

• 专题二:双清论坛“工程科学融合人工智能的关键前沿基础科学问题” •  
DOI: 10.3724/BNSFC-2025-0018

## 人工智能在增材制造领域的应用\*

余其芳<sup>1</sup> 唐梓珏<sup>1</sup> 王茂松<sup>1</sup> 高振洋<sup>1</sup>  
吴一<sup>1</sup> 李永兵<sup>2</sup> 王浩伟<sup>1</sup> 王洪泽<sup>1\*\*</sup>

1. 上海交通大学 材料科学与工程学院,上海 200240
2. 上海交通大学 机械与动力工程学院,上海 200240

**[摘要]** 增材制造(Additive Manufacturing, AM)当前面临设计复杂性与可制造性冲突、材料—工艺—性能协同困难、质量波动大及成本高等瓶颈问题。人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术为突破这些限制提供了新的解决思路。本文综述了人工智能在增材制造领域的潜在应用,即材料开发、结构设计、工艺优化与智能装备。材料方面, AI通过加速成分设计与几何构型创新显著缩短研发周期。结构设计方面, AI驱动生成式设计及逆向设计,实现结构性能的极限化与创新。工艺优化方面, AI用于工艺参数优化、性能预测以及可制造性设计与误差修正,有效提升了成形质量与尺寸精度。智能装备方面, AI赋能的实时监测与自适应控制正推动增材制造装备向具备感知、认知与决策能力的具身智能方向发展。本文在总结现有成果的基础上,进一步分析了当前AI面临的挑战,并展望了实现全流程闭环的系统集成以及发展自主认知具身智能装备的未来方向,旨在为实现增材制造的智能化升级提供理论参考。

**[关键词]** 增材制造;人工智能;机器学习;工艺优化;材料开发;结构设计;具身智能

增材制造(Additive Manufacturing, AM)是以数字模型为基础通过逐层堆叠材料构建三维实体的先进制造方式,近年来已逐渐发展成为引领制造业模式变革的重要技术力量。在其技术体系中,粉末床熔融(Powder Bed Fusion, PBF)、粘结剂喷射技术(Binder Injection Technology, BJT)、定向能量沉积(Direct Energy Deposition, DED)及熔融沉积成型(Fused Deposition Modeling, FDM)等方法被广泛采用,且凭借对复杂几何结构的高精度加工能力在航空航天、医疗、建筑等领域实现了突破性应用<sup>[1-11]</sup>。随着技术成熟度的整体提升,增材制造由传统原型验证与样件制备手段,加速向终端功能件大规模化制造阶段演进,这一过程仍面临多重核心挑战。制约增材制造进一步发展的关键瓶颈在于:(1)设计复杂性与实际可制造性之间的矛盾

日益突出。传统设计方法未充分考虑增材制造逐层成形的工艺特性,使得一些复杂设计在实际制造中难以稳定实现。以晶格结构为例,设计阶段通常假设理想的单元形状和尺寸分布。然而,在实际成形过程中,层间堆叠、热积累和成形误差会同时影响结构质量。几何参数与成形精度之间存在相互影响关系。这种关系难以通过经验进行准确控制,从而导致设计结果与制造结果之间出现明显偏差<sup>[12,13]</sup>。(2)材料—工艺—性能匹配难度大。由于增材制造过程中涉及熔池动态演化、快速冷却及复杂的相变行为,材料配方与工艺参数之间的非线性映射使得传统的试错式优化方法难以在短时间内找到最佳工艺窗口<sup>[14]</sup>。(3)制造过程中的不确定性降低了质量稳定性。即便是微小的环境扰动,如气体温度波动或粉末流动不均,也可能

收稿日期:2025-07-28; 修回日期:2025-10-22

\* 本文根据国家自然科学基金委员会第409期“双清论坛”讨论的内容整理。

\*\* 通信作者, Email: hz.wang@sjtu.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(52441503, 52025058)、科技部重点研发计划政府间重点专项(2024YFE0105700)、国家科技重大专项(2026ZD16011802)、上海市教委“人工智能促进科研范式改革赋能学科跃升计划”重点项目(2024AIZD005)、上海交通大学和宁德时代新能源科技股份有限公司联合研发项目“新能源电池9 $\sigma$ 工程”的资助。

**引用格式:** 余其芳,唐梓珏,王茂松,等. 人工智能在增材制造领域的应用. 中国科学基金, 2026, 40(1): 128-138.

Yu QF, Tang ZJ, Wang MS, et al. The application of artificial intelligence in the field of additive manufacturing. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2026, 40(1): 128-138. (in Chinese)

产生孔洞和裂纹等缺陷,而传统的离线监测手段难以对这些动态缺陷进行及时干预<sup>[15-17]</sup>。(4)大规模生产能力仍然有限,增材制造的逐层构建方式导致成型时间较长,加之能耗高、材料利用率低等问题,使其在成本控制上仍难与传统减材制造形成有效竞争<sup>[18,19]</sup>。

人工智能(Artificial Intelligence, AI)的快速发展为解决上述问题提供了全新的思路与工具。借助数据驱动方法, AI 可在不同层级重构增材制造的设计、优化与控制体系。例如,机器学习(Machine Learning, ML)技术可通过对历史数据挖掘来建立材料成分、工艺参数与性能之间的预测模型,以显著提高研发效率。研究表明,基于随机森林(Random Forest, RF)方法的机器学习模型在预测熔池尺寸方面准确率可超过90%,已远优于传统解析或经验方法<sup>[20]</sup>;深度学习(Deep Learning, DL)依托其强大的特征提取能力被用于增材过程的缺陷识别与监控。其中,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)对PBF过程中熔池图像的缺陷检测准确率已突破95%,远高于人工目检的效率与稳定性<sup>[21]</sup>;强化学习(Reinforcement Learning, RL)因具备持续学习与动态优化能力在参数自适应调节方面展现出强大潜力。例如,使用深度Q网络(Deep Q-Network, DQN)调控DED过程中的激光功率,能够有效抑制熔池体积的波动,从而提高成型过程的一致性<sup>[22]</sup>。

尽管AI在增材制造各环节的应用已取得初步成果,但现有方法仍存在明显局限。多数研究尚停留在工艺参数优化或图像识别等单一任务上,缺乏对设计、工艺与质量控制的全过程集成与协同。当前主流模型普遍依赖大量标注数据,在小样本条件下,模型的预测稳定

性和泛化能力仍然有限。同时,现有模型对物理机制的引入较少。多物理场过程之间的相互作用尚未得到有效描述和整合<sup>[19,23]</sup>。本文系统梳理人工智能在增材制造中的四个关键方向,包括材料开发、结构设计、制造过程优化以及智能制造装备中的典型应用,如图1所示。同时,对“人工智能与增材制造结合”的技术发展阶段进行总结,如图2所示,并对不同方法的优势与适用范围进行分析。在此基础上,当前方法的主要局限得到评估,前沿人工智能技术在该领域中的潜在作用也被进一步讨论。该综述旨在为实现增材制造的智能化发展与规模化应用提供理论依据与技术参考。鉴于金属增材制造在航空航天等关键领域的广泛应用,且相关研究数据



图1 增材制造与人工智能融合应用的多维度关联示意图  
Fig.1 A Multi-dimensional Correlation Diagram of the Integrated Application of Additive Manufacturing and Artificial Intelligence

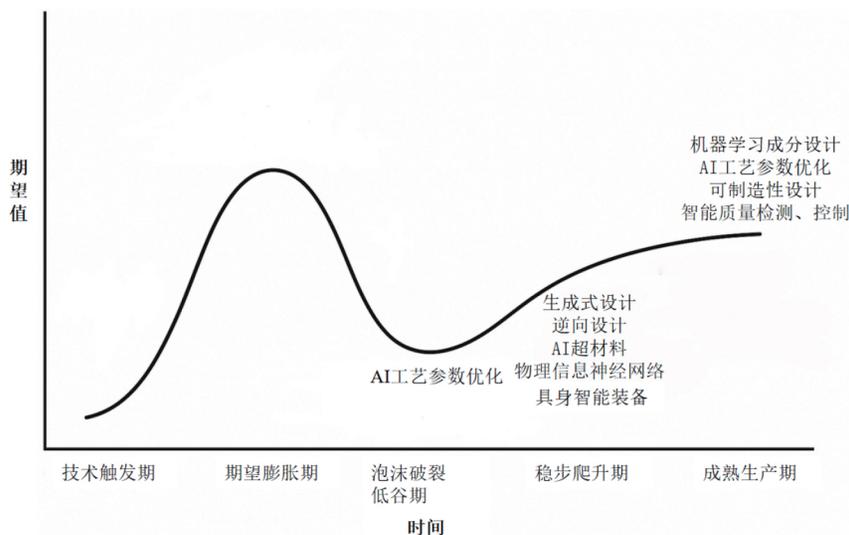


图2 “AI+增材制造”技术成熟度曲线  
Fig.2 Maturity Curve for “AI+Additive Manufacturing” Technology

较为充足,本文聚焦人工智能在金属增材制造领域的应用与进展进行综述。

## 1 人工智能赋能增材制造材料开发

增材制造在构建几何复杂且具备高性能特征的定制化部件方面展现出显著优势,对应的材料化学成分空间维度较高,潜在组合数量庞大。人工智能技术的引入,能突破传统材料体系的性能局限,开发出能够与之适配且具有特定功能的全新专用材料。由此,成分设计和几何构型这两个关键方向可以获得数据驱动的系统性支持。该方法也是成分设计与性能预测技术的进一步发展。通过训练机器学习模型并分析材料数据库中的数据,研究人员能在设计初期对材料的力学性能、疲劳寿命及微观结构演化趋势做出合理预测(图3),并借此优化材料筛选方案,可显著降低试验成本并缩短开发周期<sup>[24-26]</sup>。

### 1.1 成分设计

在成分设计方面,AI的引入有效推动了多准则决策分析(Multi-Criteria Decision Making, MCDM)方法在复杂材料体系中的应用。Valente等<sup>[23]</sup>基于颗粒级物理性质测量使用决策树(Decision Tree, DT)算法对冷喷涂增材制造中的粉末流动性进行分类,准确率达98.04%。Su等<sup>[27]</sup>提出了一种冶金引导的机器学习框架,用于设计增材制造专用高性能合金。该团队结合高通量模拟与机器学习模型,预测并优化了合金的关键增材制造性能。实

验结果表明,新合金的组织与性能符合设计目标,且具有强度高、可调性好的力学特性。该研究建立了实用的数据驱动设计方法,可为高性能增材制造合金的快速开发提供有效工具。Yu等<sup>[28]</sup>针对增材制造在镍高温合金加工中应用中所面临的高裂纹敏感性问题,采用机器学习方法设计了具有低开裂率和良好使用性能的新型Ni高温合金。考虑增材制造过程中不同类型的裂纹形成机理(即热撕裂纹和应变时效裂纹),并行分析了一系列定量描述裂纹敏感性的标准。Rao等<sup>[4]</sup>提出了一种主动学习策略,将机器学习与密度泛函理论、热力学计算和实验相结合。该研究在处理和筛选数百万种潜在成分组合后,从中识别出17种候选合金,并进一步确定了两种具有极低热膨胀系数的高熵合金。该方法在少量数据条件下实现了大成分空间内的快速合金设计。相关结果为增材制造提供了一种性能优异的低热膨胀合金材料,可用于缓解打印过程中由热应力引起的开裂问题。

### 1.2 几何构型

工程材料结构常通过极端或空间变化的材料属性来提升性能或实现复杂功能。前文系统性地阐述了人工智能在成分设计对材料发现、设计与优化的革命性推动作用,该作用以化学成分和微观组织为基础。材料科学的边界正在朝着一个新的维度扩展,宏观材料性能同样可以通过对物质在介观尺度上进行精准的几何构型设计而获得。通常,材料性能的调控涉及对材料成分和

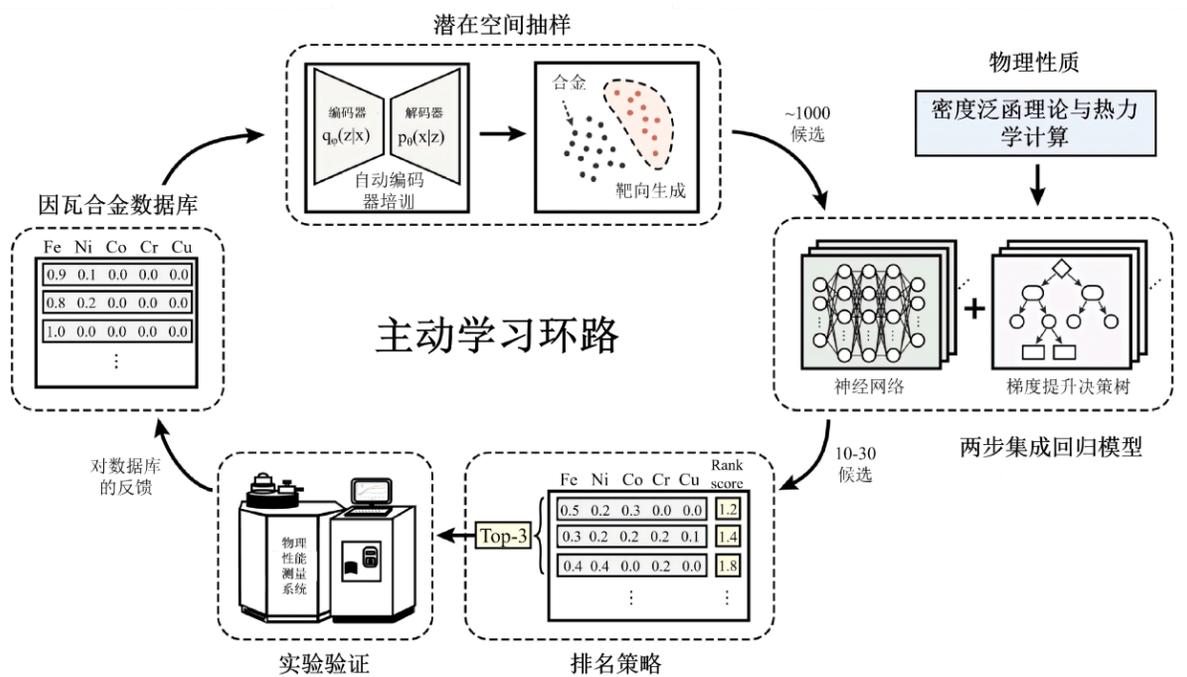


图3 人工智能赋能增材制造材料开发案例:主动学习设计高熵合金框架<sup>[4]</sup>

Fig.3 Examples of AI-enabled Additive Manufacturing Material Development: Active Learning Design of High-entropy Alloy Frameworks<sup>[4]</sup>

加工条件的精确控制,这在技术上具有挑战性,而且成本高昂,特别是当目标是空间变化的性能时。相比之下,超材料通过设计其结构或微结构,而不是改变材料成分本身,可以达到广泛的性能。Tang等<sup>[29]</sup>针对鞋类晶格结构的定制化需求,提出融合遗传算法(Genetic Algorithm, GA)与深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)的协同生成框架,将拓扑变量、材料分布及打印工艺参数统一编码输入,在多目标条件下进行结构生成。结果表明,该方法在保持刚度不降低的前提下实现了超过25%的质量减轻,充分体现了生成式设计在平衡“性能—质量—可制造性”关系中的优势,为复杂晶格结构的高效设计提供了通用思路。Han等<sup>[30]</sup>提出了一种多功能夹层折纸拓扑超材料,并通过机器学习方法实现结构定制。该研究通过模拟量子谷霍尔效应,打破空间反演对称性,实现了拓扑态下的受保护波传播。相关结果为弹性拓扑绝缘体的发展和应用提供了新的可能。随着制造能力的增强,几何构型设计已成为材料开发的重要方向。该方向赋予材料性能更高的设计自由度,并推动其在光学、电磁学、热力学、声学 and 力学等领域的应用拓展。

## 2 人工智能驱动增材制造创新结构设计

### 2.1 生成式设计

生成式设计是一种基于算法与数据驱动的结构创新方法,该方法通过优化算法和学习算法,在多约束条件下自动生成设计方案。其目标是在提高结构性能的同时,保证制造过程的可行性。与传统基于人工构思和数值验证的代理模型方法不同,生成式设计以计算模型为核心。算法可以在设计空间中自动搜索可行方案,从而使设计过程由人主导向算法主导转变。Zhang<sup>[31]</sup>提出一种仿生生成设计方法,整合参数化L系统和AM处理模拟模型,生成轻便、易于拆卸且热扩散友好的仿生体结构,体现了AI在动态优化问题中的独特优势。Satpati等<sup>[32]</sup>提出了一个应变率感知的主动深度学习框架,该框架通过学习细胞超材料中结构参数的空间变化来捕捉结构对应变率的响应特征。基于该模型,研究实现了在不同冲击速度下对冲击保护性能的多目标优化,从而缓解了材料在动态加载下性能不一致的问题。

拓扑优化(Topology Optimization, TO)是生成式设计的代表性与奠基性方法。该方法在给定载荷、边界条件与材料约束的条件下,通过数学优化确定材料在设计域内的最优分布,以实现轻量化与刚度最大化等性能目标。随着人工智能的引入,传统依赖大量有限元计算的拓扑优化过程被数据驱动的代理模型所替代,从而显著提高了计算效率和设计灵活性。Miki等<sup>[33]</sup>针对激光粉

末床熔融(Laser Powder Bed Fusion, LPBF)中悬垂结构易产生热积聚的问题,提出了一种基于瞬态热传导模型的拓扑优化方法,在确保支撑结构可制造性的前提下生成散热性能最优的轻量化设计,使关键区域温度梯度降低超过30%,并有效减小残余应力与热变形程度。Afdhal等<sup>[34]</sup>利用SHAP(SHapley Additive exPlanations, SHAP)方法深入解析六手性晶格结构参数对泊松比的影响规律,研究表明支柱厚度对负泊松比行为的调控贡献超过60%,从而为后续的拓扑优化提供了明确的设计指导与物理支撑,推动AI结构设计方法从数据驱动逐步向机理可溯转变。

### 2.2 逆向设计

逆向设计与生成式设计形成互补关系,其目标是从目标性能出发,反向推导可实现该性能的结构形式或材料配置。与生成式设计中由物理规律推导结构方案的正向过程不同,逆向设计主要关注由性能到结构的映射问题。该方法的核心在于构建结构与性能之间的映射模型,并通过学习算法高效求解非线性、多目标、非唯一解的反演问题。传统的逆向设计依赖于参数化模型与全局优化算法,但在高维复杂设计空间中效率受限。近年来,人工智能的引入显著加速了逆向设计的发展。通过引入神经网络、高斯过程、深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)等代理模型,可以在保证精度的前提下快速预测性能并实现多目标寻优。

Zeng等<sup>[35]</sup>提出了一种基于遗传算法的力学超材料优化策略,并建立了目标应力—应变曲线驱动的吸能结构拓扑优化方法。该研究引入多种结构突变策略以及与设计域无关的网格生成方法,以提高有限元分析和优化迭代的效率。该算法实现了理想吸能结构的设计,并通过增材制造和实验表征进行了验证。设计结构的应力—应变曲线与目标曲线的误差小于5%,致密化应变达到0.6。Gao等<sup>[36]</sup>利用AI逆向设计具有可编程抗断裂性能的超材料,以模仿自然界的增韧机制。该研究以引导裂纹沿预设路径扩展为性能目标,基于人工智能模型生成了由强承载区和弱诱导区组成的复杂微观结构。该结构通过高精度增材制造制备,并进行了力学实验验证(图4)。实验结果显示,在整合多种抗裂机制后,材料的断裂强度提高约2倍,且实际裂纹扩展路径与设计路径高度一致。该工作展示了从性能设定、人工智能生成到制造验证的完整设计流程,为高性能材料的开发提供了新的思路。

## 3 人工智能驱动增材制造工艺优化

### 3.1 工艺参数优化与性能预测

工艺参数会影响所生产部件的质量和性能,合理的

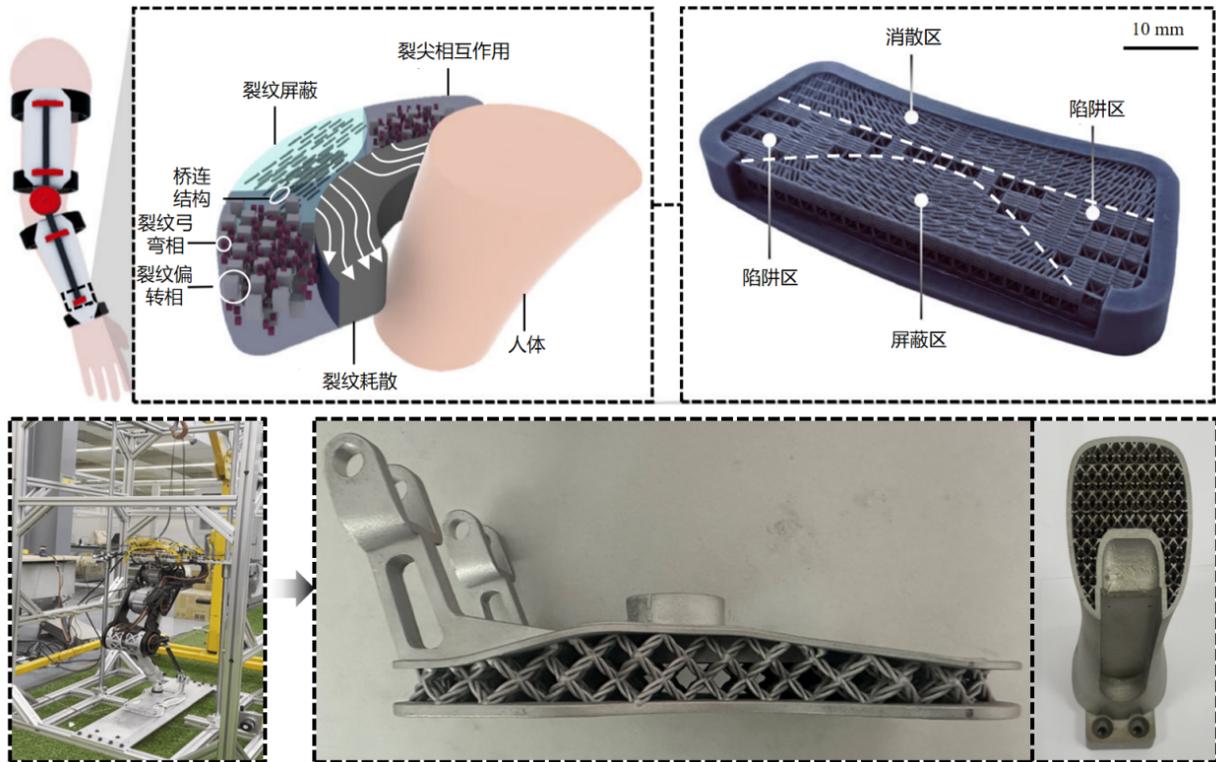


图4 人工智能赋能增材制造结构从设计到成品实例:可编程抗断裂性能的超材料<sup>[36]</sup>

Fig.4 Artificial Intelligence-empowered Additive Manufacturing Structures from Design to Finished Product Case Study: Metamaterials with Programmable Fracture Resistance<sup>[36]</sup>

工艺参数设置可以提高力学性能,并提升制造效率,在增材制造过程中起着至关重要的作用<sup>[37-41]</sup>。传统依赖经验和反复试错的调参方式效率低下且实验成本高昂,难以适应当前复杂工艺快速优化的需求。近年来,人工智能的引入使工艺参数优化从经验驱动逐渐转变为数据驱动,通过建立工艺参数与成形质量之间的映射关系,工艺调参的效率和稳定性得到明显提升,相关方法在LPBF和DED等主流工艺中表现尤为突出。完整的制造过程可以使用基于AI的模拟进行建模,预测问题并提出解决方案。例如,机器学习算法可以分析大量数据集以预测最佳打印参数,降低增材制造中的试错。人工智能可以通过分析制造过程中收集的数据并确定激光功率、粉末供应和沉积速度等参数的合理范围,用于指导工艺优化。

Shin等<sup>[42]</sup>针对Ti-5Al-5V-5Mo-3Cr合金的LPBF工艺,利用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)构建致密度预测模型,模型以激光功率、扫描速度、层厚和预热温度等参数为输入,训练与验证的决定系数分别达到了0.9879与0.9964,最终实现高达99.95%的致密度优化结果。Wang等<sup>[43]</sup>通过多层感知机模型,将LPBF过程中的扫描间距及其他参数与Ti-6Al-4V合金的致密度和表面质量进行关联,实现致密度超过99%的稳定控

制。Bajaj等<sup>[44]</sup>则采用贝叶斯优化,仅依赖少量实验样本就找到Al-Sc合金致密度达99.7%的最佳参数组合。Kim等<sup>[5]</sup>建立了一种使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器优化珠子几何形状的新方法。使用激光轮廓仪提取沉积珠的几何数据,并使用SVM二元分类器预测沉积条件的合适范围。实验结果表明,该方法能够有效筛选出最优的工艺参数区间。

在面对多目标和动态工艺优化问题时,强化学习(Reinforcement Learning, RL)因具备动态调控能力而受到关注。例如, Li等<sup>[40]</sup>构建的基于残差注意力神经网络(Residual Attention Neural Network)的优化框架,可在动态环境中不断调整激光功率与扫描速度。所提出的稳健模型可在优化后提升增材制造的质量保证。Zhang等<sup>[45]</sup>则将响应面法与强化学习结合,用于优化GH3625高温合金的制造工艺,实现了屈服强度提升并降低了能耗。Herzog等<sup>[46]</sup>指出,基于DQN的强化学习策略已实现对DED工艺中激光功率与送粉速率的实时优化,同时保证了熔池稳定性并减少了能量浪费。Dharmadhikari等<sup>[6]</sup>提出了一种基于Q学习的非策略RL框架,以找到最优激光功率—扫描速度组合,以维持稳定的熔池深度。该框架的算法预测了最优的组合,提供了一种无需任何先验的无模型学习方法。Riensch等<sup>[7]</sup>将基于物理的热

建模与机器学习相结合,开发了一个SVM热模型,用于预测LPBF增材制造中镍合金718零件的熔池深度和一次枝晶臂间距(Primary Dendrite Arm Spacing, PDAS)这两个重要的微观结构特征。为减少LPBF工艺开发时间、实现零件性能的一致性提供了新途径。

AI驱动的工艺优化已从单一性能指标发展到兼顾力学性能、能效与效率的多目标动态控制。目前多数模型的构建仍依赖于特定材料与工艺体系的数据,缺乏良好的跨平台泛化能力。未来有必要将材料本构关系与工艺物理规律引入建模过程,利用物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Network, PINN)增强模型的解释性与通用性,以支持增材制造在更广泛应用场景中的推广。

### 3.2 可制造性设计与误差修正

AI驱动的创新结构设计需与AM工艺能力相匹配,可制造性设计与误差修正成为连接设计与制造的关键环节。现有研究通过引入知识图谱方法提取设计规则,并结合几何偏差修正技术对工艺误差进行补偿,从而形成覆盖设计评估、误差预测和主动补偿的完整优化流程。该类方法有助于提高复杂结构的制造可靠性和成形精度。

可制造性设计方面,研究聚焦知识图谱与机器学习的融合。相关工作将隐含的工艺经验转化为可量化的设计规则,构建面向非专业设计者的增材制造设计规则库。Ko等<sup>[47]</sup>提出一种基于知识图谱与机器学习协同的增材制造设计规则构建框架,利用图神经网络从海量历史打印数据中提取悬垂角度、支撑需求和最小壁厚等关键特征,并将其编码为可推理的知识节点。随后,结合随机森林与图卷积网络(Graph Convolutional Network, GCN)实现规则推理,对新设计方案的可打印性进行自动评估并给出优化建议。该框架通过本体建模将领域知识形式化,显著降低了非专业用户对AM工艺的认知门槛。

几何偏差是复杂结构增材制造中影响尺寸精度的核心问题,研究利用CNN、RF等算法从3D点云数据中预测热变形导致的几何误差,在计算机辅助设计(Computer-Aided Design, CAD)阶段实现逆向补偿。Zhu等<sup>[48]</sup>针对复杂薄壁结构的热变形问题,基于激光扫描点云数据提取曲率、壁厚、悬垂角度等几何特征,利用随机森林模型构建几何特征与变形量之间的映射关系。在此基础上,在CAD阶段实施逆向补偿,最终使尺寸精度提升37%。Afazov等<sup>[49]</sup>从熔池动态行为入手,采用CNN提取熔池图像特征,建立工艺参数与几何偏差的关联模型,实现复杂曲面结构变形的实时预测与补偿。Xu

等<sup>[50]</sup>进一步整合点云配准与神经网络技术,提出反向补偿框架。该框架通过点云数据与CAD模型的精准配准获取偏差分布,结合神经网络预测全局变形场,实现了复杂结构的高精度制造。

此类研究表明,知识图谱为可制造性设计提供了规则库,几何偏差修正技术则构建误差补偿机制,两者融合使AI从优化设计延伸至保障制造,显著提升AM工艺对复杂创新结构的适配能力。当前方法多针对特定材料或工艺,跨体系的通用可制造性规则与误差补偿模型仍是未来研究的重点。

## 4 人工智能赋能增材制造装备升级

### 4.1 现阶段增材制造中人工智能赋能体现

增材制造装备正由以功能实现为核心向以智能感知与自主决策为特征的智能化阶段演进。当前,AI对增材制造装备的赋能体现在实时过程监测与自适应控制两方面。AM过程具有高度瞬态性和强非线性的特征,容易诱发如孔隙、翘曲等成形缺陷,传统依赖“事后检测—返工修复”的质量控制模式响应滞后、成本高昂,难以满足日益增长的精密制造需求。AI技术的引入为AM过程提供质量保障,特别是CNN与长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)在缺陷识别与动态调控中的广泛应用,使过程控制从“被动容忍缺陷”逐步向“实时感知并自适应调节”转型。

实时监测方面,研究者通常采用高速相机、红外热像仪等多模态传感器增材制造装备采集熔池图像与温度数据,通过深度学习模型对孔隙、未熔合、匙孔等关键缺陷进行分类识别。Zhang等<sup>[51]</sup>将高速数码相机同轴集成于激光束路径中,实现熔池图像的原位获取,并构建CNN模型学习熔池特征与孔隙率之间的映射关系,从而实现对激光增材制造过程中试样孔隙率的在线预测;Francis等<sup>[52]</sup>通过融合热成像数据与工艺参数信息,构建多传感器大数据驱动的CNN-ANN联合模型,不仅能识别缺陷,还能提前预测热变形趋势,实现秒级预警。Jhonson等<sup>[53]</sup>开发了一种人工智能驱动的系统,用于评估增材制造的质量并纠正错误,针对小样本条件下的增材制造过程,该系统使用RF模型进行图像分类,通过网格搜索和十重交叉验证确定最优工艺参数组合,验证了该方法在多台增材制造装备上的自动化集成能力。在缺陷识别基础上建立的闭环自适应控制系统,是实现增材制造装备智能化的重要方向。该类系统能够依据实时监测结果动态调整激光功率、扫描速度或成形温度等关键工艺参数,从而抑制缺陷的生成与扩展。Lu等<sup>[54]</sup>提出一种用于实时识别缺陷区域的系统,并验证了基于

机器人的CFRP AM工艺参数的闭环调整,可在识别孔隙率升高时自动调节打印温度与扫描速度,使孔隙率由3.2%降至0.8%,且抑制翘曲变形至0.1mm以内。该系统的创新在于将深度学习与错位水平的几何分析相结合,用于量化单个缺陷的严重程度。成功开发了一种用于缺陷在线检测的深度学习算法,并通过工艺参数的闭环调整来有效控制缺陷。

## 4.2 具身智能赋能增材制造的发展趋势

具身智能(Embodied Intelligence)通常被定义为一种能够在开放物理环境中通过感知、认知、决策与行动形成闭环交互的智能系统,其核心特征在于智能能力并非仅依赖于算法本身,而是内嵌于与环境持续耦合的物理实体之中。此类系统通常由人工智能大脑与小脑、执行躯体以及跨模态感知系统共同构成,分别承担高层认知推理、低层决策与控制、物理执行以及多源信息获取等功能<sup>[55-62]</sup>。相较之下,当前增材制造中广泛采用的自适应控制策略,主要针对已知工艺偏离进行实时修正,其决策逻辑仍依赖预设规则或有限策略空间,本质上属于一种“反应式”或“应激性”智能。具身智能则进一步引入记忆、推理与自主学习机制,被认为代表了从过程自动化向认知化制造演进的重要方向。作为智能制造在先进制造领域的重要载体,增材制造在数字化、柔性化与复杂系统可控性方面具有天然优势,与具身智能所强调的感知—决策—行动闭环高度契合。未来的增材制造装备的智能化发展有望从当前的过程自适应控制阶段,进一步演进至以认知能力为核心的具身智能阶段。其核心在于将人工智能与数字孪生、物联网等前沿技术深度融合,构建具备持续学习与自主优化能力的智能制造系统。在该框架下,增材制造装备将不再是被动执行指令的工具,而是能够理解制造状态、预测性能演化并主动调整策略的智能体。在这种融合框架下,高效的数据闭环是支撑系统运行的基础。高速相机、热像仪、声学探头等遍布于装备内外的物联网传感器网络构成跨模态感知系统,负责实时采集制造过程中的多物理场数据。这些海量、高维的数据流构成了连接物理世界与数字世界的桥梁。随后,这些数据被实时传输至数字孪生模型中。

Ren等<sup>[55]</sup>提出的ABC架构为具身智能在制造装备中的实现提供了系统性框架。其中AI大脑和小脑协同完成感知融合、认知推理与基于记忆的决策生成,物理躯体依据决策指令执行路径规划与过程控制,而跨模态感知系统则持续获取来自外部环境及设备自身状态的多源信息。通过ABC架构,增材制造装备将构建起四项核心能力,分别为感知、记忆、认知与自适应控制,共同

支撑制造过程由经验驱动向认知驱动转变。具体为:

(1)感知能力:多模态信息融合显著拓展了制造过程可观测性的广度与精度。例如,将红外热成像与高速视觉联动,可精准识别熔池匙孔的形态与飞溅行为,突破了传统视觉在高温条件下捕捉微观缺陷的技术瓶颈<sup>[57,58]</sup>。

(2)记忆能力:依托动态工艺数据库与强化学习算法,系统可实现制造知识的积累与迁移。以TA15钛合金为例,系统通过Kriging模型记录不同批次的打印参数—尺寸误差关联规律,在后续打印中可直接调用已有经验,提升了制造稳定性<sup>[57]</sup>。

(3)认知能力:借助GNN对缺陷传播机制进行深层建模与预测。在DED过程中,系统可根据底层缺陷分布数据预测后续层的孔隙率变化趋势<sup>[57,58]</sup>。

(4)自适应控制能力:系统基于强化学习算法对关键工艺参数进行动态调控。例如,在钛合金打印过程中,若因热积累引发裂纹风险,系统将根据熔池温度梯度自动调整激光功率,从而将裂纹发生率降低<sup>[57,58]</sup>。

在更宏观的制造范式层面,Gu等<sup>[63]</sup>提出“材料—结构—性能集成增材制造”理念,打破传统串行制造流程,实现材料、结构与工艺的并行优化与跨尺度协同(图5),为实现高性能、多功能金属构件的高效制造提供了系统性路径。传统的串行模式中,性能往往作为制造完成后的滞后结果进行评估,而具身智能驱动的增材制造装备则可在制造过程中持续执行“感知—行动—学习”闭环,实时揭示“工艺—微观组织—性能”之间的动态关联,从而在微观尺度上主动调控。需要指出的是,具身智能在增材制造装备中的工程化应用仍面临若干挑战。例如,多模态数据在高速制造条件下的时空同步精度仍有提升空间,感知延迟可能影响决策的及时性;同时,大规模模型与实际工业设备之间的高效集成尚不成熟,尤其是在现场环境下的稳定部署与实时推理能力仍有待进一步突破。这些问题的解决将是具身智能增材制造走向实际应用的关键。

## 5 结语

尽管人工智能与增材制造的深度融合已在多个层面展现出巨大潜力,但在工业场景中的规模化应用仍受限于数据、算法与系统集成等关键因素。在数据层面,高质量、强关联标注数据的获取通常依赖大量实验与表征投入,成本高昂,导致“小样本”问题在增材制造领域普遍存在。同时,由于不同设备、工艺与应用场景之间缺乏统一的数据标准,异构数据难以实现高效互操作,限制了模型在跨平台与跨工艺条件下的适配能力。此

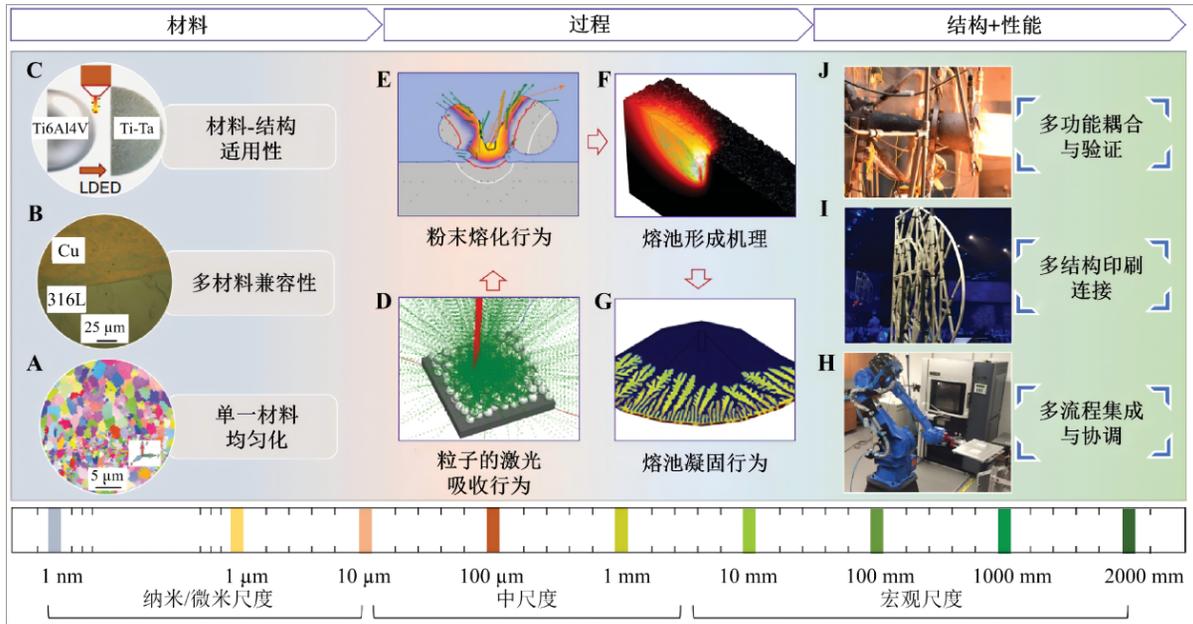


图5 金属部件MSPI-AM的跨尺度协调和实施方法<sup>[63]</sup>: A. 特定打印材料的微结构均匀化<sup>[64]</sup>; B. 多种打印材料之间的界面相容性<sup>[65]</sup>; C. 打印材料对特定结构和功能的适用性<sup>[66]</sup>; D. 颗粒的激光吸收行为<sup>[67]</sup>; E. 粉末熔化行为<sup>[68]</sup>; F. 熔池的形成机理<sup>[69]</sup>; G. 熔池的凝固行为<sup>[70]</sup>; H. 使用协作3D打印机和用于运输和后处理组装的六轴机器人的多工艺打印<sup>[71]</sup>; I. 具有模仿活生物体中发现的有机细胞结构和骨骼生长的多结构的激光打印的大型飞机机舱部件<sup>[72]</sup>; J. 用于液体火箭发动机的添加剂制造的Cu/Inconel 625双金属燃烧室和喷嘴的机械和热多功能的热点火试验<sup>[73]</sup>

Fig.5 Cross-scale Coordination and Implementation Methods for Metal Component MSPI-AM<sup>[63]</sup>: A. Microstructural Homogenization of Specific Printing Materials<sup>[64]</sup>; B. Interface Compatibility between Multiple Printing Materials<sup>[65]</sup>; C. Suitability of Printing Materials for Specific Structures and Functions<sup>[66]</sup>; D. Laser Absorption Behavior of Particles<sup>[67]</sup>; E. Powder Melting Behavior<sup>[68]</sup>; F. Formation Mechanism of the Melt Pool<sup>[69]</sup>; G. Solidification Behavior of the Melt Pool<sup>[70]</sup>; H. Multi-process Printing Using Collaborative 3D Printers and Six-axis Robots for Transportation and Post-processing Assembly<sup>[71]</sup>; I. Large Aircraft Cabin Components with Multi-structures Mimicking Organic Cell Structures and Skeletal Growth Found in Living Organisms via Laser Printing<sup>[72]</sup>; J. Mechanical and Thermal Multifunctional Hot-fire Testing of Additive-manufactured Cu/Inconel 625 Bimetallic Combustion Chambers and Nozzles for Liquid Rocket Engines<sup>[73]</sup>

外,核心工艺与设计数据的隐私及知识产权问题,也成为协同研发与数据共享的重大障碍。在算法层面,当前主流的深度学习模型通常依赖大规模数据与高算力资源支撑,以相关性学习为主的数据驱动范式,使模型内部决策过程难以解释,对复杂多物理场耦合机理的内在表征能力有限。这种“黑箱”特性在一定程度上削弱了模型在未知工况下的泛化性能,也制约了其在高可靠性与高安全性制造场景中的应用可信度。在系统集成层面,当前AI应用多聚焦于单一制造环节的局部优化,缺乏对设计、制造、检测全流程的集成与协同,各环节信息流的割裂,使得知识难以在系统层面闭环传递,从而限制了增材制造整体智能化水平的进一步提升。

为突破上述瓶颈,推动智能化增材制造的发展,未来的研究将聚焦于构建可信AI、跨层级系统集成的实现以及具身智能范式的引入。针对数据稀缺问题,研究将重点探索迁移学习与小样本等方法以充分挖掘已有知识库的潜在价值,同时采用生成式模型进行数据增强,从而在小样本条件下提升模型稳定性与预测性能。在

算法范式上,研究重心将从纯数据驱动转向物理知识与数据融合的范式,通过嵌入物理规律提升模型泛化能力,并借助可解释AI技术提升模型决策的透明度与可验证性,构建高可信的智能系统。在此基础上,通过打通“设计—工艺—性能”全链路信息壁垒,并依托高保真数字孪生实现虚实系统的协同演化与闭环调控,将最终达成“材料—结构—性能集成增材制造”的理想模式,推动增材制造由单纯几何成形向性能导向制造转变。其更高阶段的发展目标在于构建具备自主感知、认知、决策与学习能力的具身智能制造装备,使其在与物理制造环境的持续交互中不断优化制造策略,从系统层面赋予增材制造更高的柔性、自主性与智能化水平。

## 参考文献

- [1] Gibson I, Rosen D, Stucker B. Additive manufacturing technologies: 3D printing, rapid prototyping, and direct digital manufacturing. New York: Springer New York, 2015.
- [2] Kruth JP, Leu MC, Nakagawa T. Progress in additive manufacturing

- and rapid prototyping. *CIRP Annals*, 1998, 47(2): 525—540.
- [3] 李通越, 王方军, 孟刚, 等. 因瓦合金增材制造技术研究进展. *材料导报*, 2025.  
Li TY, Wang FJ, Meng G, et al. Research progress in additive manufacturing technology for invar alloys. *Materials Review*, 2025. (in Chinese)
- [4] Rao ZY, Tung PY, Xie RW, et al. Machine learning-enabled high-entropy alloy discovery. *Science*, 2022, 378(6615): 78—85.
- [5] Kim DO, Lee CM, Kim DH. Determining optimal bead central angle by applying machine learning to wire arc additive manufacturing (WAAM). *Heliyon*, 2023, 10(1): e23372.
- [6] Dharmadhikari S, Menon N, Basak A. A reinforcement learning approach for process parameter optimization in additive manufacturing. *Additive Manufacturing*, 2023, 71: 103556.
- [7] Riensche AR, Bevans BD, King G, et al. Predicting melt pool depth and primary dendritic arm spacing in laser powder bed fusion additive manufacturing using physics-based machine learning. *Materials & Design*, 2024, 237: 112540.
- [8] 梁文奇. 生物医用镁合金电弧增材制造工艺及性能研究. 广州: 暨南大学, 2023.
- [9] 徐皓璟, 尹滨兆, 彭勃, 等. 增材制造可降解镁合金定制式骨植入物. *中国材料进展*, 2024, 43(11): 972—980.  
Xu HJ, Yin BZ, Peng B, et al. Additive manufacturing of customized biodegradable magnesium alloy bone implants. *Chinese Materials Progress*, 2024, 43(11): 972—980. (in Chinese)
- [10] Ahmed ZY, Bos FP, van Brunschot MCAJ, et al. On-demand additive manufacturing of functionally graded concrete. *Virtual and Physical Prototyping*, 2020, 15(2): 194—210.
- [11] Casanova E, Hidalgo N, Valdebenito M, et al. Overturning resistance of concrete curved walls manufactured with additive construction. *Journal of Building Engineering*, 2025, 108: 112770.
- [12] Savio G, Meneghello R, Concheri G. Geometric modeling of lattice structures for additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal*, 2018, 24(2): 351—360.
- [13] McGregor DJ, Tawfick S, King WP. Automated metrology and geometric analysis of additively manufactured lattice structures. *Additive Manufacturing*, 2019, 28: 535—545.
- [14] Murr LE, Gaytan SM, Ramirez DA, et al. Metal fabrication by additive manufacturing using laser and electron beam melting technologies. *Journal of Materials Science & Technology*, 2012, 28(1): 1—14.
- [15] 徐磊. 基于视觉感知的电弧增材制造尺寸控制方法研究. *内燃机与配件*, 2025(6): 62—64.  
Xu L. Research on dimension control methods for arc additive manufacturing based on visual perception. *Internal Combustion Engines and Components*, 2025(6): 62—64. (in Chinese)
- [16] 张辉, 吴倩茹, 郭文齐, 等. 机器学习在电弧增材制造中的应用. *热加工工艺*, 2025, 54(19): 10—20, 26.  
Zhang H, Wu QR, Guo WQ, et al. Application of machine learning in arc additive manufacturing. *Thermal Processing Technology*, 2025, 54(19): 10—20, 26. (in Chinese)
- [17] Li WY, Liu WW, Saleheen KM, et al. Research and prospect of on-line monitoring technology for laser additive manufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 125(1): 25—46.
- [18] 蒋周明矩, 熊异, 王柏村. 面向工业5.0的人机协作增材制造. *机械工程学报*, 2024, 60(3): 238—253.  
Jiang ZMJ, Xiong Y, Wang BC. Human-machine collaboration in additive manufacturing for Industry 5.0. *Transactions of the Chinese Society of Mechanical Engineering*, 2024, 60(3): 238—253. (in Chinese)
- [19] Gu S, Choi M, Park H, et al. Application of artificial intelligence in additive manufacturing. *JMST Advances*, 2023, 5(4): 93—104.
- [20] Yang ZN, Verma AK, Smith L, et al. Predicting melt pool dimensions for wire-feed directed energy deposition process. *Integrating Materials and Manufacturing Innovation*, 2022, 11(4): 532—544.
- [21] Yadav P, Rigo O, Arvieu C, et al. Data treatment of *in situ* monitoring systems in selective laser melting machines. *Advanced Engineering Materials*, 2021, 23(5): 2001327.
- [22] Ren K, Liu N, Zhang W, et al. Laser power planning in directed energy deposition by deep reinforcement learning. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 135(9): 4683—4694.
- [23] Valente R, Ostapenko A, Sousa BC, et al. Classifying powder flowability for cold spray additive manufacturing using machine learning// 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). Atlanta: IEEE, 2021: 2919—2928.
- [24] Després N, Cyr E, Setoodeh P, et al. Deep learning and design for additive manufacturing: A framework for microlattice architecture. *JOM*, 2020, 72(6): 2408—2418.
- [25] Zhan ZX, Li H. Machine learning based fatigue life prediction with effects of additive manufacturing process parameters for printed SS 316L. *International Journal of Fatigue*, 2021, 142: 105941.
- [26] Akbari P, Ogoke F, Kao NY, et al. Melt poolNet: Melt pool characteristic prediction in Metal Additive Manufacturing using machine learning. *Additive Manufacturing*, 2022, 55: 102817.
- [27] Su JL, Chen LQ, Van Petegem S, et al. Additive manufacturing metallurgy guided machine learning design of versatile alloys. *Materials Today*, 2025, 88: 240—250.
- [28] Yu H, Liang JJ, Bi ZN, et al. Computational design of novel Ni superalloys with low crack susceptibility for additive manufacturing. *Metallurgical and Materials Transactions A*, 2022, 53(6): 1945—1954.
- [29] Tang YL, Dong GY, Xiong Y, et al. Data-driven design of customized porous lattice sole fabricated by additive manufacturing. *Procedia Manufacturing*, 2021, 53: 318—326.
- [30] Han SH, Han Q, Li CL. Multifunctionality-driven customization of sandwich origami-based topological metamaterials with mechanical robustness. *Composites Communications*, 2025, 54: 102250.
- [31] Zhang YC, Wang ZP, Zhang YC, et al. Bio-inspired generative design for support structure generation and optimization in Additive Manufacturing (AM). *CIRP Annals*, 2020, 69(1): 117—120.
- [32] Satpati A, Maurizi M, Yao DS, et al. Multi-objective automatic discovery of optimized metamaterials for varying velocity impact protection. *Materials & Design*, 2025, 258: 114657.
- [33] Miki T, Nishiwaki S. Topology optimization of the support structure for heat dissipation in additive manufacturing. *Finite Elements in Analysis and Design*, 2022, 203: 103708.
- [34] Afdhal, Jirousek O, Palar PS, et al. Design exploration of additively manufactured chiral auxetic structure using explainable machine learning. *Materials & Design*, 2023, 232: 112128.
- [35] Zeng QL, Duan SY, Zhao ZA, et al. Inverse design of energy-absorbing

- metamaterials by topology optimization. *Advanced Science*,2023,10(4):2204977.
- [36] Gao ZY,Zhang XL,Wu Y,et al. Damage-programmable design of metamaterials achieving crack-resisting mechanisms seen in nature. *Nature Communications*,2024,15:7373.
- [37] Hamoud M,Sobhi A. A new algorithm for optimal process parameters based on minimum building time in additive manufacturing. *Beni-Suef University Journal of Basic and Applied Sciences*,2022,11(1):80.
- [38] Kim S,Kim EH, Lee W, et al. Real-time in-process control methods of process parameters for additive manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*,2024,74:1067—1090.
- [39] Li SY,Wei HK,Yuan SQ,et al. Collaborative optimization design of process parameter and structural topology for laser additive manufacturing. *Chinese Journal of Aeronautics*,2023,36(1):456—467.
- [40] Li XY,Zhang MN,Zhou MX,et al. Qualify assessment for extrusion-based additive manufacturing with 3D scan and machine learning. *Journal of Manufacturing Processes*,2023,90:274—285.
- [41] Shaheen MY,Thornton AR,Luding S,et al. The influence of material and process parameters on powder spreading in additive manufacturing. *Powder Technology*,2021,383:564—583.
- [42] Shin DS, Lee CH, Kühn U, et al. Optimizing laser powder bed fusion of Ti-5Al-5V-5Mo-3Cr by artificial intelligence. *Journal of Alloys and Compounds*,2021,862:158018.
- [43] Wang HJ, Li B, Zhang W, et al. Microstructural feature-driven machine learning for predicting mechanical tensile strength of laser powder bed fusion (L-PBF) additively manufactured  $Ti_6Al_4V$  alloy. *Engineering Fracture Mechanics*,2024,295:109788.
- [44] Bajaj P,Wright J,Todd I,et al. Predictive process parameter selection for Selective Laser Melting Manufacturing:Applications to high thermal conductivity alloys. *Additive Manufacturing*,2019,27:246—258.
- [45] Zeng Q,Wang KL,Lu SQ,et al. Evolution of the microstructure and multi-objective optimization of the tensile properties of GH3625 super-alloy by selective laser melting. *Journal of Materials Research and Technology*,2023,24:8826—8848.
- [46] Herzog T,Brandt M,Trinchi A,et al. Process monitoring and machine learning for defect detection in laser-based metal additive manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*,2024,35(4):1407—1437.
- [47] Ko H,Witherell P,Lu Y,et al. Machine learning and knowledge graph based design rule construction for additive manufacturing. *Additive Manufacturing*,2021,37:101620.
- [48] Zhu ZW,Ferreira K,Anwer N,et al. Convolutional Neural Network for geometric deviation prediction in Additive Manufacturing. *Procedia CIRP*,2020,91:534—539.
- [49] Afazov S,Denmark WAD,Lazaro Toralles B,et al. Distortion prediction and compensation in selective laser melting. *Additive Manufacturing*,2017,17:15—22.
- [50] Xu K,Kwok TH,Zhao ZC,et al. A reverse compensation framework for shape deformation control in additive manufacturing. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*,2017,17(2):021012.
- [51] Zhang B,Liu SY,Shin YC. In-Process monitoring of porosity during laser additive manufacturing process. *Additive Manufacturing*,2019,28:497—505.
- [52] Francis J,Bian LK. Deep learning for distortion prediction in laser-based additive manufacturing using big data. *Manufacturing Letters*,2019,20:10—14.
- [53] Johnson MV,Garanger K,Hardin JO,et al. A generalizable artificial intelligence tool for identification and correction of self-supporting structures in additive manufacturing processes. *Additive Manufacturing*,2021,46:102191.
- [54] Lu L,Hou J,Yuan SQ,et al. Deep learning-assisted real-time defect detection and closed-loop adjustment for additive manufacturing of continuous fiber-reinforced polymer composites. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*,2023,79:102431.
- [55] Ren L,Dong JB,Liu S,et al. Embodied intelligence toward future smart manufacturing in the era of AI foundation model. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*,2025,30(4):2632—2642.
- [56] 王文晟,谭宁,黄凯,等. 基于大模型的具身智能系统综述. *自动化学报*,2025,51(1):1—19.  
Wang WS,Tan N,Huang K,et al. Review of embodied intelligent systems based on large models. *Acta Automatica Sinica*,2025,51(1):1—19. (in Chinese)
- [57] 胡楷雄,李克,周勇,等. 基于Kriging模型和强化学习的激光直接能量沉积成形尺寸控制. *激光与光电子学进展*,2024,61(23):236—246.  
Hu KX,Li K,Zhou Y,et al. Size control of laser direct energy deposition forming based on kriging model and reinforcement learning. *Progress in Laser and Optoelectronics*,2024,61(23):236—246. (in Chinese)
- [58] Xiong Y,Tang YL,Zhou Q,et al. Intelligent additive manufacturing and design:State of the art and future perspectives. *Additive Manufacturing*,2022,59:103139.
- [59] Gupta A,Savarese S,Ganguli S,et al. Embodied intelligence via learning and evolution. *Nature Communications*,2021,12:5721.
- [60] Bartolozzi C,Indiveri G,Donati E. Embodied neuromorphic intelligence. *Nature Communications*,2022,13:1024.
- [61] Li JF,Xu ZY,Li NP,et al. AI-embodied multi-modal flexible electronic robots with programmable sensing,actuating and self-learning. *Nature Communications*,2025,16:8818.
- [62] Xu J,Xie Y,Iida F. Embodied intelligence in additive manufacturing. *IOP Conference Series:Materials Science and Engineering*,2024,1321(1):012005.
- [63] Gu DD,Shi XY,Poprawe R,et al. Material-structure-performance integrated laser-metal additive manufacturing. *Science*,2021,372(6545):eabg1487.
- [64] Martin JH,Yahata BD,Hundley JM,et al. 3D printing of high-strength aluminium alloys. *Nature*,2017,549(7672):365—369.
- [65] Liu ZH,Zhang DQ,Sing SL,et al. Interfacial characterization of SLM parts in multi-material processing:Metallurgical diffusion between 316L stainless steel and C18400 copper alloy. *Materials Characterization*,2014,94:116—125.
- [66] Mitra I,Bose S,Dernell WS,et al. 3D Printing in alloy design to improve biocompatibility in metallic implants. *Materials Today*,2021,45:20—34.
- [67] Gu DD,Yang Y,Xi LX,et al. Laser absorption behavior of randomly packed powder-bed during selective laser melting of SiC and TiB<sub>2</sub> reinforced Al matrix composites. *Optics & Laser Technology*,2019,

- 119;105600.
- [68] Khairallah SA, Anderson AT, Rubenchik A, et al. Laser powder-bed fusion additive manufacturing: Physics of complex melt flow and formation mechanisms of pores, spatter, and denudation zones. *Acta Materialia*, 2016, 108: 36—45.
- [69] Bayat M, Thanki A, Mohanty S, et al. Keyhole-induced porosities in Laser-based Powder Bed Fusion (L-PBF) of Ti<sub>6</sub>Al<sub>4</sub>V: High-fidelity modelling and experimental validation. *Additive Manufacturing*, 2019, 30: 100835.
- [70] Acharya R, Sharon JA, Staroselsky A. Prediction of microstructure in laser powder bed fusion process. *Acta Materialia*, 2017, 124: 360—371.
- [71] MacDonald E, Wicker R. Multiprocess 3D printing for increasing component functionality. *Science*, 2016, 353(6307): aaf2093.
- [72] Airbus SE. Pioneering bionic 3D printing. (2021-10-28)[2025-07-27]. <https://www.airbus.com/en/newsroom/news/2016-03-pioneering-bionic-3d-printing>.
- [73] Gradl PR, Protz C, Fikes J, et al. Lightweight thrust chamber assemblies using multi-alloy additive manufacturing and composite overwrap//AIAA Propulsion and Energy 2020 Forum. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2020. RADL.

## The Application of Artificial Intelligence in the Field of Additive Manufacturing

Qifang Yu<sup>1</sup>   Zijue Tang<sup>1</sup>   Maosong Wang<sup>1</sup>   Zhenyang Gao<sup>1</sup>  
 Yi Wu<sup>1</sup>   Yongbing Li<sup>2</sup>   Haowei Wang<sup>1</sup>   Hongze Wang<sup>1\*</sup>

1. School of Materials Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

2. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

**Abstract** Additive manufacturing currently faces challenges such as conflicts between design complexity and manufacturability, difficulties in coordinating materials, processes, and performance, significant quality fluctuations, and high costs. Artificial intelligence (AI) technology offers new solutions to overcome these limitations. This paper reviews the potential application areas of artificial intelligence in the field of additive manufacturing, namely material development, structural design, process optimization, and intelligent equipment. In materials science, AI significantly shortens R&D cycles by accelerating composition design and geometric configuration innovation. For structural design, AI-driven generative design and reverse engineering achieve extreme structural performance and innovation. Regarding process optimisation, AI is employed for process parameter optimisation, performance prediction, design for manufacturability, and error correction, effectively enhancing forming quality and dimensional accuracy. Concerning intelligent equipment, AI-enabled real-time monitoring and adaptive control are propelling additive manufacturing apparatus towards embodied intelligence with perception, cognition, and decision-making capabilities. Building upon existing achievements, this paper further analyses current challenges facing AI, while outlining future directions for achieving fully integrated closed-loop systems and developing autonomous, cognitively embodied intelligent equipment. This aims to provide theoretical guidance for the intelligent upgrading of additive manufacturing.

**Keywords** additive manufacturing; artificial intelligence; machine learning; process optimization; materials development; structural design; embodied intelligence

**王洪泽** 上海交通大学长聘副教授、国家高层次青年人才。主要从事金属增材制造相关研究。主持国家自然科学基金项目4项,担任科技部国家重点研发计划项目国际合作专项首席科学家、科技创新2030重大专项课题负责人,以第一或通讯作者在*Nature Communication*等领域知名期刊发表论文80余篇,牵头获省部级科技奖励2项。

**余其芳** 上海交通大学材料科学与工程学院研究生,主要从事人工智能赋能增材制造的研究。

(责任编辑 贾祖冰 张强)

\* Corresponding Author, Email: hz.wang@sjtu.edu.cn