

## 面向门窗材的粒子群算法组框码垛优化

杨春梅, 季新龙, 曲文, 丁星尘, 丁禹程, 刘砚文\*

(东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040)

**摘 要:** 定制化门窗材具有订单多样化、规格复杂化的特点, 而现有方法 (如人工经验算法、空极大空间策略) 多聚焦空间利用率单一目标, 缺乏考虑组框便利性对综合效率的影响。为此, 提出一种混合粒子群算法的组框码垛策略, 旨在提高码垛综合效率。基于门窗材码垛前后工艺加工特点, 提出组框码垛策略用于解决工件位置追踪困难的问题, 粒子编码中包含门窗材位置属性和码垛属性两部分, 强化同扇门窗材层级聚类效应, 建立多目标协同优化函数, 以空间利用率与组框便利性的加权综合效率为优化目标。通过企业实际订单仿真表明, 与传统人工经验算法及空极大空间策略相比, 该算法综合效率分别提升 17.11% 与 17.34%, 组框便利性达 97.93%, 空间利用率达 80.48%, 现场试验验证算法在实际生产中的有效性。结果表明, 所提策略在保证较高空间利用率的同时, 大幅提升组框便利性, 从而有效提升生产线的整体效率。

**关键词:** 定制化门窗材; 三维装箱问题; 粒子群算法; 组框策略; 码垛优化

中图分类号: S777

文献标识码: A

DOI: 10.7525/j.issn.1006-8023.2026.01.012

## Optimization Research on PSO-Based Framing Palletizing for Door/Window Materials

YANG Chunmei, JI Xinlong, QU Wen, DING Xingchen, DING Yucheng, LIU Yanwen\*

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

**Abstract:** Customized door and window materials are characterized by diverse orders and complicated specifications. However, existing methods (such as artificial experience algorithms and the maximax space strategy) mainly focus on the single goal of maximizing space utilization, with little consideration for framing convenience and overall efficiency. This paper proposes a framing palletizing strategy based on a hybrid particle swarm optimization (PSO) algorithm to enhance the overall efficiency of palletizing. Based on the processing characteristics before and after palletizing door/window materials, a framing palletizing strategy is proposed to solve the problem of difficult workpiece position tracking. The particle encoding includes both position attributes and palletizing attributes of the materials, strengthening the hierarchical clustering effect of materials belonging to the same door/window unit. A multi-objective collaborative optimization function is established, with the weighted comprehensive efficiency of space utilization and framing convenience as the optimization goal. The simulation based on the actual orders of enterprises shows that compared with the traditional artificial experience algorithm and the maximax space strategy, the comprehensive efficiency of the proposed algorithm is improved by 17.11% and 17.34%, respectively, the framing convenience is 97.93%, and the space utilization rate is 80.48%. The field experiment verifies the effectiveness of the algorithm in actual production. The research shows that the proposed strategy not only ensures high space utilization, but also greatly improves the framing convenience, so as to effectively improve the overall efficiency of the production line.

**Keywords:** Customized doors and windows materials; three-dimensional bin packing problem; particle swarm optimization (PSO); framing strategy; palletizing optimization

收稿日期: 2025-05-23

基金项目: 黑龙江省重大成果转化项目 (CG23013); 黑龙江省“双一流”学科协同创新成果项目 (LJGXCG2024-F16)。

第一作者简介: 杨春梅, 博士, 教授。研究方向为林业智能装备与检测。E-mail: ycmnefu@126.com

\* 通信作者: 刘砚文, 博士, 讲师。研究方向为机械设计制造及其自动化。E-mail: liuyw@nefu.edu.cn

引文格式: 杨春梅, 季新龙, 曲文, 等. 面向门窗材的粒子群算法组框码垛优化[J]. 森林工程, 2026, 42(1): 127-139.

YANG C M, JI X L, QU W, et al. Optimization research on PSO-based framing palletizing for door/window materials[J]. Forest Engineering, 2026, 42(1): 127-139.

## 0 引言

当前房地产行业进入存量房时代,大量老旧小区存在着二次装修和换新的需求。与此同时,消费升级趋势使得消费者对门窗的个性化需求日益增强,定制化门窗逐渐成为市场的主流方向<sup>[1]</sup>。定制化门窗材生产具有订单种类多、规格多样化的特点,如何在有限的时间内高效地将不同尺寸和形状的门窗材码垛在托盘空间内,成为生产企业面临的一个重要挑战。这一问题可以被抽象为一个三维装箱问题,即在给定的托盘空间内,如何合理地安排不同尺寸的门窗材,以实现空间利用率的最大化和后续组框工序的便利性。

传统的装箱问题主要依赖人工经验算法或简单的启发式算法,例如Do等<sup>[2]</sup>系统整合了12项关键约束,包括空间重叠、作业优先级、承重限制、堆垛稳定、载荷均衡和物料朝向等,基于混合整数线性规划-约束规划混合建模框架(Mixed-Integer Linear Programming, Constraint Programming, MILP-CP)构建数学模型,采用渐进收敛算法求解,对于小规模问题可获全局最优解,对8—12类异型货物案例优化显著。Wang等<sup>[3]</sup>在考虑货物的放置方向、稳定性和重叠性等约束条件的基础上,对装箱问题提出了创新的数学建模方法,并对算法的上下界求解过程进行了优化改进。与现有模型相比,新算法在变量数量和约束条件方面都实现了精简,同时在多个经典测试实例中取得了最优解,验证了算法的优越性能。上述研究虽然在一定程度上能够满足生产需求,但在面对定制化门窗材的多样化订单时,存在空间利用率较低、组框便利性差等问题。此外,相关学者<sup>[4-6]</sup>也提出了很多有效的算法来求解装箱问题。

近年来,粒子群算法作为一种模拟鸟类和鱼类等生物群体觅食行为的启发式算法<sup>[7]</sup>,在解决组合优化问题(如路径规划、装箱问题等)中表现出良好的性能,例如,Liu等<sup>[8]</sup>提出了一种集成的粒子群优化和非支配排序遗传算法Ⅲ(improved particle swarm optimization-non-dominated sorting genetic algorithm Ⅲ,IPSO-NSGA-Ⅲ),用于解决异构车辆路径和装箱问题中旅行距离、时间惩罚成本、车辆装载效率和固定车辆成本4个关键性能指标的联合优化挑战。Qian等<sup>[9]</sup>提出了一种目标辅助概率强势学习粒子群优化算法(objective-assisted probabilistic strength learning particle swarm optimization, OA-PSLPSO),以解决多运动体协同任务分配(multi-agent cooperative task assignment, MACTA)中任务执行时间与运动体移动时间之间的冲突以及大规模组合优化问题。Wang等<sup>[10]</sup>提出了一种下三维路径规划粒子群优化-自适应步长布谷鸟搜索算法(particle

swarm optimization-adaptive step-size cuckoo search algorithm, PSO-ASCS),该算法结合了改进的自适应步长布谷鸟搜索和粒子群优化,旨在解决复杂水域中传统布谷鸟算法搜索目标不可达、路径查找和避障能力弱以及算法收敛速度慢的问题。然而,现有的粒子群算法在应用于三维装箱问题时,大多仅以空间利用率最大化为目标,没有考虑门窗材组框便利性的特殊需求。因此,如何将粒子群算法与定制化门窗材的码垛需求结合在一起,设计一种既能提高空间利用率又能优化组框便利性的码垛策略,具有重要的理论和实际意义。

针对定制化门窗材的码垛问题,提出一种混合粒子群算法的组框码垛策略。该策略不仅考虑门窗材的空间利用率,还引入组框约束条件,确保同一扇木窗的门窗材尽可能码垛在同一层,从而提高后续组框工序的效率。通过与传统经验算法和空极大空间码垛策略的对比试验,验证了本研究所提策略在综合效率、空间利用率和组框便利性方面的优越性。本研究为定制化门窗材的智能化码垛提供一种有效的解决方案,对提升门窗材生产线的整体效率具有重要意义。

## 1 生产工艺与码垛需求分析

### 1.1 生产工艺流程

在定制化木质门窗制造行业中,受生产工艺及现场条件限制,需将规格统一的木料通过优化切割处理获得多种规格尺寸的坯料<sup>[11]</sup>。本研究以哈尔滨森鹰窗业股份有限公司为研究对象,该企业现行生产线主要包含真空吸附式自动送料装置、智能优化切割系统、多轴数控精铣设备及堆垛工作站四大核心模块,如图1所示。其加工流程可概述为真空吸附式自动送料装置夹持,并转运木料至进料传输系统。首先通过优化切割系统完成精准锯切,随后进入数控精铣阶段实施表面成型处理,最终将成品构件输送至堆垛工作站,由操作人员完成人工辅助码垛排列作业。

### 1.2 码垛系统结构升级与工作原理

为解决该企业当前人工码垛效率较低、托盘空间利用率较低的问题,对企业现有码垛系统进行升级,设计和增加机械设备,如图2所示。码垛设备主要包括1号机械手、旋转支撑托盘、2号机械手和待料运输机构。其中待料运输机构主要包括运输皮带和多个顶升挡板,当顶升挡板升起时可在此区域形成门窗材暂存区,由1号机械手进行挑选运输可码垛门窗材。具体工作原理为:门窗材经过精铣设备加工后,1号机械手前的传感器会检测门窗材的尺寸和位置信息,并将这些信息传输给控制系统;1号机械手根据系统指令将

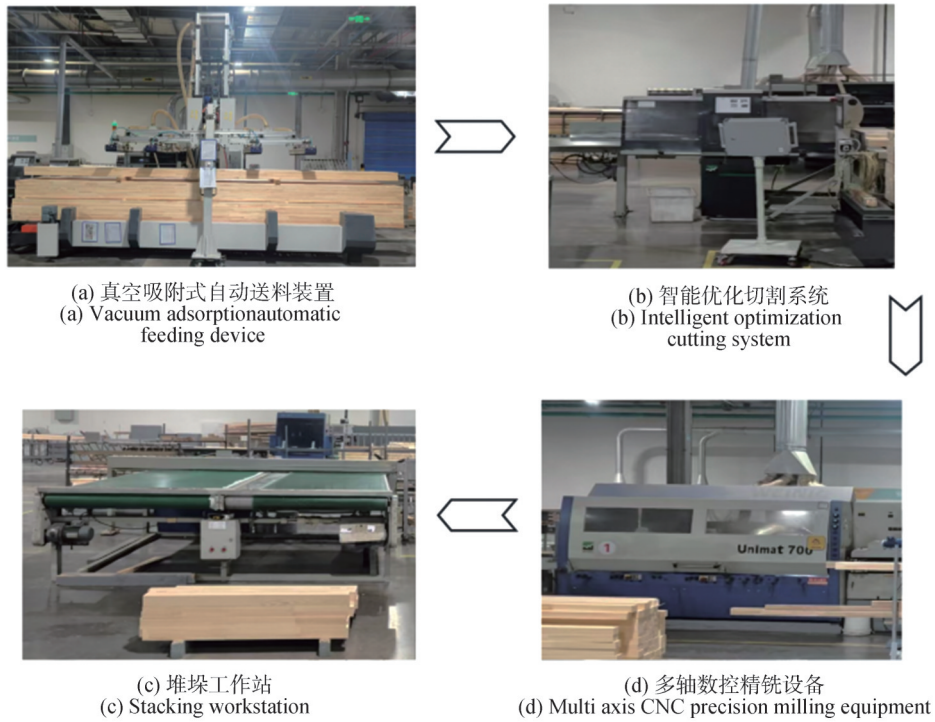
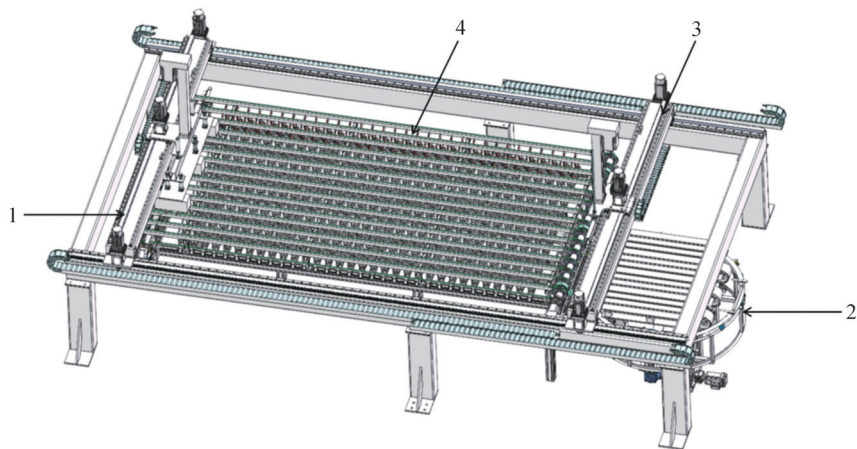


图 1 企业门窗材生产线

Fig. 1 Production line of enterprise doors and windows materials



1为1号机械手;2为旋转支撑托盘;3为2号机械手;4为待料运输机构  
1-No. 1 manipulator; 2-Rotating support tray; 3-No. 2 manipulator; 4-Material waiting transport system

图 2 定制化门窗材码垛设备总体装置

Fig. 2 General layout of customized door/window palletizing system

符合组框码垛的门窗材进行抓取运输至2号机械手区域,2号机械手根据粒子群算法计算出的最优码垛策略,将门窗材堆叠在托盘上,其下的旋转支撑托盘可进行360°旋转,满足码垛模型需求。

## 2 组框约束下的码垛问题建模与数学描述

### 2.1 码垛问题定义

本研究旨在解决门窗材的智能码垛需求,由于系

统仅能逐批获取当前型材规格参数及订单总体信息,因此该码垛问题可建模为动态响应式三维装箱问题<sup>[12]</sup>。通过构建三维优化码垛模型,实现多规格门窗材的即时定位与稳定垛型生成,确保系统能根据输入的门窗材尺寸参数及数量,快速生成符合生产要求的最优码垛方案。

### 2.2 问题假设与简化

工厂实际订单大多数为同种材料门窗材码垛,为

简化问题,对定制化门窗材做以下假定。1)假设门窗材都遵循标准的长方体结构;2)所有门窗材均视为均质长方体,密度相同;3)重心位于其几何中心,并假定在码垛过程中不会发生形变;4)任意门窗材不能相互重叠;5)门窗材和码垛托盘的承载能力无限制。

### 2.3 多目标优化模型建立

假设  $n$  个待码垛门窗材  $\{l_1, l_2, l_3, \dots, l_n\}$ , 并选取托盘内底面的某个顶点作为基准点建立三维直角坐标系。具体构建方法为以该基准点作为坐标原点  $O(0, 0, 0)$ , 将托盘的纵向、横向及垂直方向分别定义为  $X$  轴、 $Y$  轴、 $Z$  轴的正方向, 构成符合右手定则的空间直角坐标系系统。托盘的长宽高分别为  $\{L, W, H\}$ , 将托盘

的  $x-y$  平面网格化, 即将托盘的底部平面划分为一个规则的网格系统, 每个网格单元代表托盘底部的一个小块区域, 为每个网格单元分配一个唯一的坐标  $(i, j)$ , 其中  $i$  表示沿  $X$  轴的位置,  $j$  表示沿  $Y$  轴的位置。初始化一个大小为  $m \times n$  的矩阵, 其中  $m$  和  $n$  分别对应于沿  $X$  轴和  $Y$  轴的网格数量, 矩阵中的每个元素  $h(i, j)$  等于托盘中对应位置门窗材木方的累积高度, 如图3所示。网格清晰地呈现托盘的顶部信息。第  $i$  根门窗材靠近坐标原点的顶点坐标为  $(x_i, y_i, z_i)$ , 其尺寸为  $(l_i, w_i, h_i)$ 。本研究涉及的木方堆垛数据由空间坐标参数与立体维度参数共同构成, 具体如图3所示。其中, 空间坐标参数采用木方基底角点坐标进行表征, 立体维度参数则通过三维高程矩阵进行数字化表达。

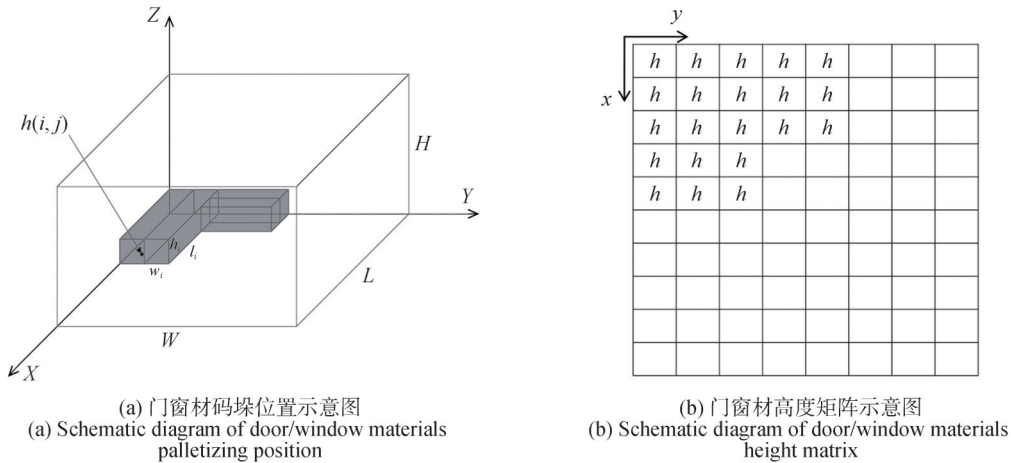


图3 门窗材码垛位置及高度矩阵示意图

Fig. 3 Palletizing position and height matrix for door/window material

木方在托盘内的空间布局存在4类空间方位组合<sup>[13]</sup>, 如图4所示。以木方长宽平面或长高平面作为基础支撑平面各形成2种初始方位, 通过沿垂直轴进

行90°空间变换可衍生出另外2种复合摆放形态。这种多维度空间布局方式为实现垛型稳定性优化提供基础解算条件。

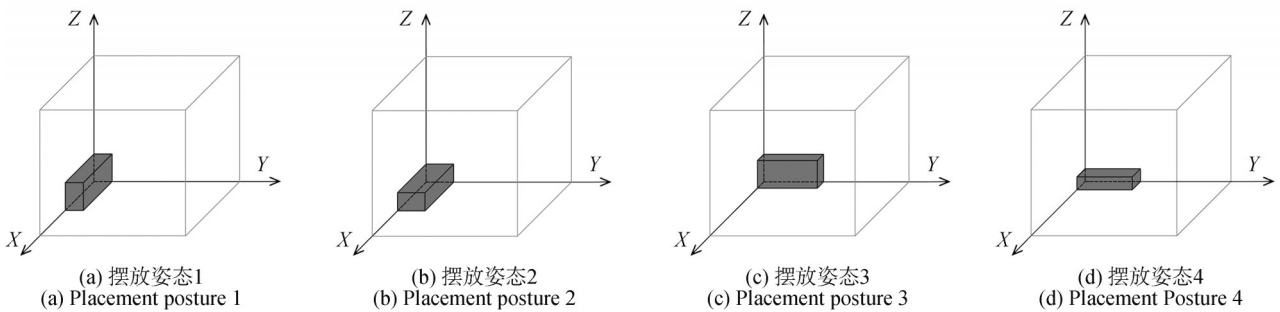


图4 门窗材摆放姿态

Fig. 4 Placement posture of door/window materials

本研究的码垛模型以码垛和组框的综合效率最优为目标函数  $f$ 。其中, 码垛效率通过总体空间利用率  $f_s$  进行量化表征, 组框的评估指标以组框便利性  $f_t$  表示。码垛总体的目标函数  $f$  为上述因素加权综合

制定, 公式为

$$\max f = \varphi_1 * f_s + \varphi_2 * f_t \quad (1)$$

式中,  $\varphi_1, \varphi_2$  为加权数, 用以衡量空间利用率和组框便利性在目标函数中的占比。

通过计算码垛模型的空间与托盘空间之比表示空间利用率,计算公式为

$$f_s = \frac{\sum_{i=1}^k l_i w_i h_i}{LWH} \quad (2)$$

分子部分表示为对每一层码垛门窗材的长、宽、高的乘积求和,  $k$  为码垛的层数;分母则是托盘的长宽高乘积。以此可以直观反映出码垛门窗材在托盘空间内的占用情况。

同扇木窗的木方在同一层的数量与所有木方数量之比表示组框便利性,计算公式为

$$f_t = \frac{N_s}{N_T} \quad (3)$$

式中:  $N_s$  为同扇木窗的木方在同一层的数量;  $N_T$  为所有木方数量。这样的计算方式考虑了木方在码垛过程中的分布情况,当同扇木窗的木方在同一层的数量越多时,组框时就越方便。

门窗材尺寸不得超过码垛托盘的承载界面,确保每一层门窗材在码垛时的尺寸都在托盘的承载范围之内,计算公式为

$$\begin{cases} \max(x_i + l_i) \leq L \\ \max(y_i + w_i) \leq W \\ \max(z_i + h_i) \leq H \end{cases} \quad (4)$$

各门窗材满足三维非干涉约束条件,即在码垛过程中,各个门窗材之间不能相互干涉,也就是不能重叠或碰撞。计算公式为

$$x_i - x_{i+1} \geq l_i, y_i - y_{i+1} \geq w_i, z_i - z_{i+1} \geq h_i \quad (5)$$

$$\frac{A_a}{A_b} \geq \frac{1}{2} \quad (6)$$

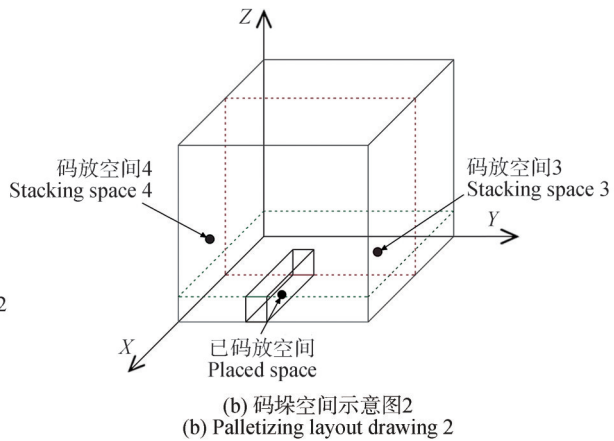
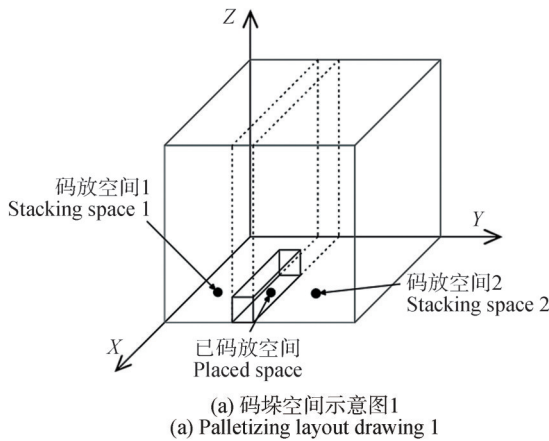


图 5 码垛空间

Fig. 5 Palletizing space

### 3.2 码垛空间选择准则

在针对同一托盘内多个码垛区域进行选择时,必须按照既定的准则和优先次序进行操作<sup>[17]</sup>,以在满足

式中:  $A_a$  为门窗材的接触支撑面积;  $A_b$  为门窗材的地面基准面积,表示门窗材的底部区域大于 0.5 得到支撑,确保有效支撑。

## 3 融合组框约束的码垛策略

### 3.1 组框码垛策略

因在木料锯切加工阶段中门窗材出料顺序以木料废料最小化为优化目标,同扇门窗材被迫离散化生产,因此现人工经验码垛无法兼顾组框需求,而在现存的大多数码垛策略中,往往只以空间利用率最大为目标函数<sup>[14]</sup>,忽略组框需求,这易造成卯榫组装环节中需耗费多余工时进行跨层寻料。为解决这一问题,本研究结合空极大空间方法提出组框码垛策略。

空极大空间是在三维容器装载问题中经常使用的概念,指在容器中寻找未被占用的最大空间。具体来说,空极大空间由容器内的 2 个顶点定义,即最深的底部左侧顶点和最高的顶部右侧顶点。这 2 个顶点坐标确定了一个空间的三维范围,可以容纳各种类型的货物<sup>[15-16]</sup>。图 5 显示容器中门窗材的 4 个空极大空间。在此基础上增加组框的约束条件,将同一扇木窗的门窗材码垛在同一层,引入一个新的决策变量,设  $A_{ij}$  为一个二进制决策变量,表示门窗材是否在同一层,如果门窗材  $i$  和  $j$  属于同一扇木窗,那么  $A_{ij}$  等于 1,否则为 0。还需要确保每根门窗材只会被分配到码垛模型的一个层级,公式为

$$\sum_{i=1}^n A_{ij} = 1, \forall_j \in L \quad (7)$$

式中,  $L$  是所有门窗材的集合。

组框策略的前提下最优托盘内货物的装载。首先根据订单信息对同扇门窗材进行层级划分;其次对码垛空间坐标进行比较。先比较  $X$  坐标,若不同,选择  $X$  坐标

较小的剩余空间;若相同,则进一步比较 $Z$ 坐标,不同则选 $Z$ 坐标较小的剩余空间,相同则比较 $Y$ 坐标;不同则选 $Y$ 坐标较小的剩余空间;最终检查装载路径以确

保不堵塞,对整个空间选择过程进行验证,确保操作的可行性与合理性,若存在问题则可能返回前面步骤进行调整,如图6所示。

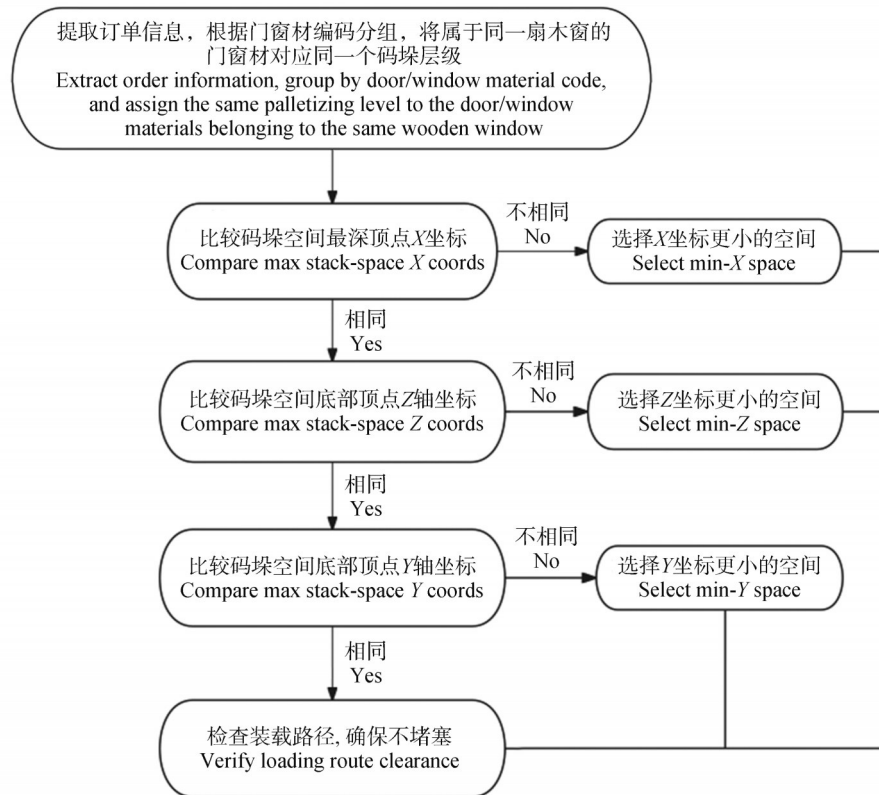


图6 码垛空间选择

Fig. 6 Palletizing space selection

为避免门窗材码垛时发生堵塞,必须预先验证装载路线的可行性<sup>[18]</sup>,如图7所示。若按照门窗材1、门窗材2、门窗材3、门窗材4的顺序码垛,当门窗材2装载完成后,门窗材3就无法放置到目标位置,因为门窗材2阻挡了其放置路径。

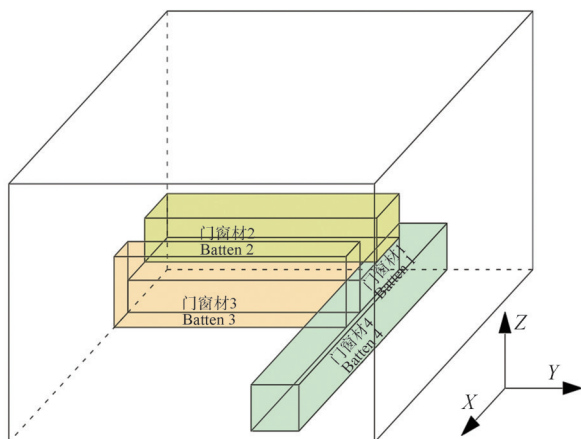


图7 装载路径中堵塞问题示意

Fig. 7 Clogging problem illustration in loading route

在码垛作业中应用上述选择准则,系统能够优先匹配最优货物装载位置,从而提升门窗材的码放效率和可操作性。这一方法有助于最小化闲置空间占比,防止堆放过程中的路径堵塞问题,对提升装箱空间利用率及优化整体装箱布局具有关键作用。

## 4 改进粒子群算法设计

### 4.1 粒子群优化算法原理

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是一种基于群体智能的优化算法,通过模拟鸟群觅食过程中的个体行为和群体协作,实现对问题的优化求解<sup>[19]</sup>。在PSO算法中,每个粒子代表一个潜在的解,粒子在搜索空间中飞行并不断调整自己的位置和速度,以寻找全局最优解。

本研究采取粒子群算法,加入组框策略的研究,对最优摆放姿态和码垛顺序进行优化,提高生产线整体效率,合理解决当前门窗材的码垛问题。以空极大空间策略为基础的融合组框的码垛策略,通过粒子群对

门窗材的码垛姿态和码垛顺序进行优化调整<sup>[20]</sup>,以保证门窗材在实现组框策略前提下取得尽可能大的空间利用率,从而提高生产线的整体效率并解决三维装箱问题。本研究提出的粒子群算法求解流程为:首先,获取订单信息并定义门窗组件属性,初始化粒子群的参数,包括粒子数、迭代次数、惯性权重和学习因子,并生成初始粒子群,选择初始的门窗组件并确定其方向,检查当前解是否满足相关约束条件,若不满足,则重新选

择门窗组件及方向,若满足,则更新粒子的速度和位置,并进行序列引导的更新以及姿态编码向量的更新;然后,判断当前迭代次数是否达到预设的最大值,若未达到,则继续下一轮迭代优化,若已达到最大迭代次数,则输出最优解,完成求解过程。整个流程借助粒子群算法的迭代搜索机制,持续调整和优化门窗材码垛的排列、方向和姿态等参数,在满足约束条件的基础上,探寻最优的解决方案。具体如图 8 所示。

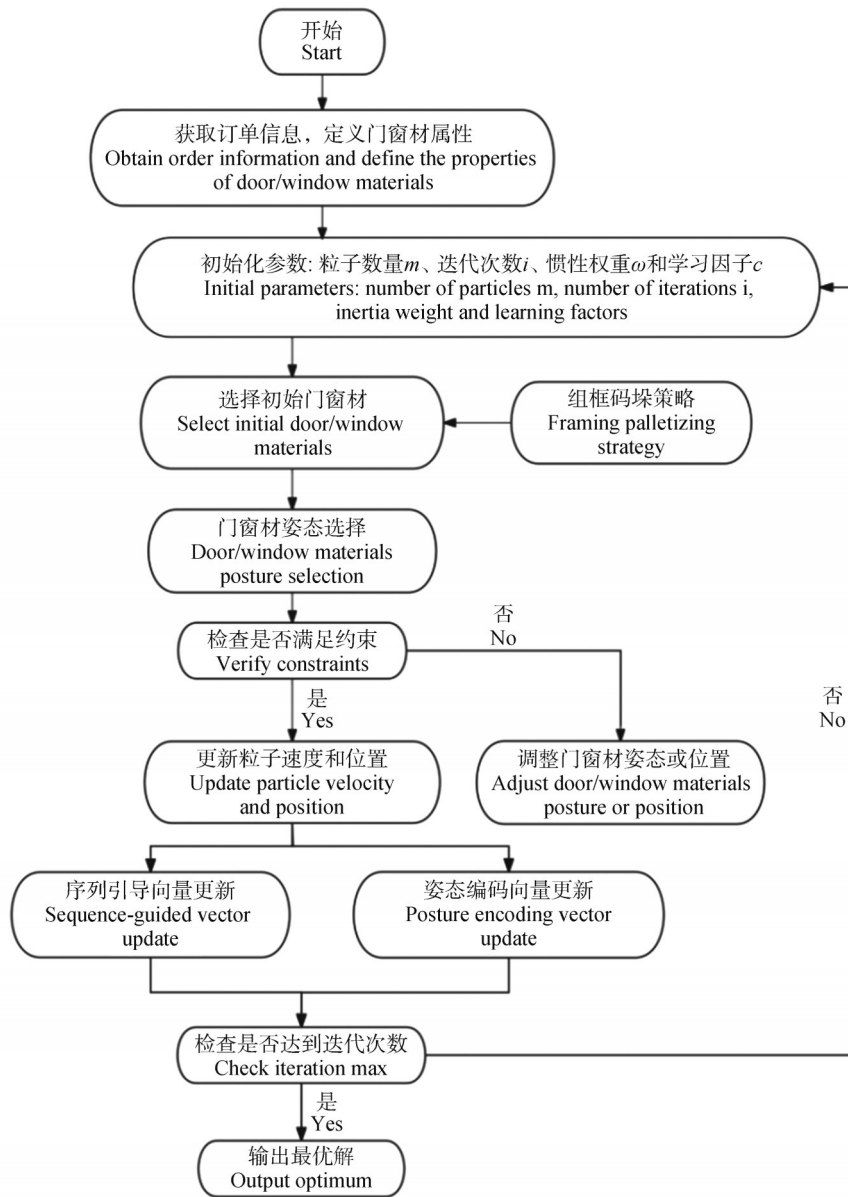


图 8 粒子群算法求解流程

Fig. 8 Flow chart for solving particle swarm optimization

## 4.2 算法框架与关键模块设计

### 4.2.1 粒子编码方式

将门窗材的属性定义为两部分:一为位置属性,表

示为  $A=(x_i, y_i, z_i)$ ,  $(x_i, y_i, z_i)$  为门窗材码垛最深处顶点的定位坐标;二为门窗材的码垛属性,表示为  $B=\{B_1, B_2, B_3, \dots, B_i, \dots, B_n\}$ , 其中  $B_i$  包括门窗材的编号  $d_i$  和放

置姿态  $u_i$ , 即  $B_i=(d_i, u_i)$ , 有  $\forall i \neq j, d_i \neq d_j$ , 即对任意的2根门窗材编号不相同。在粒子群优化算法中, 将码垛属性  $B$  编码为一个粒子的位置, 粒子的速度表示为码垛顺序和姿态信息的变化量。对每根门窗材采取属性字符串进行唯一编码, 将属性字符串格式设置为  $Lxxx-d_i-Mxx$ , 其中  $Lxxx$  表示门窗材的长度,  $d_i$  表示门窗材的编号, 其中  $i \in (1, 2, 3, \dots, n)$ , 表示第  $i$  个码垛的门窗材,  $Mxx$  表示该门窗材所属木窗编号。

#### 4.2.2 初始粒子群生成

在初始化粒子群时, 随机生成多个不同的码垛方案作为初始粒子。码垛顺序向量表示为  $S=[1, 2, 3, \dots, n]$ , 因此采取随机选择门窗材的摆放姿态实现初始种群的生成, 为每一个门窗材随机选择一种可行的姿态, 生成一个  $1 \times n$  的姿态向量  $Q=[q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n]$ , 其中每个元素  $q_i$  表示门窗材  $i$  的姿态, 姿态的随机选择采用均匀分布随机数生成。

$$q_i = \text{rand}(R, 1)。 \quad (8)$$

表示从  $1-R$  的范围内生成一个随机整数, 在本研究中取  $R=4$ 。

将固定码垛顺序向量  $P$  和姿态向量  $Q$  组合成粒子的位置编码  $X$ , 形式表示公式为

$$X = [P_1 - Q_1, P_2 - Q_2, \dots, P_n - Q_n]。 \quad (9)$$

式中,  $P_i - Q_i$  为门窗材  $i$  的码垛顺序和姿态信息的组合。

初始化粒子的速度设置为0, 表示在初始时刻, 粒子没有移动的趋势, 后续根据算法的更新规则调整其速度。重复上述步骤  $N$  次 ( $N$  为门窗材数量), 生成初始粒子群  $S=\{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_N\}$ , 其中每个  $X_i$  表示一个粒子的位置编码。

#### 4.2.3 粒子速度和位置更新

粒子速度和位置更新是粒子群算法的核心环节, 通过模拟鸟类飞行中的速度和方向调整行为, 实现粒子在解空间中的移动和探索, 具体更新规则如下。

##### 1) 速度更新公式为

$$v_i^{t+1} = \omega \cdot v_i^t + c_1 \cdot r_1 (p_i^{\text{best}} - X_i^t) + c_2 \cdot r_2 (g^{\text{best}} - w_i^t)。 \quad (10)$$

式中:  $v_i^t$  为粒子  $i$  在第  $t$  代的速度;  $w_i^t$  为粒子  $i$  在第  $t$  代的位置;  $\omega$  为惯性权重, 用于控制粒子对先前速度的继承程度;  $c_1$  和  $c_2$  分别为个体学习因子和社会学习因子, 用于控制粒子对个体最优位置和全局最优位置的趋近程度;  $r_1$  和  $r_2$  为独立均匀随机数, 用于为粒子运动引入随机性, 增强算法的探索能力;  $p_i^{\text{best}}$  为粒子  $i$  的历史最优位置;  $g^{\text{best}}$  为全局最优位置。

##### 2) 位置更新公式为

$$w_i^{t+1} = w_i^t + v_i^{t+1}。 \quad (11)$$

将更新后的速度  $v_i^{t+1}$  加到当前的位置  $w_i^t$  上得到新

的位置  $w_i^{t+1}$ , 由于订单顺序是固定的, 位置更新实际对应的是门窗材姿态的调整, 需检查更新后的位置是否满足所有约束条件。

#### 4.2.4 种群优化设计

为得到更优的码垛模型, 将当前种群中选择2个适应度较高的个体进行交叉操作, 随机选择2个交叉点, 这2个点将门窗材的码垛序列分成4个部分, 将2个父代个体在交叉点之间的部分交换, 形成2个新的子代个体。例如, 如果父代1的序列是  $U_1=(u_1, u_2, \dots, u_n)$ , 父代2的序列为  $U_2=(u_1^*, u_2^*, \dots, u_n^*)$ , 进行交叉得到两个新的序列  $U^1$ 、 $U^2$ 。

在  $U_1$  和  $U_2$  随机选择交叉点  $1 \leq d \leq n-1$ , 使  $U_1$  和  $U_2$  的  $u_d$  之后的元素进行交换生成  $U^1$  和  $U^2$ , 即  $U^1=(u_1, \dots, u_d, u_{d+1}^*, \dots, u_n^*)$ ,  $U^2=(u_1^*, \dots, u_d^*, u_{d+1}, \dots, u_n)$ 。对新生成的序列  $U^1$  和  $U^2$  执行交换变异, 随机选择2个门窗材的位置并执行交换, 例如对于  $U^1$ , 随机选择位置1和  $d$ , 那么变异后的序列为  $U_*^1=(u_d, \dots, u_1, u_{d+1}^*, \dots, u_n^*)$ ,  $U^2$  同理。

#### 4.3 粒子更新与优化机制

通过粒子的协同进化机制, 算法能够逐步优化, 并收敛到更优的码垛方案。首先, 对每个粒子构建的完整解决方案(包含材料选择序列和摆放姿态)进行评估, 综合考虑空间利用率和约束满足情况2个维度, 筛选出当前迭代中的精英粒子; 然后, 将精英粒子的适应度值与全局最优解进行比较, 若更优则更新个体最优位置( $p^{\text{best}}$ )和全局最优位置( $g^{\text{best}}$ )。为提升算法性能, 设置时变惯性权重  $\omega(t)$  和自适应学习因子  $a(t)$ , 有效平衡探索与开发, 避免陷入局部最优。同时引入自适应惩罚机制, 当某个粒子位置违反约束条件时, 在适应度函数中施加惩罚项, 这种负反馈调节显著加快了算法的收敛速度。整个更新过程通过动态调整探索新解和利用已知优质解的策略, 在保证解的质量的同时, 提高搜索效率, 使算法能够快速获得较优的码垛方案。

##### 4.3.1 序列引导向量更新规则

在粒子群优化算法中, 引入序列引导向量的概念来增强算法对码垛顺序的优化能力。序列引导向量用于记录粒子在码垛过程中的顺序选择倾向, 并结合历史最优信息进行更新。具体规则如下。

假设在当前迭代时刻  $t$ , 粒子  $i$  处理到第  $j$  根门窗材, 其码垛姿态为  $q_i^t$ , 当前最优码垛序列为  $S^{\text{best}}=\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 。在上一代( $t-1$ )时刻, 粒子  $i$  处理的第一根门窗材为  $S_i^{t-1}$ , 其码垛姿态为  $q_{s_i^{t-1}}^{t-1}$ 。如果  $s_j^t=s_i^{t-1}$  即本代首选门窗材与上代一致, 则对粒子  $i$  的序列引导向量

施加较小的惯性权重  $\omega$ , 以增强其对当前顺序的探索倾向。若连续两代处理的门窗材不仅相同且属于同一木窗(即  $s_j^t = s_k^{t-1}$  且属于同一木窗), 则在序列引导向量中增加额外的偏好项  $\Delta p$ , 以强化该顺序选择。更新公式为

$$p_{ij}^{t+1} = \omega \cdot p_{ij}^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^{\text{best}} - x_i^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g^{\text{best}} - X_i^t) + \Delta p \quad (12)$$

式中:  $p_{ij}^t$  为粒子  $i$  在第  $t$  代对门窗材  $j$  的序列引导值;  $\Delta p$  用于增强同一组框内门窗材的序列偏好;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子, 分别控制个体和社会认知的影响;  $r_1$  和  $r_2$  是随机数, 用于增加搜索的多样性。

### 4.3.2 姿态编码向量更新规则

为更好地利用历史信息优化门窗材的姿态选择, 在粒子群算法中引入姿态编码向量更新机制。具体规则如下。

如果当前迭代中门窗材  $j$  的码放姿态  $q_j^t$  与历史记录中的姿态  $q_j^{t-\tau}$  相同 ( $\tau$  为历史回溯步长), 则降低姿态编码向量的更新幅度, 以维持当前信息素含量。特别是对于连续保持相同姿态的门窗材, 算法会施加一个额外的姿态信息素增量  $\Delta q$ , 以强化这种倾向。更新公式为

$$q_j^{t+1} = q_j^t + \Delta q \quad (13)$$

式中:  $\Delta q$  的大小根据连续相同姿态出现的次数动态调整, 初始值为  $\Delta q_0$ , 每增加一次相同姿态出现,  $\Delta q$  增加  $\Delta q'$ 。

## 5 试验验证与结果分析

为验证本研究提出的混合粒子群算法的适用性, 试验数据采用哈尔滨某公司的定制化门窗材码垛订单。因为其一般托盘码垛的门窗材数量为 80~100 件, 因此, 分别选取数量为 80 和 100 的门窗材订单作为测试, 实例测试数据见表 1 和表 2。托盘尺寸设置为 1 000 mm×1 000 mm, 限高为 600 mm。

试验仿真环境为: CPU 为主频率 3.7 GHz 的 i5-12600kf, 内存为 32 GB; 操作系统 64 位 Windows10; 编程环境为 Python3.12。

### 5.1 算法参数设置与敏感性分析

实例测试针对不同数量的门窗材订单选择不同的粒子数, 粒子数量等于门窗材数量。门窗材惯性权重  $\omega$  和学习因子  $c$  取值会影响到码垛结果, 在此改变二者的值, 观察在不同初始条件下算法码垛结果。 $\omega$  变化区间为 [0.1, 0.9], 间隔为 0.1, 共 9 组;  $c$  变化区间为 [0.5, 2.1], 间隔为 0.2, 共 9 组, 试验结果如图 9 所示。在此基础上, 对算法的相关参数进行取值, 详细见表 3。

表 1 80 件门窗材订单

Tab. 1 Order of 80 pieces of door/window materials

序号 Serial number	长度/mm Length	宽度/mm Width	高度/mm Height	木窗编号 Wooden window number
1	700	60	80	M1
2	600	60	80	M1
3	550	70	70	M2
4	800	70	70	M2
5	800	70	70	M2
6	600	60	80	M1
7	800	70	70	M3
8	550	70	70	M2
9	800	70	70	M3
...	...	...	...	...
71	800	60	70	M17
72	600	60	80	M19
73	550	60	70	M20
74	700	60	80	M19
75	850	60	70	M20
76	800	60	90	M18
77	550	60	70	M20
78	850	60	70	M20
79	700	60	80	M19
80	800	60	90	M18

表 2 100 件门窗材订单

Tab. 2 Order of 100 pieces of door and window materials

序号 Serial number	长度/mm Length	宽度/mm Width	高度/mm Height	木窗编号 Wooden window number
1	600	100	80	M4
2	800	70	70	M5
3	500	60	80	M1
4	800	70	70	M5
5	800	70	70	M6
6	600	100	80	M4
7	700	70	70	M3
8	800	70	70	M6
9	550	100	80	M4
10	800	70	70	M7
...	...	...	...	...
91	700	70	80	M22
92	600	50	90	M23
93	550	80	50	M24
94	700	60	70	M25
95	900	80	50	M24
96	700	60	70	M25
97	900	80	50	M24
98	800	60	70	M25
99	800	60	70	M25
100	550	80	50	M24

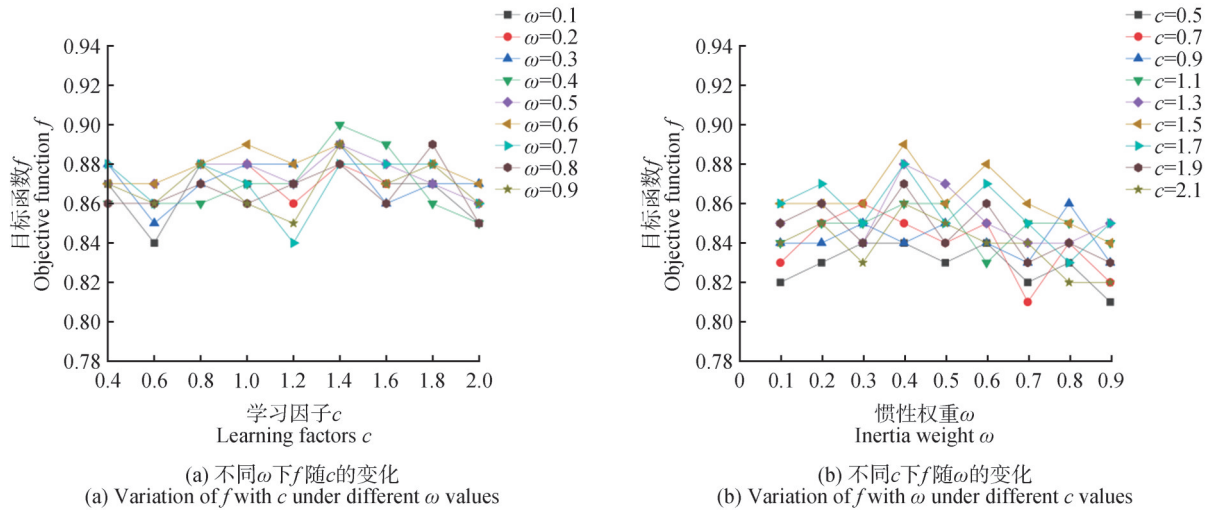


图9 参数  $c$  和  $\omega$  对码垛结果的影响  
Fig. 9 Impact of parameter  $c$  and  $\omega$  on palletizing results

表3 参数设置  
Tab. 3 Parameter setting

参数 Parameter	最大迭代次数 $i$ Maximum iterations	学习因子 $c$ Learning factor	惯性权重 $\omega$ Inertia weight	增强同一组框内门窗材的序列偏好 $\Delta p$ Enhance the sequence preference of door/window materials within the same group	综合效率加权 $\varphi_1 = \varphi_2$ Weighted comprehensive efficiency $\varphi_1 = \varphi_2$
数值 Numerical value	200	1.5	0.4	0.2	0.5

## 5.2 算法性能对比与现场验证

### 5.2.1 仿真性能对比分析

采用组框码垛策略和混合粒子群算法进行实例测试,将测试结果分别与人工经验算法码垛结果和空极

大空间策略蚁群码垛算法结果进行对比。本研究所提出的组框码垛策略的码垛模型如图10所示。由图10可知,为了实现同一木窗的木框码垛在同一层,使码垛空间有些间隙,空间利用率达不到最高。

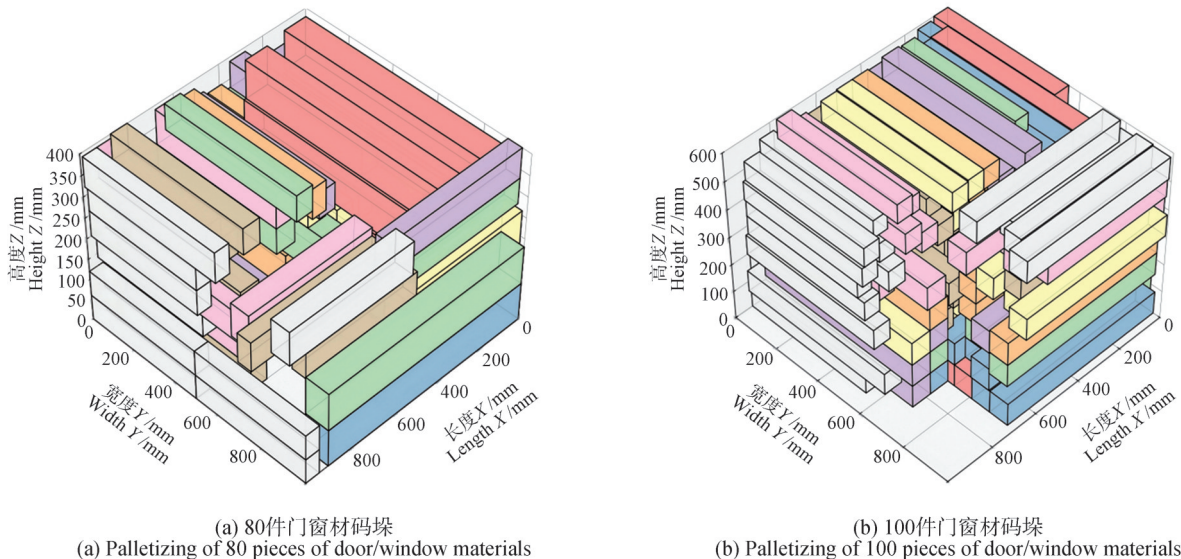


图10 实例测试码垛结果  
Fig. 10 Experimental palletizing results demonstration

将本研究组框策略(组框策略)分别与人工经验算法、空极大空间策略进行结果对比,结果见表4。传统人工经验算法(经验算法)的平均综合效率为72.10%,空极大空间策略粒子群算法(空极大策略)的平均综合效率为71.87%,本研究组框策略粒子群算法的平均综

合效率为89.21%,对比分别提高了17.11%、17.34%;单从空间利用率看,组框策略均值为80.48%,略逊色于空极大空间策略均值(89.05%),高于传统人工经验算法(79.08%);而在组框便利性上,组框策略均值(97.93%)大于二者均值(65.09%,54.69%)。

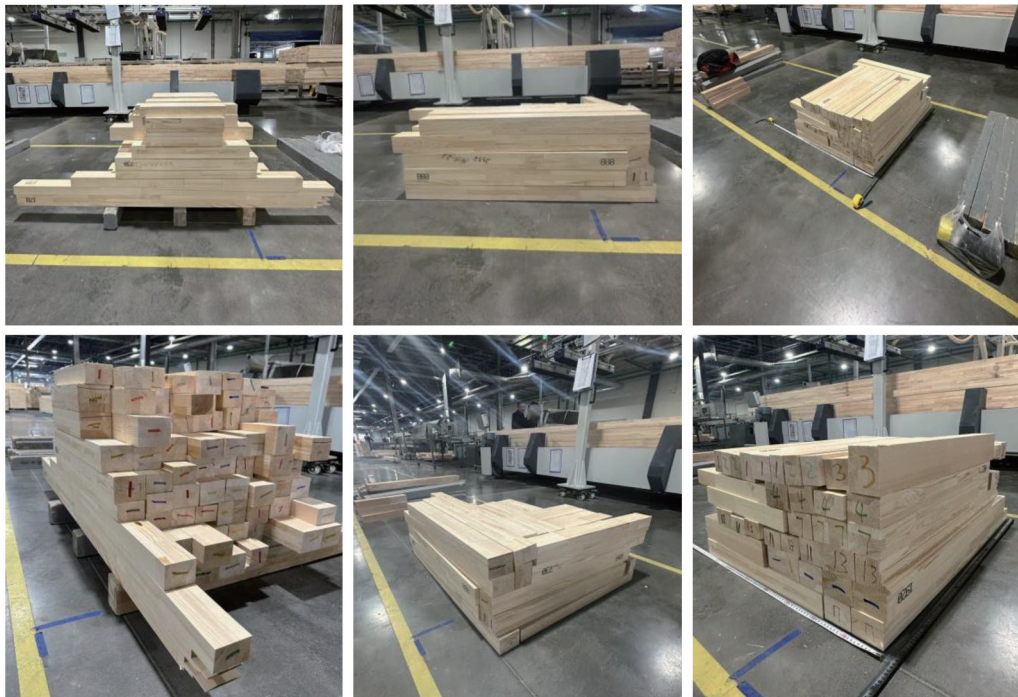
表 4 不同算法结果对比  
Tab. 4 Comparison of results of different algorithms

算例 Numerical example	门窗材数量 Door/window material number	空间利用率/% Space utilization			组框便利性/% Framing convenience			综合效率/% Comprehensive efficiency		
		经验算法 Empirical algorithm	空极大策略 Maximax space strategy	组框策略 Framing strategy	经验算法 Empirical algorithm	空极大策略 Maximax space strategy	组框策略 Framing strategy	经验算法 Empirical algorithm	空极大策略 Maximax space strategy	组框策略 Framing strategy
订单1 Order 1	80	78.94	88.74	80.41	65.85	55.25	97.61	72.40	72.00	89.01
订单2 Order 2	100	79.21	89.35	80.55	64.32	54.12	98.25	71.77	71.74	89.40
均值 Average	90	79.08	89.05	80.48	65.09	54.69	97.93	72.10	71.87	89.21

5.2.2 现场应用效果验证

为直观验证不同码垛策略的实际结果,本试验通过工厂实际码垛对人工经验算法、空极大空间策略及本研究提出的组框策略进行对比分析。选用同一批

木料,共72根进行对比。为便于区分,使用不同颜色进行标记。相同颜色标记的即为同一木窗组框的木方,详情如图11所示。其中码垛模型评估参数见表5。



(a) 人工经验算法  
(a) Artificial experience algorithm

(b) 空极大空间策略  
(b) Maximax space strategy

(c) 组框码垛策略  
(c) Framing palletizing strategy

图 11 现场码垛模型

Fig. 11 Field palletizing model

表5 码垛模型评估  
Tab. 5 Evaluation of palletizing model

指标 Index	长/mm Length	宽/mm Width	高/mm Height	体积/cm <sup>3</sup> Volume	组框便利性 /% Framing convenience
人工经验算法 Artificial experience algorithm	1 020	660	570	383 724	50.00
空极大空间策略 Maximax space strategy	1 020	850	345	299 115	48.60
组框码垛策略 Framing palletizing strategy	760	1 020	450	348 840	100.00

由图 11(a)可知,人工经验算法码垛的门窗材分布呈现显著的空间浪费性和无序性,托盘内存在多处不规则空隙。此外,不同木窗的门窗材混杂堆放于不同层级,组框便利性较低。由图 11(b)可知,空极大空间策略通过优先填充最大空隙,空间利用率最高,木材码垛密度显著提高。然而,并没有考虑到组框的问题,其组框便利性最低。由图 11(c)可知,本研究提出的组框策略在保证一定的空间利用率的同时,组框便利性极高。算法通过粒子群策略调整码垛顺序与姿态,在组框优先原则下仍实现较高空间填充率。

通过现场试验直观展示不同策略的码垛效果,结合定量数据与定性分析,进一步验证本算法的有效性。

## 6 结论

本研究提出的基于粒子群算法的定制化门窗材组框码垛策略,通过试验验证和对比分析,得出以下结论。

1)本研究的组框码垛策略在生产线综合效率方面表现优异,平均综合效率达到 89.21%。相较于传统人工经验算法,综合效率提高 17.11%;相较于空极大空间策略粒子群算法,综合效率提高 17.34%。这表明该策略在提升码垛效率方面具有显著优势。

2)虽然本策略在空间利用率上略低于空极大空间策略(80.48%<89.05%),但仍优于传统人工经验算法(79.08%)。这表明该策略在保证组框便利性的同时,依然能够有效利用托盘空间,满足实际生产需求。

3)本策略在组框便利性方面表现尤为突出,达到 97.93%,远高于传统人工经验算法(65.09%)和空极大空间策略(54.69%)。这表明该策略能够有效确保同一扇木窗的门窗材尽可能码垛在同一层,显著提升后续组框工序的效率。

尽管本研究算法在综合效率、空间利用率和组框便利性方面表现优异,但算法参数的调优、与其他优化技术的集成,以及在不同类型码垛问题中的应用仍有进一步研究的空间。未来的研究可以集中在这些方

面,以进一步提升算法的实用性和适用范围。

综上所述,本研究提出的基于粒子群算法的组框码垛策略,能够显著提高码垛的综合效率和组框便利性,为定制化门窗材的智能化码垛提供一种有效的解决方案,对提升门窗材生产线的整体效率具有重要意义。

## 参 考 文 献

- [1] 雷鸣,曾毅. 2024—2025 中国门窗幕墙行业市场研究与  
发展分析报告:第 31 届全国铝门窗幕墙行业年会[C]//  
2025 年建筑门窗幕墙创新与发展. 广州,2025.  
LEI M, ZENG Y. 2024—2025 China doors and windows  
curtain wall industry market research and development  
analysis report: The 31st national aluminum doors and win-  
dows curtain wall industry annual conference [C]// Inno-  
vation and Development of Building Doors, Windows, and  
Curtain Walls in 2025. Guangzhou, 2025.
- [2] DO NASCIMENTO O X, DE QUEIROZ T A, JUNQUEIRA L.  
Practical constraints in the container loading problem:  
Comprehensive formulations and exact algorithm [J]. *Com-  
puters & Operations Research*, 2020, 128: 105186.
- [3] WANG T, HU Q, LIM A. An exact algorithm for two-di-  
mensional vector packing problem with volumetric weight  
and general costs [J]. *European Journal of Operational Re-  
search*, 2022, 300(1): 20–34.
- [4] SILVA E F, TOFFOLO T A M, WAUTERS T. Exact meth-  
ods for three-dimensional cutting and packing: A compara-  
tive study concerning single container problems [J]. *Com-  
puters & Operations Research*, 2019, 109: 12–27.
- [5] ZHU W B, LIM A. A new iterative-doubling Greedy - Loo-  
kahead algorithm for the single container loading problem  
[J]. *European Journal of Operational Research*, 2012, 222  
(3): 408–417.
- [6] FANSLAU T, BORTFELDT A. A tree search algorithm for  
solving the container loading problem [J]. *INFORMS Jour-  
nal on Computing*, 2010, 22(2): 222–235.
- [7] 马军,贾鹤鸣,赵国强,等. 基于优化粒子群的最大熵罔

- 值法叶片图像分割[J]. 森林工程, 2019, 35(3): 63-68.
- MA J, JIA H M, ZHAO G Q, et al. Maximum entropy thresholding method for plant leaf image based on improved particle swarm optimization[J]. Forest Engineering, 2019, 35(3): 63-68.
- [8] LIU Y, CHEN W C, JIANG X Y. PSO-augmented NSGA-III algorithm: A combined optimization approach to heterogeneous vehicle routing and Bin packing problems [J]. IEEE Access, 2024, 12: 153497-153518.
- [9] QIAN T, LI J Y, LIU X F, et al. Objective-assisted probabilistic strength learning particle swarm optimization for multi-agent cooperative task allocation [J]. Scientia Sinica Technologica, 2024, 54(9): 1720-1735.
- [10] WANG L, LI J H, QI J Y, et al. AUV underwater 3D path planning based on particle swarm optimization-adaptive step-size cuckoo search algorithm [C]//Proceedings of the 2022 11th International Conference on Networks, Communication and Computing. Beijing China. ACM, 2022: 215-225.
- [11] 李伟栋, 李金甲. 板式家具数字化制造技术 [M]. 北京: 化学工业出版社.
- LI W D, LI J J. Digital manufacturing technology of panel furniture [M]. Beijing: Chemical Industry Press.
- [12] DAIOS A, KLADOVASILAKIS N, KOSTAVELIS I. Mixed palletizing for smart warehouse environments: Sustainability review of existing methods [J]. Sustainability, 2024, 16(3): 1278.
- [13] LIU W S, YIN H Y, LI M Q. The heuristic algorithm of stacking layer for the three-dimensional packing of fixed-size cargoes [M]// Green Communications and Networks. Dordrecht: Springer Netherlands, 2012.
- [14] WANG J, YAO Y H, ZHANG Y G, et al. Optimization of railway mixed goods loading layout considering stability [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022: 1517280.
- [15] NEUENFELDT JÚNIOR A, SILUK J, FRANCESCOTTO M, et al. A framework to select heuristics for the rectangular two-dimensional strip packing problem [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119202.
- [16] 曲文, 蒋志维, 丁禹程, 等. 基于蚁群算法的定制化门窗材空极大空间码垛策略研究 [J]. 包装工程, 2024, 45(13): 238-246.
- QU W, JIANG Z W, DING Y C, et al. Stacking strategy of customized door and window materials with empty maximal spaces based on ant colony algorithm [J]. Packaging Engineering, 2024, 45(13): 238-246.
- [17] LEE D K, SHIN J H, LEE D H. Operations scheduling for an advanced flexible manufacturing system with multi-fixturing pallets [J]. Computers & Industrial Engineering, 2020, 144: 106496.
- [18] 侯克金, 袁锐波, 杨灏泉, 等. 基于混合蚁群算法的货物码垛模型研究 [J]. 轻工机械, 2022, 40(6): 96-104.
- HOU K J, YUAN R B, YANG H Q, et al. Cargo palletizing model based on hybrid ant colony algorithm [J]. Light Industry Machinery, 2022, 40(6): 96-104.
- [19] 孙柱, 赵强, 张娜, 等. 基于粒子群算法的智能车辆多目标跟踪 [J]. 森林工程, 2020, 36(4): 70-75.
- SUN Z, ZHAO Q, ZHANG N, et al. Intelligent vehicle multi-objective tracking based on particle swarm algorithm [J]. Forest Engineering, 2020, 36(4): 70-75.
- [20] 邱坚. 考虑缓存区的在线码垛算法研究 [D]. 广州: 广东工业大学, 2022.
- QIU J. Research on the algorithm for the online pallet loading problem with buffer [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2022.