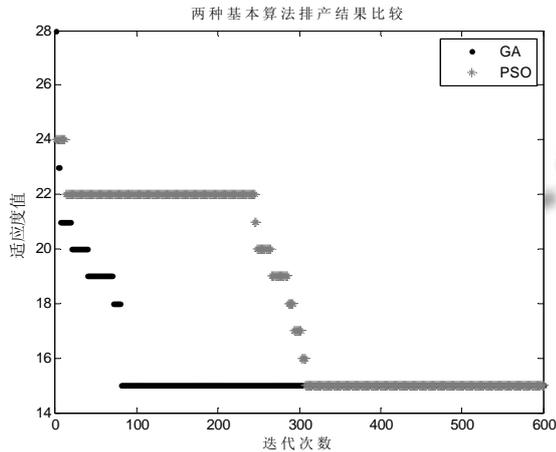


图 1 两种基本算法性能比较

图 2 为遗传算法、粒子群优化算法和本文提出的 PSO_GA 混合算法在离散制造业排产问题的实验仿真结果, 从图中的实验仿真结果中可以看出, 本文提出的 PSO_GA 混合算法正好结合了遗传算法与粒子群优

化算法的优点, 具有前期搜索效率高, 全局寻优能力强, 后期仍表现很强的搜索能力的特性. 三个算法中, 对于同一组初始群体, PSO_GA 混合算法得到最优的排产结果, 其排产结果甘特图如图 3 所示.

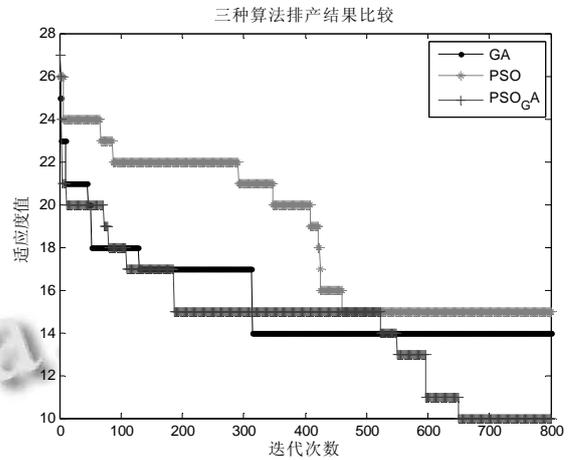


图 2 三种算法性能比较

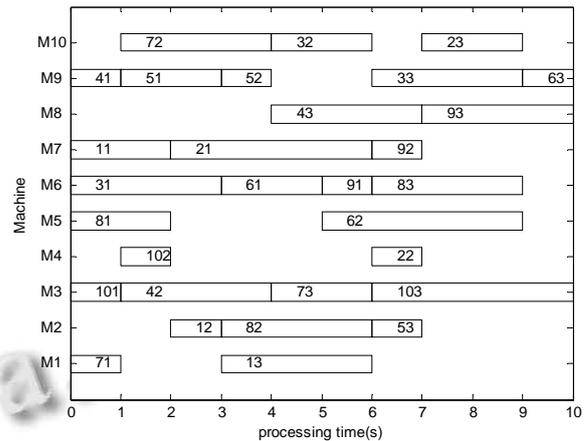


图 3 排产结果甘特图

5 结论

本文针对离散制造业排产问题的特点, 设计了基于设备的编码方式, 并分析遗传算法和粒子群优化算法的优缺点, 进而提出了 PSO_GA 混合优化算法, 该算法不但克服了遗传算法和粒子群优化算法的缺点, 同时, 也继承了两种算法的优点, 通过实验仿真, 将 PSO_GA 混合优化算法与两个算法进行比较, 结果表明本文提出的 PSO_GA 混合优化算法是求解离散制造业排产问题的一种可行的且有效的算法.

参考文献

- 1 许春停,朱春临,张冲.离散型制造车间 MES 的研究及实现. 学术论文,2012,11:86-92.
- 2 张国庆,刘永进,梅中义.改进的遗传算法在复合材料车间计划排产中的应用研究.现代制造工程, 2010,7:56-59.
- 3 Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center. 1995. 1942-1948.
- 4 石双龙,林亮,李红菊.基于粒子群算法的改进遗传算法.自然科学,2010.4:5-6.
- 5 贾兆红,陈华平,孙耀晖.混合粒子群算法在柔性工作车间调度中的应用.系统仿真学报,2007.10,b20(19):4743-4747.
- 6 唐海波,叶春明.仿生群智能算法在生产调度中的应用综述.工业工程,2010.11,13(3):1-5.
- 7 Mu AQ, Cao DX, Wang XH. A modified particle swarm optimization algorithm. Natural Science, 2009, 2(1): 151-155.
- 8 张琛,詹志辉.遗传算法选择策略比较.计算机工程与设计,2009.04,30(23):5471-5478.
- 9 潘颖.离散制造业 MES 系统建模与调度研究[博士学位论文].大连:大连理工大学,2012.
- 10 张超勇,饶运清,李培根,邵新宇.柔性作业车间调度问题的两级遗传算法.机械工程学报, 2007, 43(4):119-124.