

效率与人工负荷权衡下的中小型电商仓储 人机动态调度优化

李静雯

武汉科技大学管理学院, 湖北 武汉

收稿日期: 2025年11月22日; 录用日期: 2025年11月25日; 发布日期: 2025年12月24日

摘要

针对中小型电商仓储面对订单波动时, 由于资源弹性不足而出现的效率与人工负荷平衡困难问题, 本研究突破传统半动态分区规则局限, 以混合处理区为决策核心, 设计全动态任务分配机制。该机制综合订单属性、资源位置及负载等多种因素, 构建以最小化系统最大完工时间和人工总工作时间为目标的双目标优化模型, 采用基于NSGA-II算法的求解框架得到帕累托最优解集。实验表明, 与传统半动态规则相比, 所提方法在保持系统效率相当的同时, 实现了人工负荷的显著降低, 验证了全动态分配机制在平衡效率与人工负荷这两个目标上的优越性, 为资源受限下的中小型电商仓储调度提供了新方案。

关键词

动态任务分配, 双目标优化, NSGA-II, 中小型电商

Optimization of Man-Machine Dynamic Scheduling for Small and Medium-Sized E-Commerce Warehousing under the Trade-Off of Efficiency and Labor Load

Jingwen Li

School of Management, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan Hubei

Received: November 22, 2025; accepted: November 25, 2025; published: December 24, 2025

Abstract

Aiming at the difficulty of balancing efficiency and labor load due to insufficient resource elasticity

文章引用: 李静雯. 效率与人工负荷权衡下的中小型电商仓储人机动态调度优化[J]. 电子商务评论, 2025, 14(12): 4266-4276. DOI: 10.12677/ecl.2025.14124367

when small and medium-sized e-commerce warehousing faces order fluctuations, this research breaks through the limitations of traditional semi-dynamic zoning rules and designs fully dynamic tasks with the mixed processing area as the decision-making core. Allocation mechanism. This mechanism integrates multiple factors such as order attributes, resource location and load to build a dual-objective optimization model with the goals of minimizing the maximum system completion time and total labor working time, Pareto optimal solution set is obtained by using the framework of NSGA-II algorithm. Experiments show that compared with traditional semi-dynamic rules, the proposed method achieves a significant reduction in labor load while maintaining equivalent system efficiency, verifying the superiority of the fully dynamic allocation mechanism in balancing efficiency and labor load goals, and provides a new solution for small and medium-sized e-commerce warehousing scheduling under resource constraints.

Keywords

Dynamic Scheduling, Dual Objective Optimization, NSGA-II, Small and Medium-Sized E-Commerce

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来, 电子商务的迅猛发展使物流仓储系统在订单高峰期面临压力, 传统调度模式效率低、成本高的问题愈发突出, 智能化技术与优化策略成为破解这一困境的关键[1]。在此背景下, 兼具“货到人”模式高效性与“人到货”模式灵活性的“人-机”混合作业系统, 为解决大型网上超市等场景的多品订单拣选难题提供了新机遇, 逐渐成为仓储优化领域的研究热点[2]。

现有仓储优化研究主要围绕作业环节精细化管控与调度策略改进展开, 形成了丰富的成果但存在场景与目标局限。在拣选环节, 王旭坪等针对电子商务人工并行分区拣选系统, 构建总服务时间最短与分区均衡度最优的双目标订单合并模型, 指出两目标存在天然冲突, 且考虑均衡性的策略更能提升系统整体效率[3]; 李昆鹏等聚焦“货到人”拣选系统的订单分批问题, 以人工拣选与 AGV 搬运成本之和最小为目标, 设计改进自适应遗传算法, 为电商仓库成本控制提供实践指导[4]。在分拣与调度优化层面, 纪佳溥等通过实数编码遗传算法优化订单排序, 有效缩短拣选完成时间[5]; 林硕等从多 AGV 运行成本角度出发, 结合动态避障优先级建立最小成本模型, 实现效率提升与成本降低的双重目标[6]; 赵一鸣等进一步考虑 RMFS (机器人货到人系统) 的续航需求, 将任务分配与充电调度协同优化, 构建以订单拣选时间最短为目标的混合整数线性规划模型[7]。此外, 刘志硕等针对多拣货台 AMR (自主移动机器人) 拣选系统, 研究订单分配、处理顺序与货架访问顺序的集成优化, 为复杂场景下的流程管控提供思路[8]。

随着工业 5.0 理念的推进, 人机协同成为提升仓储系统柔性效率的重要方向。Baig 等指出人类在创造性与灵活性任务上的优势, 与机器人的精密性形成互补, 为协同策略设计奠定理论基础[9]。Sun 等在装配领域的研究表明, 人机协同能结合人的柔性与机器的精密性, 显著提升生产效率与安全性[10][11]; Calzavara 等进一步强调, 任务分配是人机协同系统的核心, 不合理分配会导致生产混乱与效率下降[12]。这一观点在仓储领域得到验证, 李腾等在机器人履约系统调度中引入拣选人员疲劳因素, 建立以任务完成时间最短为目标的模型, 体现人因优化对系统性能的重要影响[13]。

然而, 现有研究仍存在明显缺口: 多数成果聚焦大型自动化仓储系统, 如邓辅秦等针对大型仓储环境设计冲突搜索算法[14], 田彬等优化“四向车”拣选系统订单排序以应对千万级订单量, 却忽视资源受

限的中小型电商仓储场景[15]; Ardjmand 等对传统人工仓库的订单拣选与任务指派研究[16], 以及 Yu 等对分区策略的分析, 虽涉及动态因素, 但未实现效率(系统最大完工时间)与人因(人工总工时)的双目标全局权衡, 难以适配中小型仓储的订单波动与资源约束特性[17]。

综上, 本文面向中小型电商仓储系统, 研究人机协同全动态任务分配问题。突破传统半动态分区规则的局限, 综合订单属性、资源位置与负载状态, 构建以最小化系统最大完工时间和人工总工作时间为目标的双目标优化模型, 并设计求解算法, 为资源弹性配置与系统综合性能提升提供新方案, 弥补现有研究在场景适配性与目标完整性上的不足。

2. 问题描述及模型构建

2.1. 问题描述

中小型电商仓储在日常运营中常面临订单量的周期性波动, 这对系统的响应能力与资源弹性提出了较高要求。这类仓库一般采用“货到人”和“人到货”相结合的混合作业模式, 不过其核心调度逻辑大多依赖半动态分区规则。目前的研究主要关注资源充足的大型仓储系统, 缺少对中小型场景里“资源有限、订单波动大、成本敏感度高”这些特点的有效适配。

本研究以一个典型的中小型电商仓储中心为对象。仓库内部被划分成三个功能区域: 人工拣选区(配备低层货架, 用于存放拆零、轻小类商品)、AGV 搬运区(配备高层货架, 用于存放整箱、重大类商品)以及混合处理区(配备中层货架, 用于存放可由人工或 AGV 协同处理的商品)。

系统配备了拣货员团队与 AGV 车队, 在传统运作模式中, 采用半动态协同规则也就是混合处理区的订单默认由人工处理; 只有当系统监测到人工区订单积压超过设定阈值时, 也就是检测到人工列队积压的未完成的订单数超过人工最大处理能力的 80%, 以及订单的延误超过一定合理时间, 才会把混合区的订单临时转交给 AGV 处理。这种模式虽有一定的弹性, 但存在响应滞后的问题。传统半动态规则的刻板性, 导致系统没办法在订单完成效率和人工工作负荷这两个关键目标之间实现有效平衡。

为了解决上述矛盾, 本文设计出一种全动态任务分配机制。该机制的核心是把混合处理区当作协同调度的决策核心, 不再遵循任何固定的分配规则。当订单到达后, 系统会依据实时状态信息, 像订单属性、资源当前位置、即时负载以及未来工作队列等, 为每一个混合区订单独立且动态地分配合适的处理资源, 要么是人工, 要么是 AGV。这一过程通过一个双目标优化模型来实现, 该模型在做决策时, 会同时考虑任务分配对系统整体完工时间和人工总负荷的潜在影响, 从而从根本上实现效率与人性化的全局最优平衡, 其核心决策问题如下: 在满足仓储作业约束的条件下, 通过动态任务分配, 找到能让系统最大订单完成时间 f_1 和人工总工作时间 f_2 同时处于较小水平的帕累托最优解。

具体来说, 本问题需要解决以下关键决策有任务分配决策, 要明确每个混合区订单的最优处理资源, 是人工还是 AGV; 资源负载均衡决策, 要保证各资源的工作量均衡, 避免出现局部过载的情况; 多目标权衡决策, 要在效率和人工负荷之间寻求最优的平衡。

为了清晰地划定研究范围, 做出如下假设:

- (1) 采用整单分配策略, 订单作为不可分割的整体由单一资源处理, 每个订单仅包含单一商品;
- (2) 所有商品的货位信息是已知且固定的, 库存充足;
- (3) 单个订单的商品总量不超过周转箱的承载上限;
- (4) 设置单一拣选台, 不考虑其处理能力的限制;
- (5) 在研究时段内, 人力和 AGV 资源的数量保持固定;
- (6) 采用基于货位数量的标准工时估算方法, 其中人工处理时间包含行走时间和拣选操作时间, AGV 处理时间包含行驶时间和货架操作时间;

(7) 忽略资源在共享通道内的路径冲突,其潜在的时间消耗已经计入标准工时估算中。根据问题描述,相关符号、参数及变量定义如表 1 所示。

Table 1. Symbol definitions

表 1. 符号定义

符号	描述
O	订单集合, $o \in O$
W	拣货员集合, $w \in W$
A	AGV 集合, $a \in A$
O_M	混合区订单集合, $O_M \in O$
d_o	订单 o 的最晚完成时间
Q_w^{\max}	拣货员 w 的最大处理能力(货位数量)
Q_a^{\max}	AGV a 的最大处理能力(货位数量)
M	足够大的正数
v_w	人工步行速度
v_a	AGV 行驶速度
t_{base}	单个货位基础操作时间
t_{item}	单个商品额外操作时间
t_{agv_fixed}	AGV 固定操作时间
$\bar{L}(N_o)$	处理 N_o 货位订单的平均行走距离
$\bar{D}(N_o)$	处理 N_o 货位订单的平均行驶距离
$x_{w,o}$	拣货员 w 是否处理订单 o , 是则为 1, 否则为 0
$y_{a,o}$	AGV a 是否处理订单 o , 是则为 1, 否则为 0
C_o	订单 o 的实际完成时间
T_w	拣货员 w 的总工作时间
S_o	订单 o 的开始处理时间
C_w	拣货员 w 的完工时间
C_a	AGV a 的完工时间

2.2. 数学模型

基于上述分析,建立的双目标优化数学模型如下:

$$\begin{cases} \min f_1 = \max_{o \in O} C_o \\ \min f_2 = \sum_{w \in W} T_w \end{cases} \quad (1)$$

式子(1)中, f_1 表示最大订单完成时间,反映系统整体处理效率; f_2 表示人工总工作时间,体现人工工作负荷。

每个订单必须被处理且仅被处理一次,表示为

$$\sum_{w \in W} x_{w,o} + \sum_{a \in A} y_{a,o} = 1, \forall o \in O \quad (2)$$

订单只能由对应区域资源处理，表示为

$$\sum_{a \in A} y_{a,o} = 0, \forall o \in O \setminus O_m \quad (3)$$

$$\sum_{w \in W} x_{w,o} = 0, \forall o \in O \setminus O_m \quad (4)$$

订单完成时间由开始时间和处理时间确定，表示为

$$C_o \geq S_o + t_{w,o} - M \cdot (1 - x_{w,o}), \forall w \in W, o \in O \quad (5)$$

$$C_o \geq S_o + t_{a,o} - M \cdot (1 - y_{a,o}), \forall a \in A, o \in O \quad (6)$$

拣货员总工作时间为分配订单时间之和，表示为

$$T_w = \sum_{o \in O} t_{w,o} \cdot x_{w,o}, \forall w \in W \quad (7)$$

订单完成时间不晚于最晚完成时间，表示为

$$C_o \leq d_o, \forall o \in O \quad (8)$$

资源处理量不超过其最大能力，表示为

$$\sum_{o \in O} q_o \cdot x_{w,o} \leq Q_w^{\max}, \forall w \in W \quad (9)$$

$$\sum_{o \in O} q_o \cdot y_{a,o} \leq Q_a^{\max}, \forall a \in A \quad (10)$$

基于货位数量计算标准工时，表示为

$$t_{w,o} = \frac{\bar{L}(q_o)}{v_w} + t_{base} \cdot q_o + t_{item} \cdot Q_o^{total}, \forall w \in W, o \in O \quad (11)$$

$$t_{a,o} = \frac{\bar{D}(q_o)}{v_a} + t_{base} \cdot q_o + t_{item} \cdot Q_o^{total} + t_{agv_fixed}, \forall a \in A, o \in O \quad (12)$$

资源完工时间约束为

$$C_w \geq \sum_{o \in O} t_{w,o} \cdot x_{w,o}, \forall w \in W \quad (13)$$

$$C_a \geq \sum_{o \in O} t_{a,o} \cdot y_{a,o}, \forall a \in A \quad (14)$$

决策变量约束表示为

$$x_{w,o} \in \{0, 1\}, \forall w \in W, o \in O \quad (15)$$

$$y_{a,o} \in \{0, 1\}, \forall a \in A, o \in O \quad (16)$$

$$C_o \geq 0, T_w \geq 0, S_o \geq 0, C_w \geq 0, C_a \geq 0 \quad (17)$$

3. 算法设计

3.1. 算法总体框架

除针对中小型电商仓储通过混合区订单分配从而实现双目标优化的核心需求，采用基于 NSGA-II 算法

的求解框架进行求解。将遗传搜索与实时调度逻辑相结合,旨在获得系统最大完工时间与人工总工作时间均较小的帕累托最优解集。算法总体流程遵循“初始化→迭代进化→环境选择→输出”的框架,其核心在于每一代中通过动态解码将染色体映射为可行的调度方案,并据此进行多目标评估与优化。主要步骤如下:

步骤 1. 参数初始化。设定算法运行参数,包括种群规模 $N=100$, 最大迭代次数 $G_{\max}=200$, 模拟二进制交叉分布指数 $\eta_c=20$, 多项式变异分布指数 $\eta_m=20$, 固定交叉概率 $P_c=0.9$, 与变异概率 $P_m=0.1$, 以在全局探索和局部开发间取得平衡。

步骤 2. 种群初始化。随机生成 N 条染色体,构成初始种群 P_0 。每条染色体采用实数编码,其基因值根据订单所属区域生成,以确保初始种群的多样性与可行性。令迭代计数器 $gen=0$ 。

步骤 3. 迭代进化。当 $gen < G_{\max}$ 时,循环执行以下步骤:

(1) 评估。对当前种群 P_{gen} 中的每一个体,执行动态解码,计算其对应的双目标函数值 f_1 和 f_2 。

(2) 排序。对 P_{gen} 执行非支配排序,并计算每个个体的拥挤度距离。

(3) 选择。基于非支配等级与拥挤度,采用二元锦标赛选择算子,从 P_{gen} 中选出父代个体。

(4) 交叉与变异。对父代个体依次执行模拟二进制交叉与多项式变异操作,生成子代种群 Q_{gen} 。

(5) 环境选择。将父代种群 P_{gen} 与子代种群 Q_{gen} 合并为 R_{gen} 。对 R_{gen} 进行非支配排序与拥挤度计算,并选取前 N 个最优个体构成新一代种群 P_{gen+1} 。

(6) $Gen = gen + 1$ 。

步骤 4. 结果输出。当 $gen = G_{\max}$ 时,算法终止,并输出最终种群中非支配等级为 1 的个体,即所求的帕累托最优解集。

3.2. 详细设计

3.2.1. 染色体编码

为精准映射仓储作业的区域约束与动态分配决策,本文采用实数编码方案。令染色体表示为 $C = [g_1, g_2, \dots, g_{|O|}]$, 其中 $|O|$ 为订单总数,基因 $g_j \in [0, 1]$ 对应订单 o_j 的资源分配倾向。编码过程遵循分区作业原则。如果订单 o_j 属于人工区 O_W , 则 $g_j \in [0, 0.5)$, 订单仅由拣货员处理; 如果订单 o_j 属于 AGV 区 O_A , 则 $g_j \in [0.5, 1]$, 订单仅由 AGV 处理; 如果订单 o_j 属于混合区 O_M , 则 $g_j \in [0, 1]$, 订单动态分配。

3.2.2. 适应度函数

适应度函数直接对应数学模型的双目标优化问题。最大完工时间反映系统整体处理效率,定义为所有订单完成时间的最大值,人工总工作时间体现人工工作负荷,定义为所有拣货员工作时间之和。

$$f_1 = \max \{C_o | o \in O\} \quad (18)$$

$$f_2 = \sum_{w \in W} T_w \quad (19)$$

3.2.3. 动态解码策略

解码是将染色体 C 转化为可行任务分配方案 $(x_{w,o}, y_{w,o})$ 并计算目标函数值的关键环节。本设计采用一种基于实时负载的动态解码策略,其核心步骤如下:

步骤 1. 初始化。为每个拣货 w 和 AGV a 初始化空的工作队列 Q_w 与 Q_a 。其队列完成时间 C_w 与 C_a 初始为 0。

步骤 2. 订单遍历。依据染色体基因位顺序,依次处理每个订单 o_j 。

步骤 3. 资源分配决策。如果 $o_j \in O_W$, 将其分配给当前完成时间 C_w 最小的拣货员 w ; 如果 $o_j \in O_A$, 将其分配给当前完成时间 C_a 最小的拣货员 AGV a , 如果订单处于混合区,就根据基因值 g_j 决定。

步骤 4. 目标值计算。遍历所有订单后, 系统最大完工时间 $f_1 = \max(\{C_w | w \in W\} \cup \{C_a | a \in A\})$, 人工总工作时间 $f_2 = \sum_{w \in W} C_w$ 。

3.2.4. 遗传算子设计

(1) 论选择算子。采用二元锦标赛选择, 每次随机选取两个个体, 比较其非支配等级 *rank*, 等级低者胜出; 若等级相同, 则比较拥挤度 *cd* 拥挤度大者胜出。该策略在保留优秀个体的同时, 有效维持了种群的多样性。

(2) 交叉算子。采用模拟二进制交叉。对于选定的父代个体 C^1 和 C^2 , 按概率 p_c 对每个基因位 j 进行交叉操作, 产生子代基因 g_j^1 和 g_j^2 。交叉后, 对子代基因值进行越界处理, 将其限制在 $[0, 1]$ 区间内。关键在于, 交叉操作仅改变基因值, 区域约束的满足将在后续解码中由解码逻辑保证, 无需在交叉中引入复杂的修正规则。

(3) 变异算子。采用多项式变异。对于个体 C 的每个基因 g_j , 按概率 p_m 施加随机扰动, 产生新的基因值 g_j' 。变异后, 除了进行越界处理外, 必须强制执行区域约束修正, 这是确保变异后染色体仍能生成可行解的必要措施。

4. 数值实验

为系统验证前面所提出的全动态任务分配模型与算法的有效性, 本文设计并开展了两类数值实验: 一是算例对比实验, 通过不同订单规模的算例与传统规则对比, 验证算法优化能力与规模扩展性; 二是关键参数敏感性实验, 分析资源配置、混合区比例对算法性能的影响, 为实际运营提供指导。两类实验均基于 MATLAB 实现, 确保计算稳定性与结果可靠性。

4.1. 算例对比实验

4.1.1. 实验设置

基础参数: 严格遵循中小型仓储运营特征设定参数, 标准工时参数的设定参考了典型中小型电商仓储的作业数据与相关文献: 人工基础操作时间 0.3 分钟/货位、人工单商品操作时间 0.1 分钟/商品、AGV 基础操作时间 0.2 分钟/货位、AGV 单商品操作时间 0.08 分钟/商品、AGV 固定操作时间 0.5 分钟; NSGA-II 算法参数: 种群大小 50、最大迭代次数 100、交叉概率 0.9、变异概率 0.1。

实验场景: 分为两部分, 一是 10 订单小规模可行性验证(订单类型: 20%纯人工区、20%纯 AGV 区、60%混合区); 二是规模扩展性实验, 固定 3 人 3AGV 资源配置, 测试 50、100、200、300 四种订单规模, 每种规模独立运行 10 次以保证统计显著性。对比基准为传统半动态分区规则。

4.1.2. 实验结果与验证含义

(1) 小规模案例验证结果

算法成功收敛并生成具有明确权衡关系的帕累托前沿, 最优解呈现两类典型方案: 效率优先解(最大完工时间 1.20 分钟, 人工总工时 2.80 分钟)、人因优先解(最大完工时间 2.34 分钟, 人工总工时 0.80 分钟)。与传统半动态规则(最大完工时间 1.20 分钟, 人工总工时 3.20 分钟)对比, 在同效率水平下实现 12.5% 的人工工时降低。

该结果从概念上验证了全动态分配机制的可行性, 并初步揭示了其在效率与人因目标间进行权衡优化的能力, 为后续大规模实验奠定了基础。

(2) 规模扩展性实验结果

不同订单规模下的算法性能对比如表 2 所示。

Table 2. Scale scalability experiment results
表 2. 规模扩展性实验结果

订单规模	NSGA-II 最大完工时间(分钟)	NSGA-II 人工总工时(分钟)	基准人工总工时(分钟)	人因改善幅度	人工利用率 (%)	AGV 利用率 (%)	人工负荷均衡度 (%)	AGV 负荷均衡度 (%)
50	8.11 ± 0.40	7.52 ± 0.62	16.00 ± 1.25	53.00%	31.1 ± 2.5	48.3 ± 3.1	18.5 ± 3.2	22.3 ± 2.9
100	15.37 ± 0.74	16.36 ± 1.14	32.00 ± 1.89	48.88%	35.9 ± 3.0	52.7 ± 3.6	20.1 ± 3.5	24.5 ± 3.1
200	29.72 ± 0.44	34.28 ± 0.68	64.00 ± 2.15	46.44%	38.5 ± 2.8	56.2 ± 3.3	21.8 ± 3.3	26.7 ± 3.4
300	43.52 ± 0.89	53.04 ± 1.36	96.00 ± 2.78	44.75%	40.2 ± 3.1	58.5 ± 3.8	23.6 ± 3.6	28.9 ± 3.7

(3) 结果验证含义

优化能力好：在 50~300 订单规模区间内，NSGA-II 算法实现人工总工时 44.75%~53.00% 的显著优化，且所有规模下人工总工时 p 值均 < 0.001 (极显著)，证明人工负荷降低是系统性优化效果，非随机波动，实现“人工负荷大幅减轻、效率损失可控”的双目标协同。同时，人工利用率控制在 31.1%~40.2% 的合理区间，AGV 利用率较传统规则有所提升，避免人工过载与 AGV 闲置，资源配置更合理。

规模扩展性良好：如图 1 所示，订单规模从 50 单增至 300 单时，最大完工时间标准差 ≤ 0.89 、人工

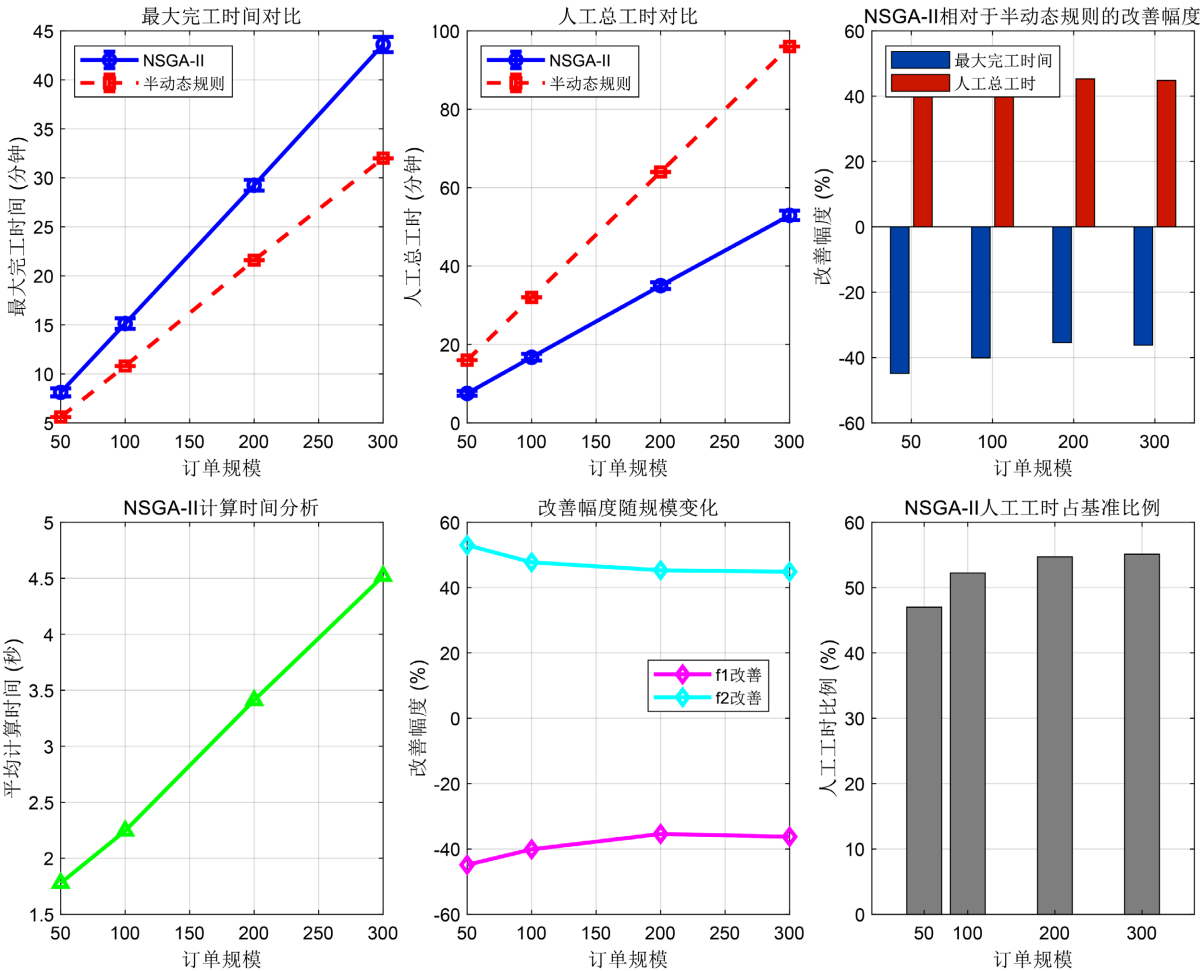


Figure 1. Operation results of different order sizes
图 1. 不同订单规模运行结果图

总工时标准差 ≤ 1.36 ，计算时间随规模增长呈线性趋势。人工与 AGV 负荷均衡度虽缓慢上升，但始终保持在 18.5%~28.9%的低波动区间，远优于传统规则的 40%以上，证明算法在中小仓储“订单波动频繁”的场景下，既能保持效率与负荷优化效果，又能维持资源负载均衡，具备高效性与可扩展性。

决策价值突出：算法生成的帕累托解集涵盖效率优先、人因优先等差异化方案，对比传统规则单一的分配逻辑，可根据中小仓储日常期“人因优先”、促销期“效率优先”等不同运营需求灵活选择。新增的统计检验提升了结论严谨性，资源利用率与负荷均衡度等过程性指标，从“结果 + 过程”双维度构建立体评估体系，更全面印证了动态分配机制的实用价值。

4.2. 关键参数敏感性实验

4.2.1. 实验设置

固定订单规模为 200 单(覆盖日常高峰场景，参数影响更显著)，分别测试两类关键参数：一是资源配置(2 人 4AGV、3 人 3AGV、4 人 2AGV 三种典型配置)；二是混合区比例(30%、50%、70%三个梯度)，分析参数变化对算法性能(最大完工时间、人工总工时)的影响。

4.2.2. 实验结果与验证含义

(1) 资源配置敏感性结果

不同资源配置下的算法性能对比如表 3 所示。

Table 3. Resource allocation sensitivity analysis results

表 3. 资源配置敏感性分析结果

资源配置	最大完工时间(分钟)	人工总工时(分钟)	综合评分(0~10)
2 人 4AGV	23.87 \pm 0.43	31.04 \pm 0.88	10.00
3 人 3AGV	29.95 \pm 0.89	33.92 \pm 1.37	6.25
4 人 2AGV	40.40 \pm 0.00	38.56 \pm 0.00	0.00

结果含义：2 人 4AGV 的 AGV 密集型配置综合性能最优，其最大完工时间较 3 人 3AGV 基准配置降低 18.7%，人工总工时降低 10.6%，综合评分达满分 10.00。这一结果直观印证了，NSGA-II 算法通过动态分配策略，在 AGV 密集型场景中实现了“效率提升 + 人因改善”的双重突破。结合图 3 中“2 人 4AGV 柱形在最大完工时间、人工总工时维度均最优，综合评分远超其他配置”的表现，充分证明该配置是中小仓储在有限预算下资源采购的最优优先级，为其设备与人员配置提供了量化且可落地的决策依据。

(2) 混合区比例敏感性结果

不同混合区比例下的算法性能对比如表 4 所示。

Table 4. Proportion sensitivity analysis results of the mixed zone

表 4. 混合区比例敏感性分析结果

混合区比例	最大完工时间(分钟)	人工总工时(分钟)	综合评分(0~10)
30%	28.39 \pm 0.78	36.32 \pm 1.20	4.00
50%	29.17 \pm 0.89	35.12 \pm 1.37	5.25
70%	29.64 \pm 0.65	34.40 \pm 1.00	6.00

结果含义：实验明确存在最优混合区比例范围(50%~70%)。在此区间内，人工总工时随混合区比例提

升呈持续递减趋势，最大完工时间增幅可控，综合评分逐步提高。结合图2中“70%混合区在人工总工时优化与综合评分上表现最优，且50%~70%区间内效率指标无明显失控”的趋势，证明：适度提高混合区比例能为动态调度算法提供充足决策空间，既不会因纯人工或纯AGV订单占比过高限制算法灵活性，又能充分发挥“人-机”协同调度价值。这一结论为中小仓储区域规划明确了优化方向——混合区比例应维持在50%~70%区间，可最大化动态调度机制的优化潜力，同时避免因比例过高引发的资源闲置问题。

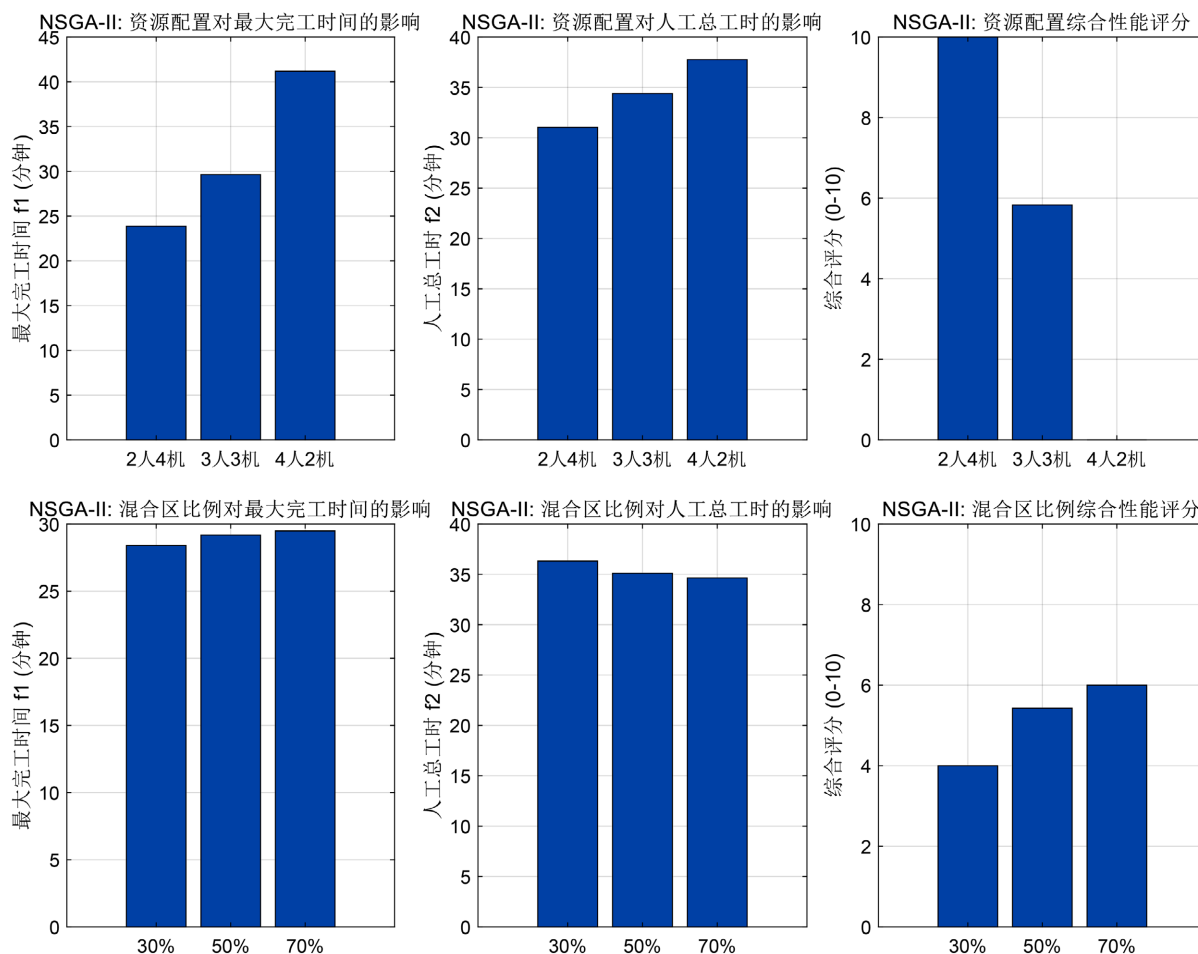


Figure 2. Key parameter sensitivity results

图2. 关键参数敏感性运行结果图

5. 结论

本文针对资源受限的中小型电商仓储系统可能面临的难题，突破传统半动态分区规则的局限，提出了一种基于NSGA-II的全动态人机协同任务分配机制。通过构建订单处理效率与人工工作负荷的双目标优化模型，为解决这类问题提供了有效的方法。本研究主要得出以下结论：首先是全动态分配机制优势明显。基于NSGA-II的优化算法能稳定生成帕累托最优分配方案。实验结果显示，和传统半动态规则相比，新机制在不显著增加最大完工时间的情况下，让人工总工作时间减少44.75%~53.00%，有力验证了动态分配在减轻拣货员工作负荷上的潜力。其次是资源配置对系统性能影响突出。参数敏感性分析发现，“2名拣货员+4台AGV”的AGV密集型配置在测试场景中综合表现最好，这为中小型仓库的设备采购和人员配置提供了实际依据。最后是混合区比例存在最佳范围。实验表明，当混合区订单比例处于

50%~70%时, 系统能充分发挥动态调度的优势, 为中小仓储实际运营提供了量化指导。

本研究采用“标准工时”与“整单分配”等假设, 将任务分配决策作为核心问题研究。而未来的研究可在此基础上, 考虑引入多品项订单, 将问题扩展为包含订单分批的集成调度模型等, 从而实现进一步的研究。

参考文献

- [1] 韩立侠. 电商大促期间物流仓储与运输协同调度的智能化策略研究[J]. 现代农村科技, 2025(8): 154-155.
- [2] 丁天蓉, 张源凯, 王玉英, 等. 基于关联网络的“人-机”双拣选系统仓储商品选择方法[J]. 中国管理科学, 2023, 31(3): 26-37.
- [3] 王旭坪, 张珺, 易彩玉. 电子商务人工并行分区拣选系统服务效率优化研究[J]. 管理工程学报, 2017, 31(2): 209-215.
- [4] 李昆鹏, 刘腾博, 李文莉. 改进自适应遗传算法求解“货到人”拣选系统订单分批问题[J]. 机械工程学报, 2023, 59(4): 308-317.
- [5] 纪佳溥, 岳秀江, 赵剑道, 等. 基于遗传算法的拣选系统调度优化研究[J]. 制造业自动化, 2022, 44(6): 195-198.
- [6] 林硕, 吴勇鹏, 韩忠华, 等. 多 AGV 在线任务调配与无冲突路径规划[J/OL]. 控制工程, 1-9. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20240053>, 2025-10-18.
- [7] 赵一鸣, 黄敏, 焦国帅, 等. 基于灵活充电策略的 RMFS 任务分配与充电调度协同优化[J]. 工业工程与管理, 2025, 30(2): 200-210.
- [8] 刘志硕, 张思睿, 郝梦君. 基于 AMR 的货到人拣选系统的订单分配与排序优化问题研究[J]. 北京交通大学学报, 2025, 49(4): 132-141.
- [9] Baig, M.I. and Yadegari Dehkordi, E. (2024) Industry 5.0 Applications for Sustainability: A Systematic Review and Future Research Directions. *Sustainable Development*, **32**, 662-681. <https://doi.org/10.1002/sd.2699>
- [10] Lv, Q., Zhang, R., Liu, T., Zheng, P., Jiang, Y., Li, J., et al. (2022) A Strategy Transfer Approach for Intelligent Human-Robot Collaborative Assembly. *Computers & Industrial Engineering*, **168**, Article 108047. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108047>
- [11] Sun, X., Zhang, R., Liu, S., Lv, Q., Bao, J. and Li, J. (2022) A Digital Twin-Driven Human-Robot Collaborative Assembly-Commissioning Method for Complex Products. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **118**, 3389-3402. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-08211-y>
- [12] Calzavara, M., Faccio, M. and Granata, I. (2023) Multi-Objective Task Allocation for Collaborative Robot Systems with an Industry 5.0 Human-Centered Perspective. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **128**, 297-314. <https://doi.org/10.1007/s00170-023-11673-x>
- [13] 李腾, 丁佩佩, 张茹兰. 考虑拣选疲劳的机器人履约系统多目标调度模型[J]. 管理工程学报, 2025, 39(3): 136-152.
- [14] 邓辅秦, 谭朝恩, 黎俊炜, 等. 面向大型仓储环境的基于冲突搜索算法[J]. 计算机应用, 2024, 44(12): 3854-3860.
- [15] 田彬, 吴颖颖, 吴耀华, 等. “四向车”拣选系统订单排序优化[J]. 机械工程学报, 2019, 55(18): 225-232.
- [16] Ardjmand, E., Shakeri, H., Singh, M. and Sanei Bajgiran, O. (2018) Minimizing Order Picking Makespan with Multiple Pickers in a Wave Picking Warehouse. *International Journal of Production Economics*, **206**, 169-183. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.10.001>
- [17] Yu, M.F. and de Koster, R. (2009) The Impact of Order Batching and Picking Area Zoning on Order Picking System Performance. *European Journal of Operational Research*, **198**, 480-490. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.09.011>