

基于改进鲸鱼算法的建筑构件生产线 主计划编制方法

韩忠华¹,富若涵¹,卢铁林²

(1. 沈阳建筑大学电气与控制工程学院,辽宁 沈阳 110168;

2. 机械工业仪器仪表综合技术经济研究所,北京 100055)

摘要 目的 研究按层投产的建筑预制构件生产线主计划编制方法,确保编制的主计划能够有效指导实际生产,并最大限度地提高生产效率。方法 分析建筑预制构件的生产方式和装配式建筑的建造方式,建立数学模型,提出按层投产的面向建筑构件生产线主计划编制方法;通过设计动态非线性因子、增加惯性权重以及设置概率选择因子的方法改进鲸鱼优化算法,优化周计划投产立数。结果 在40次仿真实验中,使用改进鲸鱼优化算法与其他三种算法对比,平均单周内建筑预制构件产量分别提高了6.42%、4.40%和0.95%,平均完工时间分别降低13.74%、7.53%和2.17%。结论 编制方法可以有效地提升鲸鱼优化算法的收敛速度和最优解的定位精度,平衡收敛的全局性;按层投产的建筑预制构件生产线主计划编制方法能够有效降低完工时间,最大限度地利用资源,保障生产过程的高效性。

关键词 主计划编制;改进鲸鱼优化算法;建筑预制构件;周投产计划

中图分类号 TU506

文献标志码 A

引用格式:韩忠华,富若涵,卢铁林. 基于改进鲸鱼算法的建筑构件生产线主计划编制方法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2024,40(6):1116-1125. (HAN Zhonghua,FU Ruohan,LU Tielin. Master planning method of building component production line based on improved whale algorithm[J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science),2024,40(6):1116-1125.)

Master Planning Method of Building Component Production Line Based on Improved Whale Algorithm

HAN Zhonghua¹,FU Ruohan¹,LU Tielin²

(1. School of Electrical and Control Engineering,Shenyang Jianzhu University,Shenyang, China,110168;

2. Instrumentation Technology and Economy Institute,Beijing,China,100055)

Abstract: In order to ensure that the prepared plan can be effectively guided in the actual

收稿日期:2024-03-06

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB3101600);辽宁省科技厅应用基础研究计划项目(2022JH2/101300253);辽宁省教育厅高等学校基本科研项目重点项目(LJKZ0583)

作者简介:韩忠华(1977—),男,教授,主要从事生产运作管理、企业自动化系统集成技术等方面研究。

production and maximize production efficiency, it is necessary to study the process of preparing the master plan of an architectural prefabricated component production line that is put into production layer by layer. Additionally, theoretical and methodological support for the formulation of a reasonable master plan of the production line is provided to analyze the production mode of architectural prefabricated components and the construction mode of assembled buildings, establish a mathematical model, propose the main planning method of the production line oriented architectural in the global optimization process to optimize the weekly planned production volume probability selection factors are set. Using the improved whale optimization algorithm in 40 simulation experiments versus the other three algorithms, the average single-week production of prefabricated building components increased by 16.78%, 7.74%, and 3.23%, respectively, and the average completion time decreased by 13.1%, 5.36%, and 3.64%, respectively. The improved method can effectively improve the convergence speed of the whale optimization algorithm and the positioning accuracy of the optimal solution, and balance the global nature of convergence. The master planning method of building prefabricated component production line that goes into production by layer can effectively reduce the completion time, increase the output, maximize the utilization of resources, and guarantee the high efficiency of the production process.

Key words: master plan preparation; improved whale optimization algorithm; building prefabricated components; weekly production schedule

我国建筑物的传统建造方式以现浇混凝土为主^[1],不但建设效率低、质量难以保障,受季节气候影响大,同时消耗了大量资源,对环境产生巨大影响,建筑业^[2]面临绿色化升级转型,发展装配式建筑是顺应当下产业发展要求^[3-6]。装配式建筑将传统施工方式中现场布置的大量任务转移到建筑预制构件生产企业中,建筑预制构件^[7]在车间生产出来后,运输到施工现场,借助可靠的连接方式在现场完成固定装置。建筑构件作为大体积再制品,需要专门的设备和场地进行搬运和堆放,在转运和存储方面具有更高的复杂性和成本。

随着建筑市场对建筑预制构件的需求日益增长,构件生产企业出现了生产管理能力的不足现象。国内关于预制构件生产的研究还处于起步状态,装配式技术的现状并不匹配施工单位对于项目建造的要求。大部分构件生产线主计划采用手工或半自动化编制方式,这种方式反应时间较长、信息反馈滞后、产能利用不充分,且不适用于多目标优化。

主计划编制(Master Production Scheduling, MPS)是在特定时间范围内确定

产品数量和生产时间表的过程。MPS作为企业资源计划(Enterprise Resource Planning, ERP)系统的一部分,与销售、库存、生产等模块进行交互,形成协同作用。MPS提供整体生产计划框架,ERP系统负责整合企业资源和管理业务流程。两者相辅相成,构成了企业生产计划管理的重要组成部分,实现了长期规划到短期排产的无缝衔接,确保了生产过程的高效运作。

现阶段,虽然大多数建筑预制构件生产企业已经部署了ERP、MES系统等集成生产自动化管理系统,但在主计划编制过程仍有提升空间。如何制定高效准确的主计划,更好地组织、协调生产计划与控制生产活动已成为建筑构件生产企业运营的核心问题。

目前各领域的生产计划问题已受到国内外学者的重视。B. Ziyad等^[8]针对考虑多种相互依赖关系的多并行部件制造系统中的集成PM调度和生产计划问题,提出了一种两阶段解决方案。孟祥臣等^[9]根据相关项目管理工具相互关联制定项目研制计划,形成了基于综合主计划和综合主进度的计划制定模式。D. A. Juan等^[10]以增材制造中的生产订

单处理为中心,提出了一个在操作层面形式化增材制造生产计划问题的框架。付思源等^[11]

研究多元线性回归算法在小批量物料生产安排中的趋势预测,构建多元线性回归模型预测物料的生产计划安排。综上所述,现阶段的主计划编制方式严重地制约了建筑构件行业的发展。因此,笔者依据预制构件的生产方式和装配式建筑的建造方式,提出按层投产的面向建筑构件主计划编制方法,来制定高效准确的主计划,提升产线生产效率。

为了降低建筑构件生产主计划编制过程中对工作人员经验的依赖性,避免出现可执行性差的生产主计划,需要探索一种能够对复杂问题进行有效求解的全局优化算法。鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是由 S. Mirjalili 等在 2016 年提出的一种新的群体智能优化算法,该算法操作简单,易于实现,需要调整的参数少,具有较快的收敛速度,全局搜索能力强。但同时鲸鱼优化算法也存在对参数设置敏感、容易陷入局部最优的问题^[12-13]。胡长远等^[14]采用拉丁超立方体抽样进行种群初始化,利用逆不完全伽玛函数实现参数控制,在算法执行后期引入模拟退火策略以一定概率接受劣质个体。褚鼎立等^[15]针对鲸鱼优化算法容易陷入局部极值和收敛速度慢的问题,提出了一种结合自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法。元祥波等^[16]引入混沌理论初始化种群,结合差分进化算子提高了 WOA 的利用和搜索能力,采取最优个体混沌搜索策略,减少 WOA 算法出现早熟收敛现象的概率。当前学者主要从种群初始化和与模拟退火相结合的方向进行研究来克服鲸鱼优化算法的不足之处。鉴于此,笔者为了避免鲸鱼优化算法陷入局部最优解,从增加惯性权重、设计动态非线性因子和设置概率选择因子这三个方面进行改进,提高生成新个体的质量和多样性,从而更好地解决建筑预制构件生产主计划编制问题。

1 数学模型

1.1 问题描述

建筑预制构件生产线主计划编制问题可以描述为:建筑构件生产企业在接到 P 个工程项目的客户订单后,与客户沟通协商确定交货期,制定计划投产周数 W 。计划人员由建筑结构图得到单元楼总数 B 、每栋单元楼层数 F 等信息,同时将建筑结构图进行拆分得到构件设计图和模具设计图,以此确定构件型号数 M 和构件体积 V 。根据交货期对订单进行分解,计算得出每周平均投产构件的立数,基于按层投产的面向建筑构建主计划编制方法,得出单周计划投产层数,并结合实际生产线的产能做出相应调整。同时需要考虑库存容量约束,堆场根据建筑工程划分成 P 个区域用于存放对应工程的构件。若构件堆放数量超过某区域库存容量上限时会对堆场管理造成困难,导致后续生产的构件成品无法入库,进而使生产进程被迫终止,需要重新编制主计划。已知初始客户订单和交货期,确定周计划投产层数,编制更好满足优化目标的生产线主计划,并获得各工程的完工时间。

1.2 假设条件

根据建筑构件生产情况,建立模型时做以下假设:

- (1)产品生产的最早开工日期不得早于客户订单签订日期;
- (2)任意生产周期内生产原料能够及时供应,不考虑其延迟情况;
- (3)建筑构件只要被安排加工,就能按时正常完成加工;
- (4)仓库内按照工程划分区域堆放构件,初始库存为零;
- (5)在生产计划执行期间,生产线生产设备数量不变,不存在可替代设备;
- (6)影响生产的不可预知情况(停电、机器故障、构件返修、意外等),在安排生产任

务是不予考虑。

1.3 符号和变量的定义

P 为工程项目总数; B 为单元楼总数; F 为楼层总数; M 为构件型号总数; W 为计划投产总周数; Q_{bfm}^p 为项目 p 中单元楼 b 第 f 层 m 型号构件的数量, $p \in \{1, 2, \dots, P\}$, $b \in \{1, 2, \dots, B\}$, $f \in \{1, 2, \dots, F\}$, $m \in \{1, 2, \dots, M\}$; V_{bfm}^p 为项目 p 中单元楼 b 第 f 层 m 型号构件的立数; I_{wbf}^p 为项目 p 在第 w 周的投产方案; C_{reqw} 为第 w 周的需求产能, $w \in \{1, 2, \dots, W\}$; C_{pro} 为车间每周的最大提供产能; V_{delw}^p 为项目 p 在第 w 周的构件交付立数; Y_w^p 为项目 p 在第 w 周末的库存量; Y_{max}^p 为客户订单 c 区域内可存放的最大库存量; T_{del} 为交付日期; T_{plan} 为生产计划开始时间。

1.4 约束条件

1.4.1 假设变量

$$I_{dbf}^p = \begin{cases} 1, & \text{安排生产;} \\ 0, & \text{未安排生产.} \end{cases} \quad (1)$$

1.4.2 产能约束

$$C_{reqw} \leq C_{pro}; \quad (2)$$

$$C_{reqw} = \sum_{p=1}^P \sum_{b=1}^B \sum_{f=1}^F I_{wbf}^p \sum_{m=1}^M Q_{bfm}^p \cdot V_{bfm}^p. \quad (3)$$

式(2)表示每周的需求产能 C_{reqw} 不能超过车间最大提供产能 C_{pro} ; 式(3)表示每周的需求产能 C_{reqw} 与实际投产构件数量直接的约束关系。

1.4.3 库存约束

$$Y_w^p \leq Y_{max}^p; \quad (4)$$

$$Y_w^p = Y_{(w-1)}^p + \sum_{b=1}^B \sum_{f=1}^F I_{wbf}^p \sum_{m=1}^M Q_{bfm}^p \cdot V_{bfm}^p - V_{delw}^p; \quad (5)$$

$$Y_0^p = 0. \quad (6)$$

式(4)表示每周各工程生产完毕后存储时的库存量 Y_w^p 不能超过该工程堆放区域内库存的最大容量 Y_{max}^p ; 式(5)表示每周各工程生产完毕后存储时的库存量 Y_w^p 等于前一周的库存容量 $Y_{(w-1)}^p$ 加当日生产的构件立数减当周交付的构件立数 V_{delw}^p ; 式(6)表示初

始库存 Y_0^p 为 0。

1.4.4 工期约束

$$W \leq T_{del} - T_{plan}. \quad (7)$$

式(7)表示各个工程项目计划投产时间 W 要小于等于计划开始日期 T_{plan} 与交付日期 T_{del} 之间的时间间隔。

1.4.5 目标函数

模型的目标函数:

$$C_{max} = \max_{d=1}^7 C_{reqd}. \quad (8)$$

式中: C_{max} 为单周内建筑预制构件产量最大, 表示一周内各工程实际产能的最大值。单周内建筑预制构件产量则代表总生产时间最短。

2 面向建筑构件主计划编制方法

在项目实际施工过程之中, 楼层拼接存在着上下约束关系, 需要从底端到顶端逐层建造; 对于生产过程而言, 存在着前后的约束关系, 低楼层先生产, 高楼层后生产。对于库存而言, 存在着堆放位置约束关系, 低楼层先入库先出库, 高楼层后入库后出库。楼层之间的生产逻辑关系直接关系到主计划编制结果的合理程度。

因此, 笔者提出按层投产的面向建筑构件主计划编制方法, 通过交货日期与计划开始日期计算每个工程所需的计划生产时间, 对各个工程总工程量进行系统化分解, 将总工程量分割为一系列周预投产量。将单周预投产量与相应生产层次构件立数进行对比, 建立主计划的逻辑框架。在这个框架下, 若周预投产量低于相应生产层次构件数量的阈值, 则不予安排生产, 避免资源浪费。单周内各工程实际投产的构件数量应该满足搭建一层楼需要构件数量的整数倍。通过这一系统化的流程得到周计划投产层数, 这种基于倍数关系的动态调整策略不仅有助于最大限度地利用资源, 同时也保障了整个生产过程的高效性。

众多学者们提出了很多性能优越的求解离散问题的群体进化算法,WOA 是较为经典的一种,具有结构简单易操作,参数便于调整,鲁棒性强,勘探能力优秀的特点,面对各个领域的优化问题表现出了优越的求解能力,因此 WOA 具有求解单日计划投产层数的能力。

2.1 编码和解码机制

WOA 是模仿座头鲸的特殊狩猎方式而提出的一种元启发式智能优化算法。鲸鱼优化算法通常用于求解连续性优化问题,不能直接用于求解离散的生产线主计划。建筑预制构件生产线主计划实质上是组合优化问题,在运用鲸鱼算法求解主计划问题时,需要优先设置解的编码原则。

每个鲸鱼的个体表示为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 将鲸鱼个体位置向量的每个分量 X_i 进行向下取整操作,这样得到是实际的周计划投产层数。这种方式结合实际施工情况考虑,保留了每个项目的整数投产量,是在 W 个工作周内编制 P 个工程项目的主计划,可行解包含 $D \times P$ 个整数的一维向量,具体形式为 $S = \{s_{1,1}, s_{1,2}, \dots, s_{1,p}, s_{2,1}, s_{2,2}, \dots, s_{D,p}\}$ 。其中, $s_{i,j}$ 代表第 i 个工作日生产 j 工程项目的周计划投产层数。

2.2 改进鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法自身的特点导致其在寻优过程中存在不足,如收敛精度低,易于陷入局部最优解等。为了将鲸鱼优化算法更好地应用于全局优化,笔者通过设计动态非线性收敛因子 \vec{a} 、增加惯性权重 ω 和设计概率选择因子 p_c 的方式,对鲸鱼优化算法进行改进,有利于提高算法的收敛速度,提升最优解的定位精度,平衡收敛的全局性和局部性。

2.2.1 设计非线性收敛因子

在标准鲸鱼算法中,收敛因子 \vec{a} 随着迭代次数的增加,从 2 到 0 线性递减,不能完全反映出真实优化过程,容易陷入局部最优解,而且收敛速度慢,其线性变化过程如图 1 所示。因此,笔者在不改变原始收敛因子变化

范围和变化趋势的基础上,将收敛因子改进为非线性收敛因子,在平衡算法的全局探索和局部勘探能力的同时,加快算法的收敛速度。具体公式如下:

$$\vec{a} = \left(2 - \frac{2t}{t_{\max}}\right) \cdot e^{-\frac{t}{t_{\max}}}$$
 (9)

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a}$$
 (10)

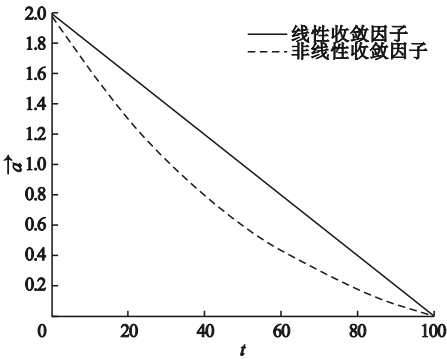


图1 非线性变化过程

Fig. 1 The nonlinear change process

收敛因子 \vec{a} 通过影响系数向量 \vec{A} 的取值,控制鲸鱼算法的搜索能力。改进后,在算法前期,非线性收敛因子数值 \vec{a} 接近线性递减,产生更大的系数向量 \vec{A} ,可实现大范围寻优,一定程度能跳出局部优化,提高全局搜索能力。在算法后期,收敛因子 \vec{a} 相对减小,生成较小的系数向量 \vec{A} ,具有较强局部勘探能力与较快的收敛速度。

2.2.2 增加惯性权重

标准鲸鱼算法在迭代过程中,以向最优个体位置靠拢的方式来更新鲸鱼的位置,很容易使算法陷入局部最优解。而在标准的粒子群算法中,采用惯性权重来控制个体迭代优化,引入适当的参数作为惯性权重,以平衡收敛的全局性和收敛速度,提高算法的可靠性。笔者结合粒子群算法的特点,在鲸鱼优化算法中引入惯性权重。惯性权重 ω 的不同调整策略会影响算法的收敛速度。因此,笔者根据迭代次数对于动态惯性权重进行取值。具体改进公式如下:

$$\omega = \frac{4}{\pi} \arctan\left(\frac{t}{t_{\max}}\right)$$
 (11)

改进后的鲸鱼个体位置更新公式如下:

$$\vec{X}(t+1)=\omega\vec{X}^*(t)-\vec{A}\cdot\vec{D}. \tag{12}$$

$$\vec{X}(t+1)=\vec{D}'\cdot e^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+\omega\vec{X}^*(t). \tag{13}$$

$$\vec{X}(t+1)=\omega\vec{X}_{\text{rand}}(t)-\vec{A}\cdot\vec{D}. \tag{14}$$

非线性的惯性权重 ω 会随着迭代次数的逐步增加而增加,当惯性权重因子 ω 比较

$$p_c=\begin{cases} \text{randsrc}(1,1,[0.2,0.8;0.4,0.6]), & t\leq t_{\max}/2; \\ \text{randsrc}(1,1,[0.8,0.2;0.6,0.4]), & t>t_{\max}/2. \end{cases} \tag{15}$$

在迭代前期,使 $p_c<0.5$ 出现的概率更高,主要执行包围猎物策略,进行全局搜索,提升对最优解的定位精度;在迭代后期, $p_c\geq 0.5$ 出现的概率更高,主要执行泡泡网攻击策略,快速进行局部勘探。

2.3 改进鲸鱼算法求解步骤

步骤1:设置初始化参数。设置种群规模 N 、目标函数、目标函数维度、最大迭代次数 T_{\max} 、算法各个维度的初始上下限 ub 和 lb 。

步骤2:将目标函数的自变量作为鲸鱼个体的位置信息 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$,在目标函数可行解空间内随机产生初始化种群个体。

步骤3:根据式(8)计算种群中所有个体的适应度值,并更新最优个体位置,记录当前最优个体的位置向量。

步骤4:根据式(9)调节非线性收敛因子 \vec{a} 的值,根据式(11)设置惯性权重 ω 值。

步骤5:进入迭代。根据式(10)更新系数向量 \vec{A} 值,更新对数螺旋形状常数 b 、随机数 l 、系数向量 \vec{C} 、随机向量 \vec{r} 。

步骤6:根据式(15)确定鲸鱼个体的概率选择因子 p_c 。

步骤7:根据参数值确定不同选择方案并对个体位置进行更新。当 $p_c<0.5$ 且 $|\vec{A}|<1$ 时,根据式(12)对鲸鱼个体采用包围猎物策略进行更新。

步骤8:当 $p_c\geq 0.5$ 时,根据式(13)对鲸鱼个体采用泡泡网攻击策略进行更新。

步骤9:当 $p_c<0.5$ 且 $|\vec{A}|\geq 1$ 时,根据式

小时,算法在最优解周围区域进行勘探;当惯性权重因子 ω 比较大,算法能探索更广泛的区域,寻求全局最优解。

2.2.3 设置概率选择因子

现实中鲸鱼捕食行为是有偏好性的,包围猎物和泡泡网攻击策略执行的概率并非一致。对概率因子 p_c 进行改进公式如下:

(14)对鲸鱼个体采用搜索捕食策略进行更新。

步骤10:判断算法是否满足最大迭代次数 T_{\max} ,若满足条件,输出最佳个体的位置及目标函数值,否则返回步骤3。

算法的具体流程如图2所示。

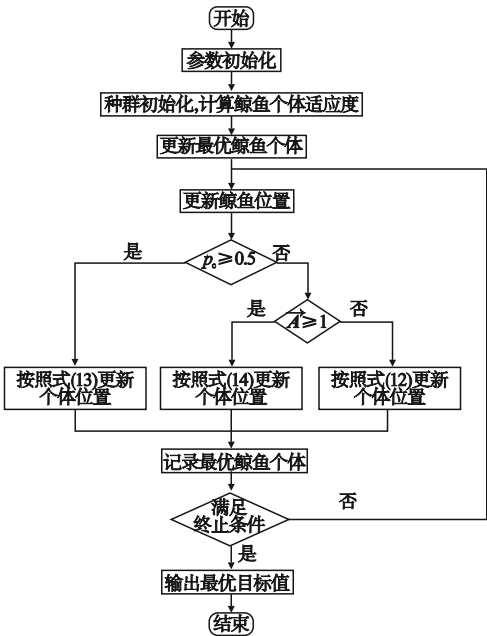


图2 改进鲸鱼算法流程图

Fig 2 The flow chart of improved whale algorithm

3 实验分析

为验证笔者提出的改进鲸鱼优化算法寻优效果和收敛性能,选取了标准鲸鱼优化算法(WOA)、粒子群算法(PSO)以及笔者改进的鲸鱼优化算法(IWOA)进行对比实验测试。在 Matlab 平台进行实验,使用4个标准测试函数,具体函数如表1所示。其中,函数

$F1$ 是单峰函数,用于测试算法的收敛程度;函数 $F2$ 和 $F3$ 是多峰值函数,含有大量局部极小值,易使算法陷入局部最优,用来评估算法跳出局部最优解的能力;函数 $F4$ 是二维多峰函数,具有强烈的震荡性,用于检验算法

获得全局最优解的计算精度和收敛稳定性。
实验中算法参数统一设置为种群数 50, 维度 30,最大迭代 500 次,并进行 20 次重复实验。将三种算法通过实验得到的最优值、平均值和标准差作为评价指标,如表 2 所示。

表 1 测试函数信息

Table 1 The test function information			
函数名	测试函数	范围	最优值
$F1$	$\sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100,100]$	0
$F2$	$\sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10,10]$	0
$F3$	$\sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos 2\pi x_i + 10)$	$[-5.12,5.12]$	0
$F4$	$\left(\frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}\right)^{-1}$	$[-500,500]$	-837.97

表 2 测试函数结果

Table 2 The test function results				
测试函数	算法	最优值	平均值	标准差
$F1$	WOA	2.01×10^{-71}	9.70×10^{-73}	3.97×10^{-72}
	PSO	9.63×10^{-8}	6.67×10^2	2.54×10^3
	IWOA	0	0	0
$F2$	WOA	7.61×10^{-49}	3.90×10	1.42×10
	PSO	7.005×10	4.07×10	1.50×10
	IWOA	1.93×10^{-233}	9.60×10^{-235}	0
$F3$	WOA	1.14×10^{-13}	5.68×10^{-15}	2.29×10^{-14}
	PSO	2.27×10^2	1.26×10^2	3.41×10
	IWOA	0	0	0
$F4$	WOA	1.08×10	2.44×10	2.96×10
	PSO	9.98×10^{-1}	9.98×10^{-1}	4.12×10^{-1}
	IWOA	2.98×10	1.53×10	8.54×10^{-1}

由表 2 可知, IWOA 在四个函数测试中的三个评价指标均优于 WOA 和 PSO, 计算精度有所提升。对四个测试函数中各个算法的收敛情况进行对比, 结果表明, IWOA 比 WOA 和 PSO 具有更好的收敛速度。

3.1 仿真实验

3.1.1 构造仿真数据

算法程序采用 MATLAB R2022a 仿真软

件编写,运行与 Window11 操作系统,处理器为 AMD 锐龙 75 800 H,CPU 为 3.20 GHz,内存为 6 GB 的 PC 机。为验证提出的改进鲸鱼优化算法解决本问题的有效性,以某建筑构件生产企业实际生产数据进行仿真实验,该企业中 3 个实际工程项目的客户订单,各工程的基本信息如表 3~表 5 所示。

表3 项目1标准层构件信息

Table 3 The component information of standard layer for project 1

序号	型号	构件长×宽×厚/mm	数量/块
1	YDB-1	3 900×500×60	14
2	YDB-2	3 600×600×60	14
3	YDB-3	3 900×600×60	28
4	YDB-4	4 200×600×80	28
5	YWQ-1	2 800×3 000×200	18
6	YWQ-2	4 300×3 000×240	20
7	YWQ-3	4 500×3 000×240	20
8	YWQ-4	4 700×2 800×190	20
9	YDL-1	250×450×3 800	4
10	YDL-2	250×600×6 000	10
11	YDL-3	450×800×6 000	10
12	YYB-1	1 010×2 680×130	6
13	YYB-2	1 010×4 480×130	2

表4 项目2标准层构件信息

Table 4 The component information of standard layer for project 2

序号	型号	构件长×宽×厚/mm	数量/块
1	YDB-1	3 420×1 800×60	24
2	YDB-2	3 420×2 100×60	22
3	YDB-3	3 720×2 100×60	26
4	YWQ-1	4 200×2 480×200	20
5	YWQ-2	4 300×3 000×240	26
6	YWQ-3	4 500×3 000×240	18
7	YYB-1	1 210×2 700×60	6
8	YYB-2	1 410×3 300×60	5
9	YKB-1	840×1 200×80	6
10	YKB-2	870×1 500×90	6

3.1.2 建立仿真结果评价指标

为了更好的分析优化结果,以单周内建筑预制构件产量最大为优化目标,建立总完工时间 T_{com} 和单周内建筑预制构件产量 C_{max} 评价标准。

$$T_{\text{com}} = \min W.$$

(16)

表5 项目3标准层构件信息

Table 5 The component information of standard layer for project 3

序号	型号	构件长×宽×厚/mm	数量/块
1	YDB-1	2 820×1 500×60	14
2	YDB-2	3 120×1 500×60	14
3	YDB-3	3 420×1 500×60	18
4	YDB-4	3 720×1 800×60	18
5	YWQ-1	3 300×2 480×200	18
6	YWQ-1	3 300×2 680×200	14
7	YWQ-1	3 600×2 680×200	20
8	YYB-1	1 210×2 700×130	4
9	YYB-2	1 410×3 000×140	4
10	YKB-1	610×1 500×100	6

3.1.3 实验对比方案

为验证笔者提出的改进鲸鱼优化算法在解决建筑构件生产线主计划编制问题上的有效性,分别用能动算法、标准鲸鱼优化算法(WOA)、粒子群算法(PSO)与提出的改进的鲸鱼优化算法(IWOA)进行实验对比。每种优化算法初始种群规模均设置80,每种算法最大迭代次数均设置为600代。

选取表3~表5中数据进行仿真实验,每种算法下分别运行40次,通过实验结果分析改进的鲸鱼算法优化性能与求解主计划问题的效果。

3.2 实验结果分析

实验测试结果如表6所示。由表6可知,当采用能动算法编制主计划时,所得的各项指标均较差,40次仿真实验的平均总完工时间比利用标准鲸鱼算法优化的平均总完工时间值高7.19%,比PSO算法高13.41%,比IWOA高15.93%。由此可见,利用智能算法优化预制构件生产主计划是非常有必要的。而在利用智能算法进行实验中,IWOA算法的最大和最小总完工时间均是三者中最小的,并且40次仿真实验中IWOA算法的平均最完工时间比其他三种算法分别降低了13.74%、7.53%以及2.17%。以周为节点

对主计划进行拆分,是为了能更好地分段预测信息,在一定程度上保证主计划的顺利实施,提高企业生产效率,减轻交付压力。

表6 实例测试结果

Table 6 The test results of examples

算法	单周内建筑预制构件产量/m ³			总完工时间/d		
	最大值	最小值	平均值	最大值	最小值	平均值
能动算法	4 976.73	4 431.49	4 686.02	323	289	313
WOA	5 072.97	4 559.00	4 924.56	314	283	292
PSO	5 246.43	5 138.82	5 203.68	279	274	276
IWOA	5 296.41	5 160.00	5 239.64	277	268	270

在使用笔者提出的主计划编制方法后,40次实验中,使用改进鲸鱼优化算法比其他三种算法的单周内建筑预制构件产量 C_{\max} 分别提高了6.42%、4.40%和0.95%。绘制其中一次实验中三种算法仿真实验的单周内建筑预制构件产量 C_{\max} 与迭代次数关系如图3所示,绘制箱线图如图4所示。

由图3可知,标准鲸鱼优化算法在仅迭代111次后便停止进化,此时单周内建筑预制构件产量 C_{\max} 停滞在5 072.97 m³。粒子群算法在迭代初始阶段展现出较好的收敛速度和优秀的搜索能力,然而随着迭代次数的增加,其在535代停止进化,此时单周内建筑预制构件产量 C_{\max} 为5 238.11 m³。相较之下,IWOA算法在迭代初始阶段不仅具有良好的收敛速度,而且在整个迭代过程中呈现出更优越的进化趋势。尽管在168代出现短暂陷入局部极值的情况,但此时IWOA算法已经比另外两种算法取得了更大的需求产能,同时在476代成功跳出局部极值,获得全局最优解,即单周内构件产量为5 253.51 m³。由此可见,IWOA算法在处理这一问题上展现出更快更强的寻优能力,能够获取全局最优解,有效克服早熟收敛的问题。

由图4可知,PSO算法在多次实验中出现了较大的异常值,说明该算法容易陷入局部极值;而IWOA算法生成的箱线图高于另两个图形,代表该算法的解的整体质量较好与另两种算法;且IWOA算法数据生成的箱线图的IQR比,WOA算法小,代表该算法的离散程度更好。

4 结 论

(1)提出了按层投产的面向建筑构件主计划编制方法,采用基于倍数关系的动态调整策略有助于最大限度地利用资源,保障生

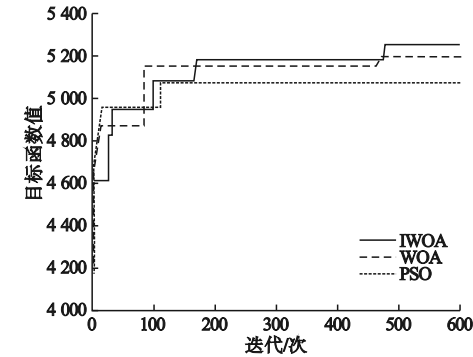


图3 单周内建筑预制构件产量与迭代次数关系

Fig.3 The relationship between the output of prefabricated components and the number of iterations in a single week

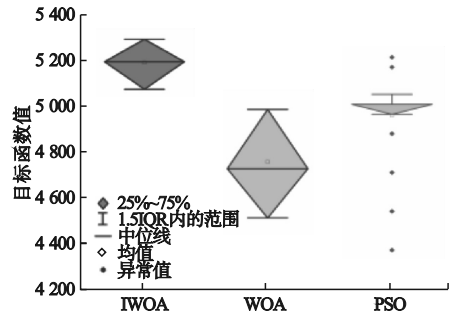


图4 目标函数箱线图

Fig.4 The box plot of objective function

产过程的高效性。

(2)提出了一种改进的鲸鱼优化算法,通过设计动态非线性收敛因子、增加惯性权重和设计概率选择因子的方式进行改进;用测试函数进行对比测试表明:提出的改进方法可以有效地提高算法的收敛速度和寻优性能。

(3)采用实例数据测试按层投产的面向建筑构件主计划编制方法,验证了编制方法的有效性并进行仿真实验,证明了笔者所设计方法在解决此类问题上的可行性和有效性。

参考文献

[1] 林晨. 基于全产业链的装配式建筑与传统建筑对比分析[J]. 新型工业化, 2022, 12(7): 148 – 152.
(LIN Chen. Comparative analysis of prefabricated buildings and traditional buildings based on the whole industrial chain [J]. The journal of new industrialization, 2022, 12(7): 148 – 152.)

[2] 王军辉, 李德智, 吴晓飞. 我国建筑业支柱产业地位和作用的实证分析[J]. 建筑经济, 2020, 41(12): 5 – 8.
(WANG Junhui, LI Dezhi, WU Xiaofei. An empirical analysis of the status and role of China's construction industry as a pillar industry [J]. Construction economy, 2020, 41(12): 5 – 8.)

[3] CHENG Shendong, ZHOU Xin, ZHANG Yuhang, et al. Study on resilience factors and enhancement strategies in prefabricated building supply chains [J]. Buildings, 2024, 14(1): 195.

[4] CHEN X A Z, SU S, YUAN J F, et al. Analyzing the environmental, economic, and social sustainability of prefabricated components: modeling and case study [J]. Sustainability, 2023, 16(1): 342.

[5] HUA Y Y, ZHANG Y, ZHANG S J, et al. Using building information modeling to enhance supply chain resilience in prefabricated buildings: a conceptual framework [J]. Applied sciences, 2023, 13(23): 12694.

[6] BAI G. Analysis of prefabricated building system on construction quality and efficiency [J]. Journal of civil engineering and urban planning, 2023, 5(9): 35 – 43.

[7] RAVIJANYA C, ANA B, DEEPAK S, et al. Technological and sustainable perception on the advancements of prefabrication in construction industry [J]. Energies, 2022, 15(20): 7548 – 7548.

[8] ZIYAD B, REDA M L, ISSAM K. Integrated non-cyclical preventive maintenance scheduling and production planning for multi-parallel component production systems with

interdependencies-induced degradation [J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2024, 130(9/10): 4723 – 4749.

[9] 孟祥臣, 路云, 曾相戈, 等. 基于综合主计划和综合主进度的装备研制计划制定模式研究[J]. 科技创新与应用, 2022, 12(18): 150 – 153.
(MENG Xiangchen, LU Yun, ZENG Xiangge, et al. Research on equipment development plan formulation mode based on integrated master plan and integrated master schedule [J]. Technology innovation and application, 2022, 12(18): 150 – 153.)

[10] JUAN A D, FÉLIX V, DAVID P, et al. A framework for production planning in additive manufacturing [J]. International journal of production research, 2023, 61(24): 8674 – 8691.

[11] 付思源, 姜惠娟. 小批量物料生产安排中趋势预测研究[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(10): 121 – 126.
(FU Siyuan, JIANG Huijuan. Research on trend prediction in production scheduling of small batch materials [J]. Intelligent computer and applications, 2023, 13(10): 121 – 126.)

[12] 蒙淑娇, 晋良念. 基于改进鲸鱼优化的地面短基线单站无源定位方法[J]. 无线电工程, 2024, 54(7): 1739 – 1748.
(MENG Shujiao, JIN Liangnian. Ground short baseline single station passive location method based on improved whale optimization [J]. Radio engineering, 2024, 54(7): 1739 – 1748.)

[13] 余隆勇. 基于改进鲸鱼优化算法的资源调度策略[J]. 计算机时代, 2023(8): 41 – 45.
(YU Longyong. Resource scheduling strategy based on improved WOA [J]. Computer era, 2023(8): 41 – 45.)

[14] 胡长远, 傅长荣, 谷远虎. 混合鲸鱼算法及其在组合优化中的应用[J]. 江西科学, 2023, 41(5): 955 – 964.
(HU Changyuan, FU Changrong, GU Yuanhu. Application of mixed whale algorithm to combinatorial optimization [J]. Jiangxi science, 2023, 41(5): 955 – 964.)

[15] 褚鼎立, 陈红, 王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(5): 992 – 999.
(CHU Dingli, CHEN Hong, WANG Xuguang. Whale optimization algorithm based on adaptive weight and simulated annealing [J]. Acta electronica sinica, 2019, 47(5): 992 – 999.)

[16] 亓祥波, 陈阳, 郑铭. 面向柔性作业车间调度的多策略鲸鱼优化算法[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(9): 154 – 161.
(QI Xiangbo, CHEN Yang, ZHENG Ming. Multi-strategy whale optimization algorithm for flexible job shop scheduling [J]. Computer systems & applications, 2023, 32(9): 154 – 161.)

(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)