

改进人工蜂鸟算法的晶圆制造光刻区调度方法

李文慧¹ 吴立辉¹
LI Wenhui WU Lihui

摘要

针对多重复杂约束下晶圆制造光刻区调度优化求解困难的难题,文章提出了一种基于改进人工蜂鸟算法的光刻区调度方法。基于人工蜂鸟算法框架,在领土觅食阶段设计了六种邻域搜索算子,并引入Q-learning决策机制,根据种群当前状态动态选择最优搜索算子,从而提升算法的自适应局部搜索能力;在迁移觅食阶段构建了基于混合策略的迁移机制,通过精英保留与拉丁超立方采样相结合,在保留优质解的同时增强种群多样性,提高方法的全局寻优能力。实验结果表明,该方法在不同规模实例上的最大完工时间均显著优于传统光刻区调度方法,为晶圆制造光刻区调度优化提供了一种有效的解决途径。

关键词

晶圆制造系统; 光刻区调度; 人工蜂鸟算法; Q学习

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.043

0 引言

半导体制造是信息技术产业的基石,其工艺链条涵盖薄膜沉积、光刻、刻蚀、离子注入等数百道工序^[1]。其中,光刻工艺通过掩膜版将电路图形转移至硅片,直接决定了芯片的特征尺寸与集成度,被视为晶圆制造的核心环节^[2]。实现光刻区高效运行的关键在于解决其内在的大规模复杂调度问题。该问题需同时满足设备专属约束、掩膜版约束、序列相关准备时间约束等多重约束。此外,光刻机规模大、掩膜版种类繁多,调度决策空间规模庞大且存在大量不可行解域,光刻机与掩膜版资源协同难度大,是典型的NP-hard问题^[3]。

针对光刻区调度,现有研究可分为实时调度与周期性调度两类。实时调度通过事件驱动机制快速响应动态扰动,但决策视野局限于局部信息,难以实现全局优化^[4-5]。周期性调度则以固定时间窗口为单位,统筹光刻机与掩膜版的分配与排序,能够有效压缩序列相关准备时间,在全局优化方面更具优势^[6-7]。光刻区周期性调度现有方法主要包括运筹学方法与元启发式方法。运筹学方法能够在小规模问题上获得精确最优解,但随着问题规模扩大,求解时间呈指数增长,难以适用于实际生产^[8-9]。元启发式算法因采用灵活的搜索机制,能在大规模解空间中有效避免组合爆炸,兼顾求解效率与解质量^[10-11]。

人工蜂鸟算法(artificial hummingbird algorithm, AHA)是2021年提出的一种新型元启发式方法,其灵感源于蜂鸟的

引导觅食、领土觅食与迁移觅食三种行为,通过三者协同实现全局探索与局部开发的精细平衡^[12]。相比遗传算法(genetic algorithm, GA)、粒子群算法、差分进化等传统算法, AHA具有参数少、收敛快、鲁棒性强等优点,已在车间调度、云计算资源分配等领域展现出良好潜力。然而,将AHA直接应用于光刻区调度时,仍存在两项明显不足:

(1) 领土觅食阶段采用固定的局部搜索策略,而光刻区调度中机器分配与掩膜版相互耦合,且存在多重约束,搜索空间复杂崎岖,单一算子难以适应不同迭代阶段的需求,导致局部优化效率低下;

(2) 迁移觅食机制仅通过随机生成新个体来跳出局部最优,缺乏对精英信息的保留和对新解多样性的有效控制,在大规模多约束环境下往往难以实现全局优化求解。

针对上述不足,本文提出一种改进人工蜂鸟算法(improved artificial hummingbird algorithm, IAHA)的晶圆制造光刻区调度方法。该方法基于传统AHA框架,在领土觅食阶段,设计六种邻域搜索算子,并引入Q-learning机制,根据种群当前搜索状态动态选择最优搜索策略,实现局部搜索过程的自适应优化,提高算法的局部开发能力;在迁移觅食阶段引入精英保留与拉丁超立方采样相结合的混合策略,在继承优秀个体信息的同时生成均匀分布的多样化新个体,从而提高方法的全局寻优能力。

1 问题与模型

1.1 问题描述

光刻区调度问题是指针对多个晶圆批次、多台光刻机和多种掩膜版,通过合理匹配光刻机与掩膜版,将晶圆批次分

1. 上海应用技术大学智能技术学部 上海 201418
[基金项目] 国家自然科学基金项目(U1704156); 上海应用技术大学引进人才科研启动项目(YJ2022-33)

配到光刻机，并确定各批次加工顺序的过程。该过程中需满足光刻区的设备专属性约束、掩模版约束、序列相关准备时间约束等多重约束。该问题本质上是一个具有多重复杂约束的调度优化问题，是典型的 NP-hard 问题。

1.2 符号变量定义

在本研究中，符号变量的定义如表 1 所示。

表 1 符号变量定义

符号	定义
$j \in J = \{1, 2, \dots, n\}$	晶圆批次集合
$m \in \mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$	机器集合
$r \in \mathcal{R} = \{1, 2, \dots, R\}$	掩模版集合
p_j	晶圆批次 j 的处理时间
a_j	晶圆批次 j 的到达时间
S_j	晶圆批次 j 的开始加工时间
C_j	晶圆批次 j 的完工时间
x_{jmr}	二进制变量，若晶圆批次 j 分配到机器 m 且使用掩模版 r ，则等于 1，否则为 0
$\mathcal{Q}_j$	晶圆批次 j 可用的（机器，掩模版）组合集合
y_{ij}^m	二进制变量，若晶圆批次 i 在机器 m 上先于晶圆批次 j 加工，则等于 1，否则为 0
$t_{m,m'}^{\text{trans}}$	掩模版从机器 m 运输到机器 m' 的运输时间
$t_{r,r'}^{\text{setup}}$	掩模版 r 切换到 r' 的切换时间

1.3 目标函数与约束

(1) 目标函数

本研究的目标函数是最小化最大完工时间，即：

$$\min \max_{j \in J} C_j \quad (1)$$

(2) 约束条件：

$$\sum_{m \in \mathcal{M}} \sum_{r \in \mathcal{R}} x_{jmr} = 1, \quad \forall j \in J \quad (2)$$

$$x_{jmr} = 0, \quad \forall (m, r) \notin \mathcal{Q}_j, \forall j \in J \quad (3)$$

$$C_j = S_j + p_j, \quad \forall j \in J \quad (4)$$

$$S_j \geq a_j, \quad \forall j \in J \quad (5)$$

$$y_{ij}^m + y_{ji}^m = 1, \quad \forall i \neq j, \forall m \in \mathcal{M} \quad (6)$$

$$x_{jmr} \in \{0, 1\}, \quad \forall j \in J, m \in \mathcal{M}, r \in \mathcal{R} \quad (7)$$

$$y_{ij}^m \in \{0, 1\}, \quad \forall i \neq j, m \in \mathcal{M} \quad (8)$$

式 (2) ~ (3) 确保每个晶圆批次 j 被分配给且仅分配给一个可行的（机器，光刻版）组合，保证资源的独占分配并避免重复指派；式 (4) 定义晶圆批次 j 的完工时间 C_j 等于其开始时间 S_j 与加工时间 p_j 之和；式 (5) 保证每个晶圆批次的加工时间不能早于其到达时间 a_j ；式 (6) 强制规定在同一台机器 m 上加工的任何两个晶圆批次 i 和 j 必须有一个先于另一个，从而避免单台机器上的并行加工；式 (7) ~ (8)

分别定义了分配和排序的二元决策变量。

2 基于 IAHA 的光刻区调度方法

2.1 IAHA 算法框架

为对光刻区调度这一 NP-hard 问题进行高效求解，本文提出了 IAHA，如图 1 所示。IAHA 基于传统 AHA 方法框架，主要改进措施为：

(1) 提出了自适应局部搜索算子匹配策略，设计了六种邻域搜索算子，并集成了基于 Q-learning 的自适应选择机制，通过实时感知种群多样性、进化停滞程度、优化进度及近期改进幅度等状态特征，动态选取最优算子，实现领土觅食阶段的自适应优化。

(2) 在迁移觅食阶段，引入精英保留与拉丁超立方采样相结合的混合策略，在维持优良个体的同时生成均匀分布的新个体，有效增强算法全局优化能力。IAHA 的具体步骤如下：

① 设定最大迭代次数为 $T_{\max}$ ，种群规模为 N 。在解空间内均匀随机生成初始种群，完成种群初始化。

② “蜂鸟”个体执行觅食操作：随机数小于引导觅食比例时执行引导觅食来进行全局探索，随机数大于等于引导觅食比例时执行基于自适应算子选择的领土觅食来进行局部开发。

③ 检查算法停滞情况，若连续 $S_{\max}$ 次迭代未改进全局最优解，则触发迁移觅食，以跳出局部最优并重置停滞计数器。

④ 判断终止条件。若达到最大迭代次数，则输出最优的调度方案；否则，返回步骤②继续迭代。

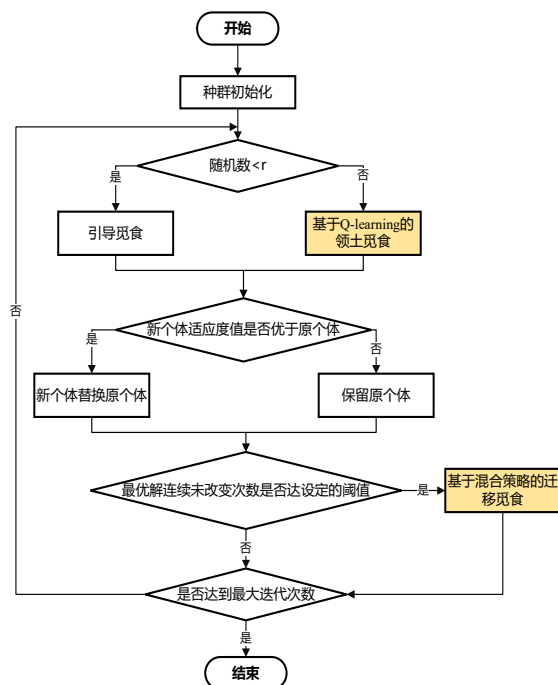


图 1 IAHA 的流程图

2.2 基于 Q-learning 的自适应领土觅食

将领土觅食中的算子选择建模为马尔可夫决策过程，定义如下要素：

(1) 状态空间。采用四个特征描述当前搜索状态：

①种群多样性水平：解向量各维度标准差的均值，离散化为 4 个等级（0~3）。

②停滞迭代次数：连续未改进全局最优解的迭代数，离散化为 4 个等级。

③优化进度：当前迭代数 / 最大迭代数，离散化为 4 个等级。

④近期改进幅度：最近若干代内最优值的相对改进量，离散化为 4 个等级。

四个特征的组合构成状态空间 S 。

(2) 动作空间。制定动作空间为 $A=\{0,1,2,3,4,5\}$ ，分别对应六种邻域搜索算子。

①机器重分配算子：随机选择 10% 的晶圆批次，将其重新分配到不同的合格机器上，以发现更优调度方案。

②掩膜版重分配算子：随机选择一个晶圆批次，在其合格机器 - 掩膜版组合中更换到另一个掩膜版不同的组合，以优化掩膜版使用序列。

③关键路径改进算子：识别关键路径上的晶圆批次，随机选择一个并更换其机器 - 掩膜版组合，以缩短关键路径长度。

④瓶颈机器优化算子：识别利用率最高的瓶颈机器，将其部分晶圆批次调整到其他可用机器上，以缓解机器负载不均衡。

⑤传输时间优化算子：随机选择一个晶圆批次，优先替换为掩膜版运输时间更小的合格组合；若无则随机更换以维持多样性。

⑥设置时间优化算子：随机选择一个晶圆批次，优先替换为掩膜版切换时间更低的合格组合；若无则随机更换以维持多样性。

(3) 奖励函数。应用算子后，若新调度方案的最大完工时间优于旧调度方案，则奖励为 $R=f_{\text{old}}-f_{\text{new}}$ ，其中 f_{old} 和 f_{new} 分别表示应用算子前后的适应度值；否则奖励为 $R=-0.1$ 。

(4) Q 值更新。采用标准的 Q-learning 更新公式：

$$Q(s,a) \leftarrow Q(s,a) + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s',a') - Q(s,a)] \quad (9)$$

式中： α 为学习率， γ 为折扣因子。

(5) 动作选择策略。采用 ε -贪婪策略，以概率 ε 随机选择算子，以概率 $1-\varepsilon$ 选择当前状态 s 下 Q 值最大的算子。

在每次领土觅食中，算法先提取当前状态特征得到 s ，根据 ε -贪婪策略选择算子，应用该算子生成新个体，计算奖励 R ，并观察到下一状态 s' ，然后更新 Q 表。该机制使算法

能够在线学习不同搜索状态下最优算子的映射关系，实现局部搜索的自适应优化。

2.3 基于混合策略的迁移觅食

为应对算法在迭代中陷入局部最优的问题，设计了基于精英保留与拉丁超立方采样 (latin hypercube sampling, LHS) 的迁移觅食算子。迁移过程旨在保持已有优良模式的同时引入多样性。当算法连续 S_{max} 次迭代未改进全局最优解时，判定搜索停滞，触发该机制以跳出局部最优。

首先，保留适应度最优的前 $E_{\text{rate}} \times N$ 个精英个体 (E_{rate} 为精英比例， N 为种群规模)，构成精英子集 P_{elite} ：

$$P_{\text{elite}} = \{X_i | \text{rank}(f(X_i)) \leq E_{\text{rate}} \cdot N\} \quad (10)$$

其次，利用 LHS 生成 $N-|P_{\text{elite}}|$ 个新个体。对于一个 d 维决策空间 ($d=n$ ，即晶圆批次次数)，LHS 将每一维的定义域 $[0, 1]$ 均匀划分为 $N-|P_{\text{elite}}|$ 个区间，并在每个区间内随机采样一次，最后将所有维度的采样值随机组合成新解。数学上，第 k 个新解的第 j 维可表示为：

$$x_{kj} = \frac{\pi_j(k) - 1 + V_{kj}}{N - |P_{\text{elite}}|} \quad (11)$$

式中： $\pi_j(\cdot)$ 是第 j 维的一个随机排列， $V_{kj} \sim U(0,1)$ 。由此生成的新解集合记为 P_{LHS} 。

再次，新一代种群 P_{new} 由精英子集与 LHS 新解合并而成：

$$P_{\text{new}} = P_{\text{elite}} \cup P_{\text{LHS}} \quad (12)$$

该机制通过 P_{elite} 维持收敛方向，并借助 P_{LHS} 在解空间中进行均匀且多样化的探索，从而提升算法跳出局部最优的能力。

3 实验验证

基于上海某晶圆制造企业光刻区实际生产数据，设计了三种规模的实例，如表 2 所示。掩膜版运输时间服从 $U(20, 40)$ min，掩膜版切换时间服从 $U(1, 5)$ min，晶圆处理时间服从 $U(10, 25)$ min，一半批次在 0 时刻到达，其余随机到达。

表 2 三种规模的实例

规模	晶圆批次数量	机器数量	掩膜版数量
小规模	50	5	10
中规模	100	15	30
大规模	200	30	50

3.1 参数实验

为确定 IAHA 的关键参数，采用正交试验法进行参数优化。选取影响算法性能的三个关键参数：学习率 α 、折扣因子 γ 及探索率 ε ，每个参数设置 4 个水平，采用 $L_{16}(4^3)$ 正交表。以大规模实例的最大完工时间 (makespan) 为响应值，每组参数运行 5 次取平均值。实验结果如表 3 所示，最优参数组合为： $\alpha=0.01$ 、 $\gamma=0.8$ 、 $\varepsilon=0.05$ 。后续实验均采

用此参数配置。

表3 正交实验结果

实验号	α	γ	ε	makespan
1	0.01	0.7	0.01	302.4
2	0.01	0.8	0.05	290.8
3	0.01	0.9	0.10	295.0
4	0.01	0.95	0.30	301.4
5	0.05	0.7	0.05	293.2
6	0.05	0.8	0.01	298.6
7	0.05	0.9	0.30	291.0
8	0.05	0.95	0.10	300.8
9	0.10	0.7	0.10	301.2
10	0.10	0.8	0.30	298.8
11	0.10	0.9	0.01	301.6
12	0.10	0.95	0.05	292.0
13	0.15	0.7	0.30	295.0
14	0.15	0.8	0.10	299.4
15	0.15	0.9	0.05	297.2
16	0.15	0.95	0.01	298.8

3.2 对比实验

将 IAHA 与 AHA、遗传算法及启发式规则（FIFO、SPT 及 LPT）进行对比。算法通用参数设置为：最大迭代次数 2 000，种群规模 100。每种算法在各实例上独立运行 15 次，结果如表 4 所示。

表4 不同方法在最小值、均值、标准差的实验结果

规模	指标	IAHA	AHA	GA	FIFO	SPT	LPT
小规模	Min	222	232	223	342	263	308
	Mean	226.2	240.0	228.7	354.3	275.7	321.0
	Std	2.92	3.46	3.44	20.50	12.50	14.11
中规模	Min	231	242	237	342	288	289
	Mean	236.1	248.8	240.3	352.3	306.7	295.3
	Std	2.87	3.28	2.46	11.06	28.94	6.03
大规模	Min	272	299	284	398	354	342
	Mean	277.7	311.0	290.9	412.3	357.7	350.0
	Std	3.99	6.05	4.14	16.92	5.50	7.55

由表 3 可知，IAHA 在小规模、中规模和大规模实例上的求解表现均显著优于其他对比算法。从求解精度来看，IAHA 在所有实例上的最小值、均值均低于 AHA、GA 及三种启发式规则，且随着问题规模增大，其优势愈加明显。在大规模实例中，IAHA 的最小值为 272，相比 AHA（299）降低 9.0%，相比 GA（284）降低 4.2%；其均值为 277.73，较 AHA 和 GA 分别改善 10.7% 和 4.5%。从稳定性来看，IAHA 在三种规模上的标准差分别为 2.92、2.87、3.99，在小规模和大规模实例中均小于 AHA 和 GA，在中规模实例中略大于

GA 但明显小于 AHA，说明其稳定性整体优于 AHA，与 GA 相当。图 2~4 进一步直观展示了 IAHA 在各规模实例上的最优值、均值与中值均处于最低水平，且箱体高度较窄，表明其不仅寻优能力强，而且波动小。综上所述，IAHA 能够有效优化晶圆制造光刻区调度问题，显著降低最大完工时间。

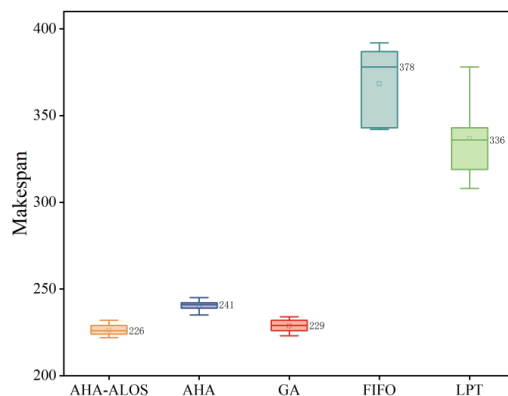


图2 小规模实例最大完工时间指标算法性能对比

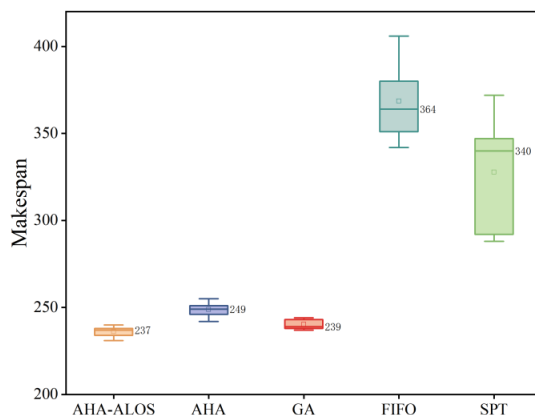


图3 中规模实例最大完工时间指标算法性能对比

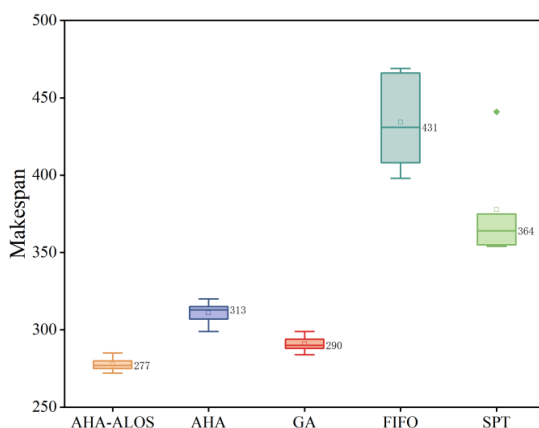


图4 大规模实例最大完工时间指标算法性能对比

4 结语

本研究针对晶圆制造光刻区调度问题中多重复杂约束导致的求解困难，提出了一种改进人工蜂鸟算法的光刻区调度方法。该方法在 AHA 框架的基础上，设计了六种邻域搜索

算子,并集成 Q-learning 机制,通过实时感知种群状态动态选择最优算子,实现了领土觅食过程的自适应优化。同时在迁移觅食阶段,引入精英保留与拉丁超立方采样相结合的混合策略,在保留优良个体的同时生成均匀分布的新个体,有效增强算法跳出局部最优的能力。实验结果表明,在不同规模实例上,IAHA 在最大完工时间指标上显著优于 AHA 及传统启发式规则方法,为晶圆制造光刻区调度优化提供了一种有效的解决途径。在未来研究中,可考虑引入准时交货率、设备总能耗等目标,从而实现光刻区调度的多目标优化。

参考文献:

- [1]Jin Mengyu, Zhang Peng, Lü Youlong, et al. A hybrid surrogate-assisted dual-population co-evolutionary algorithm for multi-area integrated scheduling in wafer fabs[J/OL]. Swarm and Evolutionary Computation ,2025[2026-07-10].<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210650225001749>.
- [2]Zhang Tao, Kabak K E, Heavey C, et al.A reinforcement learning approach for improved photolithography schedules[C/OL]//2023 Winter Simulation Conference (WSC) .Piscataway:IEEE,2023[2026-07-10].<https://ieeexplore.ieee.org/document/10408616>.DOI: 10.1109/WSC60868.2023.10408616.
- [3]Lee C Y, Wu Chengman, Hsu C-Y,et al. Lithography reticle scheduling in semiconductor manufacturing[J].Engineering Optimization,2024,56(11):1826-1844.
- [4]Wu Lihui, Jin Keshan, Shi Jinming,et al. A real-time wafer lithography area scheduling approach integrating transformer with double deep q-network[J/OL].Enterprise Information Systems,2026[2026-07-10].<https://doi.org/10.1080/17517575.2026.2616679>.
- [5]Kim E, Kim T, Lee D,et al. Practical reinforcement learning for adaptive photolithography scheduler in mass production[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing ,2024,37(1): 16-26.
- [6]Ham A, Park M-J, Fowler J.Integrated scheduling of jobs, tools, machines, and two different set of transbots[J].IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing , 2024, 37 (1): 27-37.
- [7]Chen Haichao, Guo Peng, Jimenez J, et al. Unrelated parallel machine photolithography scheduling problem with dual resource constraints[J].IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2023, 36(1): 100-112.
- [8]Munoz L, Villalobos J R, Fowler J W. Exact and heuristic algorithms for the parallel machine total completion time scheduling problem with dual resources, ready times, and sequence-dependent setup times[J].Computers and Operations Research, 2022, 143: 105787.
- [9]Deenen P, Nuijten W, Akcay A. Scheduling a real-world photolithography area with constraint programming[J].IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2023, 36 (4): 590-598.
- [10]Hong T-Y, Chien C-F, Wang Huangkai, et al. A two-phase decoding genetic algorithm for TFT-LCD array photolithography stage scheduling problem with constrained waiting time[J].Computers & Industrial Engineering 2018,125: 200-211.
- [11]Chen LiangChao, Qiao Yan, Wu Naiqi,et al. Workload balancing for photolithography machines in semiconductor manufacturing via estimation of distribution algorithm integrating k-means clustering[J].IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics,2025,55(8):5565-5580.
- [12]Zhao Weiguo, Wang Liying, Mirjalili S. Artificial hummingbird algorithm: a new bio-inspired optimizer with its engineering applications[J/OL].Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering,2022[2026-07-10].<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045782521005259>.

【作者简介】

李文慧 (2001—), 女, 山东青岛人, 硕士研究生, 研究方向: 晶圆制造光刻区调度。

吴立辉 (1981—), 男, 湖南邵阳人, 博士, 副教授, 研究方向: 复杂制造系统调度。

(收稿日期: 2026-06-18 修回日期: 2026-07-16)