运筹学与控制论

DOI:10.11721/cqnuj20250402

基于改进遗传算法的汽车生产订单排产问题研究*

张　顺，张煜凯，张新功，王　慧
(重庆师范大学 数学科学学院，重庆 401331)

摘要:为研究多种约束条件下的订单排产问题,建立以最小化 2 种类型切换次数和最小化车顶套色结块长度平方差和为目标的调度优化模型,并设计一种改进的遗传算法(improvement genetic algorithm,IGA)对该问题进行求解。模型通过线性加权的方式进行构建,通过结合网格搜索和随机搜索的方式对权重进行调参,以权重的相对大小体现出对应约束优先级的高低。求解过程中对数据订单进行整数编码,采用改进的顺序交叉操作,并使用 4 种邻域搜索策略,以此改进传统遗传算法中的变异操作。通过对企业实际订单数据进行测试,再与传统的遗传算法(genetic algorithm,GA)、差分进化算法进行比对分析,实验结果表明 IGA 的优化效果及收敛能力均有明显提升,解决了传统 GA 求解精度低、收敛效果差以及约束满足率低的问题。

关键词:改进的遗传算法;订单排产问题;差分进化算法;排序

中图分类号:O224;TP391　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1672-6693(2025)04-0014-10

随着制造业的不断发展和用户需求的日益多样化,制造企业的生产方式也由备货型生产转变为以市场为中心的订单型生产。需求的不确定性对企业的计划和控制提出了很高的要求。因此,制造企业纷纷致力于通过更加合理有效的订单排产策略,在多种约束条件下,得到更短的产品制造周期和更低的生产成本。在订单排产问题中通常涉及 2 种约束,一种是必须完全满足的约束,使得生成的解能成为可行解;另一种是尽可能满足的约束。订单排产问题是一个 NP-难问题[1],即在有限的多项式时间内,无法求得最优解。

对于订单排产问题,目前常用的算法主要分为精确式算法、启发式算法和智能优化算法。其中精确式算法包括混合整数规划算法和动态规划法[2]。对于小规模问题,采用精确式算法可以得到理论最优解[3]。但是精确式算法的时间复杂性和空间复杂性较高,难以用于求解实际问题。启发式算法包括各种优先级规则、贪心算法及变种[4],是一种通过以往的经验总结并推理出问题次优解的算法。启发式算法虽然在算法复杂性上优于精确式算法,但算法收敛性难以保证。智能优化算法主要包括遗传算法(genetic algorithm, GA)、模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SA)、差分进化算法(differential evolution algorithm, DEA)等。此类算法更适用于大规模、多约束条件下的复杂问题,通过模拟自然选择和遗传机制寻找最优排产方案。同时,智能优化算法不依赖于适应度函数的梯度,使得解的方案更加适用。

Loukil 等人[5]基于一个真实的案例研究,提出了一种多目标模拟退火方法来解决多目标订单排产问题。Prata 等人[6]开发了一种具有创新重启运算符的混合离散差分进化算法,用于解决订单排产问题,并进行 Tukey 检验,证实了该算法的优异性能。孙树琪等人[7]针对订单排产问题,提出采用一种离散化的蜻蜓算法进行求解,并将该算法应用于排产问题实例进行验证,与 GA 进行对比,实验结果表明该算法减少了 8.5%的所需加工时间,验证了该算法的有效性。Wu 等人[8]结合了 5 种现有的启发式方法,并采用迭代贪婪(iterated greedy, IG)算法来解决订单排产问题,确定了一个接近最优的解决方案,并进行了单因素方差分析和 Fisher 最小显著性差检验,以评估和比较所有所提出的算法的性能。

目前与订单排产问题的相关算法及论文,大多都仅讨论了满足一些常规约束的情形,如最小化排产时间、最

* **收稿日期**:2024-05-27　**修回日期**:2024-09-18　**网络出版时间**:2025-05-16T09:47
资助项目:国家自然科学基金——重大项目(No. 11991022),面上项目(No. 12371363);国家重点研发计划项目(No. 2023YFA1011302);重庆市自然科学基金创新发展联合基金项目(No. CSTB2023NSCQ-LZX005)
第一作者简介:张顺,男,研究方向为复杂系统与复杂网络,E-mail:2023110510074@stu.cqnu.edu.cn;**通信作者简介**:张新功,男,教授,博士生导师,E-mail:zhangxingong@cqnu.edu.cn
网络出版地址:https://link.cnki.net/urlid/50.1165.N.20250507.1635.009

小化排产成本等；而对于一些比较特殊的约束条件，如在本文讨论的汽车订单排产问题中，就明确指出所有订单都需要按照指定的数量交叉排产，此时若使用常规算法则无法得到满意的效果。因此，需要对算法进行一系列的改进，而对那些约束条件更复杂的排产问题，算法所需要改进的地方就更多。

为了更符合企业的实际要求，本文首先采用线性加权的方式，建立最小化 2 种类型切换次数和最小化车顶套色结块长度平方差的和为目标的汽车企业排产问题多目标优化模型，然后提出一种改进的遗传算法(improvement genetic algorithm，IGA)来解决该多目标优化问题。

GA 是一种启发式优化算法[9]，模拟了生物进化的过程，通过不断迭代进化种群中的解来寻找优化问题的最优解或近似最优解。该算法的核心原理包括随机初始化种群，适应度评估，选择、交叉和变异操作，以及更新种群。GA 具有广泛的适用性和强大的全局搜索能力，在解决复杂优化问题和大规模搜索空间方面表现突出[10]。但是传统的 GA 仍存在一些不足之处，例如收敛速度慢、求解精度较低等。鉴于此，本文在传统 GA 基础上，对交叉、变异操作进行了改进，并结合汽车排产实际问题，对于不同规模的订单，与传统 GA 和 DEA 进行对比分析，以此证明 IGA 的有效性。

1　问题描述

假设某汽车制造企业需要排产 n 个订单，每个订单有多种属性，例如订单号、整车物料编码、配置分类以及车顶套色等，这些订单在排产过程中会有多种约束条件。约束条件包括颜色切换次数、配置切换次数等常规约束。同时，针对某一属性，如车顶套色的结块大小，需要每种车顶套色根据指定数量进行交叉排产，如图 1 所示。

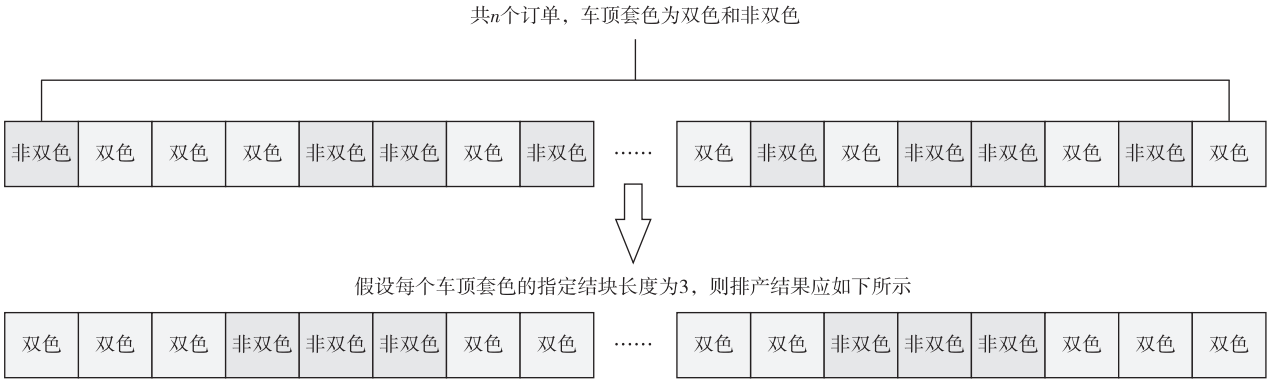

图 1　关于车顶套色的约束条件示意图

Fig. 1　Schematic diagram of constraint conditions for roof color matching

汽车企业的目标是在排产时间尽可能少的前提下，根据所有约束条件对这 n 个订单进行排产，使得最终排产结果满足企业需求。此外还应考虑以下约束条件：

1) 同一个位置只能同时排 1 个订单；

2) 配置分类与颜色分类切换次数必须小于指定次数；

3) 每个结块的车顶套色数量必须在指定区间内；

4) 车顶套色类型为双色的优先排产；

5) 在同一个属性结块中，同一个整车物料编码尽量相邻。

其中：约束 1)～约束 4)必须全部满足，约束 5)尽可能满足。

2　模型建立

根据汽车制造企业的实际需求，本文以最小化配置分类切换次数 F_1 和最小化颜色分类切换次数 F_2，以及最小化车顶套色结块长度平方差的和 F_3 这 3 个指标作为目标函数。其中配置分类切换次数是指在最终的排产结果中，从一种配置分类到另一种配置分类发生改变的次数。车顶套色交叉排产是指对于每种车顶套色，需根据指定的结块大小进行划分，然后不同车顶套色所对应的结块交叉排列。建立如下数学模型：

$$\min F_1 = \sum_{i=1}^{n-1} x_{i,i+1}, \tag{1}$$

$$\min F_2 = \sum_{i=1}^{n-1} y_{i,i+1}, \tag{2}$$

$$\min F_3 = \sum_{k=1}^{L} (D_k - S)^2。 \tag{3}$$

其中:

$$x_{i,i+1} = \begin{cases} 0, \text{第 } i \text{ 个订单与第 } i+1 \text{ 个订单配置分类属性相同;} \\ 1, \text{第 } i \text{ 个订单与第 } i+1 \text{ 个订单配置分类属性不同。} \end{cases}$$

$$y_{i,i+1} = \begin{cases} 0, \text{第 } i \text{ 个订单与第 } i+1 \text{ 个订单颜色分类属性相同;} \\ 1, \text{第 } i \text{ 个订单与第 } i+1 \text{ 个订单颜色分类属性不同。} \end{cases}$$

其中:$i=1,2,\cdots,n-1$;D_k 表示第 k 个车顶套色结块的长度;S 表示每个车顶套色结块的指定结块大小。

约束条件:

$$\sum_{i=1}^{n-1} x_{i,i+1} \leqslant N_{\max}, \tag{4}$$

$$\sum_{j=1}^{n-1} y_{j,j+1} \leqslant M_{\max}, \tag{5}$$

$$D_k \leqslant S_{\max}, \tag{6}$$

$$D_k \geqslant S_{\min}, \tag{7}$$

$$T_k = 0, k \text{ 为正奇数}, \tag{8}$$

$$T_k = 1, k \text{ 为正偶数。} \tag{9}$$

其中:

$$T_k = \begin{cases} 0, \text{表示第 } k \text{ 个结块车顶套色类型为双色;} \\ 1, \text{表示第 } k \text{ 个结块车顶套色类型为非双色。} \end{cases}$$

$N_{\max}$ 表示配置分类的最大切换次数;$M_{\max}$ 表示颜色分类的最大切换次数;$S_{\max}$ 表示每个车顶套色结块的长度上限;$S_{\min}$ 表示每个车顶套色结块的长度下限。

上述式子中,式(1)表示最小化配置分类切换次数;式(2)表示最小化颜色分类切换次数;式(3)表示最小化车顶套色结块长度平方差的和;式(4)、(5)分别表示配置分类与颜色分类的切换次数不能超过规定的值;式(6)与式(7)表示每个结块的车顶套色数量只能在指定区间内;式(8)表示奇数编号的车顶套色结块中,车辆采用双色涂装方案;式(9)表示偶数编号的车顶套色结块中,车辆采用非双色涂装方案。

3 IGA 在汽车企业排产问题中的应用

3.1 GA

3.1.1 数据编码

针对订单排产问题,本文采用的编码方式是使用一个长度为 n 的整数数组来表示排列,建立每一个订单与整数的一一映射,其中 n 表示订单个数。每个基因的取值为 1 到 n 之间不重复的整数,代表了排列中每个订单的位置。例如,假设订单个数为 4,则数组[2,1,4,3]表示第 1 个订单在第 2 个位置,第 2 个订单在第 1 个位置,第 4 个订单在第 3 个位置,第 3 个订单在第 4 个位置。这样在算法的求解过程中,只对整数进行相关的运算而不需要对字符串进行运算,会加快求解运算的速度[11]。

3.1.2 初始化

遗传算法初始种群为 $X_1, X_2, \cdots, X_N$,第 i 个个体为 $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \cdots, x_{i,n}]$,每个个体表示 1 个排产结果,其中:$N$ 表示种群规模且为偶数,n 表示每个个体的维度,$x_{i,n}$ 表示第 i 个体的第 n 个基因,即某一个订单排产结果中的某个订单。

3.1.3 确定适应度函数

本文对 3 个目标函数进行加权得到最终的适应度函数[12],表示为:

$$f = \min(a \times F_1 + b \times F_2 + c \times F_3), \tag{10}$$

其中:a,b,c 表示每个变量的权重,具体数值由下述方法可得。

首先，根据问题的约束条件及相对重要性，对每个权重参数确定初始取值范围。

然后，在这些初始参数范围内构建 1 个网格，并设定适当的步长 L，以穷举出所有的参数组合。对于每个参数组合，进行算法的迭代更新，并使用 3 个目标函数的最终数值来评估最优解质量，从而找出性能较好的区域。

最后，对于每个性能较好的区域，确定一定数量的随机搜索次数 M。在每次随机搜索中，从该区域内随机抽取 1 个参数组合，并进行算法的迭代更新和最优解质量评估。通过多次随机搜索，最终得到整个优化过程中的最优参数组合[13]。

通过结合网格搜索和随机搜索的方法，能够充分利用不同优化策略的优势。网格搜索会穷举所有可能的参数组合，对整个参数空间进行全面的探索，这可以确保找到全局最优解。而随机搜索则能够针对性地优化性能较好的区域，更好地覆盖参数空间，避免局部最优解，有助于找到更具泛化性的最优参数组合，提高最终解的质量。同时，相较于使用单一搜索方式，在时间效率上也都有明显的优势。具体流程如图 2 所示。

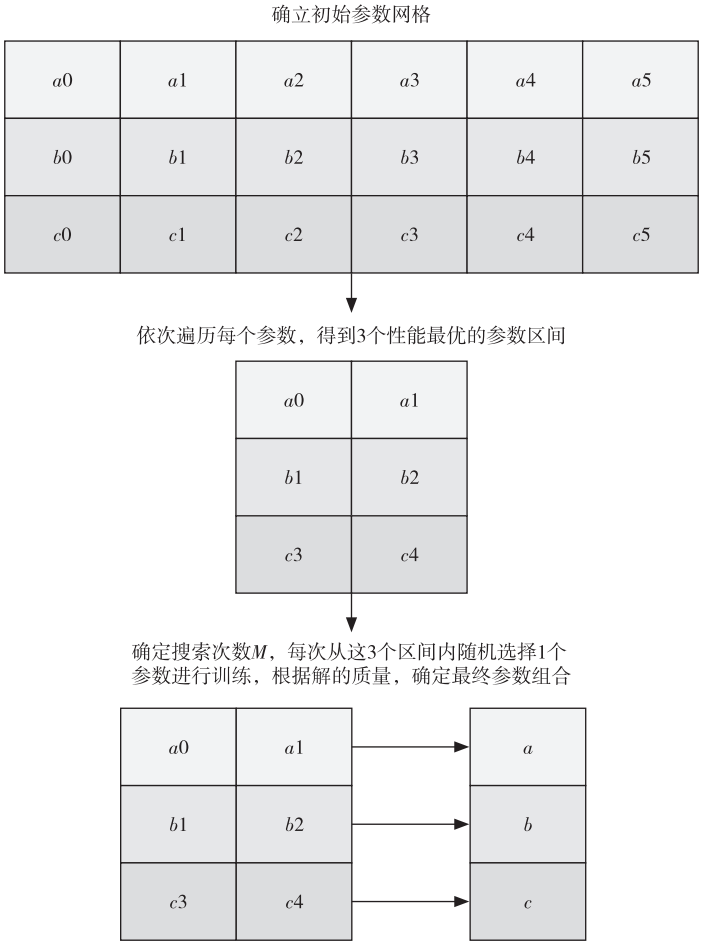

图 2　参数确定流程图

Fig. 2　Process diagram of parameter determination

3.1.4　选择操作

选择操作采用精英选择方式，对当前种群中的所有个体进行适应度评估，得到每个个体的适应度值，将种群按照适应度值从高到低进行排序，然后选择适应度值最高的 $N/2$ 个个体[14]，用于后续的交叉操作，其中 N 为偶数。

3.1.5　交叉操作

在传统遗传算法中，处理基因排序问题时通常采用顺序交叉[15]。在顺序交叉中，对于 2 个父代个体，从它们的染色体上随机选择 2 个交叉点，形成 1 个基因片段。然后，将父代 1 基因片段中的基因复制到子代 1 中，并从父代 2 的剩余基因中按照在父代 1 中出现的顺序，依次填充子代 1 的空白位置，以生成子代个体。

然而，由于 2 个交叉点的选择过于随机，基因片段的长度充满不确定性，特别对于基因数目较多的个体，长度过短或过长都会对整个算法产生影响。当基因片段长度过短时，交叉操作没有足够的基因片段来保留父代个

体的重要特征,可能导致生成的子代个体间过于相似,缺乏多样性,且降低了算法的收敛速度;基因片段长度过长,子代个体继承了太多父代的基因,对于算法的搜索能力有很大影响,容易陷入局部最优解。

同时,结合目标函数考虑了车顶套色需按照指定数量进行交叉排产这一特殊约束条件,希望在保证个体多样性和算法搜索能力的前提下,交叉操作在后期迭代更新时尽可能减少对每个结块数量的影响。基于此,在传统顺序交叉操作的基础上进行改进,得到了IGA的交叉操作,具体如下。

对于2个父代个体,随机选择 m 个基因片段,每个基因片段长度固定为 l,然后按照传统顺序交叉的方式,将父代1的 m 个基因片段直接复制到子代中,再从父代2中将子代1缺少的基因按照顺序填入,生成子代个体。

这种改进交叉操作由于固定了交叉片段的个数与长度,避免了传统顺序交叉随机性过强的问题;同时,结合了每个结块的车顶套色数量,与顺序交叉相比,改进交叉操作倾向于对多个结块的基因进行改变,保持了个体的局部特征,避免了过度改变整个个体的基因结构,从而大大减少了交叉操作对每个结块数量的影响。交叉操作流程如图3所示。

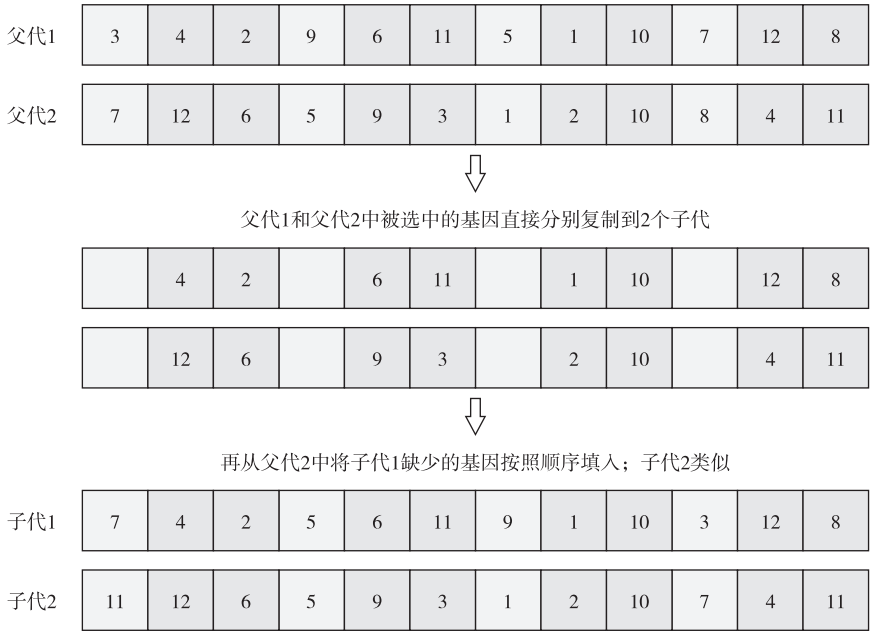

图3 交叉操作演示图

Fig. 3 Demonstration diagram of cross operation

3.1.6 变异操作

在传统遗传算法中,处理基因排序问题时有多种变异操作,包括插入变异、交换变异以及逆序变异等,本文采取了4种搜索策略。

1) 搜索结构 N_1:随机选择1个基因位置,将该位置的基因插入到另一个随机位置;

2) 搜索结构 N_2:随机选择2个基因进行位置交换;

3) 搜索结构 N_3:随机选择2个基因,将这2个基因之间的基因片段进行逆序操作,如图4所示。

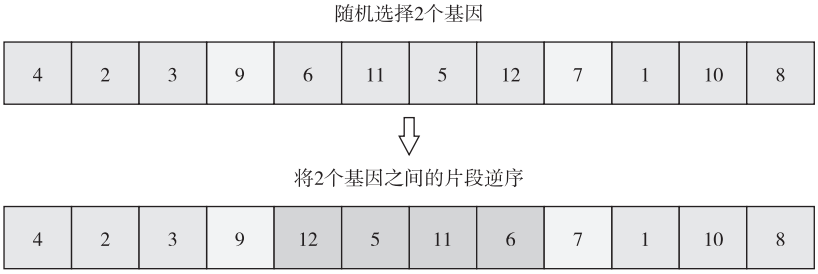

图4 搜索结构 N_3 演示图

Fig. 4 Demonstration of search structure N_3

4）搜索结构 N_4：随机选择 2 个相同长度的基因片段，将这 2 个基因片段进行位置互换，如图 5 所示。

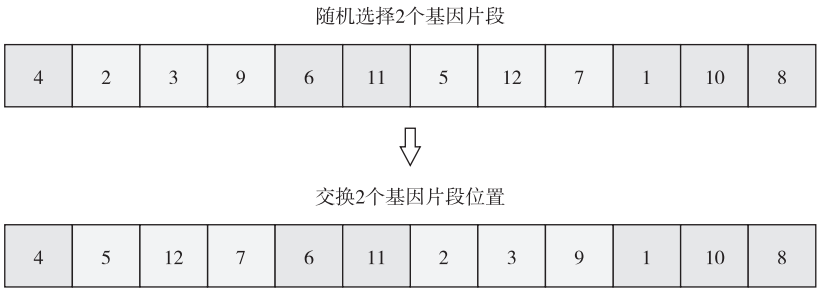

图 5　搜索结构 N_4 演示图

Fig. 5　Demonstration of search structure N_4

结合目标函数考虑了最小化配置分类的切换次数，需要每一种配置分类尽可能集中，根据这一约束，插入变异会优于交换变异和逆序变异，因为在实际数据订单中，配置分类的类型数目远小于订单数，被选择的变异基因与插入位置的基因很大概率相同，所以会使得插入变异方式在每次迭代时每种配置分类更加集中，切换次数更少，一定程度上提高了收敛速度。而交换变异和逆序变异在算法后期的收敛速度相较于插入变异更缓慢，很难找到最优解。

同时，为了进一步提高收敛速度，不再随机选择 1 个基因进行变异，而是根据具体属性选择某个特定的基因片段。改进变异操作如图 6 所示，具体过程如下。

在每次迭代更新时，都会遍历每个个体配置分类或颜色分类发生改变的订单，将这些订单所对应的基因存储到同一个列表里，然后从中随机选择 1 个基因，以该基因为初始点，生成 1 个长度在区间$[A,B]$内的片段，得到 1 个需要变异的基因片段，最后将此片段随机插入到某一个位置，完成变异操作。

由于变异操作不再随机选择变异基因，而是从配置分类和颜色分类发生了改变的基因中选择，这样就避免了算法很难寻找到最优解的问题，同时还提高了算法的收敛速度。

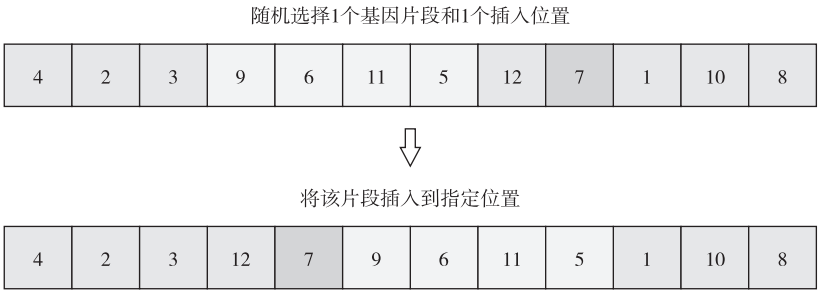

图 6　变异操作演示图

Fig. 6　Demonstration of mutation operation

3.1.7　计算适应度函数值

根据式(10)计算种群个体的适应度函数值，判断函数值是否达到要求，如满足则终止；否则对种群进行更新，进行反复迭代，直到满足终止条件。

3.1.8　更新种群

将被选择的 $N/2$ 个个体与完成了变异操作的 $N/2$ 个个体进行合并，形成 1 个新的种群。

3.2　IGA 流程

综上所述，求解汽车企业订单排产问题的 IGA 步骤为：

第 1 步，初始化参数 a,b,c,l,A,B,T,L,M。

第 2 步，采用整数编码方式生成初始种群，并计算适应度值。

第 3 步，使用 IGA 进行迭代优化。

第 4 步，判断是否达到最大迭代次数或得到全局最优解，如满足则终止，否则转到第 3 步。

具体过程如图 7 所示。

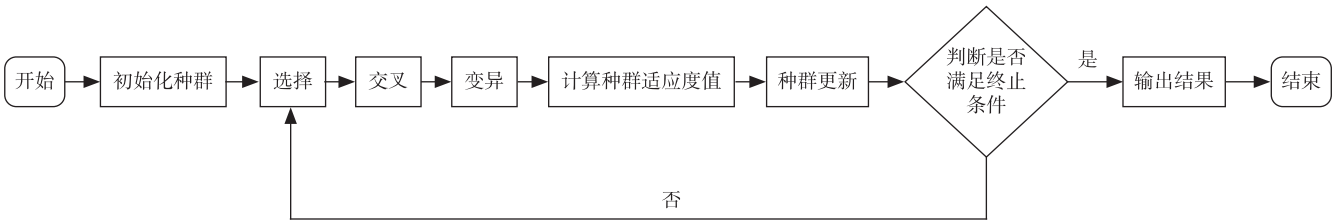

图7 IGA流程图

Fig. 7 Flowchart of IGA

4 实验仿真

4.1 数据实例

本文使用某大型汽车企业的数据进行测试。其中需要排产的订单1 000个,颜色分类6种,配置分类4种,车顶套色分为双色和非双色。数据案例如表1所示。

表1 数据案例表

Tab. 1 Data case table

订单号	整车物料编码	车型分类	颜色分类	配置分类	车顶套色	动力类型
A10000001	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
A10000002	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
A10000003	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
A10000004	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
…	…	…	…	…	…	…
A10000998	PNO0000012	5型	黑	5型燃油	非双色	燃油
A10000999	PNO0000013	5型	红	5型燃油	双色	燃油
A10001000	PNO0000013	5型	红	5型燃油	双色	燃油

4.2 参数设置和对比算法

IGA参数设置如下:种群大小 $N=64$,迭代总次数 $T=3\ 000$,结块数量上限 $S_{\max}=12$,结块数量下限 $S_{\min}=8$,权重 $a=1$,$b=0.75$,$c=1.25$,基因片段长度 $l=8$,$A=2$,$B=8$。

本文选择的对比算法是使用传统顺序交叉和非改进变异操作的GA以及DEA。

DEA是一种基于现代智能理论的优化算法,通过群体内个体之间的相互合作与竞争产生的群体智能来指导优化搜索的方向。该算法的基本思想是:从1个随机产生的初始种群开始,通过把种群中任意2个个体的向量差与第3个个体求和来产生新个体,然后将新个体与当代种群中相应的个体比较,如果新个体的适应度优于当前个体的适应度,则在下一代中用新个体取代旧个体,否则仍保存旧个体。通过不断地进化,保留优良个体,淘汰劣质个体,引导搜索向最优解逼近[16]。

4.3 评价指标

由于配置切换过多会影响生产效率,颜色切换会产生颜料清洗和处理成本,结块数量过大会在生产过程中引起堵线。所以本文根据实际场景选择以下评价指标:配置分类切换次数 F_1、颜色分类的切换次数 F_2 和车顶套色结块长度平方差和 F_3。

4.4 实验结果分析

表2表示3种算法求解企业实际1 000个订单数据时的最小化配置 F_1、F_2 和 F_3 的实现结果。可以发现,IGA在规定的迭代次数内,$F_1=8$,$F_2=39$,达到了指定要求,远小于GA的实现结果31次和65次。且 $F_3=108$,相较于GA的实现结果132也更少。这表明IGA可以保证在求解汽车企业订单排产问题上解的质量。

表 2　3 种算法实现结果

Tab. 2　Implementation results of three algorithms

目标函数	算法		
	IGA	GA	DEA
F_1	8	31	14
F_2	39	65	52
F_3	108	132	121

为了进一步验证 IGA 的寻优性能，实验还使用 3 种算法分别对 4 个随机生成的不同规模的订单数据进行处理，并画出迭代曲线图。图 8 依次表示 3 种算法在处理 1 500、1 200、900 和 600 个订单时的适应度函数曲线图。

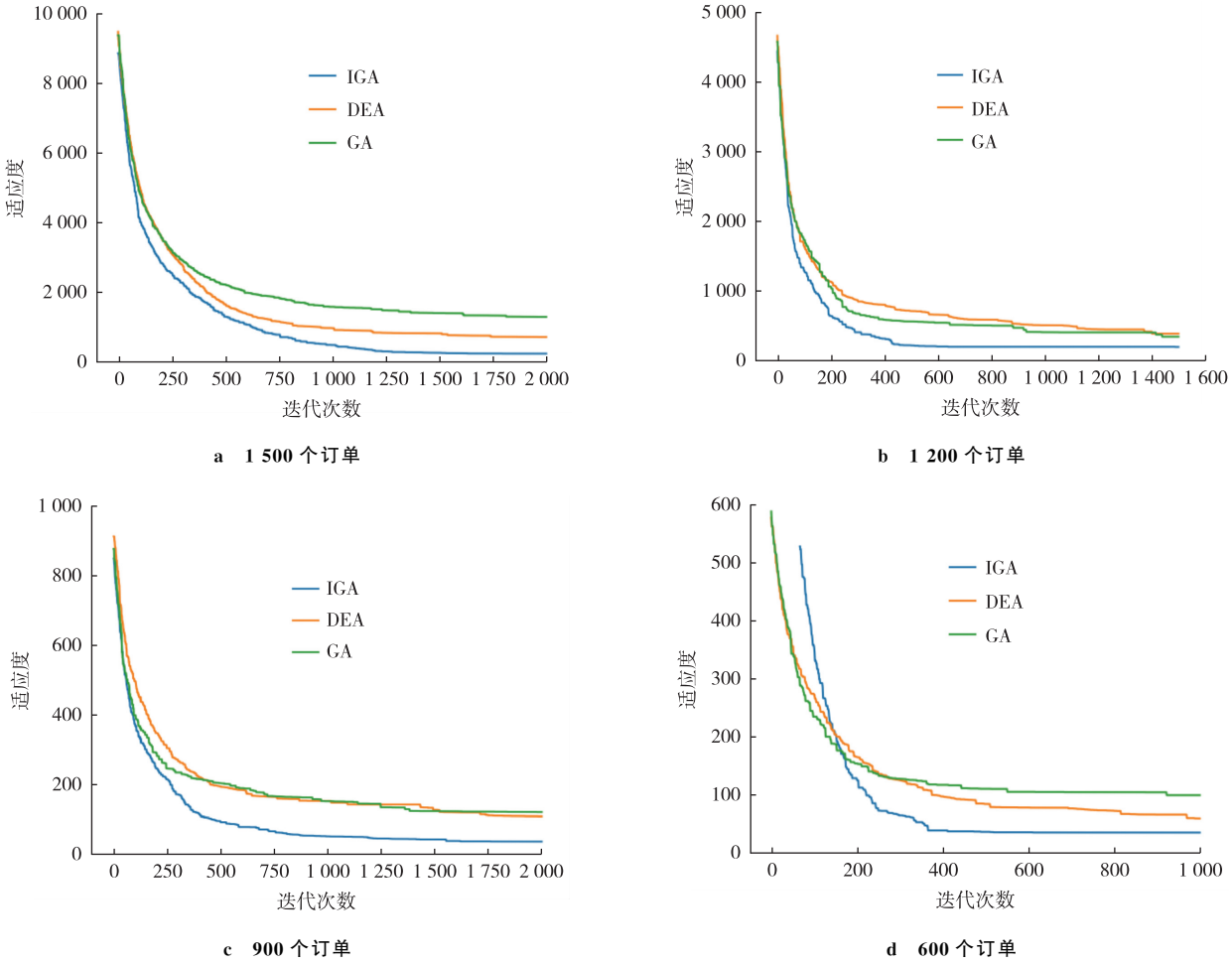

图 8　3 种算法适应度函数曲线图

Fig. 8　Fitness function curve of three algorithms

从图 8 可以看出，IGA 在前期的收敛速度更快且不容易陷入局部最优解。在求解 1 500 个订单的排产结果时，收敛速度明显优于其他 2 种算法，IGA 大约在 1 500 次迭代后就得到了最优解，而其他 2 种算法则需要迭代接近 2 000 次才能得到最优解，且 IGA 最优解的质量也明显优于其他 2 种算法。这表明，IGA 在处理大规模的排产问题时，求解速度和解的质量都要优于其他 2 种算法，也体现出 IGA 中改进的交叉操作和变异操作具有较高的有效性，大幅度提升了算法的收敛速度和求解精度，突显了 IGA 的优越性。

表 3 是基于 IGA 求解得到的汽车企业最终排产表，可以看出，最终的结果满足企业的约束条件：1）同一个位置只能同时排 1 个订单；2）配置分类与颜色分类切换次数必须小于指定次数；3）每个结块的车顶套色数量必须在指定区间内；4）车顶套色类型为双色的优先排产。

表3 基于IGA得到的汽车企业最终排产表

Tab.3 Final production schedule of automobile enterprises based on IGA

订单号	整车物料编码	车型分类	颜色分类	配置分类	车顶套色	动力类型
A10000178	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000148	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000184	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000181	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000182	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000154	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000183	PNO0000016	5型	白	5型混动	双色	混动
A10000162	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000160	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000193	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000157	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000188	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000052	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
A10000015	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
A10000028	PNO0000001	1型	黑	出口	非双色	混动
…	…	…	…	…	…	…
A10000159	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000187	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000180	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000189	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000153	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动
A10000192	PNO0000015	5型	紫	5型混动	双色	混动

5 结束语

本文针对多目标汽车企业排产问题提出了一种IGA,以最小化2种类型切换次数和最小化车顶套色结块长度平方差的和为目标,建立多目标优化模型。首先,对数据进行整数编码,实现每个订单与整数之间的映射,使得IGA可以应用到企业排产问题。其次,结合了网格搜索和随机搜索,确立适应度函数的权重。同时考虑了4种搜索策略,并结合目标函数,在传统GA上对交叉和变异操作进行了改进,提高了算法的收敛能力。最后,通过企业的实际数据证明了IGA的有效性和收敛能力。研究为智能优化算法在求解复杂企业排产问题提出了一种新的解决思路。

参考文献:

[1] RUDEK R. The single machine total weighted completion time scheduling problem with the sum-of-processing time based models:strongly NP-hard[J]. Applied Mathematical Modelling,2017,50:314-332.

[2] LI F Y,GAO L F,ZHANG Y B,et al. Hierarchical operation switch schedule algorithm for energy management strategy of hybrid electric vehicle using adaptive dynamic programming[J]. Sustainable Energy,Grids and Networks,2023,35:101107.

[3] LI X,VENTURA J A. Exact algorithms for a joint order acceptance and scheduling problem[J]. International Journal of Production Economics,2020,223:107516.

[4] HAN W W,DENG Q W,GONG G L,et al. Multi-objective evolutionary algorithms with heuristic decoding for hybrid flow shop scheduling problem with worker constraint[J]. Expert Systems with Applications,2021,168:114282.

[5] LOUKIL T,TEGHEM J,FORTEMPS P. A multi-objective production scheduling case study solved by simulated annealing[J]. European Journal of Operational Research,2007,179(3):709-722.

[6] DE ATHAYDE PRATA B, RODRIGUES C D, FRAMINAN J M. A differential evolution algorithm for the customer order scheduling problem with sequence-dependent setup times[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 189: 116097.

[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.
SUN S Q, CHEN S H. Flexible flow-shop scheduling problem based on dragonfly algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(S1): 37-40.

[8] WU C C, YANG T H, ZHANG X G, et al. Using heuristic and iterative greedy algorithms for the total weighted completion time order scheduling with release times[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 913-926.

[9] TSENG L Y, LIN Y T. A hybrid genetic algorithm for no-wait flowshop scheduling problem[J]. International Journal of Production Economics, 2010, 128(1): 144-152.

[10] YUAN M H, LI Y D, ZHANG L Z, et al. Research on intelligent workshop resource scheduling method based on improved NSGA-II algorithm[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2021, 71: 102141.

[11] 金秋,王清岩,原博文.基于改进遗传算法的柔性作业车间调度研究[J].制造技术与机床,2024(4):167-172.
JIN Q, WANG Q Y, YUAN B W. Research on flexible job-shop scheduling based on improved genetic algorithm[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2024(4): 167-172.

[12] 武韶敏,胡晓兵,王江武,等.改进遗传算法求解面向订单多目标排产问题[J].机械设计与制造,2018(3):102-104.
WU S M, HU X B, WANG J W, et al. Multi-objective scheduling problem solution in make-to-order production via improved genetic algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2018(3): 102-104.

[13] 李海霞,宋丹蕾,孔佳宁,等.传统机器学习模型的超参数优化技术评估[J].计算机科学,2024,51(8):242-255.
LI H X, SONG D L, KONG J N, et al. Evaluation of hyperparameter optimization techniques for traditional machine learning models[J]. Computer Science, 2024, 51(8): 242-255.

[14] CHEN N L, XIE N M, WANG Y Q. An elite genetic algorithm for flexible job shop scheduling problem with extracted grey processing time[J]. Applied Soft Computing, 2022, 131: 109783.

[15] 陈磊,霍永亮,霍波陶.基于混合遗传算法的物流车辆调度优化[J].重庆师范大学学报(自然科学版),2015,32(2):7-12.
CHEN L, HUO Y L, HUO B T. Vehicle schedule optimization of logistics based on combinational genetic algorithm[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2015, 32(2): 7-12.

[16] HAN Y X, YAN X L, GU X S. Novel hybrid discrete differential evolution algorithm for the multi-stage multi-purpose batch plant scheduling problem[J]. Applied Soft Computing, 2022, 115: 108262.

Operations Research and Cybernetics

Research on Automobile Production Order Scheduling Problem Based on Improved Genetic Algorithm

ZHANG Shun, ZHANG Yukai, ZHANG Xingong, WANG Hui

(School of Mathematical Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: The order scheduling problem is studied under various constraint conditions. A scheduling model is established with the goal of minimizing the number of switching between two types and minimizing the sum of squared differences in the length of the car roof color blocking, and an improved genetic algorithm (IGA) is designed to solve the problem. The model is constructed through linear weights, which the weights are adjusted by combining grid search and random search to reflect the corresponding constraint priority based. During the solving process, integer encoding was applied to the data orders, and an improved sequential crossover operation was adopted, as well as four neighborhood search strategies, which improved the mutation operation in traditional genetic algorithms. By testing actual data orders of enterprises and comparing them with traditional genetic algorithms (GA) and differential evolution algorithms, the optimization effect is obtained and convergence ability of the IGA proposed are significantly improved. The IGA proposed can be solved the problems of low solution accuracy, poor convergence effect, and low constraint satisfaction rate in traditional GA.

Keywords: improved genetic algorithm; order scheduling issues; differential evolution algorithm; scheduling

(责任编辑 黄 颖)