

基于动态学习和个体淘汰的鲸鱼算法 求解订单接受与调度问题

任丹萍¹, 郑子威², 陈湘国¹

(1. 河北工程大学 信息与电气工程学院, 河北 邯郸 056038; 2. 河北工程大学 河北省
安防信息感知与处理重点实验室, 河北 邯郸 056038)

摘要: 结合订单型企业生产线的实际情况, 在传统的订单接受与调度模型的基础上加入因客户优先级而带来的订单拒绝成本这一重要因素, 并使用新型的鲸鱼优化算法(WOA)进行求解。WOA被提出是用于求解实数域的问题而且存在容易陷入局部最优的缺陷, 针对这一问题提出一种改进的鲸鱼优化算法(IWOA)。使用基于排序和偏离度的编码方式用于求解订单接受与调度模型的整数域问题。加入向历史个体动态学习策略在一定程度上避免算法出现早熟。为了防止鲸鱼个体在随机搜寻的过程中偏离最优方向从而影响收敛速度, 利用遗传算法的交叉选择策略淘汰劣质个体。通过实验将IWOA和WOA以及改进的灰狼算法(HGWO)分别求解订单接受与调度模型并进行比较, 证明了IWOA对模型的求解结果、结果的稳定性以及算法本身的收敛速度、初始解的优质程度等方面都优于其它两种算法。

关键词: 订单接受与调度; 拒绝成本; 改进鲸鱼优化算法; 动态学习

中图分类号: TP3

文献标识码: A

Whale Optimization Algorithm Based on Dynamic Learning and Individual Elimination Strategy to Solve Order Acceptance and Scheduling Problems

REN Danping¹, ZHENG Ziwei², CHEN Xiangguo¹

(1. School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan,
Hebei 056038, China; 2. Hebei Key Laboratory of Security & Protection Information Sensing
and Processing, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

Abstract: Combined with the actual situation of the production line of order-oriented enterprises, the important factor of order rejection cost due to customer priority was added to the traditional order acceptance model, and the new whale optimization algorithm (WOA) was used to solve the problem. WOA was proposed to solve real number domain problems and had the defect of easily falling into local optimum. To solve this problem, an improved whale optimization algorithm (IWOA) was proposed. The coding method based on ranking and deviation degree was used to solve the integer domain problem of the order acceptance model. Adding a dynamic learning strategy from historical individuals could avoid premature algorithms to a certain extent. In order to prevent whale individuals from deviating from the optimal direction in the process of random search and thus affecting the convergence speed, the cross-selection strategy of genetic algorithm was used to eliminate inferior individuals. The experiment compares IWOA with WOA and the improved gray wolf algorithm (HGWO), which proves the advantages of IWOA in solving the order acceptance model, the stability of result, the convergence speed of the algo-

收稿日期: 2021-08-01

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFF0301004)

作者简介: 任丹萍(1984-), 女, 河北邯郸人, 博士, 副教授, 从事宽带通信网络方面的研究。

rhythm itself and the quality of initial solution, etc.

Key words: order acceptance and scheduling; rejection cost; improved whale optimization algorithm; dynamic learning

对于按订单生产型企业(Make To Order, MTO),在收到来自客户的订单时,要根据生产线的实际生产能力考虑订单的完工时间以及订单的最终收益。当订单不能按时完工,不仅需要承担延迟的惩罚还会对企业的信誉有所影响,造成客户的流失。所以企业如果想获得最大的收益,那么有选择性地接受订单和合理地安排订单的生产尤为重要。针对订单的接受与调度问题,已经有很多的学者对此建立了相关的数学模型并提出了多种智能优化算法进行求解。Oguz等人^[1]较早地对考虑了订单延迟惩罚的订单接受与调度问题进行了研究,并提出了迭代启发式算法,使用模拟退火算法概念来处理所选订单的排序。Xie等人^[2]使用改进的蜂群算法来解决带有延迟惩罚的订单调度问题。Noroozi等人^[3]使用粒子群算法与遗传算法相结合的混合算法进行求解订单调度问题并证明了混合算法的优势。宋李俊等人^[4]针对多机器下的订单接受与调度问题提出了双层编码的遗传算法,使用将订单顺序和机器顺序分开编码的方式进行求解。Wang等人^[5]提出一种基于列表调度的多目标孤雌遗传算法求解多机器生产环境下的订单调度问题。Guhlich等人^[6]在按需生产的背景下,对随机的订单生产需求,结合出价格收入 and 基于清算功能的订单下达计划来建立决策模型。王雷等人^[7]考虑了生产线有限缓冲区的问题,在订单接受与调度模型中加入缓冲区的成本这一要素,并使用和声搜索算法和变邻域搜索的混合方法进行求解。Ou等人^[8]限制了订单的拒绝数量,并提出两种启发式算法进行求解,通过实验对算法的时间复杂度进行分析。王思涵等人^[9]采用新型的鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)来求解生产线中车间调度的问题并取得了良好的成效。吕新桥等人^[10]使用新型的灰狼优化算法(Gray Wolf Optimization, GWO)应用在车间调度的问题当中并与传统的优化算法作比较,证明了其更有优势。

本文在以上传统的订单接受与调度模型的基础上加入订单拒绝成本这一重要因素,并采用新型的智能优化算法WOA应用在模型当中。针对WOA依然存在像其它寻优算法容易陷入局部最优的缺点,而且不能直接用于求解订单接受与调度

这类整数域问题。本文提出改进的鲸鱼优化算法(IWOA),从编码方式、种群初始化、动态学习、个体淘汰多个方面对WOA进行了改进,使其可以应用于订单接受与调度模型当中,并在一定程度上改善了算法本身过早收敛的缺陷。最后将IWOA和WOA以及文献[10]中改进的灰狼优化算法(HGWO)进行实验对比,证明了IWOA在订单接受与调度问题上的求解效果更好。

1 订单接受与调度问题描述及建模

企业在收到来自客户的订单时,安排合理的生产计划的关键在于结合生产线的实际生产能力和影响订单收益的各种因素建立贴合实际的数学模型。本文研究的订单接受与调度问题描述如下:

(1)在某一时间共有 N 个订单等待排产,订单可以有选择性的接受。以下公式中 A_i 为1代表 i 号订单被接受,0表示 i 号订单不被接受。

$$A_i = \{0, 1\} \quad (1)$$

(2)生产线有 M 个节点,每个节点只有一台加工机器,每种订单都会经过 M 个节点处理,若订单在交货期后完成产生延时惩罚。以下公式中 SLP_i 表示订单 i 产生的延时惩罚, LP_i 代表 i 号订单的单位延迟惩罚; $FT_{i,m}$ 代表 i 号订单在 m 号机器上的完工时间; DT_i 代表 i 号订单的交货时间。

$$SLP_i = LP_i \times \max\{FT_{i,m} - DT_i, 0\} \quad (2)$$

(3)若订单在交货期前完成会积压在库存产生库存成本。以下公式中 SSP_i 表示订单 i 产生的库存成本。

$$SSP_i = SP_i \times \max\{DT_i - FT_{i,m}, 0\} \quad (3)$$

(4)订单分为 F 种类型,若当前订单和上一个加工的订单类型相同时,机器没有准备时间;若当前订单和上一个加工的订单类型不相同,存在机器切换的准备时间。以下公式中 $HT_{j,i-1,i}$ 表示 j 节点上的机器从订单 $i-1$ 类型切换到订单 i 的时间, $ST_{i,j}$ 表示订单 i 在 j 节点的开始时间,式(4)为约束条件,表示订单 i 在 j 节点的开始时间大于等于订单 i 在上一个节点的完工时间并且大于等于上个订单在 j 节点的完工时间加上 j 节点上的机器从订单 $i-1$ 类型切换到订单 i 的时间。

$$\max\{FT_{i,j-1}, FT_{i-1,j} + HT_{j,i-1,i}\} \leq ST_{i,j} \quad (4)$$

(5) 订单在当前节点加工完成则马上进入下一个节点进行加工,无需等待;如果下一个节点机器正在加工其他订单,则当前订单需要等待。以下公式中 $WT_{i,j}$ 代表 i 号订单在 j 号机器的等待时间,式(5)为约束条件,表示订单 i 在 j 节点的等待时间等于上个订单在 j 节点的完工时间加上 j 节点上的机器从订单 $i-1$ 类型切换到订单 i 的时间减去订单 i 在上个节点的完工时间。

$$WT_{i,j} = \max\{FT_{i-1,j} + HT_{j,i-1,i} - FT_{i,j-1}, 0\} \quad (5)$$

(6) 订单在节点间等待时会进入缓冲区,订单在缓冲区等待时会存在缓冲成本。以下公式中 SWP_i 表示订单 i 产生的缓冲区成本, WP_i 代表 i 号订单的单位缓冲区成本, SP_i 代表 i 号订单的单位库存成本。

$$SWP_i = WP_i \times \sum_{j=1}^M WT_{i,j} \quad (6)$$

(7) 如果订单的最终收益赔钱,并且价格在毁约金以上,则撤销该订单并支付毁约金。以下公式中 P_i 表示订单 i 的最终收益, BP_i 表示订单 i 的违约金,式(7)为约束条件,表示订单 i 的最终收益要大于订单的毁约金。

$$P_i = \max\{P_i, -1 \times BP_i\} \quad (7)$$

(8) 如果拒绝掉客户的订单会产生拒绝成本。以下公式中 SRP_i 表示订单 i 产生的拒绝成本, RP_i 代表 i 号订单的拒绝成本。

$$SRP_i = (1 - A_i) \times RP_i \quad (8)$$

(9) 以下公式中 $PT_{i,j}$ 表示订单 i 在 j 节点的加工时间,式(9)为约束条件,表示订单 i 在 j 节点的开始时间等于订单 i 在上一个节点的结束时间加上订单 i 在 j 节点的等待时间,式(10)为约束条件,表示订单 i 在 j 节点的完工时间等于订单 i 在 j 节点的开始时间加上订单 i 在 j 节点的加工时间。

$$ST_{i,j} = FT_{i,j-1} + WT_{i,j} \quad (9)$$

$$FT_{i,j} = ST_{i,j} + PT_{i,j} \quad (10)$$

根据以上问题描述建立的最终表示订单实际收益的数学模型如式(11)所示,公式中 MP_i 代表 i 号订单的市场收益。

$$f(N) = \sum_{i=1}^N [A_i \times (MP_i - SLP_i - SSP_i - SWP_i) - SRP_i] \quad (11)$$

2 标准鲸鱼优化算法

对于像订单调度这类 NP-hard 问题,是无法求

解到最优解的,使用类似先来先服务、短订单优先、最短交货期优先等标准的、确定型的调度算法求解结果并不可靠,而使用不断寻优的智能优化算法求解效率更高。WOA 是模仿鲸鱼捕食这一生物特性而提出的新型智能优化算法,具有参数少、寻优能力强的特点,而且收敛速度和精度优于传统智能优化算法^[11]。在算法中每一个鲸鱼个体的位置就可以代表求解函数的一个目标解,即代表一种订单调度结果。WOA 包含三种更新位置的方式,分别为包围捕食、螺旋更新、搜寻猎物,鲸鱼首先通过搜寻猎物逐渐获取猎物的相关信息,然后通过包围猎物和螺旋靠近的方式不断地靠近猎物,最终找到猎物,即找到问题的最优解^[12]。

2.1 包围猎物

鲸鱼在寻找到目标猎物后,便包围捕获猎物,即向猎物位置前进,在寻优问题中目标猎物就是当前的最优个体,种群中的鲸鱼个体在迭代过程中向最优个体位置前进,位置更新公式如式(12)所示,当 $p < 0.5$ 并且 $|A| < 1$ 时采用鲸鱼当前方式进行移动。

$$x(t+1) = x_{\text{best}}(t) - A \times D \quad (12)$$

$$D = |C \times x_{\text{best}}(t) - x(t)| \quad (13)$$

$$A = 2 \times a \times r_1 - a \quad (14)$$

$$C = 2 \times r_2 \quad (15)$$

$$a = 2 - 2 \times t/t_{\text{max}} \quad (16)$$

式中: t 为迭代搜寻次数; t_{max} 是最大迭代次数; $x(t)$ 为鲸鱼位置; $x_{\text{best}}(t)$ 是全局最优位置; A 和 C 为系数矩阵; r_1 和 r_2 是 $[0, 1]$ 均匀分布随机数; a 为收敛因子,从 2 到 0 线性递减; p 为 $[0, 1]$ 均匀分布随机数。

2.2 旋转搜寻

鲸鱼在靠近猎物过程中,采用螺旋的方式进行移动,搜索路径中可能存在的最优解,位置更新公式如式(17)所示,当 $p \geq 0.5$ 时采用鲸鱼当前方式进行移动。

$$x(t+1) = x_{\text{best}}(t) + D \times e^{bl} \times \cos 2\pi l \quad (17)$$

式中 b 为常数 1,可以改变螺旋的形状; l 为 $[-1, 1]$ 均匀分布随机数。

2.3 随机搜寻

鲸鱼向随机的个体方向移动,进行全局搜索,位置更新公式如式(18)所示,当 $p < 0.5$ 并且 $|A| \geq 1$ 时采用鲸鱼当前方式进行移动。

$$x(t+1) = x_{\text{rand}}(t) - A \times |C \times x_{\text{rand}}(t) - x(t)| \quad (18)$$

式中 $x_{\text{rand}}(t)$ 为一个随机的鲸鱼位置。

3 改进鲸鱼优化算法

虽然 WOA 在寻优效率和求解精度等方面优于其他传统优化算法,但是依然存在易陷入局部最优、易偏离全局最优方向的问题。针对这些问题本文分别在编码、种群初始化、向历史个体动态学习、淘汰劣质个体 4 方面进行了改进。

3.1 基于排序和偏离度的编码方式

WOA 被提出是用来解决连续问题的,其解空间是实数域^[13]。但是订单接受与调度问题是整数域问题,每一个鲸鱼个体必须可以代表一个订单的加工顺序,文献[13]使用按照鲸鱼个体大小排序来确定车间的加工顺序。本文采取文献[13]的思路,按照鲸鱼个体大小升序排序来确定订单的加工顺序,如表 1、表 2 所示。

表 1 原鲸鱼个体

Tab. 1 Primitive whale individual

索引	0	1	2	3
鲸鱼个体	2.48	0.17	2.61	1.08

表 2 排序后鲸鱼个体

Tab. 2 Whale individual after sorting

索引	1	3	0	2
鲸鱼个体	0.17	1.08	2.48	2.61

订单的加工顺序:1-→3-→0-→2,但是这种编码方式却不能表示含订单接受的问题,针对这一问题本文在此基础上引入基于偏离度的编码策略,计算鲸鱼个体每一维度和平均值的偏离度,拒绝偏离度大的订单,偏离度计算如式(19)所示:

$$p = |E_x - x| / E_x \quad (19)$$

式中 p 为偏离度; E_x 为均值; x 为鲸鱼个体每一维度的数值,则订单的接受情况如表 3 所示。

表 3 加入偏离度后鲸鱼个体

Tab. 3 Whale individual after adding the deviation degree

索引	1	3	0	2
鲸鱼个体	0.17	1.08	2.48	2.61
偏离度	0.89	0.31	0.56	0.65

若取 p 为 0.7,1 号订单的偏离度大于 p ,则接受后的订单顺序为 3-→0-→2。

3.2 基于二次反向学习和混沌序列的种群初始化策略

初始化的种群质量影响着整个算法的收敛速度和寻优效果,WOA 采用随机的种群初始化方式并不能保证种群的多样性与优质性。孟磊等^[14]提出二次反向学习应用于分布估计算法并取得了良好的效果。本文将二次反向学习策略应用于 WOA 并进行改进,在二次反向学习的基础上加入混沌序列,混沌映射可以用来生成混沌序列,在种群初始化方面混沌映射产生的混沌序列比伪随机数有更好的效果。比较常用的离散混沌映射是 Tent 混沌映射和 logistic 混沌映射,而且 Tent 混沌映射比 logistic 混沌映射具有更好的均匀遍历特性^[15]。本文将 Tent 混沌序列和二次反向学习相结合应用于 WOA 保证种群的多样性与优质性。具体公式如下:

Tent 混沌映射:

$$z_{k+1} = \begin{cases} z_k/p, & 0 < z_k < p \\ (1-z_k)(1-p), & p \leq z_k < 1 \end{cases} \quad (20)$$

式中,参数 p 和混沌序列 z_k 都在区间 $(0,1)$ 之间。

初始种群:

$$x_i^0 = (a_i - b_i) \times z_i + b_i \quad (21)$$

式中 a_i 表示鲸鱼个体的上界; b_i 表示鲸鱼个体的下界。

反向点:

$$x_i^1 = a_i + b_i - x_i^0 \quad (22)$$

二次反向点:

$$x_i^2 = \text{rand}(x_i^m, x_i^1) \quad (23)$$

式中: $x_i^m = (a_i + b_i)/2$,rand 代表区间内均匀分布的函数。

3.3 动态学习策略

WOA 在旋转搜寻和包围猎物的过程中都是向最优的区域靠拢,但是当前的最优位置有可能是局部最优,在这种情况下若只有当前最优个体指导鲸鱼种群的移动方向,即每次迭代过程中种群中的鲸鱼个体都向当前局部最优个体靠拢,很容易使算法出现早熟,针对这个问题,本文受到 GWO 利用三个领头狼共同指导灰狼个体位置移动策略的启发,在 WOA 中保留历史最优的个体,让当前最优个体和历史最优个体进行信息交流,共同指导当前迭代个体的移动方向,这样以来即使当前最优个体是局部最优,因为还有历史最优个体对鲸鱼移动位置的指导,在极大程度上可以使鲸鱼

种群跳出当前局部最优,原公式(12)和公式(17)变为以下公式:

$$x(t+1) = x_{\text{best}}(t) - A \times D + L(t) \times (x_{\text{history}}(t) - x(t)) \quad (24)$$

$$x(t+1) = x_{\text{best}}(t) + D \times e^{bl} \times \cos 2\pi l + L(t) \times (x_{\text{history}}(t) - x(t)) \quad (25)$$

式中 $x_{\text{history}}(t)$ 代表历史最优个体。

$L(t) = \cos(t \times \pi) / (t_{\text{max}} \times 2)$ 为从1到0递减的非线性函数,使算法前期历史个体比重较大,增加搜索范围;算法后期历史个体比重较小,加快向最优个体的收敛速度。

3.4 个体淘汰策略

当WOA随即搜寻时,是向随机的位置靠拢,这种方法虽然能在一定程度上保证种群的多样性,但是容易产生偏离最优方向的劣质解,影响收敛速度。针对此问题,本文采用了遗传算法的交叉选择策略,每次迭代后,将种群按适应度排序并平均分为两部分,一部分为相对优质的个体,另一部分为相对劣质的个体,两部分进行两两算术交叉生成一个新的种群,让优质个体和劣质个体进行交叉可以保证种群的多样性;将原种群和新种群进行合并,按照适应度排序,淘汰合并后种群中的劣质个体,让保留下来的优质个体进入下一次迭代,保证种群的优质性。具体算术交叉公式如下:

$$x_i^{\text{new}} = p_1 \times x_j + p_2 \times x_i \quad (26)$$

$$x_j^{\text{new}} = p_2 \times x_j + p_1 \times x_i \quad (27)$$

式中 p_1 和 p_2 是 $[0,1]$ 中均匀分布的随机数, x_i 和 x_j 分别是原种群分为两部分后的优质个体和劣质个体; x_i^{new} 和 x_j^{new} 是产生的新种群中的个体。

3.5 算法步骤

经过改进后IWOA算法伪代码如算法1所示:

算法1 IWOA算法伪代码

- 按照式(23)方法初始化种群。
- 对种群进行编码。
- 按照式(11)计算种群适应度并进行排序。
- 保留当前最优个体。
- 按照式(16)计算 a 的值。
- 按照式(13)、(14)计算 D 、 A 的值。
- 如果 $p < 0.5$ 执行步骤(h),否则按照式(25)进行旋转搜寻。
- 如果 $\text{Math.abs}(A) \geq 1$ 按照式(18)进行随即搜寻,否则按照式(24)进行旋转搜寻。

(i)判断个体维度是否遍历完毕,若遍历完执行下一步,否则跳转步骤(g)。

(j)判断种群是否遍历完毕,若遍历完执行下一步,否则跳转步骤(f)。

(k)按照式(26)、(27)进行交叉选择。

(l)如果当前种群最优解>历史最优解则更新全局最优解和历史最优解。

(m)判断是否到达最大迭代次数,若到达输出当前最优值,否则跳转步骤(d)。

4 实验结果分析

本次实验设置的相关参数为:种群数量20;迭代次数400;生产线节点数4;订单数量10/20/30;开始加工时间0(当前时间);10订单下数据集如表4所示;除此之外还有单位缓冲区成本、每种订单在每个节点加工时间、机器切换时间等生产线数据参数。

表4 订单数据集

Tab.4 Order data set

订单号	市场收益/元	毁约惩罚/元	拒绝成本/元	单位延时惩罚/元	交货期/时	订单类型
0	4 100.0	2 400.0	600.0	400.0	50.0	0
1	4 900.0	4 000.0	320.0	120.0	23.0	1
2	4 400.0	3 000.0	400.0	200.0	18.0	2
3	6 900.0	8 000.0	350.0	150.0	40.0	3
4	4 400.0	1 850.0	400.0	200.0	26.0	4
5	6 200.0	5 000.0	500.0	300.0	31.0	1
6	4 800.0	2 000.0	700.0	500.0	40.0	0
7	4 400.0	3 000.0	450.0	200.0	26.0	1
8	3 400.0	5 000.0	540.0	300.0	12.0	2
9	6 850.0	6 000.0	1 000.0	1 200.0	35.0	4

通过迭代曲线图1所示,三条曲线分别代表3个算法的迭代过程,在不同订单规模下,以最终收益结果、初始收益值、收敛时间作为评价指标,比起HGWO和WOA,IWOA收益更高即更易跳出局部最优,收敛速度更快,初始种群也更加优质,而且在订单数量增加的情况下IWOA的优势也更加明显。

此次排程的甘特图如图2所示,订单顺序为9-7-5-1-6-0-3;拒绝订单号为2、4、8,总收益为32 484.5元;开始排产时间为0,即当前时刻;每个订单需要经过4个节点进行加工,由图2可以看出(由于空间问题中间5、1、6号订单没有展开),每个订单都需要经过4个加工节点加工,每

个订单的开始加工时间就是其在第一个节点的开始加工时间,完工时间就是其在最后一个节点的完工时间,因最开始开工的 9 号订单前面没有正在加工的订单,所以在每个节点都是无缝加工;下一个订单开始由于和之前的订单类型不同,在节点上需要等待机器的切换时间,所以并不是无缝加工;从第一个订单在第一个节点加工开始到最后一个订单在最后一个节点加工完成大约需要 54 个小时。

对 IWOA、WOA、HGWO, 3 个算法分别在 10 订单、20 订单、30 订单环境下进行多次排产,结果如表 5 所示,从表 5 中可以看出,IWOA 在收敛

速度和平均收益以及订单的接受情况上都明显优于其他两种算法。将每次实验中实际收益和平均收益的最大差值与平均收益的比值作为最大偏离度,则在 10 订单的环境下,IWOA 的收益最大偏离度为 1.6%,HGWO 为 3.0%,WOA 为 4.8%;在 20 订单的环境下,IWOA 的收益最大偏离度为 3.8%,HGWO 为 7.0%,WOA 为 6.6%;在 30 订单的环境下,IWOA 的收益最大偏离度为 3.2%,HGWO 为 3.3%,WOA 为 6.2%;IWOA 的排产结果偏离度最小,数据都集中在平均值左右,证明 IWOA 算法的稳定性也优于其他两种算法。

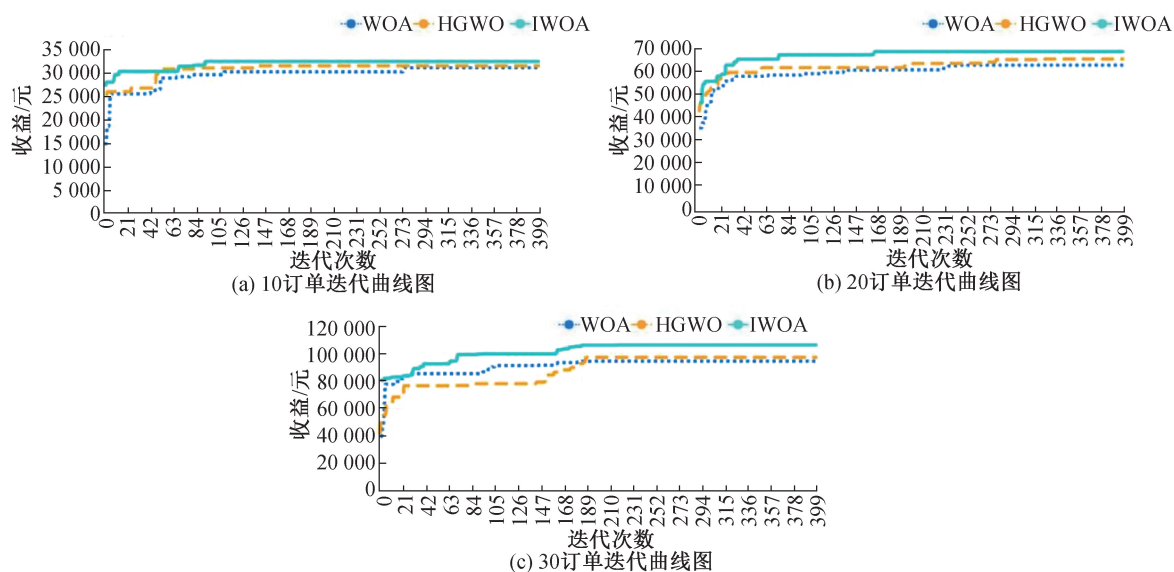


图 1 三组订单迭代曲线图

Fig. 1 Three sets of order iterative graphs

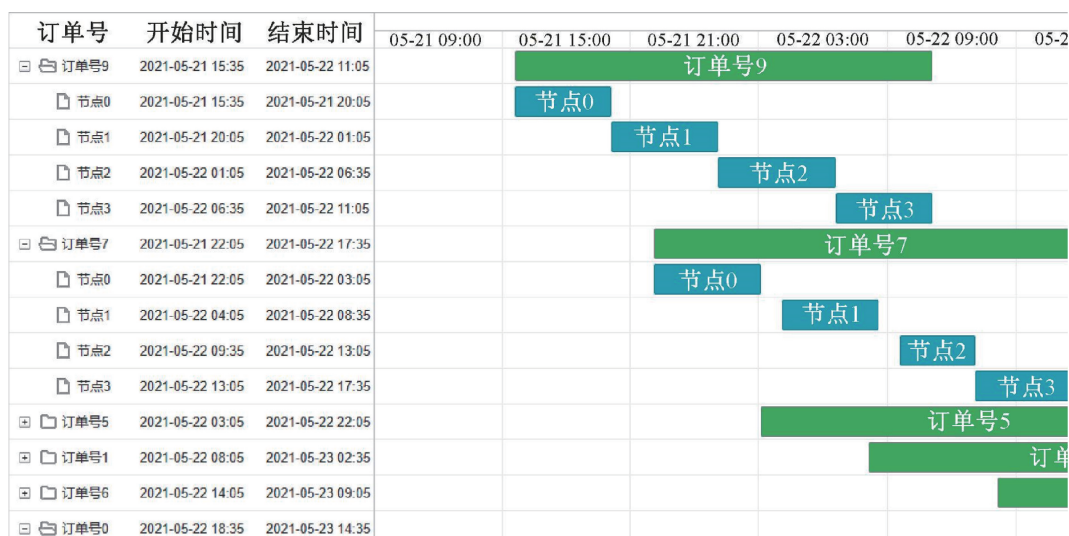


图 2 排产甘特图

Fig. 2 Scheduling Gantt Chart

表 5 排产结果统计表
Tab.5 Statistics table of scheduling results

输出结果	10×10			20×20			30×30		
	WOA	HGWO	IWOA	WOA	HGWO	IWOA	WOA	HGWO	IWOA
最大收益/元	3 2484.5	32 484.5	32 484.5	68 152.5	69 467.0	72 031.0	99 282.5	103 673.5	106 040.0
最小收益/元	2 9541.0	30 994.5	31 549.0	60 851.0	61 983.5	68 077.5	88 543.0	93 925.0	100 761.0
平均收益/元	30 999.7	31 526.1	32 072.6	63 926.0	66 680.4	69 381.8	94 347.6	97 145.2	102 711.4
最大偏离度/%	4.8	3.0	1.6	6.6	7.0	3.8	6.2	3.3	3.2
平均接受订单/个	6.9	7.0	7.3	14.6	15.2	15.3	20.6	21.2	21.9
平均完工时间/h	54.5	54.8	56.1	96.7	99.1	97.7	131.9	133.6	137.2
平均收敛次数/次	155.8	94.3	88.6	186.2	210.1	179.0	225.0	217.1	204.4

5 结论

本文建立了以最大收益为目标的订单接受与调度一体化模型,在传统模型的基础上考虑了订单的拒绝成本,使模型更加贴合企业的实际利润,并提出了改进的鲸鱼优化算法(IWOA)求解模型,通过实验结果表明,在多组订单环境下 IWOA 对模型的求解结果、结果的稳定性以及算法本身的收敛速度、初始解的优质程度都优于鲸鱼优化算法(WOA)和改进的灰狼优化算法(HGWO)。

参考文献:

[1] OGUZ C, SALMAN F S, YALCIN Z B. Order Acceptance and Scheduling Decisions in Make-To-Order Systems[J]. International Journal of Production Economics, 2010, 125 (1):200-211.

[2] XIE Xingzi, WANG Xiuli. An Enhanced ABC Algorithm for Single Machine Order Acceptance and Scheduling with Class Setups[J]. Applied Soft Computing, 2016, 44(1): 255-266.

[3] NOROOZI Amir, MAZDEH Mohammad Mahdavi, NOGHONDARIAN Kazem, et al. Evolutionary Computation Algorithms to Coordinating Order Acceptance and Batch Delivery for an Integrated Supply Chain Scheduling[J]. Computational and Applied Mathematics, 2018, 37 (2): 1629-1679.

[4] 宋李俊,向波,李攀.多节点流水线制造车间订单接受与调度研究[J].现代制造工程,2017(3):116-121.

[5] WANG Bailin, WANG Haifeng, VALERO Eusebio. Multiobjective Order Acceptance and Scheduling on Unrelated

Parallel Machines with Machine Eligibility Constraints[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018(3):1-12.

[6] GUHLICH Hendrikh, FLEISCHMANN Moritz, MÖNCH Lars, et al. A Clearing Function Based Bid-Price Approach to Integrated Order Acceptance and Release Decisions [J]. European Journal of Operational Research, 2018, 268 (1):243-254.

[7] 王雷,许绍云,赵扬,等.有限缓冲区的多节点订单接受模型与算法[J].中国管理科学,2015,23(12):135-141.

[8] OU Jinwen, ZHONG Xueling. Order Acceptance and Scheduling with Consideration of Service Level[J]. Annals of Operations Research, 2017, 248(1-2):429-447.

[9] 王思涵,黎阳,李新宇.基于鲸鱼群算法的柔性作业车间调度方法[J].重庆大学学报,2020,43(1):1-11.

[10] 吕新桥,廖天龙.基于灰狼优化算法的置换流水线车间调度[J].武汉理工大学学报,2015,37(5):111-116.

[11] 黄元春,张凌波.改进的鲸鱼优化算法及其应用[J].计算机工程与应用,2019,55(21):220-226+270.

[12] 武泽权,牟永敏.一种改进的鲸鱼优化算法[J].计算机应用研究,2020,37(12):3618-3621.

[13] 王国顺.基于改进鲸群算法的置换流水车间调度问题的应用研究[D].鞍山:辽宁科技大学,2019.

[14] 孟磊,张婷,董泽.一种基于精英选择和反向学习的分布估计算法[J].计算机仿真,2021,38(01):236-241+430.

[15] DU Pengzhen, CHENG Weiming, LIU Ning, et al. A Modified Whale Optimization Algorithm with Single-Dimensional Swimming for Global Optimization Problems [J]. Symmetry, 2020, 12(11):1892-2004.

(责任编辑 王利君)