

控制与决策

Control and Decision

增材制造排样与调度优化研究综述

吴斌, 陈宏力, 韩凯歌

引用本文:

吴斌, 陈宏力, 韩凯歌. 增材制造排样与调度优化研究综述[J]. *控制与决策*, 2026, 41(4): 1097–1109.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.0719>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

面向建材装备集团制造的分布式多项目资源调度

Distributed multi-project resource scheduling oriented to manufacturing of building materials equipment group
控制与决策. 2021, 36(9): 2133–2142 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1802>

基于弱关联的自适应高维多目标进化算法

A weak association-based adaptive evolutionary algorithm for manyobjective optimization
控制与决策. 2021, 36(8): 1804–1814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1723>

基于复杂昂贵仿真的体系效能多目标优化

Complex and expensive simulation based multi-objective optimization to system-of-system effectiveness
控制与决策. 2021, 36(3): 589–598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0844>

求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications
控制与决策. 2021, 36(2): 314–324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

基于互信息操作变量曲线参数化的间歇过程批内修正优化

Intra-batch correction optimization of batch process with manipulated variable trajectory parameterization based on mutual information
控制与决策. 2021, 36(1): 234–240 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0825>

增材制造排样与调度优化研究综述

吴斌[†], 陈宏力, 韩凯歌

(南京工业大学 经济与管理学院, 南京 211816)

摘要: 在智能制造加速推进的背景下, 增材制造 (AM) 作为关键支撑技术, 其排样与调度优化直接影响资源利用率和制造效率. 该问题涉及工件布局、分配与排序等多个环节, 具有强耦合、多约束、多目标等特征, 求解难度大、复杂度高. 对此, 系统地阐述了 AM 排样与调度优化领域的研究进展, 从问题定义、模型约束、优化目标及算法应用等多维度展开分析. 研究表明, 尽管数学规划、启发式算法与智能算法等优化方法已得到应用, 但在实际适应性、系统集成、算法创新及可持续性等方面仍有待提升. 未来研究应着力于智能融合、多目标协同及绿色制造, 以推动 AM 排样与调度向高效、智能、绿色方向发展.

关键词: 增材制造; 排样问题; 调度问题; 集成优化; 优化算法

中图分类号: TP301 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.0719

引用格式: 吴斌, 陈宏力, 韩凯歌. 增材制造排样与调度优化研究综述 [J]. 控制与决策, 2026, 41(4): 1097-1109.

A review of optimization approaches for nesting and scheduling in additive manufacturing

WU Bin[†], CHEN Hong-li, HAN Kai-ge

(College of Economics and Management, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)

Abstract: With the advancement of intelligent manufacturing, additive manufacturing (AM) has emerged as a key enabling technology, its nesting and scheduling optimization directly impact resource utilization and delivery efficiency. These problems involve part layout, task allocation, and time sequencing, characterized by strong coupling, multiple constraints, and multi-objective complexity. This paper systematically reviews the research progress in AM nesting and scheduling from the perspectives of problem definition, model constraints, optimization objectives, and algorithmic approaches. Although various methods such as mathematical programming, heuristics, and intelligent optimization have been applied, challenges remain in terms of real-world adaptability, system integration, algorithm innovation, and sustainability. Future research should emphasize intelligent integration, multi-objective coordination, and green manufacturing to drive AM nesting and scheduling toward higher efficiency, intelligence, and sustainability.

Keywords: additive manufacturing; nesting problem; scheduling problem; integrated optimization; optimization algorithms

0 引言

增材制造技术 (AM), 又称 3D 打印技术, 作为工业 4.0 与智能制造领域的关键使能技术, 起源于 20 世纪 80 年代的快速成型技术. 它基于离散-堆积的数字化制造范式, 彻底颠覆了传统的加工制造模式^[1]. 凭借对复杂几何结构的高度兼容性, AM 技术已成为航空航天、生物医疗等众多领域高复杂度零件设计与制造的核心技术, 并显著提升了生产系统的柔性^[2]. 近年来, 全球 AM 市场呈现出强劲的增长势头. 据统计, 2024 年全球 AM 市场收入达到了 219

亿美元, 预计 AM 市场规模将以 18% 的年复合增长率持续攀升, 到 2034 年, 市场规模有望达到 1 450 亿美元^[3].

随着该技术向多材料打印、微尺度制造等复杂应用场景拓展, 现有模型和算法无法适应新场景与新约束的挑战, 制约了生产效率的进一步提升. 尤其在排样-调度协同优化领域, 需同时处理三维空间布局优化、支撑结构生成算法以及多设备动态调度等强耦合难题. 因此, 探索面向 AM 工艺特性的排样与调度一体化集成优化方法, 实现几何约束、工艺可行

收稿日期: 2025-07-07; 录用日期: 2025-09-02.

基金项目: 苏州市关键核心技术“揭榜挂帅”项目 (SYG2024014); 国家重点研发计划项目 (2022YFB3805201).

责任编委: 王凌.

[†]通信作者. E-mail: wubin@njtech.edu.cn.

性与生产效率的协同优化,对突破现有的技术瓶颈、推动 AM 技术从“原型制造”向“批量智能制造”转型,具有重要的学术价值与工程实践意义。

AM 排样与调度问题的学术探索可追溯至 20 世纪 90 年代. 1997 年 Ikonen 等^[4]率先对 AM 排样问题开展研究,他们综合考虑了放置方向、位置以及零件之间的相互关系,将该问题建模为一个三维装箱问题,并运用遗传算法进行优化求解,为后续研究奠定了基础. 2006 年 Canellidis 等^[5]将 AM 排样问题简化为二维装箱问题,引入“左边界-下边界”(LB-DB)改进放置规则,并结合遗传算法进行优化求解. 在此基础上,2008 年 Gogate 等^[6]提出了一种两阶段方法,即先通过特征分析筛选零件方向,再利用遗传算法优化三维布局,以此来优化零件在 AM 平台上的放置方向和顺序. 2016 年, Zhang 等^[7]针对多零件二维放置问题,提出了“先优化方向再优化紧凑性”的策略,基于遗传算法实现了多零件在指定 AM 机器平台最优放置.

随着 AM 技术的逐渐普及,AM 的生产调度问题开始受到关注. 2017 年, Li 等^[8]首次构建了 AM 生产调度模型,并结合启发式规则来解决零件在异构 AM 机器上的分配问题. 随后, 2018 年 Chergui 等^[9]系统性地研究了 AM 技术中的排样与调度问题,并开发了一种基于 EDD 规则的启发式算法来解决该问题. 2020 年, Oh 等^[10]建立了包含 6 个主要类别和 8 个补充标准的分类框架,对 AM 排样与调度问题进行了较为系统全面的综述. 2021 年, Alicastro 等^[11]提出一种基于强化学习的局部迭代搜索算法,用于优化多 AM 机器调度问题. 2022 年, Rohaninejad 等^[12]研究了多材料环境下 AM 调度问题,建立了考虑总完成时间与延误惩罚的多目标优化模型,提出融合遗传算法与局部搜索策略的混合算法进行求解. 同年, Tafakkori 等^[13]整合了经济、环境、社会可持续性指标,建立了包含最大化利润、最小化能耗与商誉损失(包括交货期延误、协商成本)的多目标模型,为绿色 AM 调度提供了多目标求解框架. 2024 年, Pinto 等^[14]梳理 AM 领域研究演进脉络,剖析现有数学模型的核心特征与决策维度,将排样与调度问题归纳为批次形成、机器选择等 6 大决策类型,揭示其与零件分解、订单接受等新兴优化问题的关联性,并对相关研究进行系统化整合,为 AM 领域发展提供参考.

本文系统地梳理了 1997 年至 2024 年间国内外相关文献,检索范围覆盖 Web of Science、IEEE Xplore、Springer Link、Elsevier Science Direct、CNKI 等数据

库,并对符合研究主题文献进行了严谨的系统分类与筛选. 经文献计量分析可知,该领域的国内外发文量呈现出显著的增长趋势(如图 1 所示). 从图 1 的文献计量分析可以看出,AM 排样与调度领域的研究具有明显的阶段性特征:在 1997 年~2016 年期间,全球年均发文量不足 28 篇;自 2017 年起,该领域研究进入快速发展阶段,截至 2024 年,复合增长率已达到 10.4%. 值得注意的是,尽管国内研究起步相对较晚,但在国家智能制造专项的有力推动下,自 2020 年以来,国内年均发文量的增速高达 18.9%,与国外研究的差距正在缩小.

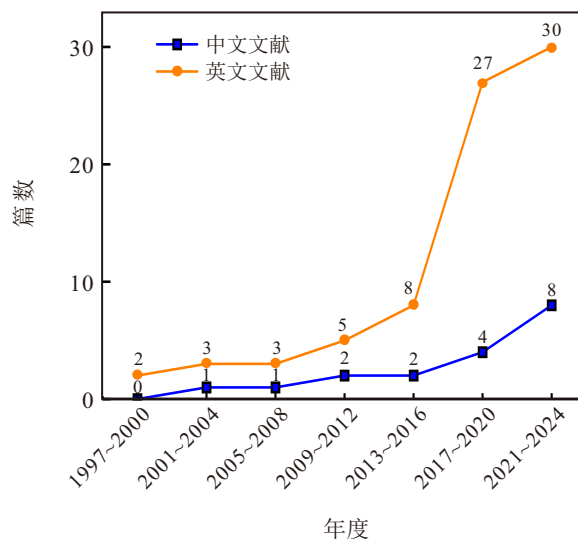


图1 中英文论文发表数量趋势

本文在阐明 AM 排样与调度概念内涵的基础上,从模型构建与算法设计两方面系统地综述了相关研究成果,凝练了未来的研究方向和内容,可为 AM 排样与调度问题的深入研究提供参考.

1 AM 排样与调度问题

1.1 AM 排样问题

增材制造排样问题的核心在于,如何在有限的制造资源约束下,优化多个零件的空间布局,以提升资源利用率、降低生产成本并缩短制造周期,相关研究主要聚焦于以下两个方面:

1) 零件批次构建. 根据零件的特征将它们组合成可在同一台设备中进行生产的批次^[15]. 这种分组决策会对生产时间和成本产生较大影响^[16]. 在传统制造过程中,零件批次构建大多被建模成一维背包问题^[10]. 而在 AM 领域,按照设备平台空间以及工艺要求,需建模为二维或三维装箱问题.

二维装箱:主要是在有限平面空间内规划零件布局,最大化平面空间利用率,如图 2 所示.

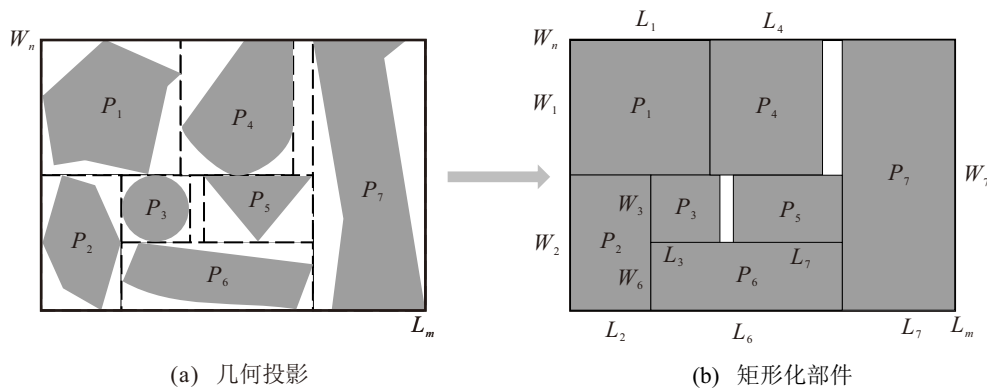


图2 零件二维装箱问题布局

三维装箱: 进一步考虑高度约束, 在立体空间内对零件布局进行优化, 最大化体积利用率.

2) 零件布局与放置. 零件需在批次边界内精确定位, 以避免几何重叠以及成型干涉. 零件放置策略可采用并行 (即所有零件同时放置) 或串行 (即根据特定规则依次确定各零件的位置) 方式. 零件方向优化 (即零件绕 X、Y、Z 轴的旋转自由度) 是提升 AM 设备利用率、缩短生产周期、降低成本并保证批次构建质量的关键策略, 其目标是确定各零件的最佳构建方向.

1.2 AM 调度问题

AM 调度问题主要研究: 在资源受限条件下, 通过建模与优化算法实现任务的有效分配, 使其在满足优先级、交货期等约束的同时, 优化生产效率、能

耗等关键绩效指标. 现有文献主要围绕以下两大方向展开深入探讨.

1) 任务分配需依据机器可用性进行精准规划. 分配的时候需综合考虑设备的打印速度、加工精度等指标, 保证任务在最匹配的设备上高效完成. 批次任务既可分配至单台机器独立执行, 也可交由多台并行机器协同处理. 多台并行机器的协作能够显著缩短生产周期, 提升增材制造系统在时间维度上的竞争优势.

2) 任务排序需综合考量多种生产约束条件, 涵盖机器容量、任务优先级、时间窗口、机器能力与可用性以及机器特定要求等多方面因素. 合理规划任务序列对调度性能指标具有显著影响, 能够有效提升生产效率. 具体的调度流程如图 3 所示.

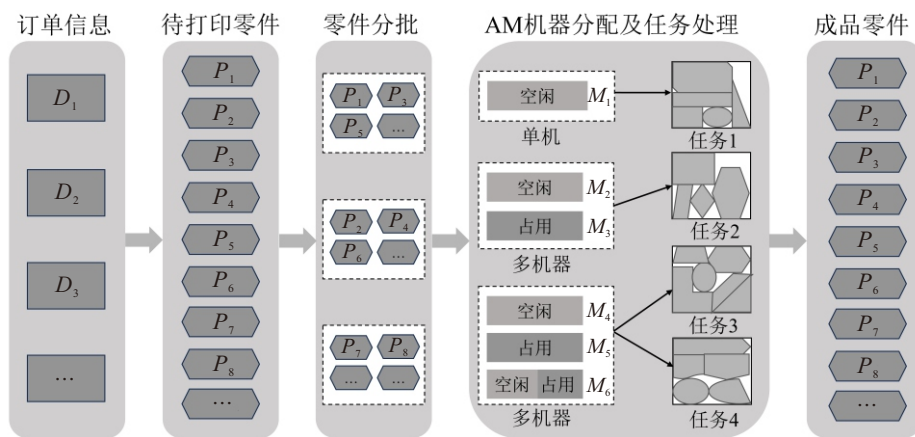


图3 AM 调度问题具体流程

1.3 AM 排样与调度集成优化问题

在增材制造中, 排样与调度问题具有强耦合性, 单独优化排样或调度可能会导致资源浪费或效率降低. 因此, AM 的排样与调度问题逐渐演化为一个集成优化问题, 旨在构建高效柔性的生产系统.

AM 排样与调度集成优化问题可以描述为: 在一个 AM 系统中, 有 n 个待打印零件组成的集合 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 、 m 台 3D 打印机组成的集合

$M = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$ 和一组可用资源 (如材料等). 所有零件可按照生产需求划分为若干批次 $B_k \subseteq N (k = 1, 2, \dots, b)$, 其中批次表示为由 AM 机器在单个建造周期内同时生产的一组零件. 每个批次 B_k 可以由其可选的打印机组 M_k 中的任意一台设备完成加工, $M_k \subseteq M$.

AM 排样与调度集成优化问题可分解为零件排样、批次构建、设备分配和工序调度 4 个关键子问

题. 这些子问题本身是 NP 难题并且相互耦合, 所以该集成优化问题属于 NP-hard 问题.

AM 排样与调度集成优化问题不仅涉及到排样过程中的几何布局优化, 还包括调度过程中的时序与资源分配, 所以该问题的复杂度远超传统调度问题. 以下是该问题的突出难点:

1) 排样与调度的高度耦合性. 零件在打印平台上的布局直接影响批次高度和加工路径; 不合理布局会延长时间并提升打印路径复杂度; 复杂零件需支撑结构, 也会增加时间与成本. 同时, 设备的可用性、零件的优先级以及交付期等调度因素也会反过来影响排样方案. 因此, 这种高度的耦合关系加大了排样与调度集成优化问题的求解难度.

2) 资源冲突与调度优先级的协调. AM 的资源涉及加工设备、物料资源、订单任务等诸多要素. 这些因素相互耦合, 在时间约束、设备能力和任务优先级等方面容易引发冲突. 在多批次任务环境下, 设备过载可能会导致任务延期或设备故障, 而任务分配不均则会造成设备利用率低下. 此外, 紧急或高优先级任务的插入会干扰既定调度方案, 对加工质量要求严苛的零件则必须分配至工艺性能最优的设备.

上述这些因素相互交织, 极大地增加了集成优化模型构建与求解的难度.

3) 多样化且相互制约的优化目标. 在实际增材制造生产环境中, 调度优化通常需要兼顾缩短打印时间、减少支撑材料、提高构建平台利用率、降低能耗、提升设备利用率等目标. 然而, 这些优化目标之间往往存在相互制约: 如提高排样密度可提升空间利用率, 但可能导致打印路径复杂化, 从而延长打印时间. 优化设备负载分配可能会对部分任务进行延迟制造, 进而影响订单的交付周期. 这种多目标、多约束的优化需求不仅增加了建模的复杂性, 同时也对求解算法的鲁棒性和计算效率提出了更高要求.

2 AM 排样与调度模型

2.1 排样与调度问题的约束条件

在实际的生产作业环境中, AM 排样与调度问题非常复杂, 研究者在建立 AM 排样与调度问题的模型时, 往往会对真实的生产环境条件进行适当的简化, 忽略一些次要因素, 基于主要要素进行建模分析. 本文总结了现有文献中各类模型所考虑的约束条件, 并进行了分类标注, 如图 4 所示.

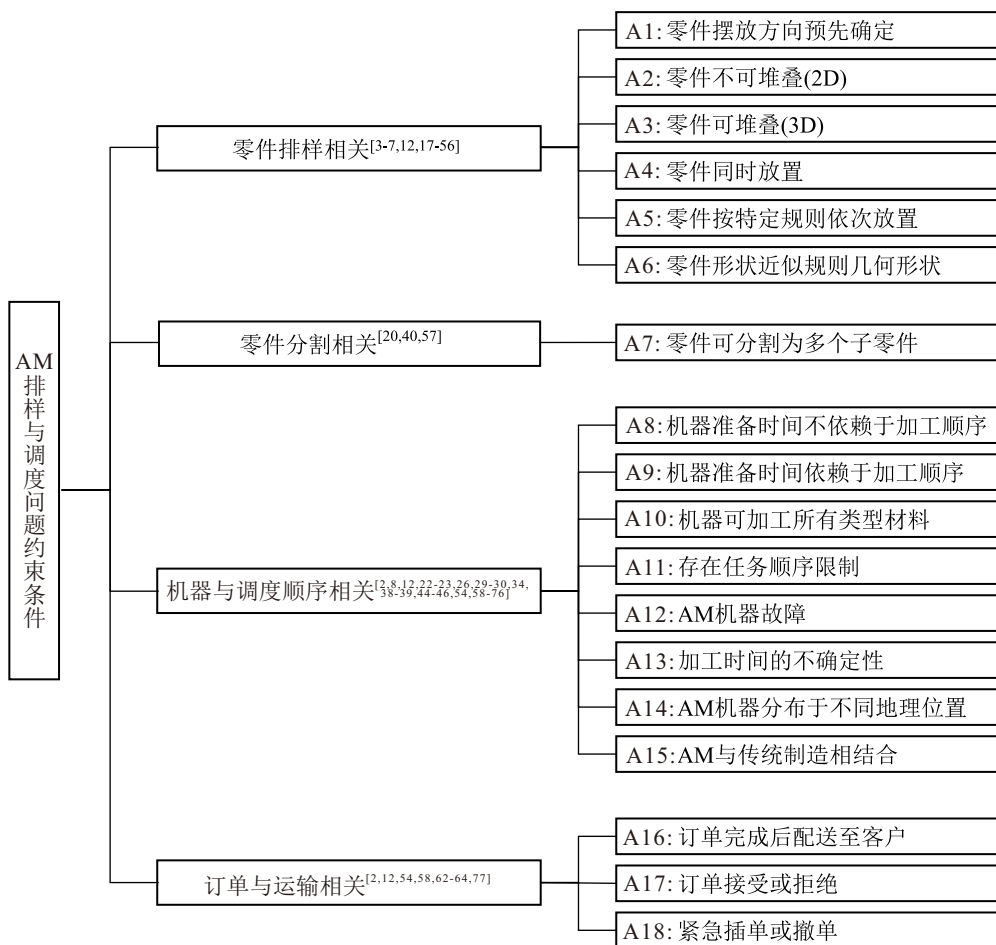


图4 AM 排样与调度模型中的约束条件

当前模型主要考虑的约束条件主要分为4类:零件排样相关、零件分割相关、机器与调度顺序相关以及运输与订单相关。

此外,不同的机器类型(如单机SM,并行机PM,流水车间FS)^[78]亦需充分考虑。

值得注意的是,在PM中,不同学者所做的假设是不同的,如Feng等^[79]、Alcan等^[80]、雷德明等^[58]假设在不同的并行机器上处理问题,而Chen^[17]、Ying等^[81]则考虑在相同的并行机器上建立模型。

在AM的调度问题中,AM中的预处理和后处理阶段相对被较少考虑,这些预处理和后处理操作对于AM系统来说是不可或缺的,但现有研究中却大多被忽视。仅有少部分学者如周祥曼等^[82]、Li等^[83]、Canellidis等^[5]以及Thürer等^[84]考虑了这些问题。

此外,多材料的AM场景也需得到充分考量。在此类场景中,单个批次或生产周期可能涉及多种材料的使用,因此设置时间的考量变得至关重要。部分学者如Toksari等^[85]、Rohaninejad等^[59]考虑了顺序依赖的设置时间来解决此问题。今后,此类场景在AM领域需要进一步研究。

2.2 排样与调度问题的优化目标

在排样问题上,最大化平台空间利用率即排样率,是众多研究的首要目标。通过优化零件的布局和构建方向,以减少打印层数和缩短打印路径,从而提升效率。此外,最小化批次高度和最大化零件间的重叠体积也是常见目标。在调度问题方面,核心目标一般是最小化最大完工时间(Makespan),即缩短整体生产周期,其他常见目标包括最大化设备间负载均衡以及最小化生产成本等。

本文梳理了文献中优化模型的目标函数特征,将优化目标主要分为5类:几何优化目标^[4,5,7,20,24-25,29,31,34-36,40-44,76]、时间与成本优化目标^[8-9,13,17-19,21-23,26-28,30-31,37-39,45-49,56-62,64-71,73-75,77]、质量优化目标^[19-20,50-53]、力学与稳定性优化目标^[32-33,63,77]以及综合性能优化目标^[2,6,13,21,45,54-55,65,72],具体如表1所示。

早期的排样问题多考虑几何优化目标。随着AM调度问题的兴起并与排样问题的集成优化,学者更关注于时间与成本优化目标。多数学者选择将最小化最大完工时间作为模型的优化目标。除此之外,部分学者综合考虑多个优化目标,建立了多目标优化模型。其中:Fera等^[18]在考虑最小化最大完工时间的基础上将总成本也考虑在内;Zhang等^[19]在模型中考虑了最小化总完工时间、成本以及最大化

表1 AM排样与调度问题模型中的优化目标

目标类型	编号	优化目标
几何优化	B1	最小化批次高度
	B2	最大化重叠体积
	B3	最小化总重叠面积
	B4	最小化打印边界
	B5	最小化支撑结构体积
	B6	最小化零件到起始打印距离
	B7	最大化排样率
时间与成本优化	B8	最小化最大完工时间
	B9	最小化延迟时间
	B10	最小化成本
质量优化	B11	最小化表面粗糙度
	B12	最大化表面质量
力学与稳定性优化	B13	最小化点力矩度量
	B14	最大化负载平衡
综合性能优化	B15	最大化利润
	B16	最大化生产率
	B17	最大化能源利用率

零件表面质量;Wu等^[20]在其优化模型中考虑了最小化批次高度、表面粗糙度和支撑结构体积;李天群等^[60]以及刘刚等^[61]在最小化最大完工时间的基础上考虑了打印成本的最小化。

3 AM排样与调度问题优化方法

在AM排样与调度问题研究中,学者们主要采用数学规划算法(精确算法)、启发式算法与智能优化算法进行模型求解。表2将本文所搜集的文献,依据其优化目标、机器配置、约束条件和优化算法等进行了汇总。

3.1 数学规划方法

在优化算法的研究过程中,早期工作主要聚焦于单机环境。研究目标经历了从单一性能指标向多目标综合优化的演进。Toksari等^[85]针对单机打印多材料复合零件的调度问题,建立了最小化最大完工时间的混合整数线性规划(MILP)模型,并利用CPLEX求解器优化单机生产效率。在此基础上,Lin等^[21]拓展研究维度,构建了最小化总能耗与完工时间的双目标MILP模型,采用 ϵ -约束法求解,首次在单机环境下获得了Pareto最优前沿,实现了多目标调度优化。

随着AM系统复杂度的提升,多机器调度问题成为研究重点。Kucukkoc^[22]将单机模型扩展至多AM机器系统,构建了以最小化加工时间为目标的MILP模型,用CPLEX求解框架实现多机协同调度。Ransikarbum等^[77]进一步引入多目标优化视角,针对多机环境下的零件分配问题,建立了包含总成本、

表2 1997年~2024年AM排样与调度问题文献总结

参考文献	目标编号	机器配置	约束条件编号	解决办法
Ikonen(1997) ^[4]	B6	SM	A3、A4	遗传算法
Dickinson(1998) ^[32]	B13	SM	A3、A5	模拟退火算法
Dickinson(2002) ^[33]	B13	SM	A3、A5	模拟退火算法
Zhang(2002) ^[34]	B1	SM	A3、A5、A6	模拟退火算法
Canellidis(2006) ^[5]	B7	SM	A2、A5、A6	遗传算法
Gogate(2008) ^[6]	B16	SM	A1、A3、A5	遗传算法
Yang(2008) ^[29]	B7	SM	A1 A3、A5、A6	遗传算法
Canellidis(2013) ^[31]	B7	SM	A1、A2、A5	遗传算法
Wu(2014) ^[20]	B1、B5、B11	SM	A2、A5	遗传算法
Vanek(2014) ^[35]	B4、B5	SM	A1、A3、A6	禁忌搜索算法
Attene(2015) ^[24]	B1	SM	A3、A7	启发式算法
Chen(2015) ^[25]	B1	SM	A3、A5、A6	启发式算法
Freens(2015) ^[38]	B10	PM	A11	整数线性规划
Yao(2015) ^[43]	B4	SM	A3、A6	模拟退火算法
Zhang(2016) ^[7]	B3	SM	A2、A3	遗传算法
Li(2017) ^[8]	B10	PM	A1、A2、A6	混合整数规划、启发式算法
Ransikarbum(2017) ^[77]	B9、B10、B14	PM	A11	混合整数线性规划
Zhang(2017) ^[19]	B8、B10、B12	SM	A2、A6	遗传算法
Chergui(2018) ^[9]	B9	PM	A2、A6、A11	启发式算法
Fera(2018) ^[18]	B8、B10	SM	A11	遗传算法
Zhou(2018) ^[30]	B8	PM	A11、A14	遗传算法
Zhang(2018) ^[42]	B3	SM	A2、A4	遗传算法
Oh(2018) ^[46]	B8	PM	A1、A2、A8、A11	启发式算法
Jung(2018) ^[62]	B8	PM	A7、A8	启发式算法
Filip(2018) ^[74]	B8	FS	A2、A11	局部搜索
Li(2019) ^[2]	B15	PM	A13、A14、A17	启发式算法
Chen(2019) ^[17]	B8	PM	A13、A16、A18	模糊混合子线性规划、模糊混合子二次规划
Kucukkoc(2019) ^[22]	B8	SM	A8	混合整数线性规划
Araújo(2019) ^[36]	B1	SM	A1、A3、A6	启发式算法、遗传算法
Jiang(2019) ^[44]	B2	SM	A2、A6、A9	启发式算法
Li(2019) ^[54]	B15	PM	A13、A17、A18	启发式算法
Kapadia(2019) ^[64]	B9	FS	A3、A4、A6	遗传算法
Griffiths(2019) ^[66]	B10	SM	A2、A5	禁忌搜索算法
Luzon(2019) ^[73]	B8	SM	A11、A12	启发式算法
Litvinchev(2019) ^[76]	B1	SM	A3、A5	整数线性规划
Tavakkoli(2020) ^[23]	B8	PM	A9、A11	混合整数线性规划
Oh(2020) ^[26]	B8	SM	A2、A4、A11	启发式算法
Yilmaz(2020) ^[28]	B8	PM	A8、A16	启发式算法
Zhang(2020) ^[57]	B8	PM	A2、A5、A15	遗传算法
Fera(2020) ^[67]	B8、B10	SM	A11	禁忌搜索算法
Darwish(2021) ^[63]	B14	PM	A11、A17	启发式算法
Kim(2021) ^[69]	B8	PM	A9	混合整数规划、粒子群优化算法、遗传算法、帝国竞争算法
Tafakkori(2022) ^[13]	B9、B15、B17	PM	A2、A6、A14、A17	遗传算法、灰狼优化算法、改进的 β -约束方法
Wu(2022) ^[27]	B10	PM	A4、A11、A14、A16	启发式算法
Kapadia(2022) ^[65]	B15	FS	A1、A2、A6、A17	遗传算法
Toksarı(2022) ^[85]	B8	SM	A9、A10	混合整数线性规划
Lin(2023) ^[21]	B8、B17	PM	A2、A6	混合整数线性规划
Jae(2023) ^[37]	B8	PM	A2、A5、A6	混合整数线性规划、遗传算法、粒子群优化算法
Nascimento(2023) ^[48]	B9、B10	PM	A1、A2、A11	约束规划
Liu(2023) ^[56]	B8	SM	A1、A2、A6	整数线性规划

表 2 (续)

参考文献	目标编号	机器配置	约束条件编号	解决办法
Lu(2023) ^[68]	B8	PM	A2、A5、A8	启发式算法、遗传算法
Willy(2024) ^[45]	B8	PM	A9、A10、A16	混合整数线性规划、粒子群优化算法
Hu(2024) ^[47]	B9	PM	A1、A2、A8	混合整数线性规划、启发式算法
Dominik(2024) ^[49]	B10	PM	A9、A11、A14	启发式算法
Almuflih(2024) ^[50]	B11	SM	A1、A3、A15	灰狼优化算法
Akgun(2024) ^[51]	B11	SM	A2、A4	遗传算法、粒子群优化算法
Liu(2024) ^[52]	B11	SM	A3、A5	机器学习
李天群(2018) ^[60]	B8、B10	PM	A6、A14、A16、A18	遗传算法
何珮洋(2021) ^[75]	B10	SM	A8、A10、A11、A16	分支定价算法
刘刚(2023) ^[61]	B8、B10	PM	A8、A13	遗传算法
闫飞一(2024) ^[72]	B16	FS	A11、A12、A13	启发式算法

总延误、负载均衡等多目标 MILP 模型, 并利用 CPLEX 求解. Tavakkoli-Moghaddam^[23] 针对异构并行 AM 机器, 考虑零件材料类型和交货期约束, 构建了最小化加工时间与总延迟时间的双目标 MILP 模型, 并采用增强 ϵ -约束法提升多目标求解效率.

3.2 启发式算法

启发式算法主要用于解决零件分割、方向优化和排样问题. 针对复杂三维模型拆分难题, Attene^[24] 提出了“split-and-pack”分层策略, 该方法通过几何变换与启发式搜索迭代优化分割路径, 旨在最大化构建平台空间利用率并提升零件重组效率. 在研究零件分解问题的基础上, Chen 等^[25] 进一步研究零件的排样问题, 构建了一个以最小化支撑体积、打印时间及组装成本为目标的多目标优化模型. 设计了基于 Dapper 的混合优化算法, 该算法首先采用带优先级的有界束搜索对解空间进行分层探索, 以实现全局寻优; 随后, 引入局部优化技术对所得解做进一步精细化寻优, 从而有效逼近全局最优的排样方案. Oh 等^[26] 则聚焦于批次方向策略对大规模定制模式下 AM 生产时间的影响, 提出平躺 (LP) 与站立 (SP) 两种启发式策略, 结合动态规划和先进先出 (FIFO) 进行优化求解, 实验揭示了不同方向策略对完工时间的影响.

在 AM 的调度优化中, 研究者基于规则驱动设计了多种启发式方法. Chergui 等^[9] 将排样与调度问题集成考虑, 以最小化总延迟和最大化设备利用率为目标, 设计了基于最早交货期 (EDD) 规则的启发式算法, 通过订单优先级排序实现交货期与效率的平衡. 针对并行机器调度, Jung^[62] 采用最长处理时间优先 (LPT) 与列表调度相结合的启发式方法, 以最小化最大完工时间为目标, 有效解决了负载均衡问题.

面对生产环境的不确定性, 研究者致力于设计动态适应性算法. Darwish 等^[63] 针对分布式 AM 的实时调度, 提出基于在线图着色的任务分配模型与自适应实时优先级调度算法, 通过动态调整任务优先级实现能源与资源的协同优化. Wu 等^[27] 在云平台多任务调度中, 结合混合整数规划模型与非抢占式启发式算法, 以最小化单位体积材料成本为目标, 解决了在线调度中的实时响应问题. Yilmaz 等^[28] 则将调度优化扩展至供应链协同层面. 这些研究拓展了启发式方法在动态与分布式环境中的应用边界, 显示了其在应对大规模复杂场景时的优势.

3.3 遗传算法 (GA)

在 AM 的排样问题上, 遗传算法被广泛应用于多维度与复杂几何的优化. Ikonen 等^[4] 用遗传算法解决了含孔洞结构的三维非凸物体排样问题, 设计了 3 段子列表染色体 (顺序-方向-关系) 结构, 结合计算几何评估模拟器解决复杂排样难题. Gogate 等^[6] 进一步引入多目标优化, 构建了“方向筛选-布局搜索”两阶段遗传算法, 在最大化排样率的同时, 最小化完工时间与支撑体积. 在此基础上, Yang 等^[29] 进一步设计了二维/三维分层染色体结构, 以实现多零件协同布局优化.

在 AM 调度问题中, 遗传算法从单机优化向多机协同调度演进. Fera 等^[18] 针对单机环境, 建立了优化完工时间、成本及生产效率的多目标模型, 提出矩阵编码与二维交叉算子 (2D Crossover) 的改进遗传算法优化求解. 针对多机并行调度问题, Zhang 等^[57] 引入结合无适配多边形 (NFP) 与 BL 规则的改进遗传算法, 在寻优效率上超越标准 GA. Kapadia 等^[64] 则结合 BL 启发式算法, 研究不同调度策略 (先进先出-FCFS、最早交货期-EDD) 对系统性能的影响, 验证了 GA 在方向优化与批次划分中的协同作用.

随着 AM 向分布式生产演进, 遗传算法与云制造的结合成为研究热点. 针对云制造环境下的分布式 AM 调度问题, Zhou 等^[30] 构建了包含模型尺寸、打印材料、精度等属性的服务交易与匹配模型, 提出 3D 打印服务调度方法 (3DPSS), 以改进遗传算法为核心, 通过服务选择向量与任务优先级向量优化解空间. 刘刚等^[61] 采用改进的非支配排序遗传算法 (NSGA-II), 同时优化任务成本与时间, 通过引入正态分布交叉与动态拥挤距离, 提升 Pareto 解质量.

面对生产环境的不确定性, 遗传算法向动态多目标场景延伸. Zhang 等^[19] 提出“特征筛选-多属性决策”两步法遗传算法. 首先生成零件方向候选集, 再利用集成多属性决策模型搜索最优方向组合, 实现构建方向的动态适应. Kapadia 等^[65] 针对增材制造环境下的单机订单接受与调度问题, 设计基于属性的遗传算法 (P-GA), 考虑含提前/延迟惩罚的动态约束, 采用改进的优先操作交叉 (IPOX) 和邻域变异算子实现订单排序与开始时间的协同优化. Canellidis 等^[31] 采用遗传算法结合 3 种放置策略 (左下/底部放置-LBDB、无适配多边形-NFP、混合方法) 求解复杂布局问题, 基准测试表明混合策略具有更好的鲁棒性.

3.4 模拟退火算法与禁忌搜索算法

Dickinson 等^[32] 提出了一种基于模拟退火算法 (SA) 的串行排样方法. 该方法依次处理每个零件, 每次仅优化 3 个位置变量和 3 个方向变量, 显著降低了计算复杂度. 针对三维排样问题, Dickinson 等^[33] 设计了启发式排序与 SA 混合的算法框架: 首先利用启发式算法生成零件排序以构建初始解; 随后采用 SA 优化各零件的空间位置, 实现了效率与精度的平衡. Zhang 等^[34] 将模拟退火算法应用于多目标优化问题, 考虑批次高度和重叠面积的最小化, 设计了旋转-平移组合扰动算子 (Rotate-Stroll Operator), 并引入重叠检测机制确保布局可行性.

在排样方向与结构优化领域, 禁忌搜索算法凭借其记忆机制有效避免重复搜索. Griffiths 等^[66] 针对零件的放置方向和排样问题, 提出六阶段迭代禁忌搜索算法 (TS) 框架: 前期利用 TS 优化零件姿态以最小化支撑体积和打印时间; 后期采用二维装箱算法完成空间布局, 实现了方向与布局的解耦求解. Vanek 等^[35] 开发了“聚类预分-TS 精修”的 PackMerger 算法, 该算法首先通过四面体化与聚类将模型分割为可打印子结构, 再利用基于高度场的 TS 优化排样顺序, 目标为最小化打印边界、支撑结构体积, 适配

多部件复杂制造场景. 在调度领域, Fera 等^[67] 针对 AM 单机调度问题, 建立了最小化提前期和拖后期 (E&T) 以及生产成本的多目标优化模型, 提出了改进的禁忌搜索算法, 通过引入“批次间零件交换”的邻域操作和体积约束冲突消解机制, 实现多目标解空间的有效探索, 显著提升了算法性能.

3.5 混合算法

在 AM 排样与调度优化中, 通过融合不同优化算法与策略的优势, 可显著提升混合算法的优化性能. Araújo 等^[36] 提出了结合深度左下角填充 (DBLF) 启发式与遗传算法 (GA) 的混合框架: 首先利用 DBLF 生成可行初始布局; 再通过 GA 的交叉变异操作优化零件顺序与方向, 该方法在排样率与计算效率间取得很好的平衡. Lu 等^[68] 提出变邻域搜索 (VNS) 与偏置随机键遗传算法 (BRKGA) 混合的算法求解二维排样问题, 利用 VNS 进行局部邻域搜索, 通过 BRKGA 优化全局布局, 实现了二维排样中生产时间的最小化.

对于大规模调度问题, Kim 等^[69] 设计结合粒子群优化、遗传算法以及帝国竞争算法的并行混合算法, 通过多种群协同搜索提升算法性能. Tafakkori 等^[13] 将利润、能源消耗、客户满意度作为优化目标, 采用改进 ϵ -约束法、NSGA-II 以及多目标灰狼优化器的多算法协同策略进行优化求解. Lee 等^[37] 则针对排样-调度两阶段问题, 设计了分层求解器: 第 1 阶段使用 GA 优化零件布局顺序; 第 2 阶段通过 PSO 结合时间下界规则 (LBM) 与完工时间调度规则 (CTD) 生成最优调度方案, 以实现时空协同优化.

4 应用研究

AM 排样与调度在理论方面取得进展的同时, 在航空航天、汽车制造、医疗保健以及船舶制造等行业也得到了应用. 针对多台 AM 机器中的调度优化问题, Ransikarbun 等^[77] 考虑了总成本、打印机负载均衡以及总延迟等目标, 建立多目标优化模型, 在某汽车零部件企业进行了实例验证, 结果表明该模型能有效权衡不同目标, 能够为决策者提供高效的部件分配策略. Freens 等^[38] 基于整数线性规划建立了两阶段 AM 调度模型, 首先通过规划模型将零件合理分配到不同生产批次; 然后利用第三方优化软件对每个批次的零件进行空间排样优化, 以确定其在 AM 构建平台上的最优布局. 经某工厂生产数据验证, 该方法平均提升排样率约 10%, 缩短等待时间 0.246 天. Kim 等^[70] 针对船模生产企业的 AM 调度问题, 提出融合线性规划与遗传算法的混合算法, 用

于优化船模的模块分配和加工顺序. 实证数据表明, 与传统启发式方法相比, 该方法使完工时间减少14%, 在不同问题规模下均表现出优越性能. Aloui等^[39]建立了以最小化总延迟和最大化生产率目标的混合整数规划模型, 提出融合最早到期日(EDD)规则与最短估计制造时间规则的启发式求解算法. 在某企业实际应用中表明, 该算法在保证解的质量的同时有效提高了计算效率.

5 总结与展望

当前有关AM排样与调度问题的研究取得了显著的进展, 但该领域仍存在一些亟待解决的问题, 主要表现在以下几个方面:

1) 模型简化过度, 现实适应性不足. 现有研究多采用简化几何形状近似实际零件, 易导致排样结果失准, 影响材料利用率和生产效率. 同时, 模型常基于确定性需求假设, 难以有效应对实际生产中普遍存在的需求波动、机器故障等不确定性因素. 因此, 现有成果难以直接应用于实际生产环境, 亟需在建模中充分考虑此类现实复杂性.

2) 排样与调度集成研究薄弱. 虽有部分研究开始探索集成优化, 但大量工作仍将排样与调度视为独立问题分别求解, 缺乏对两者间相互作用的深入分析, 导致生产计划难以达到整体最优. 此外, AM排样/调度与零件分解、订单管理、库存管理等决策的关联性未获充分重视, 各环节相对孤立, 缺乏协同优化的系统框架.

3) 优化算法不够丰富. 传统优化算法在处理大规模、复杂的AM排样与调度问题时, 往往在计算效率和求解质量之间平衡, 求解能力有限. 尽管机器学习在AM领域已有一定应用, 但在排样与调度问题中, 如何更有效地利用机器学习技术来提高计算效率、优化求解质量以及提升多目标问题决策能力等方面, 仍有较大的提升空间.

4) 新场景研究滞后. 针对多机器人协作的AM生产场景, 相关研究尚处于起步阶段. 如何实现高效任务分配、协同排样及冲突规避以充分发挥多机器人系统潜力, 是亟待解决的关键问题. 在云制造环境下, 如何整合分布式AM资源, 实现订单动态分配与协同生产, 在满足客户需求的同时兼顾资源约束, 相关研究仍显匮乏.

5) 可持续性考虑欠缺. 现有研究较少系统评估AM排样与调度决策对能源消耗、碳排放等环境因素的影响, 缺乏将可持续性目标纳入优化模型的深入研究. 此外, 排样过程中减少材料浪费及探索材料

循环利用的研究不够深入, 未能充分挖掘AM在可持续制造方面的潜力.

针对上述问题, 结合大数据、大模型、云制造及数字孪生等技术的快速发展, 未来AM排样与调度问题在以下领域需要重点关注:

1) 数据驱动的智能决策. 应用高精度三维建模技术、特征提取与匹配算法, 取代简化几何近似的传统方法, 提升复杂零件的排样精度. 通过融合机器状态与生产进度等实时数据, 结合强化学习与数字孪生建立动态决策机制, 实现对需求波动和设备异常的自适应响应.

2) 系统集成与协同优化. 系统剖析排样与调度之间的内在逻辑与信息传递机制, 探讨调度决策反馈于排样优化的作用机理. 开发涵盖零件排样与调度、订单管理、库存管理的跨层级集成优化框架, 通过共享决策变量(如设备负载率、任务紧急性)与反馈机制实现动态协同优化, 以实现从原材料到成品交付的全流程效率提升与成本控制.

3) 混合算法与多目标优化. 融合机器学习、深度学习与传统优化算法优势, 研发智能优化辅助端学习、机器学习增强智能优化、大模型驱动智能优化等混合算法. 此外, 开发Pareto前沿解集的可视化交互工具, 支持生产管理者依据实时工况(如紧急订单)动态调整目标权重, 从而提升大规模复杂AM排样与调度问题的求解效率和质量.

4) 拓展新兴场景研究. 深入剖析云制造环境下分布式AM资源的优化配置与协同调度机制, 重点突破订单动态分配、跨平台资源调度、安全数据共享等关键问题. 针对多机器人协作的增材制造问题, 开发融合任务分配、路径规划与冲突避免的高效协作排样与调度策略, 显著提升多机器人系统的生产效率、灵活性及鲁棒性.

5) 可持续性与资源效率. 将能源消耗、碳排放等可持续性指标纳入AM排样与调度优化目标, 开发绿色AM生产调度模型与算法. 研究排样调度过程中材料浪费的削减机制与材料利用率的提升路径, 探索材料循环利用策略, 从而显著降低AM生产过程的资源与能源消耗.

综上所述, 当前AM排样与调度研究虽取得了初步成果, 但仍面临诸多挑战. 未来研究应着力于: 弥合模型与现实差距、深化系统集成研究、拓展新兴应用场景、创新优化算法架构、强化可持续性目标, 以此推动AM生产系统向高效化、柔性化、可持续化演进. 期待更多学者深入探索并推动研究成果的工程转化.

参考文献 (References)

- [1] Attaran M. The rise of 3-D printing: The advantages of additive manufacturing over traditional manufacturing[J]. *Business Horizons*, 2017, 60(5): 677-688.
- [2] Li Q, Zhang D, Wang S L, et al. A dynamic order acceptance and scheduling approach for additive manufacturing on-demand production[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 105(9): 3711-3729.
- [3] Jamshid M, Huff R, Kowen J, et al. Wohlers report 2025: 3D printing and additive manufacturing global state of the industry[R]. Fort Collins: Wohlers Associates, apart of ASTM International, 2025: 15-28.
- [4] Ikonen I, Biles W E, Kumar A, et al. A genetic algorithm for packing three-dimensional non-convex objects having cavities and holes[C]. Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms. East Lansing, 1997: 591-598.
- [5] Canellidis V, Dedoussis V, Mantzouratos N, et al. Pre-processing methodology for optimizing stereolithography apparatus build performance[J]. *Computers in Industry*, 2006, 57(5): 424-436.
- [6] Gogate A S, Pande S S. Intelligent layout planning for rapid prototyping[J]. *International Journal of Production Research*, 2008, 46(20): 5607-5631.
- [7] Zhang Y C, Gupta R K, Bernard A. Two-dimensional placement optimization for multi-parts production in additive manufacturing[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2016, 38: 102-117.
- [8] Li Q, Kucukkoc I, Zhang D Z. Production planning in additive manufacturing and 3D printing[J]. *Computers & Operations Research*, 2017, 83: 157-172.
- [9] Chergui A, Hadj-Hamou K, Vignat F. Production scheduling and nesting in additive manufacturing[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 126: 292-301.
- [10] Oh Y, Witherell P, Lu Y, et al. Nesting and scheduling problems for additive manufacturing: A taxonomy and review[J]. *Additive Manufacturing*, 2020, 36: 101492.
- [11] Alicastro M, Ferone D, Festa P, et al. A reinforcement learning iterated local search for makespan minimization in additive manufacturing machine scheduling problems[J]. *Computers & Operations Research*, 2021, 131: 105272.
- [12] Rohaninejad M, Tavakkoli-Moghaddam R, Vahedi-Nouri B, et al. A hybrid learning-based meta-heuristic algorithm for scheduling of an additive manufacturing system consisting of parallel SLM machines[J]. *International Journal of Production Research*, 2022, 60(20): 6205-6225.
- [13] Tafakkori K, Tavakkoli-Moghaddam R, Siadat A. Sustainable negotiation-based nesting and scheduling in additive manufacturing systems: A case study and multi-objective meta-heuristic algorithms[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, 112: 104836.
- [14] Pinto M, Silva C, Thürer M, et al. Nesting and scheduling optimization of additive manufacturing systems: Mapping the territory[J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 165: 106592.
- [15] de Antón J, Villafañez F, Poza D, et al. A framework for production planning in additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(24): 8674-8691.
- [16] Yau H T, Hsu C W. Nesting of 3D irregular shaped objects applied to powder-based additive manufacturing[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 118(5): 1843-1858.
- [17] Chen T T. Fuzzy approach for production planning by using a three-dimensional printing-based ubiquitous manufacturing system[J]. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 2019, 33(4): 458-468.
- [18] Fera M, Fruggiero F, Lambiase A, et al. A modified genetic algorithm for time and cost optimization of an additive manufacturing single-machine scheduling[J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2018: 423-438.
- [19] Zhang Y C, Bernard A, Harik R, et al. Build orientation optimization for multi-part production in additive manufacturing[J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2017, 28(6): 1393-1407.
- [20] Wu S H, Kay M, et al. Multi-objective optimization of 3D packing problem in additive manufacturing[J]. Proceedings of IIE Annual Conference, DOI: [10.1145/952532.952672](https://doi.org/10.1145/952532.952672).
- [21] Lin J, Yu C, Lu J. ABi-objective optimization method to minimize the makespan and energy consumption on parallel SLM machines[C]. Proceedings of the 19th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Vancouver, 2023: 1-6.
- [22] Kucukkoc I. MILP models to minimise makespan in additive manufacturing machine scheduling problems[J]. *Computers & Operations Research*, 2019, 105: 58-67.
- [23] Tavakkoli-Moghaddam R, Shirazian S, Vahedi-Nouri B. A bi-objective scheduling model for additive manufacturing with multiple materials and sequence-dependent setup time[C]. *Advances in Production Management Systems. Towards Smart and Digital Manufacturing*. Cham: Springer, 2020: 451-459.
- [24] Attene M. Shapes in a box: Disassembling 3D objects for efficient packing and fabrication[J]. *Computer Graphics Forum*, 2015, 34(8): 64-76.
- [25] Chen X L, Zhang H, Lin J J, et al. Dapper: Decompose-and-pack for 3D printing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2015, 34(6): 1-12.
- [26] Oh Y, Zhou C, Behdad S. The impact of build orientation policies on the completion time in two-dimensional irregular packing for additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(21): 6601-6615.

- [27] Wu Q, Xie N M, Zheng S X, et al. Online order scheduling of multi 3D printing tasks based on the additive manufacturing cloud platform[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 63: 23-34.
- [28] Yılmaz Ö F. Examining additive manufacturing in supply chain context through an optimization model[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2020, 142: 106335.
- [29] Yang W D, Liu W L, Liu L B, et al. A genetic algorithm for automatic packing in rapid prototyping processes[C]. *Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues*. Berlin: Springer, 2008: 1072-1077.
- [30] Zhou L F, Zhang L, Laili Y, et al. Multi-task scheduling of distributed 3D printing services in cloud manufacturing[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 96(9): 3003-3017.
- [31] Canellidis V, Giannatsis J, Dedoussis V. Efficient parts nesting schemes for improving stereolithography utilization[J]. *Computer-Aided Design*, 2013, 45(5): 875-886.
- [32] Dickinson K J, Knopf K G. Serialpacking of arbitrary 3D objects for optimizing layered manufacturing[C]. *Proceedings of SPIE*. San Jose, 1998: 172-181.
- [33] Dickinson K J, Knopf K G. Packing subsets of 3D parts for layered manufacturing[J]. *International Journal of Smart Engineering System Design*, 2002, 4(3): 147-161.
- [34] Zhang X, Zhou B, Zeng Y, et al. Model layout optimization for solid ground curing rapid prototyping processes[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2002, 18(1): 41-51.
- [35] Vanek J, Garcia Galicia J A, Benes B, et al. PackMerger: A 3D print volume optimizer[J]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(6): 322-332.
- [36] Araújo L J P, Panesar A, Özcan E, et al. An experimental analysis of deepest bottom-left-fill packing methods for additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(22): 6917-6933.
- [37] Lee S J, Kim B S. Two-stage meta-heuristic for part-packing and build-scheduling problem in parallel additive manufacturing[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 136: 110132.
- [38] Freens J P N, Adanl J B F, Pogromsky A Y, et al. Automating the production planning of a 3D printing factory[C]. *2015 Winter Simulation Conference (WSC)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-10.
- [39] Aloui A, Hadj-Hamou K. A heuristic approach for a scheduling problem in additive manufacturing under technological constraints[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 154: 107115.
- [40] Canellidis V, Giannatsis J, Dedoussis V. Evolutionary computing and genetic algorithms: Paradigm applications in 3D printing process optimization[C]. *Intelligent Computing Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2016: 271-298.
- [41] Jiang J C, Xu X, Stringer J. Optimisation of multi-part production in additive manufacturing for reducing support waste[J]. *Virtual and Physical Prototyping*, 2019, 14(3): 219-228.
- [42] Zhang Y C, Bernard A, Harik R, et al. A new method for single-layer-part nesting in additive manufacturing[J]. *Rapid Prototyping Journal*, 2018, 24(5): 840-854.
- [43] Yao M, Chen Z, Luo L, et al. Level-set-based partitioning and packing optimization of a printable model[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2015, 34(6): 1-11.
- [44] Erol H İ, Gülletutan U C, Günaydın A C, et al. Advanced support structures in metal additive manufacturing: A comparative analysis of porous media for enhanced part quality and removal efficiency[J]. *Advanced Engineering Materials*, 2024, 26(14): 1234-1241.
- [45] Chandra Sugianto W, Soo Kim B. Particle swarm optimization for integrated scheduling problem with batch additive manufacturing and batch direct-shipping delivery[J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 161: 106430.
- [46] Oh Y, Zhou C, Behdad S. Production planning for mass customization in additive manufacturing: Build orientation determination, 2D packing and scheduling[C]. *Volume 2A: 44th Design Automation Conference*. Quebec City, 2018: 33-43.
- [47] Hu K X, Che Y X, Ng T S, et al. Unrelated parallel batch processing machine scheduling with time requirements and two-dimensional packing constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 162: 106474.
- [48] Nascimento P, Silva C, Mueller S, et al. Nesting and scheduling for additive manufacturing: An approach considering order due dates[C]. *Operational Research*. Cham: Springer International Publishing, 2023: 117-128.
- [49] Zehetner D, Gansterer M. Decentralised collaborative job reassignments in additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2024, 62(14): 5149-5167.
- [50] Almuflih A S, Abas M, Khan I, et al. Parametric optimization of FDM process for PA12-CF parts using integrated response surface methodology, grey relational analysis, and grey wolf optimization[J]. *Polymers*, 2024, 16(11): 1508.
- [51] Akgun G, Ulkir O. Prediction surface roughness of 3D printed parts using genetic algorithm optimized hybrid learning model[J]. *Journal of Thermoplastic Composite Materials*, 2024, 37(7): 2225-2245.
- [52] Liu N, Li X X, Rajanna M R, et al. Deep neural operator enabled digital twin modeling for additive manufacturing[J]. *Advances in Computational Science and Engineering*, 2024, 2(3): 174-201.
- [53] Mukherjee T, Shen W J, Liao Y L, et al. Improving deposited surface quality in additive manufacturing using structured light scanning characterization and

- mechanistic modeling[J]. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 2024, 8(3): 124-143.
- [54] Li Q, Zhang D, Kucukkoc I. Order acceptance and scheduling in direct digital manufacturing with additive manufacturing[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, 52(13): 1016-1021.
- [55] Kucukkoc I, Li Q, Zhang D. Increasing the utilisation of additive manufacturing and 3D printing machines considering order delivery times[C]. Proceedings of the 18th International Working Seminar on Production Economics. Innsbruck, 2016: 195-201.
- [56] Liu L D, Wu Z Y, Yu Y G. A branch-and-price algorithm to perform single-machine scheduling for additive manufacturing[J]. *Journal of Management Science and Engineering*, 2023, 8(2): 273-286.
- [57] Zhang J M, Yao X F, Li Y. Improved evolutionary algorithm for parallel batch processing machine scheduling in additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 58(8): 2263-2282.
- [58] 雷德明, 杨海. 求解多目标不相关并行机调度问题的多群体人工蜂群算法[J]. *控制与决策*, 2022, 37(5): 1174-1182.
(Lei D M, Yang H. Multi-colony artificial bee colony algorithm for solving multi-objective unrelated parallel machine scheduling problem[J]. *Journal of Control and Decision*, 2022, 37(5): 1174-1182.)
- [59] Rohaninejad M, Hanzálek Z, Tavakkoli-Moghaddam R. Scheduling of parallel 3D-printing machines with incompatible job families: A matheuristic algorithm[C]. Advances in Production Management Systems, Artificial Intelligence for Sustainable and Resilient Production Systems. Cham: Springer International Publishing, 2021: 51-61.
- [60] 李天群, 童晶, 黄思钰等. 面向云制造平台的模型修复算法及任务调度算法的研究[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(8): 2342-2346.
(Li T Q, Tong J, Huang S Y, et al. Research on model repair algorithm and task scheduling algorithm for cloud manufacturing platform[J]. *Application Research of Computers*, 2018, 35(8): 2342-2346.)
- [61] 刘刚, 何建佳. 云制造环境下分布式 3D 打印任务调度研究[J]. *机械设计与制造*, 2023(6): 125-129.
(Liu G, He J J. Research on Distributed 3D printing task scheduling in cloud manufacturing environment[J]. *Machinery Design and Manufacture*, 2023(6): 125-129.)
- [62] Jung H K. Bounds for parallel machine scheduling with predefined parts of jobs and setup time[J]. *Annals of Operations Research*, 2018, 261(1/2): 401-412.
- [63] Darwish L R, El-Wakad M T, Farag M M. Towards sustainable industry 4.0: A green real-time IIoT multitask scheduling architecture for distributed 3D printing services[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 196-209.
- [64] Kapadia M S, Starly B, Thomas A, et al. Impact of scheduling policies on the performance of an additive manufacturing production system[J]. *Procedia Manufacturing*, 2019, 39: 447-456.
- [65] Kapadia M S, Uzsoy R, Starly B, et al. A genetic algorithm for order acceptance and scheduling in additive manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2022, 60(21): 6373-6390.
- [66] Griffiths V, Scanlan J P, Eres M H, et al. Cost-driven build orientation and Bin packing of parts in selective laser melting (SLM)[J]. *European Journal of Operational Research*, 2019, 273(1): 334-352.
- [67] Fera M, Macchiaroli R, Fruggiero F, et al. A modified tabu search algorithm for the single-machine scheduling problem using additive manufacturing technology[J]. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2020: 401-414.
- [68] Lu Z D, Hu K X, Ng T S. Improving Additive Manufacturing production planning: A sub-second pixel-based packing algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 181: 109318.
- [69] Kim Y J, Kim B S. Part-grouping and build-scheduling with sequence-dependent setup time to minimize the makespan for non-identical parallel additive manufacturing machines[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 119(3): 2247-2258.
- [70] Kim K, Kwon S, Choi M. Optimization of production scheduling for the additive manufacturing of ship models using a hybrid method[J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12(11): 1961.
- [71] Kucukkoc I, Li Q, He N, et al. Scheduling of multiple additive manufacturing and 3D printing machines to minimise maximum lateness[C]. Proceedings of the 20th International Working Seminar on Production Economics, 2018: 237-247.
- [72] 闫飞一, 王军强. 多产品两阶段批处理流水线调度策略及性能分析[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3791-3800.
(Yan F Y, Wang J Q. Scheduling strategy and performance analysis for multi-product two-stage batch processing flow shop[J]. *Journal of Control and Decision*, 2024, 39(11): 3791-3800.)
- [73] Luzon Y, Khmel'nitsky E. Job sizing and sequencing in additive manufacturing to control process deterioration[J]. *IIEE Transactions*, 2019, 51(2): 181-191.
- [74] Dvorak F, Micali M, Mathieug M. Planning and scheduling in additive manufacturing[J]. *Inteligencia Artificial*, 2018, 21(62): 40-52.
- [75] 何珮洋, 李昆鹏, 李文莉. 基于 3D 打印技术的跨区域备件供应链协同优化研究[J]. *管理学报*, 2021, 18(11): 1695-1703.
(He P Y, Li K P, Li W L. Research on collaborative optimization of cross-regional spare parts supply chain based on 3D printing technology[J]. *Chinese Journal of Management*, 2021, 18(11): 1695-1703.)
- [76] Litvinchev I, Pankratov A, Romanova T. 3D irregular packing in an optimized cuboid container[J]. *IFAC-*

- PapersOnLine, 2019, 52(13): 2014-2019.
- [77] Ransikarbum K, Ha S, Ma J, et al. Multi-objective optimization analysis for part-to-Printer assignment in a network of 3D fused deposition modeling[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2017, 43: 35-46.
- [78] Pinedo M L. *Scheduling: Theory, algorithms, and systems*[M]. Cham: Springer International Publishing, 2022: 358-364.
- [79] Feng Y L, Jia G Z. Scheduling under hybrid mode with additive manufacturing[C]. 2015 IEEE 19th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. Calabria: IEEE, 2015: 281-285.
- [80] Alcan P, Başlıgil H. An application with non-identical parallel machines using genetic algorithm with the help of fuzzy logic[C]. Proceedings of the World Congress on Engineering 2011, London, 2011: 2-6.
- [81] Ying K C, Lin S W. Minimizing makespan in two-stage assembly additive manufacturing: A reinforcement learning iterated greedy algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 2023, 138: 110190.
- [82] 周祥曼, 费世港, 田启华, 等. 增材制造数字化模型平面与非平面切片及路径规划研究进展[J]. *航空制造技术*, 2023, 66(16): 40-68.
(Zhou X M, Fei S G, Tian Q H, et al. Research progress on planar and non-planar slicing and path planning of digital models in additive manufacturing[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2023, 66(16): 40-68.)
- [83] Li K P, He P Y, Ram Kumar P N. A column generation based approach for an integrated production and transportation scheduling problem with dual delivery modes[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(16): 5483-5501.
- [84] Thürer M, Huang Y, Stevenson M. Workload control in additive manufacturing shops where post-processing is a constraint: An assessment by simulation[J]. *International Journal of Production Research*, 2020, 59(14): 1-19.
- [85] Toksari M D, Toğa G. Single batch processing machine scheduling with sequence-dependent setup times and multi-material parts in additive manufacturing[J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2022, 37: 302-311.

作者简介

吴斌 (1979-), 男, 教授, 博士, 硕士生导师, 主要研究方向为智能优化算法、系统建模与优化, E-mail: wubin@njtech.edu.cn;

陈宏力 (2000-), 男, 硕士生, 主要研究方向为生产调度、智能优化算法, E-mail: honli.c@njtech.edu.cn;

韩凯歌 (1999-), 男, 硕士生, 主要研究方向为生产调度、智能优化算法, E-mail: kgehan@njtech.edu.cn.