

王俊深,高贵兵,张红波.基于复合式遗传算法的电机排产优化[J].湖南科技大学学报(自然科学版),2022,37(2):79-87.  
doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.012

WANG J S, GAO G B, ZHANG H B. Motor Scheduling Optimization Based on Compound Genetic Algorithm[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2022,37(2): 79-87. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2022.02.012

# 基于复合式遗传算法的电机排产优化

王俊深,高贵兵\*,张红波

(湖南科技大学 机电工程学院,湖南 湘潭 411201)

**摘要:**为了解决电机的排产优化问题,提出了一种复合式遗传算法进行求解.首先,采用 Palmer 法产生一个初始解,同时随机产生其他个体来共同组成初始种群;其次,采用子种群分类交叉和种群整体替换策略进行交叉和替换操作;最后,利用 Metropolis 准则控制变异操作,得到新的种群.整个迭代进化过程采用模拟退火算法的控温准则进行控制,以此寻求最优解.对 L 公司的生产数据及其订单进行测试,试验结果表明:复合式遗传算法相比传统的遗传算法,能在一定程度上优化排产顺序,提高生产效率;而相比较新改进的遗传算法,其搜索速度更快,算法性能更优.

**关键词:**电机;排产优化;遗传算法

中图分类号:TP311 文献标志码:A 文章编号:1672-9102(2022)02-0079-09

## Motor Scheduling Optimization Based on Compound Genetic Algorithm

WANG Junshen, GAO Guibing, ZHANG Hongbo

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** In order to solve the motor scheduling optimization problem, a hybrid genetic algorithm is proposed. Firstly, the Palmer method is used to generate an initial solution, and other individuals are randomly generated to form the initial population. Secondly, the strategy of sub population classification crossover and population overall replacement is used for crossover and replacement. Finally, the metropolis rule is used to control the mutation operation, and a new population is obtained. The whole iterative evolution process is controlled by the temperature control criterion of simulated annealing algorithm to seek the optimal solution. Through the production data and orders of L company, the test results show that compared with the traditional genetic algorithm, the compound genetic algorithm can optimize the production scheduling order and improve the production efficiency to a certain extent. Compared with the newly improved genetic algorithm, the search speed is faster, and the performance of the algorithm is better.

**Keywords:** electric machinery; production scheduling optimization; genetic algorithm

早在 20 世纪中期,车间调度理论就已经逐步理论化,很多学者对此进行了深入的研究,利用线性规划、动态规划及决策分析、启发式、人工智能等方法解决了许多排产优化问题.1990 年,Goldberg<sup>[1]</sup>利用遗传算法(Genetic Algorithm, GA)解决了调度问题之后,许多学者都开始研究利用智能算法来解决此类问题.在智能算法的研究历程中,产生了一些新的智能算法,或者将几种智能算法进行结合的方法.常用来解决排产问题的智能算法有蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)、模拟退火算法(Simulated Annealing

Algorithm, SAA)、神经网络算法(Neural Network Algorithm, NNA)、禁忌搜索算法(Tabu Search, TS)、微粒群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)和遗传算法等<sup>[2]</sup>. Benkalai I 等<sup>[3]</sup>利用了一种改进的候鸟优化算法求解排产最优解; Manupati V K 等<sup>[4]</sup>提出一种基于多目标的进化人工免疫非主导排序遗传算法, 并利用此算法解决了一些排产优化问题; 林硕等<sup>[5]</sup>提出一种基于模拟退火原理的 Hopfield 神经网络算法(Hopfield Neural Networks, HNN), 对流水车间的排产问题进行了优化; 赵婧等<sup>[6]</sup>提出一种基于分步遗传算法的压力变送器排产优化方法; 孙树琪等<sup>[7]</sup>提出了一种离散化的蜻蜓算法(Dragonfly Algorithm, DA), 将其运用到离散的组合优化问题上来解决流水车间的排产优化问题. 现有的研究表明: 解决复杂的车间排产优化问题需要运用智能算法. 遗传算法不依赖于问题的具体领域, 对所求解问题的种类具有很强的鲁棒性, 它提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架<sup>[8]</sup>, 但在电机车间的生产调度应用中, 由于收敛条件难以保证, 从而造成了算法的求解效率低, 优化能力难以得到保证. 此外, 对于种群之外的解空间, 当某个个体的分布不合理时, 由于复制操作不具备搜索能力, 交叉操作的进化程度也有限, 在变异概率比较小的情况下, 个体发生变异的可能性也很低, 因此, 不能确保种群的多样性.

本文采用复合式遗传算法来解决电机的排产问题, 以优化传统遗传算法搜索效率低和收敛过早等问题. 根据 L 公司的订单和生产工艺数据, 采用 MATLAB 进行排产仿真实验, 将传统遗传算法、较新的改进遗传算法<sup>[9]</sup>和复合式遗传算法的甘特图进行对比, 并绘制出 Makespan 迭代图进行分析, 以验证复合式遗传算法的可行性.

### 1 问题描述与模型构建

电机生产车间通常同时生产几种不同机型的电机, 存在的主要问题是无法根据订单及时进行排产, 投产顺序大多是经验式排产, 从而会导致不同型号电机的生产顺序的合理性差, 操作人员和机器配合的效率低, 生产周期较长, 超时生产的情况多, 订单延误率居高不下, 赶工现象普遍. 因此, 设计合理的排产算法对电机生产进行排产优化, 提高生产效率势在必行. L 公司电机的生产工艺流程如图 1 所示.

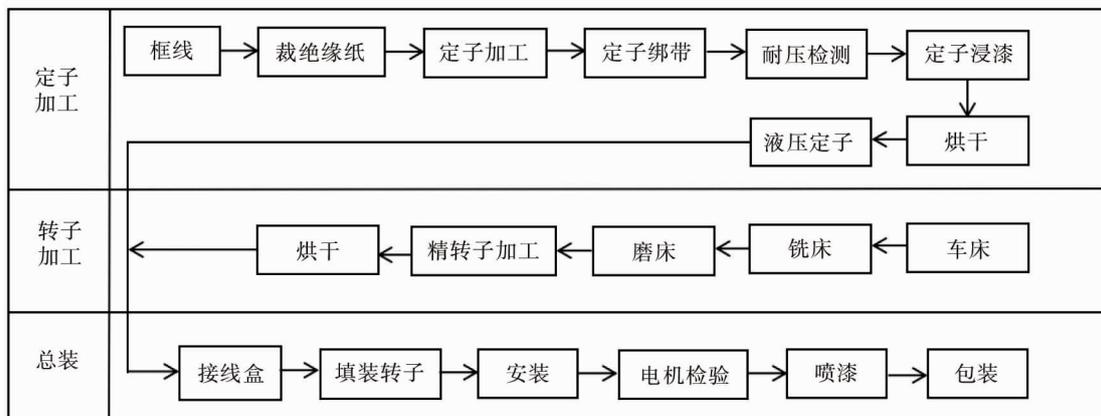


图 1 生产工艺流程

电机生产车间生产 4 种不同的电机, 其生产流程相同, 但不同产品工序的作业时间各不相同, 4 种电机每天的订单量有一定的变化. 生产部门将一天的总订单量分配为上午生产量和下午生产量, 即需要分别完成一天 2 个时间段的任务量. 每种电机各工艺的作业时间如表 1 所示.

表 1 不同机型各工艺作业时间

机型	框线	绝缘裁纸	定子加工	定子绑带	耐压检测	定子浸漆	烘干	液压定子	转子加工	接线盒	安装	电机检验	喷漆	包装
DJ-1	108	180	426	372	54	204	138	60	246	54	60	48	114	48
DJ-2	120	192	420	450	72	216	150	84	318	72	72	84	144	60
DJ-3	126	192	498	474	84	252	210	108	300	78	90	60	144	60
DJ-4	138	198	510	480	84	252	210	126	300	90	108	96	150	72

根据电机的生产过程, 结合其生产方式, 设置参数及目标函数. 由于每台生产设备只加工一道工序, 因

此,假设电机的加工顺序为  $1 \sim m$ , 然后令工件加工顺序矩阵为  $A = (s_{i,j})_{m \times n}$ , 其中  $s_{i,j}$  为机器  $i$  上第  $j$  个加工的电机号.

设置的目标函数为式(1), 表示最小化最大完工时间.

$$S^* = \arg \{f(S) = T_{S_{m,n},m}\} \rightarrow \min. \quad (1)$$

式中:  $S^*$  为完成订单的最大加工时间;  $f(S)$  为自变量为  $s_{m,n}$ , 因变量为  $T_{i,j}$  的函数;  $T_{S_{m,n},m}$  为编码  $s_{m,n}$  的电机在第  $m$  台机器上的加工结束时间.

设置的约束条件分别为式(2)~式(5). 式(2)表示编码为  $s_{1,1}$  的电机在第 1 台机器上的加工时间. 式(3)表示编码为  $s_{1,i}$  的电机在第 1 台机器上的加工结束时间; 式(4)表示编码为  $s_{j,1}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工结束时间; 式(5)表示编码为  $s_{j,i}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工结束时间.

$$T_{S_{1,1},1} = t_{S_{1,1},1} + \theta_{S_{1,1},S_{1,2}}^1; \quad (2)$$

$$T_{S_{1,i},1} = T_{S_{1,i-1},1} + \theta_{S_{1,i-1},S_{1,i}}^1 + t_{S_{1,i},1}, i = 2, \dots, n; \quad (3)$$

$$T_{S_{j,1},j} = T_{S_{j,1},j-1} + \theta_{S_{j,1},S_{j,2}}^1 + t_{S_{j,1},j}, j = 2, \dots, m; \quad (4)$$

$$T_{S_{j,i},j} = \max \{T_{S_{j,i-1},j} + \theta_{S_{j,i-1},S_{j,i}}^j, T_{S_{j,i},j-1}\} + t_{S_{j,i},j}, i = 2, \dots, n, j = 2, \dots, m. \quad (5)$$

式中:  $T_{S_{1,1},1}$  为编码为  $s_{1,1}$  的电机在第 1 台机器上加工结束时间;  $t_{S_{1,1},1}$  为编码为  $s_{1,1}$  的电机在第 1 台机器上加工时间;  $\theta_{S_{1,1},S_{1,2}}^1$  为机器 1 上加工完编号为  $s_{1,1}$  的电机后马上加工编号为  $s_{1,2}$  的电机所需的准备时间;  $T_{S_{1,i},1}$  为编码为  $s_{1,i}$  的电机在第 1 台机器上的加工结束时间;  $\theta_{S_{1,i-1},S_{1,i}}^1$  为机器 1 上加工完编号为  $s_{1,i-1}$  的电机后马上加工编号为  $s_{1,i}$  的电机所需的准备时间;  $t_{S_{1,i},1}$  为编码为  $s_{1,i}$  的电机在第 1 台机器上的加工时间;  $n$  为需要加工的不同机型的电机总数;  $T_{S_{j,1},j}$  为编码为  $s_{j,1}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工结束时间;  $\theta_{S_{j,1},S_{j,2}}^1$  为机器 1 上加工完编号为  $s_{j,1}$  的电机后马上加工编号为  $s_{j,2}$  的电机所需的准备时间;  $t_{S_{j,1},j}$  为编码为  $s_{j,1}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工时间;  $m$  为加工的总工序数;  $T_{S_{j,i},j}$  为编码为  $s_{j,i}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工结束时间;  $\theta_{S_{j,i-1},S_{j,i}}^j$  为机器  $j$  上加工完编号为  $s_{j,i-1}$  的电机后马上加工编号为  $s_{j,i}$  的电机所需的准备时间;  $t_{S_{j,i},j}$  为编码为  $s_{j,i}$  的电机在第  $j$  台机器上的加工时间.

## 2 复合式遗传算法设计

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法<sup>[10]</sup>.

GA 迭代过程中选择出来的个体经过交叉和变异算子进行再组合生成新一代,这一代的个体由于继承了上一代的一些优良性状,因而在性能上要优于上一代,这样逐步朝着最优解的方向进化<sup>[8]</sup>. 因此,遗传算法可以看成是一个由可行解组成的群体逐步进化的过程.

### 2.1 传统的遗传算法

使用遗传算法求解排产问题时,主要有编码、初始化种群、适应度函数确定、选择、交叉、变异、判断终止条件等流程,传统遗传算法的流程图如图 2 所示.

### 2.2 复合式遗传算法

基于传统的遗传算法,提出一种复合式遗传算法.在生成初始种群时,摒弃了传统的整体随机法,而是将随机法结合启发式算法来获取初始种群,在保证有效性的同时也具有多样性,初始化的速度也有一定提升.另外,在种群迭代的过程中,结合模拟退火算法,以此来优化遗传过程.

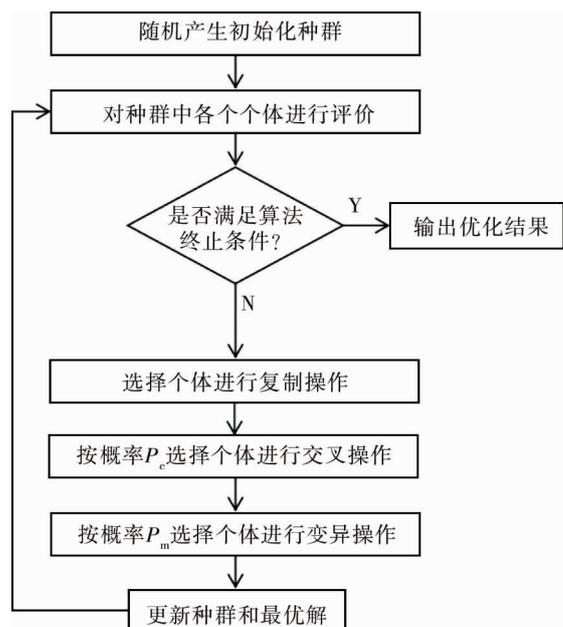


图 2 传统遗传算法流程

相比传统遗传算法,复合式遗传算法改进的主要内容:

1) 为保证初始种群的层次和有效性,利用 Palmer 法和随机方法共同生成初始种群. Palmer 方法首先需要计算每个工件的参考函数值  $U(i)$ , 然后将其按照参考值递减的方式进行排序, 得到优劣程度参考表, 依据这个排序进行个体选择, 参考函数值的计算如式(6)所示.

$$U(i) = \sum_{j=1}^m \frac{(2j - m - 1) t_{ij}}{2}. \quad (6)$$

式中:  $U(i)$  为参考值;  $t_{ij}$  为工件  $i$  在机器  $j$  上的加工时间,  $i=1, \dots, n, j=1, \dots, m$ .

2) 在种群迭代的过程中, 利用模拟退火算法中的控温准则控制种群的进化行为, 以此提高算法的搜索能力, 此过程需确定种群中的最优状态  $c_b$  和最差状态  $c_w$ . 相对于最优状态, 令最差状态能够接受的概率为  $P_r$ , 仿真时取  $P_r=0.1$ <sup>[10]</sup>. 初温和退温的计算如式(7)和式(8)所示.

$$t_0 = -\frac{(C_w - C_b)}{\ln P_r}; \quad (7)$$

$$t_k = \lambda t_{k-1}. \quad (8)$$

式中:  $t_0$  为初温;  $t_k$  为退温后的温度值;  $t_{k-1}$  为退温前的温度值;  $k$  为温度变化次数;  $\lambda$  为退温系数, 取 0.95.

3) 在进行交叉操作时, 将种群分为若干子种群, 各子种群分别采用 4 种不同的交叉操作(分别为 LOX, C1, PMX, NABEL) 来实现进化, 能有效地提升全局空间和局部范围的搜索能力.

4) 在种群迭代的过程中加入种群替换操作, 前面的交叉操作产生一些新个体, 将所有的新个体与父代种群视为一个整体, 然后通过适应度函数进行择优筛选, 通过整体择优来加快进化的速度, 从而提高搜索能力.

5) 在变异操作中, 将 SAA 基于概率突跳的 Metropolis 抽样过程融入 GA, 抽样过程是针对每个个体进行的, 对旧个体采用互换 SWAP 方式产生新个体, 并通过式(9)判断是否接受新状态, 这样可以起到概率可控的变异操作, 而且可以做到增加种群多样性并避免搜索陷入局部极小<sup>[10]</sup>.

$$\min \{1, \exp(-\Delta/t_k)\} > \text{random}[0, 1]. \quad (9)$$

式中:  $\Delta$  为新旧个体的目标值差.

复合式遗传算法的流程图如图 3 所示.

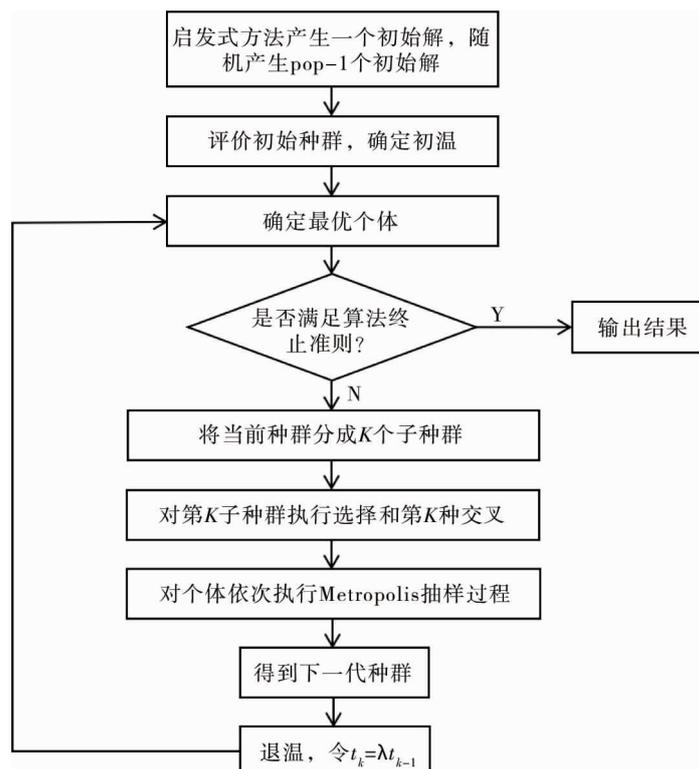


图 3 复合式遗传算法流程

复合式遗传算法的具体流程如下所示:

- 1) Palmer 方法生成 1 个初始解,另外随机生成 pop-1 个初始解.
- 2) 评价种群中的个体,确定初温.
- 3) 根据适应度函数确定最优个体.
- 4) 判断是否满足算法的终止条件(终止条件采用固定进化代数,取 500),若满足则输出优化结果;否则转到步骤 5.
- 5) 分解成子种群,执行交叉操作.
- 6) 对所有个体执行 Metropolis 抽样过程,得到下一代种群.
- 7) 执行退温过程并返回执行步骤 3,然后进入步骤 4 进行判断是否输出结果.

### 3 基于复合式遗传算法的电机排产优化

本文以 MATLAB 2017b 作为仿真试验工具,运行于 Windows10 操作系统,处理器为 Gen Intel(R) Core(TM) i5-1135G7,CPU2.40 GHz,内存为 16 G 的计算机.

随机抽取 L 公司某日的订单,2021 年 3 月 8 日上午生产 1~4 型号的电机数量分别为 5, 5, 2, 3 台,下午的生产 1~4 型号的电机数量分别为 5, 4, 4, 2 台.

根据文献[10]的仿真参数说明及建议,结合本文的优化目标,设置算法的初始参数如表 2 所示.

表 2 算法初始化参数

名称	符号	数值
种群规模	pop	40
最大迭代数	genmax	500
交叉概率	$P_c$	0.6
变异概率	$P_m$	0.05
相对接受概率	$P_r$	0.1
退温系数	$\lambda$	0.95

通过参考车间调度文献[9]的较新的改进遗传算法进行仿真对比,以验证复合式遗传算法的有效性.根据 L 公司某日上午的订单数据进行仿真,传统遗传算法的排产甘特图如图 4 所示,较新的改进遗传算法的排产甘特图如图 5 所示,复合式遗传算法的排产甘特图如图 6 所示.

第 1 组数据采用 L 公司某日上午的订单进行仿真实验.由图 4~图 6 可以看出:传统的遗传算法搜索出的最优排产时间为 8 820 s,约等于 147 min;而较新的改进遗传算法和复合式遗传算法搜索出的最优解都为 8 442 s,约等于 140.7 min,生产时间减少了 6.3 min,效率大约提升了 4.29%.另外,从排产甘特图的显示来看,生产过程中每个工序之间不存在冲突,加工过程中保留了适当的间隔,排产顺序比较合理.

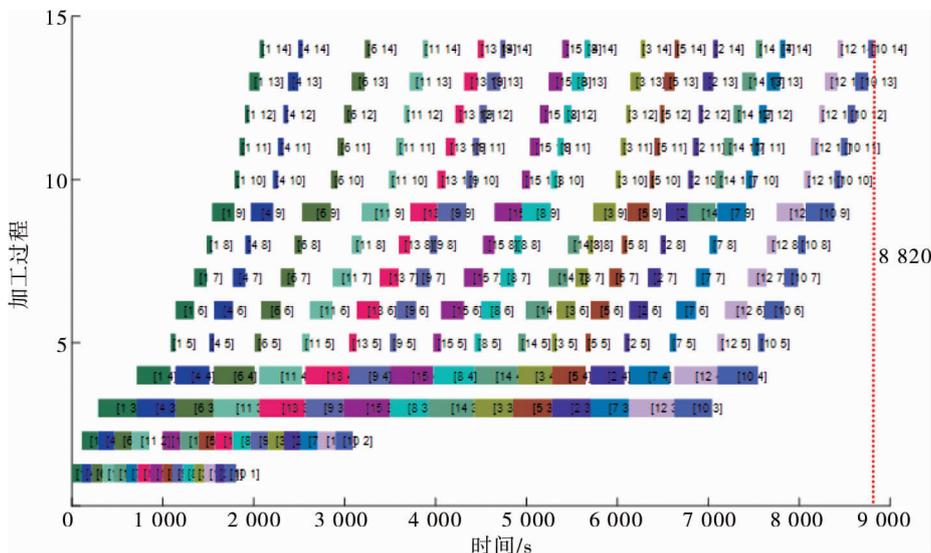


图 4 传统遗传算法排产甘特图(am)

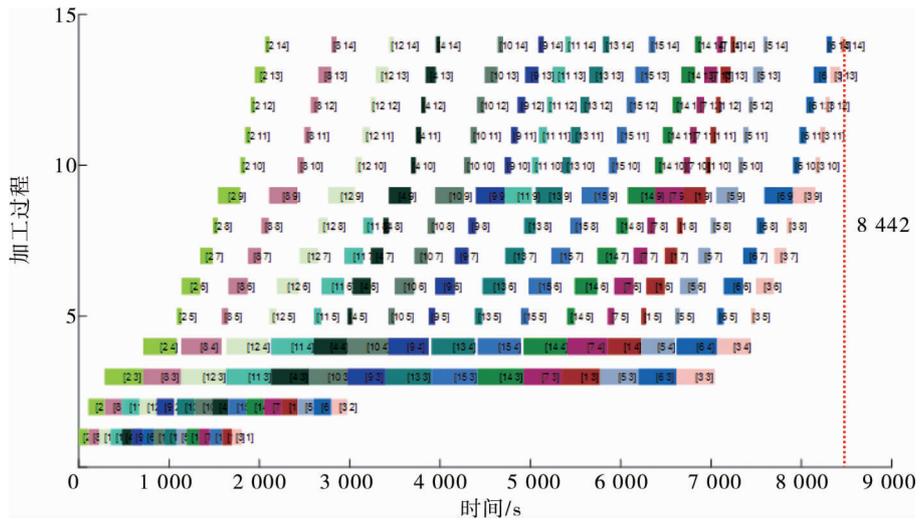


图5 较新的改进遗传算法排产甘特图(am)

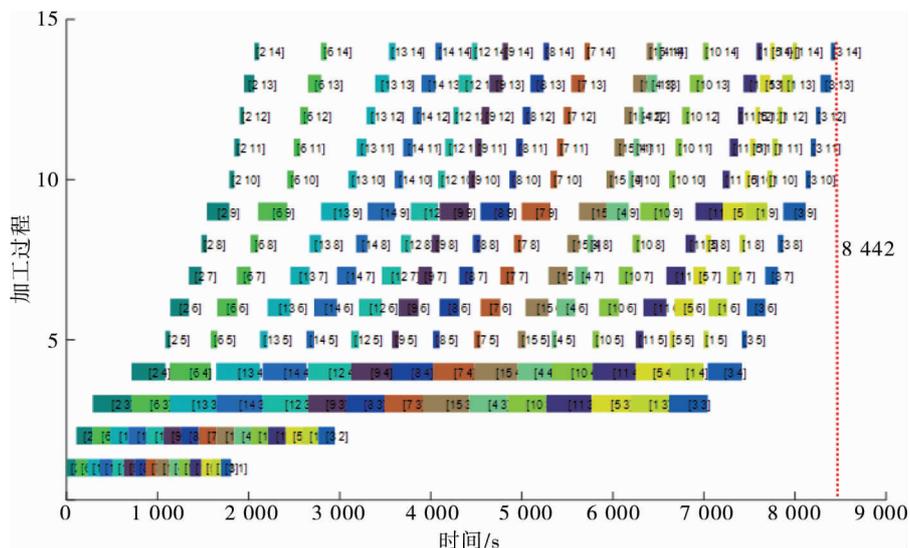


图6 复合式遗传算法排产甘特图(am)

为了方便对比传统遗传算法、较新的改进遗传算法和复合式遗传算法的差距,根据L公司某日上午的订单排产数据,用MATLAB绘制Makespan迭代图如图7所示.

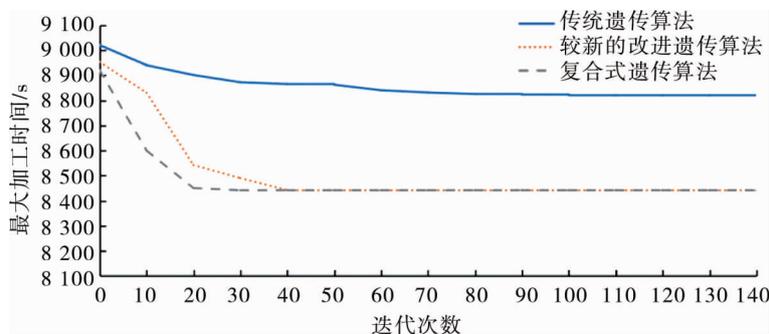


图7 Makespan 迭代图(am)

由图7可以看出:传统遗传算法在70代左右搜索到最小值,然后搜索结果趋于平稳;较新的改进遗传算法在40代左右搜索到最小值然后趋于平稳;而复合式遗传算法在20代左右搜索到最优解,表明复合式遗传算法没有过早的收敛,能够更深入地进行搜索,寻求最优解的能力更好,速度更快.

根据同一日下午时间段的订单数据进行仿真,传统遗传算法的排产甘特图如图8所示,较新的改进遗

传算法排产甘特图如图 9 所示,复合式遗传算法的排产甘特图如图 10 所示.

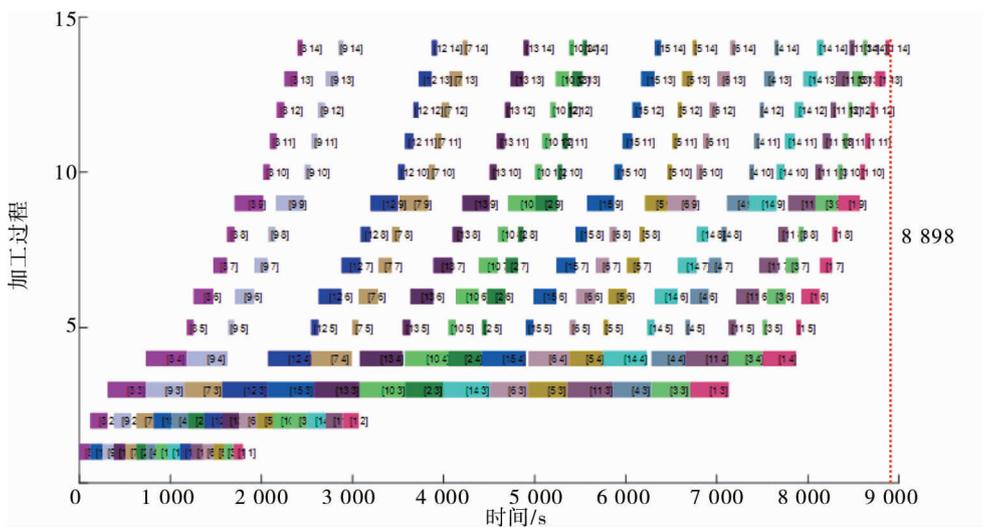


图 8 传统遗传算法排产甘特图(pm)

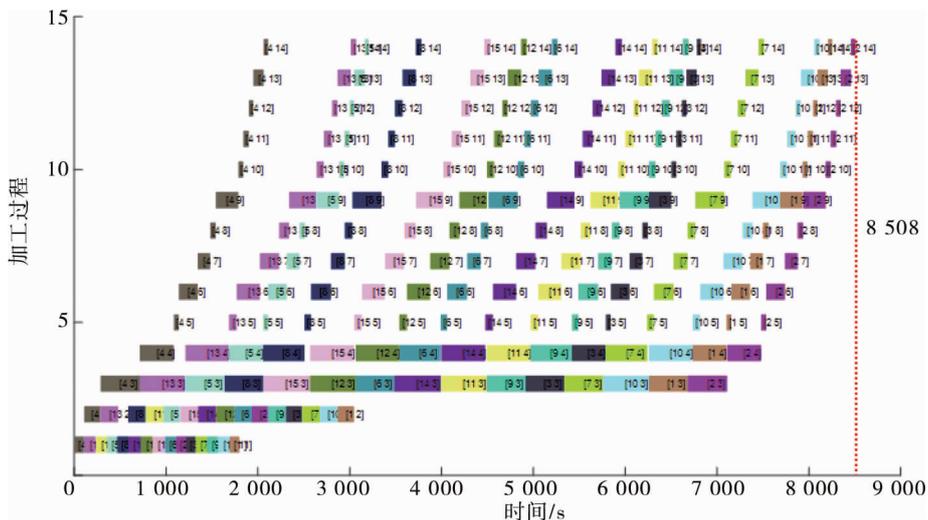


图 9 较新的改进遗传算法排产甘特图(pm)

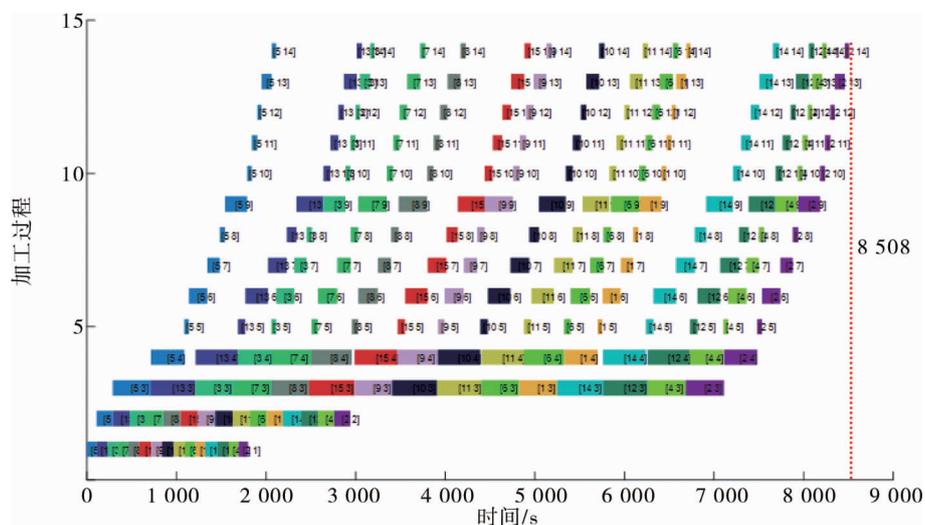


图 10 复合式遗传算法排产甘特图(pm)

第 2 组数据采用的是 L 公司同一日下午的订单.由图 8~图 10 可以看出:根据传统的遗传算法进行仿

真实验,搜索出的最优排产时间为 8 898 s,约等于 148.3 min;而较新的改进遗传算法和复合式遗传算法搜索出的最优解都为 8 508 s,约等于 141.8 min,生产时间减少了 6.5 min,效率大约提升了 4.38%。另外,从排产甘特图的整体布局可以看出:排产顺序比较合理,不存在重合现象。

根据 L 公司同一日下午的订单排产数据,用 MATLAB 绘制 Makespan 迭代图如图 11 所示(其中横坐标为迭代次数,纵坐标为最大加工时间)。

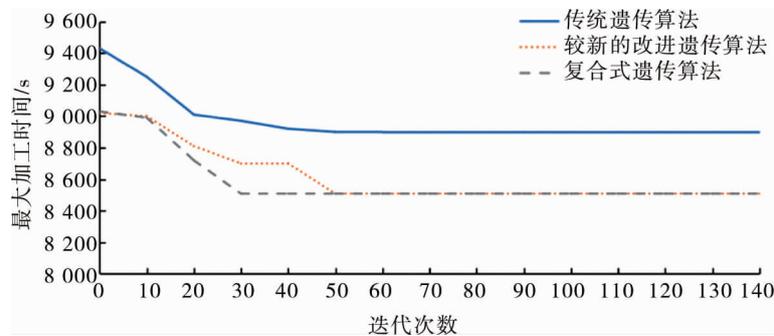


图 11 Makespan 迭代图(pm)

由图 11 可以看出:传统遗传算法在 60 代左右搜索到最小值,然后结果趋于平稳;较新的改进遗传算法在 50 代左右搜索到最小值,而复合式遗传算法的效率明显更高,能更快搜索到最优解,在 30 代左右达到最小值然后趋于平稳。因此,复合式遗传算法无论是从搜索程度还是搜索速度,都要比传统的遗传算法更好。

通过 L 公司生产数据所进行的仿真实验,可以清晰地对比出传统的遗传算法、较新的改进遗传算法和复合式遗传算法搜索可行解的能力。具体情况如表 3 所示(表中的提升效率都是相对于经验式排产)。

表 3 不同排产方式的结果对比

排产方式	BM/min		RET/min		相对提升效率/%		总体提升效率/%		搜索速度	
	am	pm	am	pm	am	pm	am	pm	am	pm
经验式排产	192.0	185.0	—	—	—	—	0	0	—	—
传统遗传算法	147.0	148.3	45.0	36.7	—	—	23.44	19.84	较慢	较慢
较新改进遗传算法	140.7	141.8	51.3	43.2	4.29	4.38	26.72	23.35	较快	较快
复合式遗传算法	140.7	141.8	51.3	43.2	4.29	4.38	26.72	23.35	最快	最快

注:BM(Best Makespan)为最优的完工时间;RET(Relative Reduction Time)为相对减少时间

以公司原本的排产方式为基础,对表 4 的结果对比进行分析,可以看出:原有的经验式排产效率非常低,上午和下午的订单生产时间为 192 和 185 min;利用传统的遗传算法进行排产,生产效率在一定程度上有所提高,上午的生产时间减少了 45 min,下午的生产时间减少了 36.7 min,效率百分比分别提升了 23.44%和 19.84%;而利用较新的改进遗传算法和复合式遗传算法进行排产,从 BM 和 RET 这 2 项指标都可以看出优化程度较大,上午的生产时间减少了 51.3 min,下午的生产时间减少了 43.2 min,相对于传统的遗传算法效率提升分别为 4.29%和 4.38%,相对于公司原有的经验式排产效率提升了 26.72%和 23.35%。

另外,从搜索速度来看,经验式排产和传统的遗传算法都比较慢,而较新的改进遗传算法有较快的搜索速度,而复合式遗传算法的搜索速度最快。总的来说,相对于公司原有的排产方式,复合式遗传算法的优化程度较好,能够有效地提高生产效率。

## 4 结论

1)通过仿真实验的数据对比,复合式遗传算法在寻求最优解的过程中比传统的遗传算法效果更好,不存在过早收敛的现象,搜索的速度也更快。

- 2) 通过与较新的改进遗传算法对比,复合式遗传算法能搜索到与其同等程度的最优解,但复合式遗传算法的搜索速度明显更快,在算法的性能上有了进一步的优化.
- 3) 此改进的方法能够在一定程度上帮助电机生产企业缩短生产周期,提高准时交货率.
- 4) 在调度过程中,未考虑扰动事件,后续可深入研究.

#### 参考文献:

- [1] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning [M]. Hoboken: Addison-Wesley, 1989.
- [2] 韦伟. 面向精益化生产管理系统的生产调度算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [3] Benkalai I, Rebaine D, Gagne C, et al. Improving the migrating birds optimization metaheuristic for the permutation flow shop with sequence-dependent set-up times[J]. International Journal of Production Research, 2017, 55(20): 6145-6157.
- [4] Manupati V K, Rajyalakshmi G, Chan F T S, et al. A hybrid multi-objective evolutionary algorithm approach for handling sequence and machine-dependent set-up times in unrelated parallel machine scheduling problem[J]. Sādhanā, 2017, 42(3): 391-403.
- [5] 林硕, 陈世佳, 韩忠华. 改进 HNN 算法求解柔性流水车间排产优化问题[J]. 控制工程, 2019, 26(9): 1667-1674.
- [6] 赵婧, 包伟华. 基于分步遗传算法的压力变送器排产优化[J]. 应用技术学报, 2019, 19(1): 65-71.
- [7] 孙树琪, 陈书宏. 基于蜻蜓算法求解柔性流水车间排产优化问题[J]. 计算机应用, 2020, 40(s1): 37-40.
- [8] 周明, 孙树栋. 遗传算法的原理与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
- [9] 王美林, 曾俊杰, 成克强, 等. 改进遗传算法求解基于 MPN 混流制造车间调度问题[J]. 广东工业大学学报, 2021, 38(5): 24-32.
- [10] 王凌. 车间调度及其遗传算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.