

采用多场景多目标鲁棒优化的矩阵式 单元制造系统生产-物流联动调度

李明星^{1,2,3}, 许佳楠^{1,2,3}, 郭大强⁴, 钟润阳⁵, 屈挺^{1,2,3}

(1. 暨南大学智能科学与工程学院, 519070, 广东珠海; 2. 暨南大学广东省大湾区智慧物流国际科技合作基地, 519070, 广东珠海; 3. 暨南大学物联网与物流工程研究院, 519070, 广东珠海; 4. 香港科技大学(广州) 系统枢纽智能制造学域, 511453, 广州; 5. 香港大学数据与系统工程系, 999077, 香港)

摘要: 针对矩阵式单元制造系统生产-物流联动调度中时空耦合关系复杂, 以及设备故障、作业时间波动等不确定性扰动频发的问题, 提出了一种多场景多目标鲁棒优化调度模型。首先, 采用场景表示法刻画多源不确定性, 构建了以最小化订单同步时间、生产-物流同步时间及最大完工时间的多目标鲁棒优化模型。其次, 设计了基于多场景鲁棒优化的模拟退火算法(MRSA), 结合自适应权重调整机制, 动态平滑多目标间的量纲差异, 通过监测种群在各目标维度上的归一化偏离度, 实现对解空间的高效均衡搜索。不同规模的算例仿真实验表明: 在低、中、高不确定性场景下, 所提鲁棒调度模型相比标称确定性模型, 其最大完工时间等核心指标的抗风险底线(CVaR)实现了 45% 以上的优化; 相较于固定权重模拟退火算法(FW-MSA), MRSA 算法在关键性能指标上实现了 20%~40% 的显著优化。研究结果证实了所提模型与自适应算法实现了生产效率与风险控制的双重优化。

关键词: 矩阵式单元制造系统; 生产-物流联动; 不确定性; 多目标鲁棒优化

中图分类号: TH168 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtubxb202608016 **文章编号:** 0253-987X(2026)08-0181-12

Production-Logistics Synchronized Scheduling in Matrix Cellular Manufacturing Systems Employing Multi-Scenario Multi-Objective Robust Optimization

LI Mingxing^{1,2,3}, XU Jianan^{1,2,3}, GUO Daqiang⁴, ZHONG Runyang⁵, QU Ting^{1,2,3}

(1. School of Intelligent Systems Science and Engineering, Jinan University, Zhuhai, Guangdong 519070, China; 2. Guangdong International Cooperation Base of Science and Technology for GBA Smart Logistics, Jinan University, Zhuhai, Guangdong 519070, China; 3. Institute of Physical Internet, Jinan University, Zhuhai, Guangdong 519070, China; 4. Smart Manufacturing Thrust, Systems Hub, The Hong Kong University of Science and Technology (Guangzhou), Guangzhou 511453, China; 5. Department of Data and Systems Engineering, The University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)

Abstract: To address the complex spatio-temporal coupling relations and frequent multi-source uncertainties (e. g., equipment failures and processing time fluctuations) in the production-logistics synchronized scheduling of matrix cellular manufacturing systems, a multi-scenario multi-objective robust

收稿日期: 2026-03-01。 作者简介: 李明星(1996—), 男, 副教授, 硕士生导师; 屈挺(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52405548, 52375498); 广东省基础与应用基础研究基金资助项目(2026A1515011558)。

网络出版时间: 2026-04-10

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20260409.1349.002>

optimization approach was proposed. First, a scenario-based method was employed to characterize multi-source uncertainties, and a multi-objective robust optimization model was developed to minimize the order synchronization time, production-logistics synchronization time, and makespan. Second, a multi-scenario robust simulated annealing (MRSA) algorithm was designed, incorporating a self-adaptive weight adjustment mechanism to dynamically smooth dimensional differences among multiple objectives. By monitoring the normalized deviation of the population in each objective dimension, the algorithm achieves an efficient and balanced search of the solution space. Simulation experiments across various problem scales demonstrate that, compared to the nominal deterministic model, the proposed robust scheduling model improves the conditional value at risk (CVaR) of core indicators (e. g., makespan) by over 45% under low, medium, and high uncertainty scenarios. Furthermore, compared to the fixed-weight multi-scenario simulated annealing (FW-MSA) algorithm, MRSA achieves a significant 20%—40% improvement in key performance indicators (KPIs). The results confirm that the proposed model and self-adaptive algorithm effectively optimize both production efficiency and risk mitigation.

Keywords: matrix-based cellular manufacturing system; production-logistics synchronization; uncertainty; multi-objective robust optimization; self-adaptive algorithm

符号表

符号表		$t_{\tau,v}^s$	场景 s 下第 v 个 AGV 的维修持续时长
集合与索引		$t_{e,i}^s$	场景 s 下订单 i 的实际完成时间
		$t_{e,ij}^s$	场景 s 下订单 i 中工件 j 的实际完成时间
	I		
	J_i	$t_{b,m,ijk}^s$	场景 s 下工序 O_{ijk} 在制造单元 m 上的实际开始时间
	M		
	V	$t_{e,m,ijk}^s$	场景 s 下工序 O_{ijk} 在制造单元 m 上的实际结束时间
	K		
	K_{ij}	$t_{b,v,ijk}^s$	场景 s 下由第 v 个 AGV 执行的运输任务 τ_{ijk} 的实际开始时间
确定性参数	O_{ijk}		
	τ_{ijk}	$t_{e,v,ijk}^s$	场景 s 下由第 v 个 AGV 执行的运输任务 τ_{ijk} 的实际结束时间
	Γ		
	S	$t_{a,m,ijk}^s$	场景 s 下制造单元 m 完成上一道任务变为空闲, 准备好开始加工 O_{ijk} 的时间
	L	$t_{a,v,ijk}^s$	场景 s 下第 v 个 AGV 完成其调度序列中的前序任务后空车行驶至制造单元 m 并准备执行运输任务 τ_{ijk} 的时间
	α		
	β		
场景参数	γ		
	e_{ijkm}		
	p^s		
	t_{ijkm}^s		
	t_{ijkv}^s		
	$t_{r,m}^s$		
		决策变量	
		x_{ijkm}	工序分配决策变量, 如果该值为 1, 表示加工工序 O_{ijk} 发配给制造单元 m , 否则为 0
		y_{ijkv}	运输任务分配决策变量: 如果该值为 1, 表示运输任务 τ_{ijk} 被分配给第 v 个 AGV
		δ_{ijk}	跨单元转运决策变量, 如果该值为 1, 表明相邻工序在不同制造单元上加工, 产生运输任务, 否则为 0
		$z_{ijk,i'j'k'}$	工序加工时序决策变量: 如果该值为 1, 表示工序 O_{ijk} 在 $O_{i'j'k'}$ 前序加工
		$u_{ijk,i'j'k'}$	AGV 运输时序决策变量: 如果该值为 1, 表示第 v 个 AGV 运输任务 τ_{ijk} 在运输任务 $\tau_{i'j'k'}$ 前完成, 否则为 0

在工业 4.0 赋能,生产制造业向大规模定制转型的背景下,客户需求的多元化提升了制造系统的复杂程度^[1],柔性制造车间凭借其自适应优势,正进一步演进为以“去中心化、模块化、动态可配置”为特征的矩阵式单元制造系统^[2,3]。该系统利用纵横交错的网格化布局与自动导引车打破了传统刚性产线的时空约束,正成为解决高动态、多品种变批量生产难题的前沿模式,库卡、奥迪与保时捷等企业,已将其逐步应用于机器人及汽车的柔性制造生产中。然而,矩阵式布局使得加工工序与物流运力分配呈现极复杂的强关联耦合,极易引发任务流与资源流的时空错配,引发停工等料与负荷超载的结构性失衡。因此,系统柔性优势的释放关键在于生产与物流的深度联动^[4],实现个性化生产与高效率运行。然而,这种紧密的耦合关系也意味着现实车间中任何环节的不确定性(如作业时间波动、设备故障等),在矩阵式单元间都极易被快速传导并放大,引发连锁反应导致系统失序^[5-6]。因此,如何在不确定环境下实现生产与物流的联动鲁棒调度,已成为亟待解决的关键问题。

矩阵式单元制造系统现有研究主要聚焦于架构设计与关键子问题的算法创新。Zeng 等^[7]引入改进的蛾焰优化(MFO)算法解决多自动导引车(AGV)调度问题;Wang 等^[8]提出了基于对偶群体共演化的非支配排序遗传算(NSGA-II)算法,以解决有限 AGV 资源下的调度问题;Chi 等^[9]则提出二进制离散增强型 Jaya 算法(BDE-Jaya)算法用于处理矩阵式车间中的多 AGV 路径规划;赵梓安等^[10]基于单元调度考虑机器中断与空转能耗,建立了以最小化完工时间及能耗成本为目标的调度模型;Schmidtke 等^[11]搭建了矩阵生产的通用概念模型,并通过仿真揭示了其分散式物料供应与传统流水线在物流结构上的根本差异。总体而言,现有研究多为混合整数规划模型并利用元启发式算法进行求解,但这类研究大多基于确定性或单一场景假设,侧重于布局或路径的局部优化,并未综合考量系统整体生产与物流耦合的动态行为。

在此背景下,生产物流联动研究正由传统的静态集成向物理-数字空间的深度协同演进。蔡磊等^[12]、Qi 等^[13]及 Ding 等^[14]等通过建立数据驱动的闭环同步机制,实现了制造系统物理实体与虚拟模型的实时映射;蒋红飞等^[15]在此基础上进一步探索了在线联动决策架构。针对协同中的不确定性,李明星等^[16]与 Guo 等^[17]分别通过指令化运作架构与改进启发式算法,尝试解决扰动下的决策偏差问

题。然而,上述研究多基于理想化假设或侧重于单一环节的技术实现,在面对真实制造环境中在面对真实制造环境中具有强时变性与深度不确定性的多重扰动时,系统的自适应能力与抗扰动韧性仍显不足。

面对生产环境中的不确定扰动,研究者在鲁棒调度领域已开展了大量工作。Himmiche 等^[18]提出在工业 4.0 背景下,利用随机离散事件评估不同调度策略在不确定性下的鲁棒性;刘晶等人^[19]基于元学习构建故障知识图谱,实现了设备故障下的智能推理与动态特征刻画,但上述研究多集中于传统流水车间或单一资源的鲁棒性优化,未考虑在处理矩阵式单元制造系统中调度的复杂动态性这类特殊情况。为了应对更深层次的不确定性,多场景鲁棒优化理论应运而生。与传统单一场景优化不同,多场景方法通过在多个潜在干扰场景下同时搜索解集,能够显式刻画解在跨场景下的鲁棒性与单场景最优性之间的权衡。Shavazipour 等^[20]提出多场景多目标鲁棒优化方法,在多情景下同时搜索,保证解在所有选定场景下可行、鲁棒、有效;Botte 等^[21]定义了多场景效率与多种鲁棒帕累托概念,将每个场景视为一个目标,为计算多场景鲁棒解提供理论基础。虽然多场景鲁棒优化理论为评估跨场景鲁棒性提供了通用框架,但目前评估调度方案时,多将其简化为单维度的结果导向指标,且缺乏对生产-物流联动机理的深度建模,导致在面对强时变环境时,系统的抗扰动性能不足。

因此,本研究面向矩阵式单元制造系统,首先将生产-物流协同控制纳入决策框架作为目标函数,构建考虑不确定扰动的多目标鲁棒调度模型。针对模型求解的复杂性,本研究引入多场景鲁棒优化理论,设计了基于多场景鲁棒优化的模拟退火算法(MRSA),以实现多源扰动的主动应对与平抑。最后,通过实验案例仿真验证了所提机制在不同场景下的运作效率与韧性,为复杂制造环境下的智能调度决策提供新视角与方法支撑。

1 生产-物流联动调度模型

1.1 研究场景

本文以矩阵式单元制造系统为研究对象,该系统是一个面向大规模定制的离散制造车间,在物理结构上由多个离散分布的多功能制造单元和柔性自动导引车系统构成,单个制造单元集成了多种加工能力,因此每一道工序可在多个具有相应加工能力的单元中进行选择,工序分配具有较高的自由度,产

品的生产-物流路径不再固定,生产节拍由各单元独立控制,呈现出高度的去中心化特征。该系统的运作由客户订单驱动,每个订单 $i \in |I|$ 包含若干不同的工件集合 J_i ,每个工件 $j \in J_i$ 需遵循特定的工艺路线,由有序的工序序列 $O_{ijk} (k = 1, 2, \dots, |K_{ij}|)$ 组成,在给定的不确定性场景 $s \in S$ 下,工件在矩阵网络中的流转经历以下标准化流程。

(1)物料运输。工件 j 完成第 $k-1$ 道工序后,若负责转运的自动导引车(AGV)尚未到位,工件将滞留于当前制造单元暂存区;若 AGV 预先抵达而加工尚未结束,则出现 AGV 在位等待现象。随后由 AGV 执行任务 τ_{ijk} ,将工件由前序制造单元运送至调度分派的目标制造单元 m 。

(2)工序衔接。工件送达后,若目标制造单元 m 仍处于忙碌或维修状态,工件需进入缓冲区队列;若制造单元已空闲但物料仍处于运输途中,则产生设备“停工待料”的空置时间,工序 Q_{ijk} 的实际开始时刻取决于物料送达与设备就绪的最后到位时间。

(3)订单齐套。工序加工完成后,状态实时更新,工件在单元间重复上述“物流-加工”逻辑,直至该工件全部工序完工。当所属订单 i 内所有工件均完工时,判定该订单实现齐套交付。

上述标准化流程在实际执行中面临多重随机扰动:一是作业时间的随机波动;二是设备故障,包含制造单元故障以及 AGV 故障造成的执行延时。在矩阵式布局下,生产与物流环节紧密耦合,上述多源扰动通过各衔接点快速传导,极易引发系统性的级联延误,不仅导致订单齐套失效,更将造成整体最大完工时间的显著滞后。这种扰动传播削弱了系统固有的柔性优势。因此,研究决策的核心在于识别不确定性参数的基础上构建“生产-物流”联动调度模型,制定对扰动不敏感的鲁棒优化方案。

1.2 问题描述

在本研究各个场景中,车间由多个制造单元组成。为了方便计算,将各个制造单元的位置假设为固定且已知。在模型中,有 $|I|$ 条订单, $|J|$ 个工件, $|M|$ 个制造单元,每个制造单元具备特定加工能力的集合,能执行不同工序,由 $|V|$ 辆 AGV 小车执行制造加工所需要的运输任务 Γ ,不同的工序 O_{ijk} 具有不同的处理时间 t_{ijk}^s 。

为表征大规模定制环境下由设备故障与时间波动引起的动态干扰,本研究引入多场景集来统一刻画不确定性,以静态基础场景作为基准,定义车间初始的物理配置、能力矩阵及标准工序时间,利用参数定义场景下的平均故障间隔时间、平均修复时间以

及作业的波动时间,根据不同程度不确定产生的扰动不同,明确定义低、中、高 3 类不确定性场景,每个场景的发生概率为 p^s ,所有发生概率的总和等于 1。为了便于问题描述,提出以下假设。

(1)作业时间波动满足均匀分布。

(2)设备故障包括制造单元故障与 AGV 故障,满足指数分布。

(3)初始时刻(0 时刻),所有 AGV、制造加工单元、工件均处于空闲可用状态。

(4)产品一经分配至特定 AGV 执行运输任务或特定装配单元进行加工,中途不得切换至其他 AGV 或装配单元。

(5)单个 AGV 同一时间仅能承担一项运输任务,单个制造单元同一时间仅能对一个产品进行制造加工。

(6)AGV 在车间物理空间内的具体路径规划、防碰撞与交通管制死锁问题,由底层的 AGV 控制系统统筹解决;在此过程中因避障与死锁解除产生的耗时波动,统一折算为本模型多场景下的运输时间不确定性波动参数。

1.3 模型构建

1.3.1 目标函数

(1)订单同步时间目标函数。该目标函数旨在促进订单产品的齐套化生产,其表达式以订单为统计单元,计算同一订单内各工件完工时间与该订单最终完工时间之间的偏差总和,以此衡量提前完工工件的等待时间,具体公式如下

$$\min F_1 = \sum_{s \in S} p^s \frac{1}{|I|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} (t_{e,i}^s - t_{e,ij}^s) + \alpha \sigma(f_1(s)) \quad (1)$$

式中: $f_1(s)$ 为场景 s 下订单同步时间的场景实现值; $\sigma(f_1(s))$ 为订单同步时间在所有场景下的标准差,计算式为

$$\sigma(f_1(s)) = \left\{ \sum_{s \in S} p^s \left[\frac{1}{|I|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} (t_{e,i}^s - t_{e,ij}^s) - \sum_{s \in S} \frac{1}{|I|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} (t_{e,i}^s - t_{e,ij}^s) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

(2)生产-物流同步时间目标函数通过最小化制造单元与物流资源在交互节点处的 4 类非增值等待时间,实现制造、运输的全过程衔接。其表达式以单个工件为统计维度,计算工序流过程中已完工工件等待运输、空闲 AGV 等待运输工件、待加工工件等待生产制造、空闲制造单元等待工件到达 4 类等待,具体公式如下

$$\min F_2 = \sum_{s \in S} p^s \frac{1}{|J|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} \sum_{k=1}^{|K_{ij}|} [t_{w,ijk}^s + \beta \sigma(f_2(s))] \quad (3)$$

式中: $t_{w,ijk}^s$ 表示 4 类等待时间的总和,即

$$t_{w,ijk}^s = t_{wp1,ijk}^s + t_{wa1,ijk}^s + t_{wp2,ijk}^s + t_{wa2,ijk}^s \quad (4)$$

式中, $t_{wp1,ijk}^s$ 代表已完成的工件等 AGV 的时间, $t_{wa1,ijk}^s$ 代表空 AGV 等待运输工件的时间, $t_{wp2,ijk}^s$ 代表待加工工件等生产制造的时间, $t_{wa2,ijk}^s$ 代表空闲制造单元等待工件到达的时间,分别表示如下

$$t_{wp1,ijk}^s = t_{b,v,ij(k+1)}^s - t_{e,m,ijk}^s \quad (5)$$

$$t_{wa1,ijk}^s = t_{b,v,ij(k+1)}^s - t_{a,v,ij(k+1)}^s \quad (6)$$

$$t_{wp2,ijk}^s = t_{b,m,ij(k+1)}^s - t_{e,v,ij(k+1)}^s \quad (7)$$

$$t_{wa2,ijk}^s = t_{b,m,ij(k+1)}^s - t_{e,m,i'j'k'}^s \quad (8)$$

$f_2(s)$ 为场景 s 下生产-物流同步时间的场景实现值; $\sigma(f_2(s))$ 为生产-物流同步时间在所有场景下的标准差,表示为

$$\sigma(f_2(s)) = \left\{ \sum_{s \in S} p^s \left[\frac{1}{|J|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} \sum_{k=1}^{|K_{ij}|} (t_{w,ijk}^s) - \sum_{s \in S} \frac{1}{|J|} \sum_{i=1}^{|I|} \sum_{j=1}^{|J_i|} \sum_{k=1}^{|K_{ij}|} (t_{w,ijk}^s) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

(3)最大完工时间目标函数从系统全局视角衡量车间的整体生产效率与产能吞吐水平,最小化生产中最后一个订单的完成时间,具体计算公式如下

$$\min F_3 = \sum_{s \in S} p^s \max_{i \in I} t_{e,i}^s + \gamma \sigma(f_3(s)) \quad (10)$$

式中: $f_3(s)$ 为场景 s 下最大完工时间的场景实现值; $\sigma(f_3(s))$ 为最大完工时间在所有场景下的标准差,有

$$\sigma(f_3(s)) = \left[\sum_{s \in S} p^s (\max_{i \in I} t_{e,i}^s - \sum_{s \in S} \max_{i \in I} t_{e,i}^s)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

综上所述,本文构建的 3 类目标函数(F_1, F_2, F_3)打破了传统单一指标的局限,共同构成了刻画生产-物流联动的协同动态评价体系。

1.3.2 约束条件

为贴合实际生产的矩阵式单元制造系统中的生产制造场景,本文设定以下相关约束条件

$$t_{e,i}^s = \max_{j \in J_i} t_{e,ij}^s \quad (12)$$

$$t_{e,ij}^s = t_{e,m,ij}^s |K_{ij}|, \forall i, j, k', m, s \in S \quad (13)$$

$$t_{e,m,ijk}^s \geq t_{b,m,ijk}^s + t_{ijkm}^s + t_{t,m}^s, \forall i, j, k, m, s \in S \quad (14)$$

$$t_{e,v,ijk}^s \geq t_{b,v,ijk}^s + t_{ijkv}^s + t_{t,v}^s, \forall i, j, k, v, s \in S \quad (15)$$

$$t_{b,m,ijk}^s \geq t_{e,v,ijk}^s, \forall i, j, k, m, v, s \in S \quad (16)$$

$$\sum_{m=1}^{|M|} x_{ijkm} = 1, \forall i, j, k, s \in S \quad (17)$$

$$x_{ijkm} \leq e_{ijkm}, \forall m, i, j, k \quad (18)$$

$$z_{ijk,ij(k+1)} = 1, \forall i, j, k \quad (19)$$

$$t_{b,m,ij(k+1)}^s \geq t_{e,m,ijk}^s, \forall m, i, j, k, s \in S \quad (20)$$

$$\delta_{ijk} = \begin{cases} 1, & x_{ijkm} \neq x_{ij(k-1)m'} \\ 0, & x_{ijkm} = x_{ij(k-1)m'} \end{cases}, \forall m, m', i, j, k, s \in S \quad (21)$$

$$\sum_{v=1}^{|V|} y_{ijkv} = \delta_{ijk}, \forall i, j, k \quad (22)$$

$$t_{b,m,i'j'k'}^s + L(3 - z_{ijk,i'j'k'} - x_{ijkm} - x_{i'j'k'm}) \geq t_{e,m,ijk}^s \quad (23)$$

$$t_{b,v,i'j'k'}^s + L(3 - u_{ijk,i'j'k'} - y_{ijkv} - y_{i'j'k'v}) \geq t_{e,v,ijk}^s \quad (24)$$

式(12)、(13)分别定义订单 i 与工件 J_i 的完工时间;式(14)、(15)分别定义单个工序与运输任务的完工时间,工序加工/运输任务一旦开始,就必须完成,其实际完工时间应该大于等于其实际开始时间+实际执行时间+实际产生的维修时间;式(16)表明运输任务完成之后,才能开始相应的工序加工任务;式(17)、(18)规定每个工序仅分配给一个制造单元且只会分配给能够加工它的制造单元;式(19)规定同一工件的工序必须按第 k 道 $\rightarrow$ 第 $(k+1)$ 道的顺序加工;式(20)规定同一个工件的第 $(k+1)$ 道工序的实际开始加工时间大于等第 k 道的实际加工结束时间;式(21)表明工件 J_i 的第 k 道工序与第 $(k-1)$ 道工序分配给不同制造单元 $m \neq m'$,则产生运输任务 $\delta_{ijk} = 1$;否则不产生 $\delta_{ijk} = 0$;式(22)表明若产生运输任务 $\delta_{ijk} = 1$,则该任务必须分配给且仅分配给一个 AGV;若不产生 $\delta_{ijk} = 0$,则不分配 AGV;式(23)表明同一个制造单元 m 不能同时加工两道工序;式(24)表明同一辆 AGV 不能同时执行两道运输任务。

2 多场景鲁棒模拟退火算法

2.1 算法设计

针对矩阵式单元制造系统生产与物流联动调度的 NP-难特性,本文提出一种基于多场景鲁棒优化的模拟退火算法(MRSA),如图 1。

为平衡多目标搜索中的全局探索与局部开发能力,算法设计 3 个阶段权重演化策略。阶段 I 保持固定权重,以避免初期高温随机搜索的噪音干扰并积累历史基准;阶段 II 激活动态权重,根据历史反馈

动态施加惩罚,引导算法跳出局部最优并实现多目标的均衡博弈;阶段Ⅲ再次锁定最终权重,保障算法在低温末期实现稳定收敛。此外,为解决多目标之间的量纲与量级的差异与模拟退火(SA)易陷入局部最优的问题,本研究设计基于历史反馈的自适应权重调整机制^[22]。该机制通过监测种群在各目标维度上的归一化偏离度,动态调整目标权重,利用权重的时变性引导算法跳出局部极值,并引入动量因子平滑权重变化,从而在保证收敛稳定性的同时,实现对解空间的高效、均衡探索。

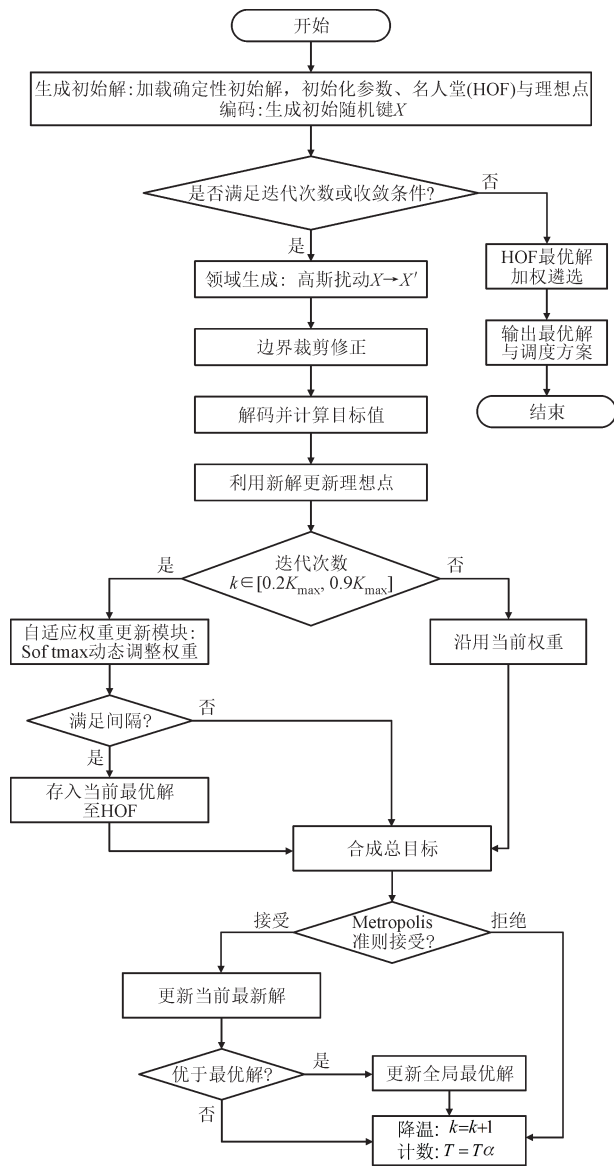


图 1 MRSA 算法框架

Fig. 1 The framework of the proposed MRSA algorithm

2.2 解的表示与解码策略

算法采用基于随机键的实数编码,确保搜索空间的连续性。解码器通过串行生成机制实现生产与

物流的深度耦合决策。

(1)任务次序:采用升序排列法则,解码器严格基于产品工艺路线,按照优先级从合法的“就绪工序池”中动态抽取并安排任务。

(2)制造单元指派:提取对应的实数编码段,通过等比例区间划分与取模映射,将其精准离散化为特定工序的“可用加工能力集合”中的资源索引。通过取模映射将工序分配至可行制造单元。

(3)运输任务分配:动态追踪物料转移需求,利用实数键值在空闲 AGV 候选集中进行映射分配,确保物流运力与生产任务的严格时空对应。

2.3 多场景仿真与鲁棒目标评估

算法引入蒙特卡洛模拟以应对生产环境的不确定性,针对每一个候选解,分别在低、中、高 3 种不确定性水平下各生成 30 组(共计 90 组)蒙特卡罗样本,场景参数包括设备故障与作业时间波动。

在多目标优化中,由于 3 个目标的量纲不同,因此本文算法引入基于理想基准比率缩放,计算步骤如下。

(1)边界初始化。通过预运行(确定性优化)估算每个目标的初始理想值作为基准值,并设定为 $z_{\min,i}$ 。

(2)更新动态边界。在模拟退火中实时监控搜索到的解。如果发现了比当前 $z_{\min,i}$ 更小的原始目标值 z_i ,则更新基准 $z_{\min,i} = \min(z_{\min,i}, z_i)$,保证归一化的分母始终趋向于全局最优解,防止归一化数值过小。

(3)计算归一化值。在评估模拟退火算法解的时候,将原始目标值除以基准值进行映射 $\bar{z}_i = \frac{z_i}{z_{\min,i}}$,数值越接近 1.0 代表越接近理想状态。

(4)计算鲁棒目标指标值。

(5)分配自适应权重。设置历史滑动窗口,在迭代中期计算窗口内的归一化目标的均值,并通过 Softmax 变化计算目标权重。

(6)计算最终目标函数。采用线性加权求和,计算该加权后的最小值。

2.4 邻域结构与退火机制

本文设计的领域结构采用基于高斯扰动的变异算子,在连续编码空间内构造邻域解。该机制的具体过程,首先随机选取任务次序、制造单元与运输任务分配中的某一维解向量,对其执行微小幅度的数值变异,并引入边界裁剪机制以严格保证编码的有效性;其次通过随机键解码器的映射作用,将连续域上的微小数值波动映射为离散调度空间中显著的结构调整(如工序交换、重新指派),从而有效维持种

群的多样性。

在进化控制方面,该机制采用 Metropolis 准则判定新解的接受与否,并配合指数衰减的降温策略,在初期保持较高的探索能力,随着温度降低,搜索随机性衰减,逐步转向对优良解区域的开发,直至收敛。

此外,本文还引入名人堂机制动态归档迭代过程中产生的非劣解,在算法终止前,对 HOF 归档中的所有精英解执行基于贪婪策略的局部搜索,以提升最终解的质量。

3 实验分析

3.1 参数设置

为确保本文构建的多场景鲁棒优化模型能够精准反映定制化生产车间的实际运作状况,本研究依据模拟环境,对相关模型参数进行了设定。以小规模算法参数为例,各关键参数的取值均经过了预实验调优:最大迭代次数取 15 000 次,初始温度设为 100,固定冷却系数取 0.995,权重动量因子设为 0.6,且各目标的鲁棒惩罚系数均设为 1。

在需求拉动的生产模式下,不同客户订单会呈现显著的数量需求与工件的差异。这种差异性导致了矩阵式单元制造系统的不确定性。为了准确模拟这种复杂的生产环境,实验基于矩阵式单元制造系统中的场景设定了算例参数,以反映实际生产中工艺的多样性,具体参数设置如表 1 所示。

表 1 实例生成参数设置

Table 1 Test instance generation and parameter settings

参数	数值		
	小规模	中规模	大规模
订单数量 $ I $	3	6	10
工件数量 $ J $	8	15	25
制造单元数量 $ M $	8	10	16
AGV 小车数量 $ V $	3	5	8

为了进一步确保实验数据能验证本文算法在不确定环境下的鲁棒性,本研究利用 Python 编程语言生成包含低、中、高 3 种等级的动态场景集。这些场景集重点模拟了 2 种核心扰动:一是制造单元与 AGV 的故障,故障假定满足指数分布^[4],由平均故障间隔时间 ($t_{BF,M}$, $t_{BF,V}$) 和平均修复时间 ($t_{TR,M}$, $t_{TR,V}$) 控制;二是实际作业时间的随机波动,其服从区间在 $[t_{\min}, t_{\max}]$ 的均匀分布^[23],其中 $t_{\min}$ 服从 $U[80, 120]$,上限 $t_{\max}$ 受波动系数 η 控制, $t_{\max}$ 服从 $U[t_{\min} + 10, t_{\min}(1 + \eta)]$ 。具体参数设置如表 2。

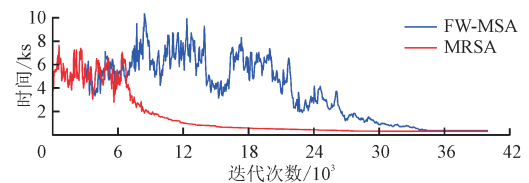
表 2 不确定性参数设置

Table 2 Uncertainty parameter settings

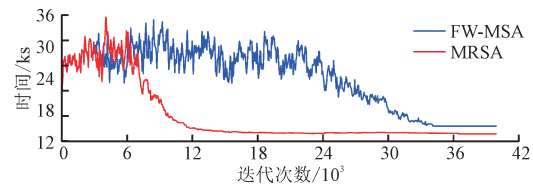
扰动类别	参数	数值		
		低	中	高
作业时间波动	波动系数 η	1.0	1.5	2.0
制造单元	平均故障间隔时间 $t_{BF,M}$ /s	1 000	800	600
故障	平均维修时间 $t_{TR,M}$ /s	40	40	40
物流资源	平均故障间隔时间 $t_{BF,V}$ /s	800	600	400
故障(AGV)	平均维修时间 $t_{TR,V}$ /s	40	40	40

3.2 算法收敛性分析

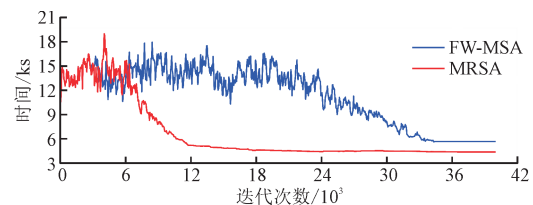
为了验证本文算法的合理性与可靠性,对本文所提的 MRSA 算法与固定权重模拟退火算法(FW-MSA)算法在各个目标上的收敛性进行比较分析,结果如图 2 所示。



(a) 订单同步时间



(b) 生产-物流同步时间



(c) 最大完工时间

图 2 2 种算法收敛性能对比

Fig. 2 Comparison of algorithm convergence

由图 2 可见,MRSA 算法在各目标上最终都收敛到了比 FW-MSA 算法更低的值。对比结果显示:FW-MSA(蓝线)在全过程处于高耗时的剧烈震荡中,易陷入局部最优解;MRSA 算法(红线)采用了更具策略性的分阶段接力机制,在迭代初期(前 20%)利用固定权重进行必要的种群预热,一旦进入第二阶段,自适应权重机制立即接管并修正搜索方向。这种机制的切换使得收敛曲线呈现快速下降,

不仅在极短的时间内打破了 FW-MSA 算法的局部最优瓶颈,最终锁定在了精度更高、稳定性更强的全局最优解上。

3.3 统计结果对比

为确保公正并验证泛化性能,本实验采用了严格的训练集与测试集隔离策略。此外,实验还构建涵盖效能与风险的评价体系,分别为:期望性能(Mean)、稳定性指标(Std)、鲁棒判据(RC)与条件风险价值(CVaR)。

鲁棒判据(RC,用符号 Ψ_{RC} 表示)^[24]是鲁棒解的核心度量指标,该指标构建了一个均值-方差式的效用函数,通过将标准差作为惩罚项引入目标函数,实现对各个目标函数的效能与稳定性之间的权衡,鲁棒判据的计算公式为

$$\Psi_{RC}(x) = \mu(x) + \lambda\sigma(x) \quad (25)$$

在不确定的车间中,决策者的核心关注点不应仅仅是“平均表现”,而应转移至概率分布的极端右尾,即发生概率低但后果严重的“最坏情景”。为了控制这种不确定性带来的系统性崩溃风险,本实验引入 90% 分位数,即条件风险价值(CVaR,用符号 Ψ_{CVaR} 表示)^[25],聚焦最差 10% 的极端恶劣工况,迫使调度方案在追求期望效率的同时,主动构建物理冗余以抵御系统性崩溃风险。该指标的计算方法如下。

(1)计算需要纳入平均的场景数量

$$m = N(1 - \alpha) \quad (26)$$

(2)将所有场景性能结果 X 从大到小排序, $X' = \{x_1', x_2', \dots, x_N'\}$, $x_1' \geq x_2' \geq \dots \geq x_N'$ 。

(3)计算 Ψ_{CVaR} ,计算前 m 个最差性能值的平均值

$$\Psi_{CVaR} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i' \quad (27)$$

3.3.1 鲁棒调度模型的有效性分析

本小节旨在验证考虑不确定性场景的现实必要性。为保证对比实验的公平,针对在忽略随机波动、仅取参数理想值的确定性环境下的标称确定性模型与本文构建的多场景鲁棒模型,均采用相同的 SA 算法框架进行求解,并在相同的测试集中进行结果对比,如表 3~表 5 所示。

根据表 3~表 5 可知,多场景鲁棒调度模型相较于标称确定性模型展现出显著的抗扰动优势,特别是在高不确定性场景下,标称方案的各项平均指标急剧恶化,且代表最坏情况底线的条件风险价值极高。确定性模型虽然在理想状态下表现优异,但在面对矩阵式单元制造系统这种高度动态、强耦合的环境时,未考虑鲁棒性的方案极易引发车间中生产与物流时空错配,产生严重的级联延误。相比之下,多场景鲁棒调度方案显著降低了所有场景下的延误与条件风险价值。经数据对比计算表明,在面对高不确定性场景时,MRSA 方案在最大完工时间等核心指标的条件风险价值(CVaR)较标称方案实现了 45% 以上的性能提升。这证明了在高度耦合的柔性制造系统中,引入多场景评估机制具有极强的工程必要性。对比数据充分证明,在高度耦合的柔性制造系统中,摒弃确定性假设并引入多场景鲁棒评估机制具有极强的工程必要性。

表 3 大规模下订单同步时间统计结果对比

Table 3 Comparison of order synchronization statistics in large-scale instances

不确定场景	模型类别	算法	订单同步时间/s			
			期望均值	标准差	鲁棒判据	条件风险价值
总体	标称模型	SA	2 904	240	3 144	3 194
	鲁棒模型	FW-MSA	389	48	436	446
		MRSA	249	22	271	274
低不确定	标称模型	SA	2 552	146	2 698	2 751
	鲁棒模型	FW-MSA	335	34	369	378
		MRSA	223	19	242	244
中不确定	标称模型	SA	2 959	313	3 272	3 337
	鲁棒模型	FW-MSA	397	52	449	458
		MRSA	258	21	278	278
高不确定	标称模型	SA	3 703	363	4 066	4 084
	鲁棒模型	FW-MSA	512	74	586	598
		MRSA	301	33	334	343

注:黑体数据为最优值。

表4 大规模下生产-物流同步时间统计结果对比

Table 4 Comparison of production-logistics synchronization statistics in large-scale instances

不确定场景	模型类别	算法	生产-物流同步时间/s			
			期望均值	标准差	鲁棒判据	条件风险价值
总体	标称模型	SA	13 767	800	14 568	14 759
	鲁棒模型	FW-MSA	8 384	573	8 957	9 148
		MRSA	6 669	460	7 129	7 244
低不确定	标称模型	SA	12 200	501	12 700	12 706
	鲁棒模型	FW-MSA	7 317	460	7 777	7 954
		MRSA	5 821	310	6 131	6 225
中不确定	标称模型	SA	14 152	949	15 101	15 589
	鲁棒模型	FW-MSA	8 694	543	9 238	9 361
		MRSA	7 040	663	7 702	7 918
高不确定	标称模型	SA	17 110	1 325	18 435	18 646
	鲁棒模型	FW-MSA	10 588	900	11 489	11 816
		MRSA	8 236	530	8 766	8 781

注:黑体数据为最优值。

表5 大规模下最大完工时间统计结果对比

Table 5 Comparison of makespan statistics in large-scale instances

不确定场景	模型类别	算法	最大完工时间/s			
			期望均值	标准差	鲁棒判据	条件风险价值
总体	标称模型	SA	8 374	438	8 812	8 887
	鲁棒模型	FW-MSA	4 983	301	5 283	5 386
		MRSA	3 793	234	4 027	4 075
低不确定	标称模型	SA	7 413	254	7 667	7 664
	鲁棒模型	FW-MSA	4 381	222	4 603	4 656
		MRSA	3 340	139	3 479	3 492
中不确定	标称模型	SA	8 643	539	9 182	9 405
	鲁棒模型	FW-MSA	5 101	292	5 393	5 599
		MRSA	3 964	344	4 308	4 453
高不确定	标称模型	SA	10 374	748	11 122	11 168
	鲁棒模型	FW-MSA	6 308	512	6 820	6 895
		MRSA	4 670	308	4 978	4 967

注:黑体数据为最优值。

3.3.2 自适应求解机制的优越性分析

确立多场景鲁棒模型的有效性之后,本小节进一步从算法求解层面验证本文设计的“动态自适应权重机制”的优越性。实验采用固定权重的非自适应多场景模拟退火算法作为基准算法,与本文提出的 MRSA 算法进行对比。FW-MSA 与 MRSA 算法采用相同

的底层架构、编解码逻辑及邻域搜索算子,仅在寻优全过程中保持目标权重静态恒定,以此构成验证自适应权重机制有效性的严谨对照。

根据表 3~表 5 可知,MRSA 算法在订单同步时间、生产-物流同步时间及最大完工时间 3 个维度的评价指标上,整体优于采用固定权重的 FW-MSA

算法。特别在高不确定性场景下,FW-MSA 因权重僵化易陷入局部最优,导致解的稳定性极差;而MRSA 算法凭借基于历史反馈的动态自适应权重调整,权衡多目标演化方向,跳出局部极值。实验结果表明,MRSA 算法在订单同步、生产-物流同步及最大完工时间 3 个维度上均优于固定权重的 FW-MSA 算法。纵向对比分析显示,MRSA 算法凭借动态权重调整机制,相比于 FW-MSA 算法在鲁棒指标上均实现了 20%~40% 的显著性能跃升。需要指出的是,在表 4、表 5 的中等不确定场景下,MRSA 算法的标准差出现局部负改进(-22% 与 -18%),此现象并非寻优失效,而是 MRSA 算法主动探索更优解空间,以牺牲微小的波动代价,换取了期望效能与条件风险价值的大幅优化。最终综合权衡效能与稳定性的鲁棒判断仍保持 16% 与 20% 的

正向提升。这一对比结果有力证实了本文设计的自适应演化机制在求解多源扰动问题时的高效性与卓越的抗扰动韧性。

另外,通过图 3~图 5 展示的各规模算例下 3 个目标的平均值与波动情况,可直观对比不同模型与算法的综合性能。在模型验证层面,相较于忽略扰动的标称确定性模型,基于多场景构建的鲁棒模型在低、中、高 3 种不确定性水平下,均能有效收窄恶劣分布的尾部边界。其次,在算法验证层面,相较于采用固定权重的 FW-MSA 算法,MRSA 算法不仅在最大完工时间与同步偏差指标上期望值更低,且箱体分布更为集中,波动极小。特别是在高不确定性场景下,MRSA 算法依然保持了优异的稳定性与鲁棒性,有效验证了该算法联合多场景鲁棒模型在复杂环境下对抗生产扰动的能力。

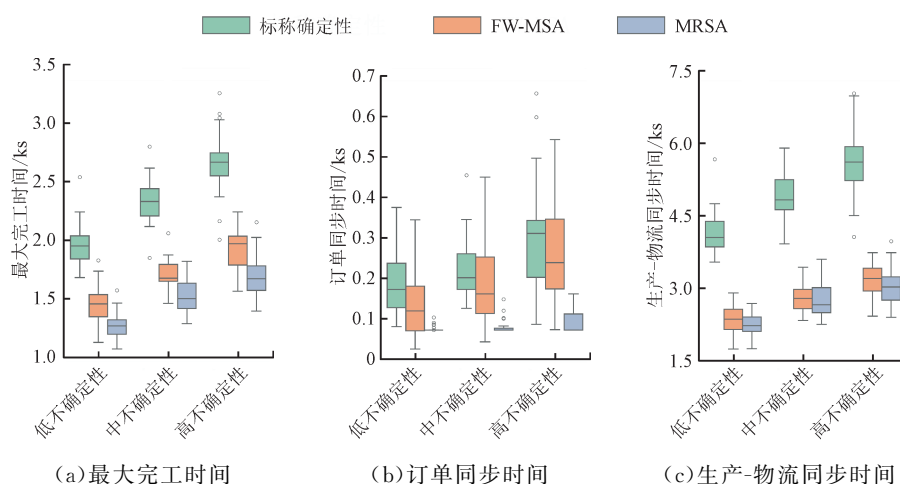


图 3 小规模算例结果箱线图

Fig. 3 Boxplots of results for small-scale instances

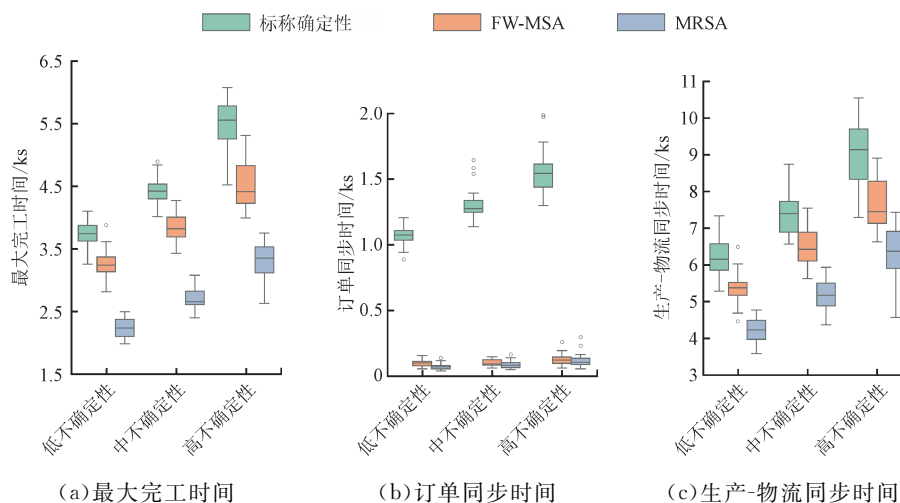


图 4 中规模算例结果箱线图

Fig. 4 Boxplots of results for medium-scale instances

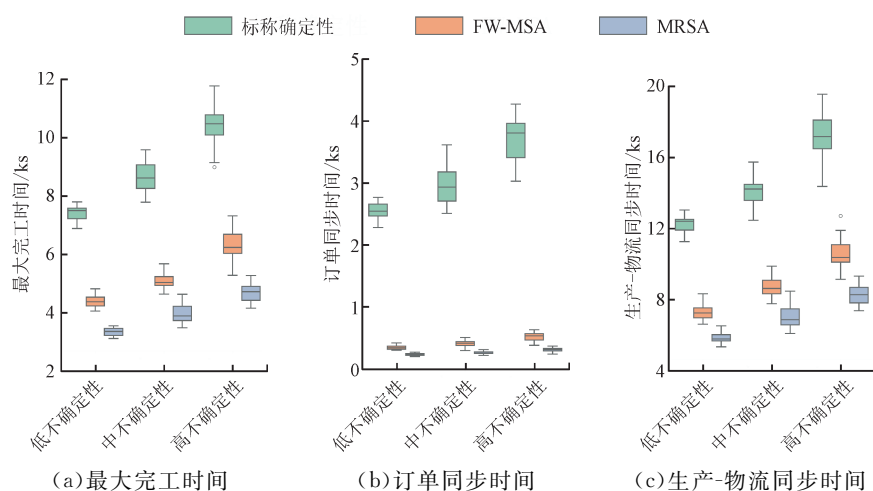


图 5 大规模算例结果箱线图

Fig. 5 Boxplots of results for large-scale instances

4 结 论

本文针对多重随机扰动下矩阵式单元制造系统中复杂生产物流资源分配与联动调度问题,建立了多场景多目标鲁棒优化模型,设计融合动态权重调整机制的自适应算法,旨在实现订单同步时间、生产-物流同步时间与最大完工时间的多目标协同优化。实验显示,该算法在关键性能指标实现显著优化,且在收敛速度与解的稳定性方面均表现更优。

尽管本研究提出的自适应鲁棒优化方法在解决矩阵式单元制造系统的不确定性调度问题上取得了显著成效,但受限于模型假设与算法特性,仍存在进一步深化的空间。首先,本研究目前的鲁棒模型基于离散的场景采样,隐含假设了不确定性参数服从已知的先验概率分布,但在实际车间现场故障的真实分布往往具有模糊性。因此,未来研究可以从数据驱动的故障分析入手,不再依赖单一的确切分布,而是从数学原理上消除因概率估计误差导致的模型偏差。其次,目前的自适应算法虽然通过重调度应对故障,但本质上仍属于“开环”控制,缺乏对车间实时状态的连续感知,未来可结合数字孪生等技术,构建矩阵车间虚拟映射。

参考文献:

- [1] Yetis Hasan, Karakose Mehmet, Baygin Nursena. Blockchain-based mass customization framework using optimized production management for industry 4.0 applications [J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2022, 36: 101151.
- [2] Wang Miao, Tong Yifei, Zhuang Cunbo, et al. To-

wards industry 5.0: a framework of reconfigurable matrix-structured manufacturing system [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2025, 82: 114-36.

- [3] Nielsen Christian P, Avhad Akshay, Schou Casper, et al. Control system architecture for matrix-structured manufacturing systems [J]. Computers in Industry, 2023, 146: 103851.
- [4] Li Mingxing, Huang George Q. Production-intralogistics synchronization of industry 4.0 flexible assembly lines under graduation intelligent manufacturing system [J]. International Journal of Production Economics, 2021, 241: 108272.
- [5] Li Mingxing, Guo Daqiang, Li Ming, et al. Operation twins: production-intralogistics synchronisation in Industry 4.0 [J]. International Journal of Production Research, 2023, 61(15): 5193-211.
- [6] 李明星, 张凯, 苏意芬, 等. 分布式柔性智能制造系统联动管控架构与方法研究进展及展望 [J]. 西安交通大学学报, 2025, 59(12): 21-43.
Li Mingxing, Zhang Kai, Su Yifen, et al. Synchronization architectures and methods for distributed flexible smart manufacturing systems: research progress and prospects [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2025, 59(12): 21-43.
- [7] Zeng Junhai, Xie Wei, Pan Mi. A discrete moth-flame optimization algorithm for multiple automated guided vehicles scheduling problem in a matrix manufacturing workshop [J]. Applied Soft Computing, 2024, 163: 111846.
- [8] Wang Xuewu, Zhang Jianing, Hua Yi, et al. Effective NSGA-II algorithm for a limited AGV scheduling problem in matrix manufacturing workshops with un-

- directed material flow [J]. *Complex System Modeling and Simulation*, 2025, 5(1): 68-85.
- [9] Chi Hao, Sang Hong-Yan, Zhang Biao, et al. BDE-Jaya: A binary discrete enhanced Jaya algorithm for multiple automated guided vehicle scheduling problem in matrix manufacturing workshop [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 89: 101651.
- [10] 赵梓安, 周泓, 雷颖健. 基于改进狼群算法与仿真的单元调度优化 [J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(2): 201-11.
- Zhao Zi'an, Zhou Hong, Lei Yingjian. Modeling and optimization for manufacturing cell scheduling based on improved wolf pack algorithm and simulation [J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(2): 201-11.
- [11] Schmidtke N, Rettmann A, Behrendt F. Matrix production systems - requirements and influences on logistics planning for decentralized production structures [C]//*Proceedings of the 54th Hawaii International Conference on System Sciences*. Honolulu: University of Hawai'i at Mānoa Hamilton Library, 2021: 7155-7164.
- [12] 蔡磊, 李文锋, 罗云. 个性化定制车间生产-物流协同调度框架与算法研究 [J]. *机械工程学报*, 2022, 58(7): 214-26.
- Cai Lei, Li Wenfeng, Luo Yun. Framework and algorithm of customized workshop production-logistics collaborative scheduling [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(7): 214-226.
- [13] Qi Q, Tao F, Hu T. Digital twin-driven smart manufacturing: connotation reference model and applications [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3): 2129-2138.
- [14] Ding Kai, Chan F T S, Zhang Xudong, et al. Defining a digital twin-based cyber-physical production system for autonomous manufacturing in smart shop floors [J]. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(20): 6315-6334.
- [15] 蒋红飞, 屈挺, 张凯, 等. 基于数字孪生的高动态生产系统联动决策方法 [J]. *工业工程*, 2021, 24(2): 57-67.
- Jiang Hongfei, Qu Ting, Zhang Kai, et al. A synchronized decision-making method for highly dynamic production system based on digital-twin [J]. *Industrial Engineering Journal*, 2021, 24(2): 57-67.
- [16] 李明星, 屈挺, 李明, 等. 基于乱序执行的智造系统生产-物流指令化管控方法 [J]. *工业工程*, 2025, 28(3): 28-41.
- Li Mingxing, Qu Ting, Li Ming, et al. An out-of-order execution-based method of instruction control for production-logistics in smart manufacturing [J]. *Industrial Engineering Journal*, 2025, 28(3): 28-41.
- [17] Guo Jun, Liu Wenjun, Peng Zhao, et al. Integrated scheduling of distributed production and distribution in group manufacturing with uncertain travel time [J]. *Complex & Intelligent Systems*, 2023, 9(2): 1871-89.
- [18] Himiche Sara, Marangé Pascale, Aubry Alexis, et al. Robustness evaluation process for scheduling under uncertainties [J]. *Processes*, 2023, 11(2): 371.
- [19] 刘晶, 唐震, 王晓茜, 等. 基于元学习的设备故障知识图谱构建及推理方法 [J]. *计算机集成制造系统*, 2023, 29(11): 3600-3613.
- Liu Jing, Tang Zhen, Wang Xiaoxi, et al. Equipment fault knowledge graph and inference method based on meta-learning [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2023, 29(11): 3600-3613.
- [20] Shavazipour Babooshka, Kwakkel Jan H, Miettinen Kaisa. Multi-scenario multi-objective robust optimization under deep uncertainty: a posteriori approach [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2021, 144: 105134.
- [21] Botte Marco, Schöbel Anita. Dominance for multi-objective robust optimization concepts [J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 273(2): 430-40.
- [22] 贾峰, 李世豪, 沈建军, 等. 采用深度迁移学习与自适应加权的滚动轴承故障诊断 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(8): 1-10.
- Jia Feng, Li Shihao, Shen Jianjun, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using deep transfer learning and adaptive weighting [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(8): 1-10.
- [23] Wang Zhiyuan, Pan Quanke, Gao Liang, et al. A cooperative iterated greedy algorithm for the distributed flowshop group robust scheduling problem with uncertain processing times [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2023, 79: 101320.
- [24] Li Wanling, Murata T, Fauadi M H F B M. Robust scheduling for flexible job-shop problems with uncertain processing times [J]. *IEEE Transactions on Electronics, Information and Systems*, 2015, 135(6): 713-720.
- [25] Meloni C, Pranzo M, Samà M. Evaluation of VaR and CVaR for the makespan in interval valued blocking job shops [J]. *International Journal of Production Economics*, 2022, 247: 108455.

(编辑 刘杨 陶晴)