

数据驱动选区激光熔化成形性能优化与智能工艺研究进展

涂先猛¹, 彭东剑², 陈 威¹, 计效园¹, 陈嘉龙¹,
王泽明^{1, 3}, 杨欢庆², 周建新¹

(1. 华中科技大学材料成形与模具技术全国重点实验室, 湖北武汉 430074;
2. 西安航天发动机有限公司, 陕西西安 710100; 3. 中国核动力研究设计院, 四川成都 610005)

摘要: 选区激光熔化 (SLM) 是一种革命性的金属增材制造技术, 传统方法难以实现SLM零件多项性能目标协同优化和智能化工艺推荐。为此本文报道了新兴的数据驱动方法在SLM成形性能优化及成形机理探索方面进展。首先, 阐明了数据驱动已成为促进SLM成形高性能零件的趋势选择; 其次, 报道了SLM成形单性能和多性能目标优化, 总结了存在挑战并指出优化方向, 并提出了一套通用的数据驱动SLM智能工艺推荐系统研究框架、构建方案和多维评价准则; 再次, 综述了数据驱动SLM成形机理并阐明了其发展方向; 最后, 探讨了数据驱动SLM目前存在的问题及发展趋势。通过对成形性能优化与成形机理进行总结, 旨在促进增材制造工艺优化迈向智能化, 促进SLM成形构件高质量, 高综合性能发展。

关键词: 数据驱动; 增材制造; 选区激光熔化; 性能预测; 工艺参数推荐; 成形机理

作者简介:

涂先猛(1991-), 男, 博士生,
研究方向为金属增材制造。
E-mail: d202180438@hust.
edu.cn

通讯作者:

计效园, 男, 教授。E-mail:
jixiaoyuan@hust.edu.cn

中图分类号: TP392;
TG24

文献标识码: A

文章编号: 1001-4977(2024)
11-1487-19

基金项目:

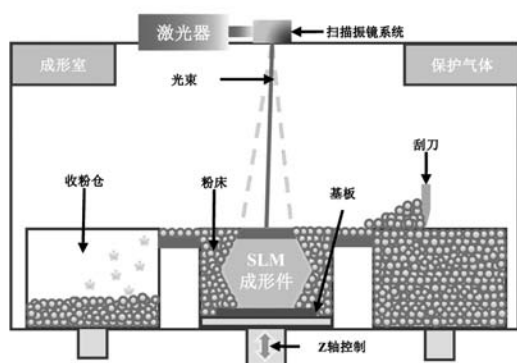
国家重点研发计划“网络协同制造和智能工厂”重点专项(2020YFB1710100);
KGW 项 目 (2019XXX.XX4007Tm); 国家自然
科 学 基 金 (52275337,
51905188, 52090042)。
收稿日期:

2024-06-28 收到初稿,
2024-09-02 收到修订稿。

1 金属增材SLM与数据驱动

选区激光熔化 (Selective Laser Melting, SLM), 常称为激光粉末床熔融 (Laser Powder Bed Fusion, LPBF)^[1], 是一种革命性的^[2-3]、应用广泛的^[4]金属增材制造 (Additive Manufacturing, AM) 技术, 应用于航空航天^[5-6]、生物医学^[2]、汽车、船舶^[7]、能源^[8]和军事装备等领域关键零部件的制造^[9]。西北工业大学林鑫团队指出以SLM技术为代表的粉末床成形技术是金属高性能增材制造技术之一^[10]。SLM成形具备以下优势: 加工周期短^[11-12]; 设计自由度高^[13-14]; 近净成形, 零件成形后, 仅需少量加工或不再加工, 即可作为构件使用^[15]。但是, 各领域对材料性能要求较高, 航空航天领域常用材料普遍要求有良好的强度、韧性、耐腐蚀性及耐高/低温等多方面性能, 且在质量及成本控制上有着特殊要求^[16]。SLM成形质量受到至少数十种工艺参数制约^[17], 如激光功率、扫描速度、扫描间距和分层厚度等, 不当工艺参数组合易导致不同类型的缺陷 (例如: 未熔合^[18]、匙孔^[19]等), 从而降低质量 (图1)。因此, 如何选择出合适的工艺参数组合是SLM成形构件高质量发展的前提^[20]。

在SLM成形领域, 研究学者致力于研究成形试样的复杂工艺-组织-性能 (Process-Structure-Property, P-S-P) 关系, 探寻最优工艺条件, 以获取最佳性能。工艺表示加工样品的不同参数及方法 (对应激光扫描功率、扫描速度、扫描间距、层厚及光斑直径等), 组织是指对象的基本形态特征及组成成分 (如相组成、晶粒形态及晶粒尺寸等), 而性能则代表对象在实际工作中的具体属性 (如屈服强度、杨氏模量及断裂伸长率等)^[21]。工艺-组织-性能关系错综复杂且相互关联, 揭示P-S-P关系的前提是对各个组成关系深入理解。一是工艺与性能的关系, 其揭示了SLM成形试样的性能参数与加工工艺参数间的关联关系, 并忽略了对微观组织特征演化的研究, 因而也是传统正交实验法及试错法广泛研究的方向。例如, 2023年,



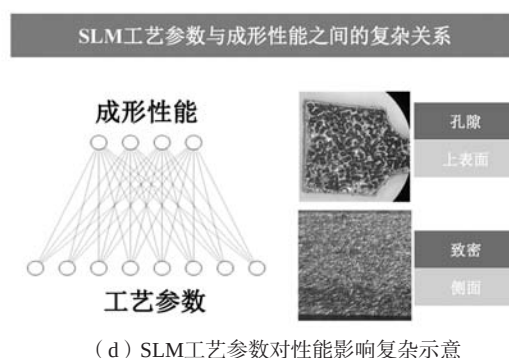
(a) SLM成形示意图



(b) SLM众多工艺参数



(c) SLM成形航天关键构件



(d) SLM工艺参数对性能影响复杂示意

图1 SLM成形工艺参数种类, 成形的航天关键构件以及SLM工艺参数对性能的影响

Fig. 1 Various types of SLM forming process parameters, SLM formed aerospace key components and complex impact of SLM process parameters on performance

智利天主教大学的Barrionuevo等人以激光工艺参数为输入, 采用梯度增强技术进行训练, 并通过5折交叉验证方法进行评估, 预测了SLM成形各种合金及金属基复合材料的显微硬度, 并采用高斯过程回归对磨损性能进行了预测 ($R^2 > 0.96$), 建立了工艺参数与显微硬度及磨损性能的关系模型^[22]。二是工艺与组织关系, 揭示了粉末在不同循环热历史及凝固速率下的显微组织演变规律。基于工艺与组织关系, 可实现微观组织的量化预测以及特定组织形态的工艺参数设计。例如, 2017年, 美国罗格斯大学的Arisoy等人研究了激光功率、扫描速度、扫描间距及扫描策略对镍基高温合金SLM成形显微组织特征, 针对晶粒大小及柱状晶生长方向, 利用响应面回归法、期望函数及多目标遗传算法进行了工艺参数组合设计, 为SLM镍基合金的组织调控提供指导。三是组织与性能的关系, 基于对成形试验表征显微组织结构的研究, 实现性能的预测及设计^[23]。2021年, 哈尔滨工业大学的于天宇等人采用细胞分割法和图像分割技术采集并计算了SLM成形碳纳米管增强铝基复合材料的微观结构特征, 采用数据驱动方法, 建立了以微观组织为输入的硬度和致密度的预测模型, 其预测精度的相对误差分别低至2.41%和1.42%^[24]。

建立完整的P-S-P关系, 有助于建立工艺参数-显

微结构-最终性能的映射关系, 提升性能的预测精度, 快速探寻最优工艺窗口。2020年, 华中科技大学魏青松团队研究了SLM成形Cu-Al-Ni-Ti铜基形状记忆合金激光能量密度对相对密度、显微组织和常温力学性能的影响规律。结果表明: 块体试样的相对密度随激光能量密度的增大先增大再减小, 试样的相对密度最大值达99.9%, 获得熔道无明显缺陷的最佳能量密度 107 J/mm^3 ^[25]。2021年, Hong-ying Wang等研究了SLM扫描速度对Inconel 718组织和性能的影响, 结果表明: 扫描速度从1 000 mm/s增加至1 450 mm/s时, 熔池的深度与宽度比值增加, 但是重叠区域减少, 凝固组织从胞状枝晶演变为柱状枝晶, 枝晶间距从 $0.54 \mu\text{m}$ 降至 $0.39 \mu\text{m}$, 抗拉强度和伸长率在扫描速度为1 300 mm/s时达到最大值1 014 MPa、19%^[26]。2024年季华实验室熊孝经等研究了SLM成形激光能量密度对Al-Mn-Sc合金致密度的影响, 当激光能量密度在50~95 J/mm^3 时, 方块试样可成形, 且随着能量密度增加, 致密度先增加后下降, 合金内部缺陷先减少后增多。研究结果表明, 当能量密度为77.6 J/mm^3 时, 即激光功率275 W、扫描速率985 mm/s、扫描间距0.12 mm、层厚0.03 mm时, 可获得致密的、缺陷少的合金试样^[27]。

P-S-P关系的揭示方法包括两个方面: 一是非建模解决方案, 主要指一种常用的试验研究方案, 包括

试样成形试验及后续组织性能表征,但是并没有构建数学模型;二是建模解决方案,包括模拟仿真和数据驱动。试验研究方面,工艺图或工艺窗口是一种通过设计试样试验方案,并评估其最终性能,以识别及验证成形最佳工艺参数范围的传统方法^[28],其通过一般全因子试验,揭示工艺参数与微观组织或单一性能之间的关系,最终将所获得的工艺-组织(P-S)或工艺-性能(P-P)数据,绘制成工艺图。2014年美国路易斯维尔大学Brent Stucker团队根据SLM孔隙率形成机制,将Ti-6Al-4V加工窗口分为四个熔化区:“完全致密”“过熔”“不完全熔化”和“过热”,其中无孔隙缺陷的样品仅能通过“完全致密”区制备^[29]。2019年美国卡耐基梅隆大学Yining He等人将熔池几何形状和微观结构信息收集到P-V空间的映射中以开发P-V工艺窗口,通过改变wt%B和P-V参数,产生了多种微观结构,从而实现性能调控^[30]。2019年加拿大麦克马斯特大学M. A. Elbestawi团队测量了Inconel 625的致密度

和表面粗糙度和表面残余应力,并绘制了工艺图^[31]。2022年Dan J. Thoma美国威斯康星大学麦迪逊分校团队通过不同孔隙率缺陷(如未熔合、球化和匙孔)的缺陷准则,结合熔池几何形状预估加工边界并生成预测加工图^[32]。2022年清华大学赵沧团队通过总结过去采用超高分辨率同步辐射X射线对匙孔缺陷的研究,绘制了P-V空间加工窗口示意图,如图2所示^[33]。工艺图因其相对简洁的设计思路,且对材料微观组织特征演变关注较少,前期为各种材料SLM成形产品质量及性能提升带来了很大帮助,它是一种高效、简单、节省的试验方案。但是当研究多种工艺参数耦合影响和多性能协同提升时,工艺与性能耦合关系复杂,通过工艺图难以快速精准进行多种工艺参数推荐以及多种性能的协同提升。因此,基于建模方式的P-S-P关系研究成为工艺图等试验研究方式的极大补充,是推动SLM成形构件后期性能提升的重要手段。

P-S-P关系的建模解决方案包括物理驱动和数据驱

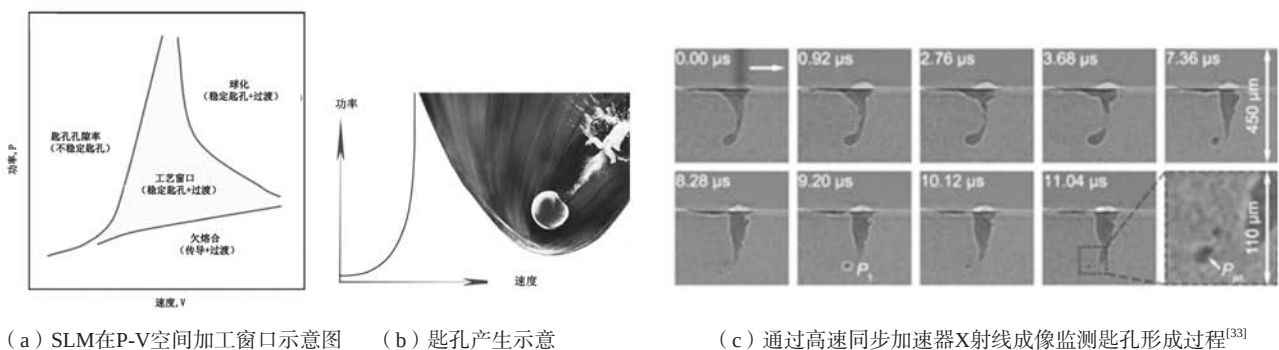


图2 SLM成形匙孔产生与P-V空间关系

Fig. 2 The relationship between SLM-formed keyhole generation and P-V space

动^[34]。物理驱动方面,2022年中国东北大学朱立达团队和美国华盛顿州立大学Amit Bandyopadhyay团队指出3D多物理场建模(Multi-Physics Modelling, MPM)提供了一种可视化金属打印过程中复杂物理现象的替代方法,它补充了试验测量并增强了对孔隙率和打印参数之间关系的理解(图3)^[35]。因为物理驱动面临计算成本高和需要校准输入参数的挑战,使得这个最优工艺组合探索费时费力,所以亟需为开发高综合性能、高质量SLM产品探索一种快速高效精准的解决方案。数据驱动方面,2018年,美国西北大学Wing Kam Liu团队提出了一种数据驱动的多尺度多物理场建模方案,将工艺-组织-性能联系起来,整合工艺和性能模型,并采用数据挖掘技术来构建设计-预测-优化的循环,使用计算模型来设计和操纵组织和综合性能^[36]。数据驱动方法已成为高效、快速、精准探索金属AM中P-S-P关系的新范式,为SLM工艺优化实现高综合性能零件制造提供一种全新的途径^[37]。

数据驱动方法作为材料科学研究第四科学范式(图4)激发了研究人员的兴趣^[41]。数据驱动方法是一种以人工智能算法为依托的,通过数据为决策注入活力的新方法。人工智能中最广泛使用的技术是机器学习,机器学习方法因其在回归、分类和聚类数据任务中的出色表现而受到越来越多的关注^[42]。机器学习方式可以分为四类:监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习。机器学习算法是解决增材制造领域持续挑战和3D打印零件质量问题的有效解决方案^[42]。机器学习的另一个子类别属于深度学习,包括神经网络^[43]和卷积神经网络^[44]等,常用于缺陷识别和定位及分类等研究^[45]。数据驱动材料建模解决了从建模衍生数据(例如,密度泛函理论(DFT)、相场、CALPHAD和一系列连续介质模型)到实验衍生数据(如机械、结构、化学或热分析)等不同数据源提取高价值信息的需求^[46]。材料的算法优化,使用启发式算法,如遗传算法^[47]或粒子群优化^[48]或使用机器学习

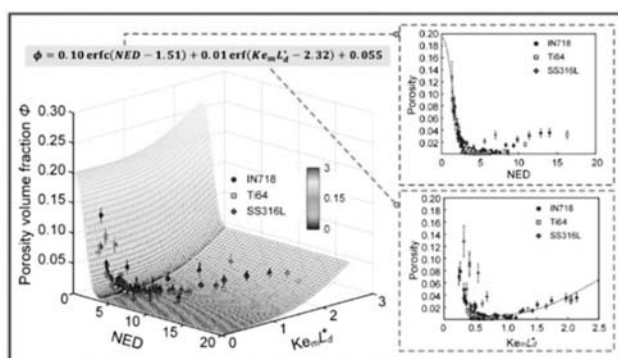
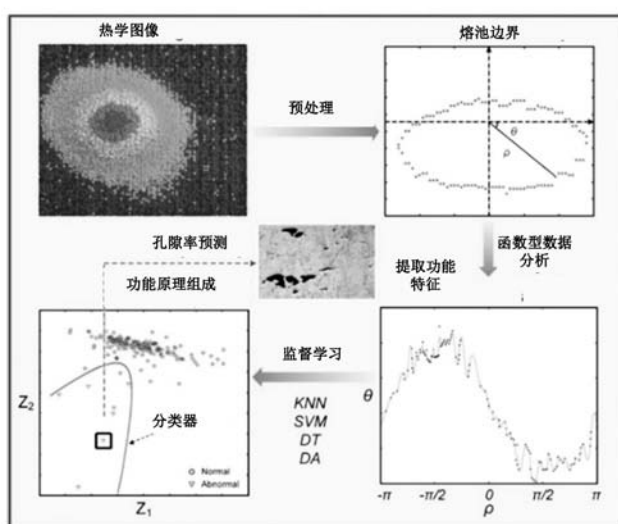
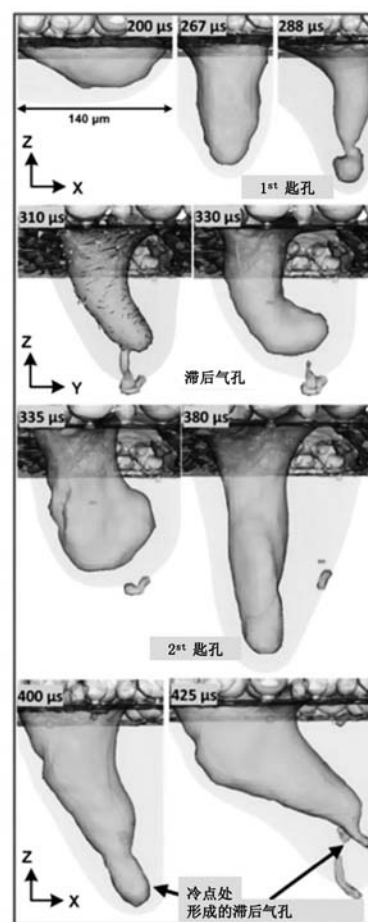
(a) 数据驱动的孔隙体积分数预测^[38](c) 基于物理知情（红外热像仪捕获的熔池形态和温度信息）机器学习孔隙预测模型^[40](b) 多物理场模拟匙孔孔隙^[39]

图3 孔隙缺陷的典型预测方法

Fig. 3 Typical prediction methods for pore defects

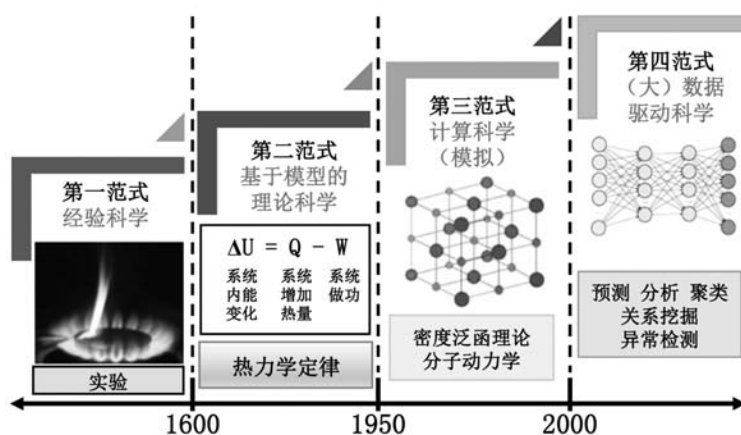


图4 数据驱动方法是材料科学研究的第四科学范式

Fig. 4 The data-driven approach is the fourth scientific paradigm in materials science research

算法如高斯过程回归^[49]、人工神经网络^[50]或核岭回归^[51]。事实证明，数据驱动材料建模极大推动了各种材料的工艺及性能提升，包括金属玻璃、高熵合金、形状记忆合金、磁铁、高温合金、催化剂和结构材料^[52]。

数据驱动正处于蓬勃发展时期，根据Science

Direct数据库学科领域统计表明，数据驱动在以下学科领域被广泛研究，包括医学，工程学，生物化学，环境科学，农业与生物科学，地球与行星科学，材料科学，神经科学，能源，物理学和天文学等。数据驱动方法可以应用于增材制造成形性能预测，工艺参数优

化,缺陷预测与诊断、成形机理探索、供应链优化与质量控制以及智能化决策支持等多个方面。充分利用数据资源和模型算法激活SLM过程数据赋予的内在价值,将为工艺开发提供指导,即实现精准性能预测与工艺推荐,从而达到缩短研发周期,降低缺陷,提高质量的目的,进一步提升特性构件的研发水平和批产能力。数据驱动的SLM技术将成为推动增材制造走向更加智能、更高质量及更高效率的革命性技术。

2 数据驱动SLM成形性能优化

增材制造SLM成形性能是一个综合性的概念,涵盖了致密度、表面质量、尺寸精度、复杂结构成形能力、残余应力与变形控制以及构件性能等多个方面。SLM成形性能优化是提升产品综合性能和应用水平的重要手段,例如,成形材质可焊性差^[2],将导致成形后残余应力大,产品质量难以保证,进而引发了行业内的广泛顾虑,制约了SLM技术的广泛应用与产业深化。当前学术界围绕SLM成形件性能优化(包括过程优化和成分优化^[2]),SLM成形原位缺陷监控(过程监控)^[45]两大方面努力,聚焦于成分研发,工艺调控及质量检测三大维度,以提升SLM产品品质。在数据驱动的SLM成形性能优化领域,此类优化问题包括三大核心要素:一是决策变量,亦称输入变量或自变量,这里主要指可调控SLM成形工艺参数,它们直接影响SLM成形性能;二是目标函数,这里指SLM成形性能指标与工艺参数之间建立的关系模型/代理模型^[53];三是约束条件,它限定了工艺参数的合理取值范围,确保优化过程在可行域内进行。数据驱动SLM成形性能优化按优化的性能目标个数可分为单目标优化和多目标优化。单目标优化是指仅仅对一个性能指标进行优化,使其性能值达到最大。SLM多性能目标优化指两个或以上性能同时优化。这些性能之间可能是矛盾的(例如,强度和塑性常常难以同时增强),一个性能增强有可能会引起另一个或者另几个性能减弱,即要同时使多个性能同时达到最优值是不可能的,只能对多个性能目标进行折中处理,使各个子目标都尽可能地接近最优化。与单目标优化不同,它的解并非唯一,而是存在一组由众多Pareto前沿组成的最优解集合,集合中的各个元素称为Pareto最优解或非劣最优解^[54]。

2.1 数据驱动 SLM 单性能目标优化

求解单目标参数优化问题(也称为边界约束优化)仍然是一项具有挑战性的任务^[55]。在单一目标优化中,函数可能有几个最优值,需要一种算法来找到全局最优值,如果算法将其种群捕获到局部最优值

中,则优化的最终结果可能很差,这是单目标参数优化问题的一大挑战^[55]。另一大挑战是当优化问题维数增加时,搜索空间会变得非常大^[55]。因此,受限于数据量、优化难度和可视化效果等,传统基于工艺图的SLM成形单性能目标优化时通常只是考虑了少数工艺参数组合设计(<3种)。而本文调研的数据驱动SLM单性能目标预测及优化案例易于实现多种工艺参数的优化(≥ 3 种)。以下按致密度/孔隙率,拉伸力学性能展开报道,具体案例见表1。

(1) 数据驱动SLM成形产品致密度/孔隙率优化。2020年新南威尔士大学Xiaopeng Li团队通过机器学习辅助LPBF成形AlSi10Mg工艺优化,采用高斯过程回归(GPR)建立了激光功率和扫描速度对致密度影响的模型,发现了一个新的比以往更大的完全致密优化工艺窗口,实现高于99%的最大致密度,并促进了高强度及高延展性组合(图5)^[56]。2022年美国辛辛那提大学Jing Shi团队等创建反向传播神经网络(BPNN)模型及其两个优化模型:遗传算法(GA)优化BPNN(GA-BPNN)和自适应GA优化BPNN(AGA-BPNN)模型,用于预测SLM成形IN718合金的致密度,预测精度 R^2 接近80%^[47]。同年,Jing Shi团队基于上述研究,通过迁移学习将Inconel 718知识迁移至Inconel 625,通过开发贝叶斯学习方法实现了工艺-致密度性能预测,精度 R 为0.95^[57]。2022年德国卡塞尔大学Anna Engelhardt等采用了多项式模型探究了SLM成形AlSi10Mg如何在厚层条件下,获得样品孔隙尽可能小,实现了90 μm 厚层条件下低孔隙率零件制造^[55]。2022年意大利卡塔尼亚大学A. Costa等提出了不同的混合预测优化方法,以最大限度地提高SLM制造Ti-6Al-4V零件的致密度,配置了涉及六个过程参数的试验扩展设计,分别基于响应面方法(RSM)和人工神经网络(ANN)构建了两个代理模型,模型由3种元启发式算法(即遗传算法-GA、粒子群优化-PSO和自适应和谐搜索-SAHS)进行参数优化,以实现工艺参数的最佳选择^[43]。2022年华中科技大学计效园团队报道了响应曲面优化工艺参数方法,实现了在小样本数据前提下SLM成形不锈钢316L单性能目标的工艺优化推荐^[58]。

(2) 数据驱动SLM成形产品拉伸力学性能优化。2020年日本国立材料科学研究所Masahiro Kusano等采用机器学习、随机森林算法和各种图像分析技术,从扫描电子显微镜图像中定量提取微观结构特征,并与X射线计算机断层扫描的缺陷表征特征一起,通过多元线性回归分析建立了热处理SLM成形的Ti-6Al-4V合金屈服强度、抗拉强度、杨氏模量和伸长率的预测模型^[59]。2023年华中科技大学计效园团队提出了一种融合高斯过程回归/多元逐步回归预测模型和教与

表1 近年来各团队在数据驱动SLM单性能目标的预测及优化案例

Table 1 Data-driven SLM single objective performance prediction and optimization cases of teams in recent years

序号	时间	团队	国家	SLM成形材质	构建关系模型	输入变量	预测目标	模型评价	优化算法	验证
1	2020年	Xiaopeng Li等 ^[56]	澳大利亚	AlSi10Mg	GPR	激光功率, 扫描速度	致密度	预测误差<0.3%	NA (等值线图)	误差小于0.3%, 致密度>99%
2	2022年	Jing Shi等 ^[47]	美国	Inconel 718	BPNN GA-BPNN AGA-BPNN	激光功率, 扫描速度, 扫描间距, 层厚	致密度	$R^2=73.5\%$, 75.3%, 79.9%	NA	是
3	2022年	Jing Shi等 ^[57]	美国	Inconel 625	贝叶斯学习模型 (知识迁移)	激光功率, 扫描速度, 扫描间距, 层厚, 线能量密度	致密度	R值高达0.95	NA	是
4	2022年	Anna Engelhardt等 ^[55]	德国	AlSi10Mg	3rd多项式回归与 非参数最小二乘 支持向量机	激光功率, 扫描速度, 扫描间距, 层厚	孔隙率	$R^2=90\%-98\%$ $R^2=85\%-92\%$	NA	90 μm 层厚 低孔隙率 0.23%
5	2022年	A. Costa等 ^[43]	意大利	Ti-6Al-4V	RSM+ ANN	激光功率, 扫描速度, 舱口距离, 层厚, 扫描策略, 构建方向	致密度	$R^2=0.90, 0.97$ $R=0.98, 0.97, 0.89$	元启发式算法 (GA, PSO, SAHS)	是 比较了三种 优化推荐算法效果
6	2020年	Masahiro Kusano等 ^[59]	日本	Ti-6Al-4V	多元线性回归	屈服强度、抗拉强度、杨氏模量、伸长率	屈服强度、抗拉强度、杨氏模量、伸长率	$R=0.87, 0.86, 0.46, 0.70$ MAPEs=0.87%, 1.62%, 40%, 21.3% RMSE=25.0, 22.1, 3.9, 2.9%	NA	NA
7	2023年	计效园等 ^[61]	中国	GH4169	AHP	激光功率, 扫描速度, 扫描间距, 层厚	致密度, 屈服强度, 抗拉强度, 伸长率	推荐精度 (Acc) >96%	WPSO	是 Acc>96%

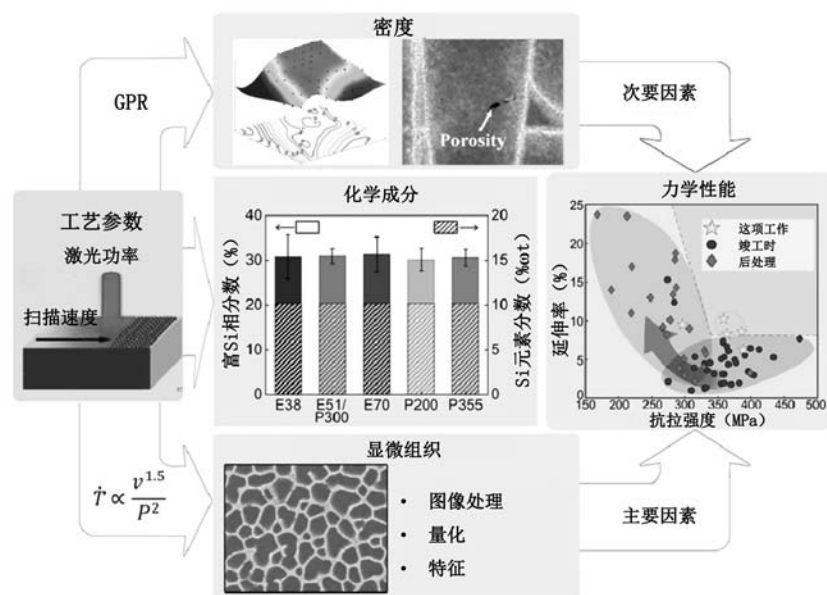


图5 高斯过程回归建模驱动LPBF成形高致密度AlSi10Mg合金

Fig. 5 Gaussian process regression modeling drives LPBF forming high relative density AlSi10Mg alloy

学算法寻优工艺参数推荐方案^[60]，并于同年报道了一种创新的集成层次分析法（AHP）与加权粒子群优化（WPSO）的SLM成形工艺参数推荐方案（图6），

实现了致密度，屈服强度，抗拉强度，伸长率性能目标在存在和不存在历史案例时，推荐准确率分别为99.81%和96.32%^[61]。

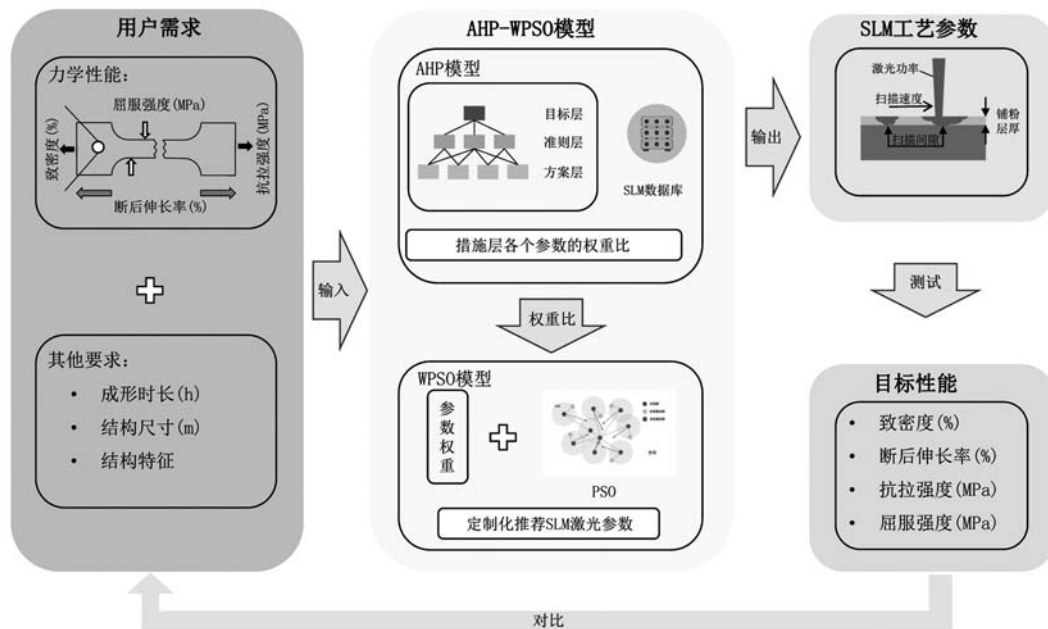


图6 SLM成形工艺推荐AHP-WPSO混合模型

Fig. 6 AHP-WPSO hybrid model for SLM forming process parameters recommendation

数据驱动SLM单性能目标优化研究材质集中于镍基高温合金、铝合金和钛合金，性能目标大多集中于孔隙率/致密度的报道，对不锈钢、钨合金、锆合金和铜合金等其他材质和对抗拉强度、屈服强度、硬度和断后伸长率等其他性能指标报道不足。总结上述研究，数据驱动SLM成形性能优化（同样适用于多性能目标优化）目前面临4大挑战，一是数据驱动模型的输入/决策变量较少，通常少于4个，整合多种类型数据，增加决策变量数量提升模型预测能力对提升优化能力至关重要；二是模型性能横向比较困难，缺乏直接比较模型的统一的评价指标；三是模型的预测能力有待进一步提升；四是缺乏快速理解用户意图的柔性智能推荐算法，即如何在大量的推荐案例中选择一种或多种能够满足或最接近用户性能需求的工艺参数，进行智能化推荐，以降低用户决策负担。数据驱动致密度等模型预测精度仍然存在较大的提升空间，先前的研究表明影响致密度的因素较多，而不同的学者揭示的影响致密度的工艺参数及其影响程度存在差异，这与各个研究的感兴趣因素有关，或者与各个研究重点需要调控的工艺参数有关。受限于数据量的影响，目前很难考虑更多的工艺参数对性能尤其是致密度的影响。因此，结合历史经验、试验结果、模拟仿真及相关理论进展等形成致密度等性能先验知识，进行致密

度等性能预测模型构建将有可能进一步增强模型的预测能力，并使工艺调控维度进一步增强，实现工艺优化水平进一步提升。

2.2 数据驱动 SLM 多性能目标优化

多目标优化问题广泛存在，并非SLM专有^[62]。当优化一个目标时，以牺牲另一个或几个目标为代价，如何在二者或者多者之间取得一个平衡，这就是多目标优化问题。近年关于多目标优化的研究正在兴起，促进了SLM成形构件的综合性能的提升和SLM产业高质量发展。以下按照优化性能的类型展开报道，具体案例见表2。

（1）数据驱动SLM成形性能与能耗协同优化。2021年华中科技大学周奇团队曹龙超等提出一种结合Kriging、RBF和SVR三类元模型（EM）和非支配分选遗传算法Ⅱ（NSGA-Ⅱ）的混合多目标优化方法，生成最优工艺参数，优化了SLM成形零件能耗、抗拉强度和表面粗糙度^[20]。2024年韩国国立首尔大学Jai Tiwari等采用进化神经网络优化能量消耗，致密度和表面粗糙度，最大相关系数达85%，预测的最佳参数与试验获得的参数之间非常吻合^[63]。

（2）数据驱动SLM多种成形性能的协同优化，如密度、表面粗糙度、尺寸精度等^[64]。如2019年美国

表2 近年来各团队的数据驱动SLM多性能目标优化案例
Table 2 Data-driven SLM multi performance objective optimization cases of teams in recent years

序号	时间	团队	国家	SLM成形材质	构建关系模型	输入变量	预测目标	模型评价	优化算法	验证
1	2021年	周奇等 ^[20]	中国	316L不锈钢	元模型 (Kriging、RBF和SVR)	激光功率, 分层厚度, 扫描速度	能耗, 抗拉强度, 表面粗糙度	能耗元模型 RMSE=0.19 RMAE=0.21	NSGA-II	最大相对误差率分别为6.68%, -3.91%, 9.58%
								抗拉强度元模型 RMSE=27.85 RMAE=0.09		
								表面粗糙度元模型 RMSE=0.50 RMAE=0.11		
2	2024年	Jai Tiwari等 ^[63]	韩国	Inconel 718	进化神经网络	激光功率, 扫描速度, 扫描间距	相对密度, 表面粗糙度, 比能耗	最大相关系数=85%	参考向量引导进化算法约束版(cRVEA)	无
3	2022年	韩基泰等 ^[64]	中国	Ti-6Al-4V	二次响应面回归模型	离焦量、激光功率、扫描速度和层厚	下沉距离, 表面粗糙度	下沉距离 调整 $R^2=0.97$	NSGA-II	10%
								预测 $R^2=0.93$		
								悬垂表面粗糙度 调整 $R^2=0.97$		
								预测 $R^2=0.93$		
4	2023年	Farazila Yusof等 ^[66]	马来西亚	AlSi10Mg-316L	MO-GPR	激光功率, 扫描速度, 剖面空间	密度, 表面粗糙度	平均误差比=1.49%, 9.7%	NA	NA
5	2019年	王泽敏等 ^[67]	中国	Ti-6Al-4V	响应曲面模型三阶多项式	尺寸参数t, t0, h	能量吸收率 密度	$R^2=0.97$ 调整 $R^2=0.94$	NSGA-II	相对误差<10%
6	2019年	Linkan Bian等 ^[65]	美国	Ti-6Al-4V	NA	激光功率, 扫描间距, 层厚	密度, 伸长率	NA	m-APO	实验运行量减少51.8%
7	2023年	顾冬冬等 ^[68]	中国	AlSi10Mg	emGPR	孔径和体积分数, 激光功率	抗压强度, 弹性极限, 弹性模量, 轻量范围	$R^2>0.94$	mGA	预测结果和实验结果之间的偏差<15%
						X、Y、Z方向的				
8	2023年	王登峰等 ^[69]	中国	AA6061-T6	径向基函数神经网络模型RBFNN	单胞结构几何参数和单胞数量	比能量吸收, 碰撞峰值力	$R^2>0.98$ RMSE<0.4	NSGA-II, 并基于GRA耦合EW选择优化方案	最大相对误差=9.32%

密西西比州立大学Linkan Bian团队等提出了一种有效优化激光束增材制造(LBAM)零件不同力学性能的新方法,与初始扩展的全因子DOE相比,m-APO方法能够实现最佳工艺参数设置,同时将试验运行量减少51.8%,实现了SLM成形Ti-6Al-4V密度与伸长率的两目标优化^[65]。2022年无锡大学韩基泰研究了离焦量、激光功率、扫描速度和层厚4个主要工艺参数对不同结构零件悬垂表面质量的影响,采用遗传算法NSGA-II优化了离焦量、激光功率、扫描速度和层厚等工艺参数组合,提高了方形和圆形内部结构的悬垂表面质量^[64]。2023年马来西亚马来亚大学Farazila Yusof等建立了多输出高斯过程回归(MO-GPR)模型,以直接预测多维输出,以克服标准GPR模型的局限性,实现AlSi10Mg-316L多材料SLM工艺参数优化,结果表明,激光功

率、扫描速度和扫描间距对样品的密度和表面粗糙度有重要影响^[66]。

(3) 数据驱动轻质结构多性能协同优化。如2019年华中科技大学王泽敏团队通过响应面法(RSM)和非支配排序遗传算法II(NSGA-II)对仿生轻质结构的密度及结构能量吸收率进行了多目标优化,RSM和NSGA-II对仿生夹层结构进行了优化,试验值和响应值相对误差小于10%^[67]。2023年南京航空航天大学顾冬冬团队提出了一种物理增强的数据驱动算法,即编码-刚度-分析多任务高斯过程回归,用于准确预测LPBF形成的晶格结构的抗压强度和弹性模量等力学性能(图7),预测结果和试验结果之间的偏差小于15%,它已作为多目标遗传算法中的代理模型应用,促进了参数的高效设计和目标空间的扩展^[68]。2023年吉林大学王

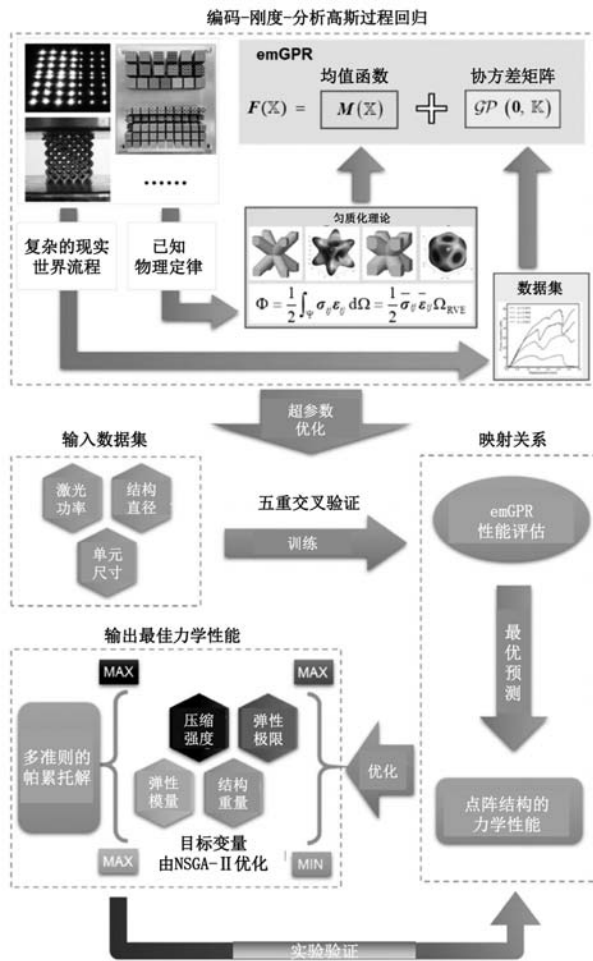


图7 emGPR-mGA逆向优化方法的流程图

Fig. 7 Flowchart of emGPR-mGA reverse optimization method

登峰等以X、Y、Z方向的单胞结构几何参数和单胞数量为设计变量，以质量和整体尺寸为约束条件，以比能量吸收和碰撞峰值力为优化目标，对空间晶格结构进行多目标耐撞性优化，采用灰色关系分析耦合熵权法确定最优晶格结构设计^[69]。

截至目前，数据驱动多性能目标优化的目标个数少于4个，期待未来出现更多4个及以上多性能目标的报道。针对数据驱动能耗与性能协同多目标优化，能耗固然很重要，值得注意的是优化前期将能耗作为主要目标进行优化，就可能会失去一部分高性能空间。如果首先将多种性能协同优化作为主要目标，再在此基础上进行能耗优化，就不会导致高性能空间丢失。至于关注何种目标主要取决于研究人员解决存在的主要矛盾。目前阻碍SLM发展的仍然是成形产品质量及安全稳定性，期待未来能有更多关注成形质量及性能的多目标优化成果出现。关于SLM产品稳定性，如果推荐的工艺参数允许在一定范围内波动，而不会对性能造成严重损害，那么推荐的工艺参数就具

有很强的应用价值，但这方面相关报道较少。基于聚类和空间距离的方法有望促进高度稳定工艺区间的探索。未来随着数据量的爆发式增长，大规模全局优化研究^[70]也将成为促进增材制造更加智能化及高质量产品开发的重要方法。尽管机器学习预测的准确性有所提高，但大多数“黑匣子”机器学习算法缺乏可解释性，限制了它们在增材制造领域P-S-P关系探索中的应用，因为建模者不易获得影响产品结构和性能的各环节详细过程参数^[71]。可解释性机器学习模型促进了预测模型背后机制的了解，特别是，揭示工艺参数对性能的影响程度成为了可解释性机器学习的一种典型应用。数据驱动的多性能目标优化采用基于帕累托前沿的快速非支配排序算法以实现工艺推荐是一种最先进且科学的方案。现有多目标优化研究（不限于增材领域），大多致力于提高算法求解的速度，增加解在Pareto前沿分布均匀性和控制Pareto解数量。但是增材领域多目标优化还存在更加迫切需要解决的难题，即如何在大量帕累托最优解中选择一种/多种能够快速准确地满足用户意图的工艺方案。因为大量决策方案无疑会造成用户难以快速准确地选择出合适的工艺方案。因此，非常有必要开发一种精准理解用户目标需求的工艺推荐算法以实现帕累托最优解的有序推荐。

2.3 数据驱动 SLM 智能工艺推荐系统

2.3.1 推荐系统概述

推荐系统不是一个陌生术语，它广泛应用于影音娱乐、购物、社交、文献阅读等领域的项目推荐，例如购物推荐系统提示：你的朋友也喜欢以下商品；文献推荐系统提示：其他人正在查看的类似内容（图8）。根据用户的偏好和约束条件，推荐系统旨在预测最合适的产品或服务，以便以项目排名列表的形式提供定制推荐^[72]。推荐方法通常分为三类，基于协同过滤推荐、基于内容推荐和混合推荐。这里所述推荐系统与增材制造推荐系统存在一定区别，主要是这类推荐系统推荐项目均是数据库中存在的案例，而增材制造推荐系统目前更需要发现新的案例。

2.3.2 SLM智能工艺推荐系统研究现状

将推荐系统与增材制造，选区激光熔化关键词结合，采用谷歌学术搜索时，几乎没有相关报道。但考虑到推荐系统对增材制造工艺优化十分有意义，继续撰写数据驱动SLM智能推荐系统相关章节以促进增材制造智能化，高质量发展。华中科技大学曾晓雁团队指出国内SLM技术研究聚焦于成形工艺和硬件系统构建，软件开发领域的研究相比国外还存在很大差距^[73]。华南理工大学杨永强团队指出Materialize公司的软件市



图8 施普林格在线学术资源平台文献推荐

Fig. 8 Recommended literatures for Springer Link

市场占有率领先,其产品包括面向3D打印的ERP软件,并针对医疗行业及模具工业等多个行业,促进了未来多元市场格局的形成^[74]。西安交通大学与增材制造国家创新中心卢秉恒指出,基于人工智能技术,发展形性可控的智能化增材制造技术和装备、构建完备的工艺质量体系是增材制造面临的挑战之一^[75]。研究一种精准的智能SLM工艺推荐系统,实现金属性能的高效精准预测,通过用户期望的目标需求实现智能的多性能目标的工艺推荐,虽然充满挑战,但是是发展所趋。综上所述,将推荐系统引入SLM技术领域,不仅能填补现有研究空白,促进增材制造智能化、高质量发展,为制造业转型升级注入新的活力。2017年湖南大学刘继常团队乔树雷开发了SLM工艺数据库系统,并基于层次分析法实现了优选工艺的推荐^[76]。2022年华中科技大学计效园团队的伍缘杰研究了SLM工艺数据库与工艺推荐系统,提出了一种用于SLM工艺推荐的案例推理-粒子群混合模型,实现了对用户需求工艺方案快速准确地推荐^[77]。SLM智能工艺推荐系统研究仍有大量工作需要开展,包括实时数据采集存储,多源异构数据融合,模型构建,智能推荐算法开发,模型实时更新,解决推荐系统冷启动难题,用户界面设计增强用户体验等。

2.3.3 SLM智能工艺推荐系统构建方案

SLM智能推荐系统不仅应实现历史相同或相似案例推荐,还应实现超越历史案例推荐。历史相同案例推荐是指从现有工艺数据库系统中挖掘一种/多种与用户性能需求一致的工艺方案并进行智能推荐。历史相似案例推荐是指从现有工艺数据库系统中采用基于相似度计算原理的算法发现一种/多种满足或接近用户性能需求的工艺方案并进行智能推荐。超越历史案例推荐是指采用数据驱动关系模型进行预测或分类,挖掘出一种全新的工艺解决方案并进行智能推荐。值得注意的是,历史相同或相似案例推荐是推荐现有工艺数

据系统中已经存在的工艺方案,而超越历史案例推荐是推荐现有工艺数据系统中不存在的、全新的工艺方案。在SLM智能推荐系统早期,应注重超越历史案例推荐。这有助于探索新的工艺方案,挖掘出最优的性能。当SLM智能推荐系统具有大量工艺-性能数据且超越历史案例推荐难以推荐出更优的性能时,应重视历史相同或相似案例推荐,以降低工艺开发成本。

由于目前仍处于SLM智能推荐系统研究早期阶段,所以以下仅详细探讨超越历史案例的SLM智能推荐系统开发。基于以上对数据驱动SLM单/多性能目标优化的讨论,进一步认为智能推荐应满足用户单性能目标需求和多性能目标需求的工艺参数快速精准推荐。SLM单性能目标智能工艺推荐是为了使单项性能达到最优,而多性能目标智能工艺推荐是为了使多项性能尽可能地达到最优,即求解帕累托前沿解决方案。

结合增材制造SLM研究现状和本团队先前研究结果,对智能工艺推荐系统构建方案进行探讨。为了构建一个满足用户性能目标需求的快速精准的SLM工艺推荐系统,我们认为该系统应该包含以下几部分:一是包含历史工艺-性能数据的SLM工艺数据库系统;二是基于历史数据构建了数据驱动的工艺-性能关系模型(以人工智能算法为核心);三是为关系模型开发智能优化算法(NSGA-II算法^[54]、MOEA/D算法^[78]等)进行工艺参数优化;四是对可选的解决方案开发排序算法,使解决方案按照一定规则排序,以满足用户目标需求。为了实现推荐系统快速推荐功能,从加速算法计算速度和加速历史工艺数据获取两个层面考虑。其中第一个层面可以从算法设计、数据结构选择、硬件优化、并行计算等多个角度综合考虑;第二个层面可以进行高效的试验设计(正交试验设计、响应面设计、感兴趣区域(Region of Interest, ROI)加密点阵设计等)获取数据,并融合行业数据、论文公开数据等加速历史工艺数据获取。为了实现推荐系统精准推

荐功能,可以采用数据清洗提升数据质量;融合多源数据获取更全面、更准确的信息;构建合适的关系模型并进行优化;根据用户验证数据反馈实时优化/调整

模型等;开发快速理解用户意图的解决方案排序算法等。结合上述分析,本文提出了一种数据驱动SLM智能推荐系统研究框架,如图9所示。

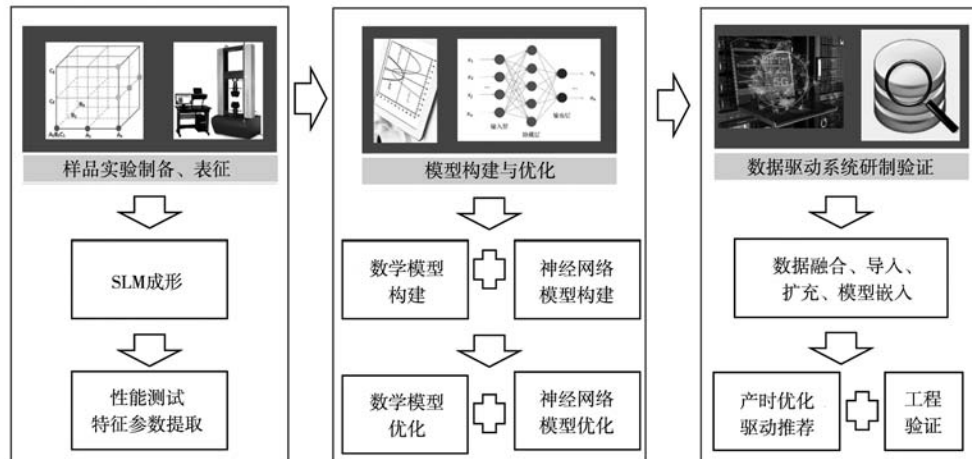


图9 SLM成形性能预测与智能工艺推荐系统研究框架

Fig. 9 Research framework for SLM forming performance prediction and intelligent process recommendation system

当对一个缺少历史数据的新材质或新的打印机器进行智能工艺推荐时,解决推荐系统的冷启动问题,知识/先验经验转移是一种有效的解决方案。在解决工艺优化冷启动问题时,跨材质知识转移^[57]和跨机器知识转移^[79]有效性均得到了验证。此外,本文提出了另一种解决推荐系统冷启动的方案,即进行数据与物理融合驱动建模,以揭示SLM成形机理,形成理论,这对解决冷启动问题十分有益,这是本文在第3部分进行成形机理探索的一个出发点。以致密度成形机理为例进行讨论。先前研究表明,增材制造SLM构件的结构完整性对产品性能有重要影响,产品致密度与多种力学性能、耐腐蚀性^[80]均与之呈正相关。因此,进行金属SLM成形性能优化首先可以考虑提升产品致密度,即降低产品的孔隙率。孔隙已在一些合金中得到有效控制,为此也付出了高昂的成本。SLM零件成形后常采用热等静压后处理^[81-82]除去SLM零件孔隙、微裂纹等缺陷和/或热处理改善组织以提升性能^[83]。在SLM成形钨合金^[84]、高温合金及新的合金成分时,打印近乎致密的产品仍然是一项极具挑战的任务。因此,揭示金属SLM成形孔隙/致密度内在影响机制,开发适用于多材质的致密度成形机理方程,是成形高综合性能、高质量产品的关键。致密度成形机理方程不仅可以为SLM成形新材质提供工艺参数设计边界条件,还可以揭示多材质SLM成形共性规律,这些对解决推荐系统冷启动难题可以起到至关重要的作用。同时能够实时检测智能推荐系统数据的真实性。

综上所述,本文提出一种数据驱动与理论融合、知识/先验经验转移的智能推荐系统研究与开发流程。具体如下。

(1) 设计合理试验获取试验数据并融合行业数据、论文公开数据等获取大量基础历史数据,开发工艺数据库;

(2) 采用人工智能算法如机器学习算法等进行工艺参数、特征参数与性能之间的关系建模,实现工艺参数、特征参数与性能指标之间的精准贯通;

(3) 采用数据驱动方法构建性能-性能关系模型;

(4) 通过数据与物理融合驱动方法构建成形性能机理方程;

(5) 以上述模型/方程作为优化算法的目标函数,导入开发的单/多目标优化算法(PSO算法、NSGA-II算法^[54]、MOEA/D算法^[78]等)中;

(6) 开发快速理解用户性能目标需求的快速排序算法;

(7) 进一步融合领域知识,企业经验并通过知识转移,以实现特性构件SLM成形性能的精准预测与工艺参数的智能推荐,从而实现多性能目标协同优化。

(8) 通过数据驱动分析深入挖掘工艺参数与性能,性能-性能的影响规律并进行多维度可视化。最终搭建一种高质量、数字化、智能化的数据驱动增材制造SLM智能工艺推荐系统,以实现金属增材制造SLM性能预测、动态工艺推荐^[85]和质量管理。

2.3.4 SLM智能工艺推荐系统评价准则

推荐系统的精准性不仅与预测模型的精度有关,而且与推荐算法有关。针对SLM工艺智能推荐系统的评价准则欠缺,基于本团队研究成果,综合考虑先前研究进展报道的指标的倾向性,本文提出一种多维度的智能推荐系统评价准则框架。具体分析如下,智能推荐系统主要由两大部分组成:一是性能预测模型,二是工艺推荐算法。但是,检验智能推荐系统能否准确地实现工艺推荐最直接有效的方法是通过试验验证。所以,本文将综合3个方面进行智能推荐系统推荐精度评价准则设计。一是性能预测模型拟合优度常用决定系数 R^2 度量,也有采用模型预测值与试验测量真实值之间的相关系数 R 评价;二是性能预测模型预测精度(R^2_{pred});三是智能推荐系统推荐参数进行试验验证得到的推荐准确率(A_{CC})。综合上述三方面指标有望促进各个推荐系统之间客观公正对比。值得注意的是 R^2 越高并不一定代表模型调优效果越好,因为一味追求最高的 R^2 可能导致模型过拟合。 R^2 不足也可能会导致模型欠拟合。模型调节至最优状态应以 R^2 足够大,且和 R^2 应尽可能接近。 A_{CC} 的值越大越好,但是进行 A_{CC} 评价时,验证样本数越多, A_{CC} 可信度越大。最后,一个完善的推荐系统应该包含多维度的工艺参数,大跨度的参数分布,和密集的感兴趣区域数据,这也是构建推荐系统时试验设计应该重视的。

3 数据驱动SLM成形机理探索

为了解决推荐系统的冷启动问题、保障数据驱动方法有效性和加速工艺优化进程,数据驱动SLM成形机理探索至关重要。但是目前数据驱动模型缺乏可解释性,就像“黑匣子”一样难以理解,只知道输入和输出^[86],对于模型的复杂性、特征的抽象性、复杂的非线性关系的理解仍然较难,这不利于数据驱动SLM成形机理探索。所以,构建可解释性数据驱动模型是探索SLM成形机理的关键。可解释性数据驱动模型不仅需要在材料科学与工程理论框架内解释这些参数是如何影响性能的,而且需要得到试验检验。华中科技大学华铸软件中心计效园团队自主开发了CMOS可见光与红外热成像融合的监控系统,实现了铺粉层与成形层“光电协同一体化”监测,该研究成果部分应用于SLM成形孔隙缺陷演变规律研究与缺陷监测研究^[87],未来有望应用于多模态数据驱动的SLM成形性能优化及成形机理研究。Thai Le-Hong等采用了随机森林和人工神经网络研究了激光功率和扫描速度对熔池特征参数 D/W 和 H/W (H :凸起高度; W :凸起宽度; D :穿透深度)的影响,采用贝叶斯优化算法对模型超参数选择进行优化,总体 R^2 值达到约90%^[88]。新南威尔士大学

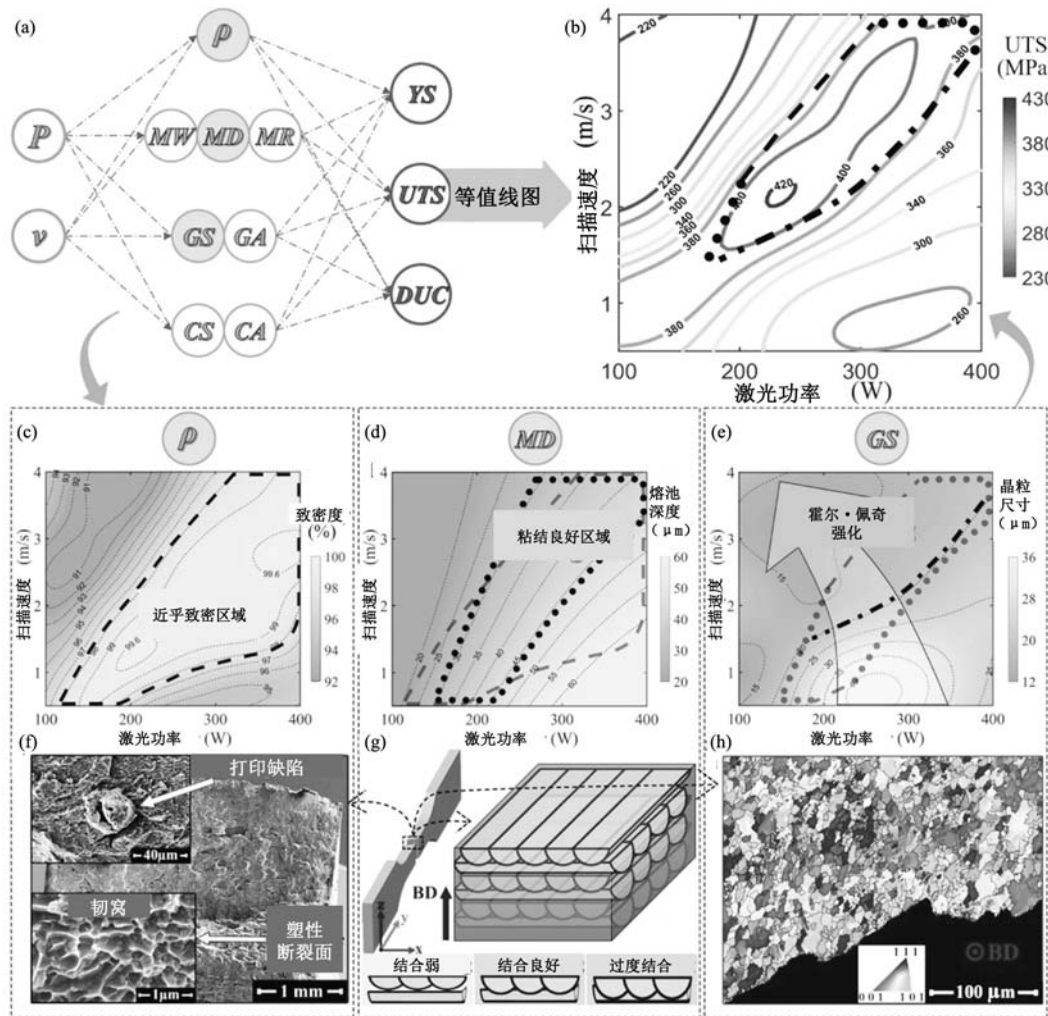
Xiaopeng Li等探索了可解释机器学习模型GPR,结合多个输入变量(如工艺参数、相对密度、熔池形态和晶粒结构),用于预测三种力学性能(即屈服强度、极限抗拉强度和伸长率),见图10,该方法可以帮助找到影响力学性能的最关键变量,加深对P-S-P关系理解^[89]。Xiaopeng Li等采用基于微观结构图像域的条件GAN模型,通过处理训练图像中丰富的视觉信息来捕捉LPBF制备Ti-6Al-4V合金的微观组织的形态和几何特征(如形态、马氏体尺寸)^[90],这促进了特定工艺参数下的微观组织预测。美国弗吉尼亚大学Tao Sun等采用同步加速器X射线和热成像在不稳定的锁孔条件下发现了Ti-6Al-4V的两种锁孔振荡模式,并开发了一种通过整合试验数据、多物理场仿真和机器学习来检测锁孔生成的方法^[91]。

截至目前,关于数据驱动的SLM成形机理探索的研究相比成形性能预测和工艺推荐报道较少,这可能与机理揭示难度、关键数据获取难度、重视程度以及预期成果不足等多方面因素有关。如何将数据驱动探索的复杂P-S-P关系进一步总结形成SLM的成形理论,不仅需要关系模型进行多种材质的反复验证,而且需要融合现有材料科学理论,使这种关系模型变成可解释模型。数据驱动的SLM工艺优化促进了高质量发展,进一步突破成形机理是促进其高质量发展的另一新动能。机理模型和机器学习能够建立材料成分、工艺参数、零件几何形状、微观结构、力学性能和缺陷之间的联系,这能够减少试验次数以获得高质量产品^[92]。通过结合仿真和机器学习,可以预测性能或优化工艺参数,以实现所需的零件特性^[93]。因此接下来,相关学者如何围绕数据驱动机理探索、数据与模拟仿真融合驱动机理探索、物理知情机器学习(Physics-Informed Machine Learning, PIML)^[94]、数据与专家知识融合驱动机理探索、数据与行业经验驱动机理探索以及数据与物理融合驱动机理探索等方面展开研究将会非常有意义。这不仅能够加速增材制造金属SLM机理发现,同时能够为数据驱动性能预测及工艺优化提供边界条件或者基本准则。当规律和机理在数据驱动下协同并进,将进一步展示数据驱动的强大吸引力。

4 数据驱动SLM挑战与展望

数据驱动金属SLM已经取得了不错的进展,但是仍会面临一些挑战,存在这些挑战的因素包含许多方面,如理论、技术、经济、数据等方面。

(1) 理论方面。数据驱动在增材制造领域的应用,包括材料成分设计、工艺设计、显微组织调控、成形质量及性能优化等多个方面,涉及材料计算学、金属学原理、材料物理化学以及热加工数值仿真等各



(a) LPBF成形AlSi10Mg的工艺-组织-性能关系；(b) 极限抗拉强度 (UTS) 与激光功率，扫描速度的等值线图；(c) 密度对UTS有重要影响，因为打印的缺陷越多，失效往往发生得更早；(d) 合适的熔池深度表明层间粘结越好；(e) 晶粒尺寸越细，抗拉强度越好，箭头表示根据Hall-Petch强化原理的强化趋势；(f) 断裂易发生在缺陷处；(g) 层间粘结状态；(h) 拉伸断裂面附近的EBSD图像^[89]

图10 可解释的预测结构

Fig. 10 Interpretable prediction structure

个学科的理论知识。在进行关系模型构建时，需考虑成分-工艺-组织-性能的耦合影响。为了确保模型的可靠性和预测精度，研究学者需要掌握涉及到的各种理论知识，以准确理解材料的性质和行为，为模型建立和预测奠定基础。因此，理论研究的不够深入限制着数据驱动模型的开发与应用。

(2) 技术方面。主要是指模型的构建及优化，这取决于研究人员对模型理论认识深度，模型调节过程中存在超参数调节，对于一个超参数调节，往往较好实现，但是存在多个超参数时，进行超参数优化，本身又会带来新的优化难题。当一个模型调节到最优后，最终能不能突破又要回到数据层面。数据层面取决于原始数据分布形式，如果数据局域分布且不均匀也会对模型的预测精度造成不利影响。因此，进行科

学合理的试验设计十分重要，如我们先前的研究，对于感兴趣区域 (ROI)，设计了全局中心加密的正交点阵试验，促进了对于致密度作用机理的揭示。这里的中心加密，中心区域正是研究过程中感兴趣的区域。近年来随着监测手段的增加，多源数据的融合建模难题待进一步攻克^[95]。同时，针对数据驱动SLM领域的机器学习算法多种多样，也存在泛化能力不足以及过拟合等现象，降低了模型的效率及准确性。有必要进一步规范建模规则，建立针对于材料学领域的数据驱动模型范式，提升模型的利用率和应用价值^[96]。

(3) 经济方面。主要是指获得准确丰富的原始数据是不易的，需要耗费大量成本。由于竞争关系存在，数据共享将变得十分困难，现有生产企业的数据较多，也存在局限性，大量集中于ROI，这些数据是企业

业的机密，甚至是企业的核心竞争力，所以难以实现数据共享。尽管现在关于SLM的报道较多，但是大多数研究的数据集中于感兴趣区域（如特定工艺参数或特定性能指标），边缘数据的获取将变得不易，这容易导致局限于历史经验/数据，缺乏全局视野。如果基于这类数据建模，特征参数选取又缺乏理论指导，这可能会导致对于ROI以外的预测能力不足^[97]。相比于传统制造方式，增材制造在材料与工艺参数的组合窗口期极窄，因此一种新材料或新设备的研发需要大量的数据为基础，为了实现这些数据的捕获、储存、管理和分析等功能，需要建立一个针对增材制造的材料数据库^[98]。增材制造专用数据库构建及完善仍有大量工作需要开展^[99]，构建增材专用数据库无疑会加大企业投入。

（4）数据层面。包括数据分布形式、采集、传输、存储和可视化等方面，数据采集是关键，采集丰富过程数据需要许多过程原位监测硬件实现^[100]，如温度压力传感器、流量传感器^[101]、超高速同步X射线^[102]、多光谱传感器^[103]、红外热成像仪^[104]、高速近红外相机^[105]、热电偶^[106]、麦克风^[107]、线阵相机^[108]、光电二极管^[109]和高速相机^[110]等，在SLM上全面安装采集装置实现多模态传感器融合监测缺陷成本很高。2023年空军工程大学李应红等指出目前的LPBF增材制造监控系统主要在“测”，即实现各类过程信息的测量，其质量评判与调控技术成熟度不够，难以实现行之有效的过程监控，而结合先进传感技术以及人工智能方法的智能监控有望成为LPBF增材制造规模生产的“一把利刃”^[111]。关于P-S-P数据采集，打印和测试时间较长，耗费较大^[102]。数据传输速度会影响到智能系统的决策。有些决策具备较高的实时性，如缺陷检测^[91, 113]、工艺波动控制等。当存在大量连续数据进行离散化存储时，往往需要考虑数据存储空间，尤其是大量的视频和图片数据存储问题。可视化面临的问题是高维度数据难以以图形的方式展示，如果拆解成低维度，则难以全面快速透视各维度数据之间的关系。

综上所述，以上四方面最终都可以归结于理论与数据的突破，因此数据与物理融合研究已演变成为一个趋势。学者进行数据驱动SLM研究会考虑结合数值模拟^[109]、领域知识，理论和基于物理理解^[114]进行相关研究，以实现进一步突破。尽管如此，关于数据驱动

SLM成形机理研究仍然不可轻视，数据是客观的，数据呈现的规律性，仍然需要数学，物理，材料等领域的研究人员共同进行深度挖掘与揭示，这不仅要求发掘数据之间的复杂关系，更重要的是发掘数据之间的本质联系，并进行物理机制揭示。因此，数据驱动机理研究，数据与理论融合的研究将会被研究人员重点关注。数据层面，将会围绕扩大数据维度，增加数据种类开展相关研究，有望成为提升模型预测能力的一种重要手段。此外，针对小样本数据构建高效精准推荐系统，也成为当下SLM工艺探索迫切需要的，学者在这方面取得的创新成果将会受到重视。因此，随着金属SLM整个行业的发展，大数据驱动^[115]、多模态数据驱动^[116]、高通量试验数据驱动^[117]，均有望成为数据驱动SLM研究的热点。

5 结语

本文以数据驱动SLM成形性能优化为主旨展开。论述了金属增材制造SLM常用工艺优化方法工艺图的优势和局限性，指出了传统工艺优化策略难以满足增材制造零件的多性能协同优化与智能化工艺设计的前沿需求，总结得出了数据驱动方法是解决多性能目标协同优化与智能化工艺设计的关键手段。展开报道了数据驱动SLM单性能目标优化和多性能目标优化。深入探讨了数据驱动SLM智能推荐系统，构建了一套SLM智能工艺推荐系统研究框架，提出了SLM智能工艺推荐系统的构建方案，还提出了一种多维度评价准则框架，以确保推荐系统的有效性与精准度。为了深化增材制造工艺优化和智能推荐系统的发展，强调了数据驱动SLM成形机理探索对工艺优化和智能推荐系统构建的重要性，并展望了其未来发展方向。SLM成形机理探索不仅能为工艺优化提供坚实的理论基础，也能为智能推荐系统的安全可靠奠定理论基石。最后总结了数据驱动SLM发展面临的理论瓶颈、技术难题、经济成本及数据获取与处理四个方面的挑战。通过对数据驱动SLM成形性能优化与智能工艺推荐系统发展现状、研究趋势、面临挑战等进行剖析，旨在以数据驱动的方式促进增材制造SLM成形构件的高质量、高综合性能发展，更期望为未来的技术革新与智能化升级提供启发。

参考文献:

- [1] STOPYRA W, GRUBER K, SMOLINA I, et al. Laser powder bed fusion of AA7075 alloy: influence of process parameters on porosity and hot cracking [J]. Additive Manufacturing, 2020, 35, 101270: 1–15.
- [2] MARTIN J H, YAHATA B D, HUNDLEY J M, et al. 3D printing of high-strength aluminium alloys [J]. Nature, 2017, 549 (7672) : 365–369.
- [3] TAN J H, WONG W L E, DALGARNO K W. An overview of powder granulometry on feedstock and part performance in the selective laser melting process [J]. Additive Manufacturing, 2017, 18: 228–255.
- [4] DAN C, CUI Y, WU Y, et al. Achieving ultrahigh fatigue resistance in AlSi10Mg alloy by additive manufacturing [J]. Nature Materials, 2023, 22 (10) : 1182–1188.
- [5] POLLOCK T M. Alloy design for aircraft engines [J]. Nature Materials, 2016, 15 (8) : 809–815.
- [6] ZHAO N, LI D, YE Y, et al. Microstructure and properties of AlSi7Mg alloy fabricated by selective laser melting [J]. China Foundry, 2021, 18 (4) : 416–423.
- [7] WEI Y P, LI H Q, HAN J J, et al. Mechanical and damping performances of TPMS lattice metamaterials fabricated by laser powder bed fusion [J]. China Foundry, 2024, 21 (4) : 327–333.
- [8] ZHU Y, ZHANG K, MENG Z, et al. Ultrastrong nanotwinned titanium alloys through additive manufacturing [J]. Nature Materials, 2022, 21 (11) : 1258–1262.
- [9] 魏青松, 宋波, 文世峰, 等. 金属粉床激光增材制造技术 [M]. 北京: 化学工业出版社, 2019: 1–266.
- [10] 林鑫, 黄卫东. 应用于航空领域的金属高性能增材制造技术 [J]. 中国材料进展, 2015, 34 (9) : 684–688.
- [11] READ N, WANG W, ESSA K, et al. Selective laser melting of AlSi10Mg alloy: Process optimisation and mechanical properties development [J]. Materials and Design, 2015, 65: 417–424.
- [12] 刘泊良, 马志毅, 赵军, 等. 选区激光熔化制备镍基高温合金的研究进展 [J]. 铸造, 2023, 72 (5) : 485–495.
- [13] QU Z, ZHANG Z, LIU R, et al. High fatigue resistance in a titanium alloy via near-void-free 3D printing [J]. Nature, 2024, 626 (8001) : 999–1004.
- [14] AHMADI M, BOZORGNIA Tabary S A A, RAHMATABADI D, et al. Review of selective laser melting of magnesium alloys: advantages, microstructure and mechanical characterizations, defects, challenges, and applications [J]. Journal of Materials Research and Technology, 2022, 19: 1537–1562.
- [15] WANG D, YANG Y, LIU R, et al. Study on the designing rules and processability of porous structure based on selective laser melting (SLM) [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2013, 213 (10) : 1734–1742.
- [16] 李沛剑, 杜鹃, 倪江涛, 等. 激光选区熔化成形技术在航空航天领域应用现状 [J]. 航天制造技术, 2023 (5) : 11–22.
- [17] FÜRSTENAU J P, WESSELS H, WEIß ENFELS C, et al. Generating virtual process maps of SLM using powder-scale SPH simulations [J]. Computational Particle Mechanics, 2020, 7 (4) : 655–677.
- [18] TaNG M, PISTORIUS P C, BEUTH J L. Prediction of lack-of-fusion porosity for powder bed fusion [J]. Additive Manufacturing, 2017, 14: 39–48.
- [19] CUNNINGHAM R, ZHAO C, PARAB N, et al. Keyhole threshold and morphology in laser melting revealed by ultrahigh-speed x-ray imaging [J]. Science, 2019, 363 (6429) : 849–852.
- [20] LI J, HU J, CAO L, et al. Multi-objective process parameters optimization of SLM using the ensemble of metamodels [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 68: 198–209.
- [21] REIG Buades L M, PERSSON M P. Process-structure-property simulation approach to the estimation of tensile anisotropy in 3D printed meta-stable β titanium alloy [J]. Integrating Materials and Manufacturing Innovation, 2023, 12 (4) : 338–348.
- [22] BARRIONUEVO G O, WALCZAK M, RAMOS-GREZ J, et al. Microhardness and wear resistance in materials manufactured by laser powder bed fusion: Machine learning approach for property prediction [J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2023, 43: 106–114.
- [23] ARISOY Y M, CRIALES L E, ÖZEL T, et al. Influence of scan strategy and process parameters on microstructure and its optimization in additively manufactured nickel alloy 625 via laser powder bed fusion [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 90: 1393–1417.
- [24] YU T, MO X, CHEN M, et al. Machine-learning-assisted microstructure-property linkages of carbon nanotube-reinforced aluminum matrix nanocomposites produced by laser powder bed fusion [J]. Nanotechnology Reviews, 2021, 10 (1) : 1410–1424.
- [25] 魏青松, 明珠, 朱文志, 等. 激光能量密度对激光选区熔化Cu-Al-Ni-Ti合金相对密度、微观组织和力学性能的影响 [J]. 机械工程学报, 2020, 56 (15) : 53–64.
- [26] WANG H Y, WANG B B, WANG L, et al. Impact of laser scanning speed on microstructure and mechanical properties of Inconel 718 alloys by selective laser melting [J]. China Foundry, 2021, 18 (3) : 170–179.
- [27] 熊孝经, 吴晓鹏, 张唯, 等. Al-Mn-Sc合金的选区激光熔化工艺优化及室温与高温力学性能研究 [J]. 铸造, 2024, 73 (5) : 626–631.

- [28] SHAMSAEI N, YADOLLAHI A, BIAN L, et al. An overview of direct laser deposition for additive manufacturing; part II: mechanical behavior, process parameter optimization and control [J]. *Additive Manufacturing*, 2015, 8: 12–35.
- [29] GONG H, RAFI K, GU H, et al. Analysis of defect generation in Ti-6Al-4V parts made using powder bed fusion additive manufacturing processes [J]. *Additive Manufacturing*, 2014, 1: 87–98.
- [30] HE Y, MONTGOMERY C, BEUTH J, et al. Melt pool geometry and microstructure of Ti6Al4V with B additions processed by selective laser melting additive manufacturing [J]. *Materials and Design*, 2019, 183: 1–13.
- [31] BALBAA M A, ELBESTAWI M A, MCISAAC J. An experimental investigation of surface integrity in selective laser melting of Inconel 625 [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 104 (9–12): 3511–3529.
- [32] AGRAWAL A K, RANKOUHI B, THOMA D J. Predictive process mapping for laser powder bed fusion: a review of existing analytical solutions [J]. *Current Opinion in Solid State and Materials Science*, 2022, 26 (6): 1–17.
- [33] ZHAO C, SHI B, CHEN S, et al. Laser melting modes in metal powder bed fusion additive manufacturing [J]. *Reviews of Modern Physics*, 2022, 94 (4): 1–23.
- [34] ATTARAN M. The rise of 3-D printing: The advantages of additive manufacturing over traditional manufacturing [J]. *Business Horizons*, 2017, 60 (5): 677–688.
- [35] WANG S, NING J, ZHU L, et al. Role of porosity defects in metal 3D printing: formation mechanisms, impacts on properties and mitigation strategies [J]. *Materials Today*, 2022, 59: 133–160.
- [36] YAN W, LIN S, KAFKA O L, et al. Data-driven multi-scale multi-physics models to derive process-structure-property relationships for additive manufacturing [J]. *Computational Mechanics*, 2018, 61 (5): 521–541.
- [37] ZHOU R, LIU H, WANG H. Modeling and simulation of metal selective laser melting process: a critical review [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2022, 121: 5693–5706.
- [38] GAN Z, KAFKA O L, PARAB N, et al. Universal scaling laws of keyhole stability and porosity in 3D printing of metals [J]. *Nature Communications*, 2021, 12 (1): 1–8.
- [39] KHAIRALLAH S A, MARTIN A A, LEE J R I, et al. Controlling interdependent meso-nanosecond dynamics and defect generation in metal 3D printing [J]. *Science*, 2020, 368 (6491): 660–665.
- [40] KHANZADEH M, CHOWDHURY S, MARUFUZZAMAN M, et al. Porosity prediction: supervised-learning of thermal history for direct laser deposition [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 47: 69–82.
- [41] AGRAWAL A, CHOUDHARY A. Perspective: Materials informatics and big data: Realization of the fourth paradigm of science in materials science [J]. *APL Materials*, 2016, 4 (5): 1–10.
- [42] PARSAZADEH M, SHARMA S, DAHOTRE N. Towards the next generation of machine learning models in additive manufacturing: a review of process dependent material evolution [J]. *Progress in Materials Science*, 2023, 135: 1–43.
- [43] COSTA A, BUFFA G, PALMERI D, et al. Hybrid prediction-optimization approaches for maximizing parts density in SLM of Ti6Al4V titanium alloy [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022, 33 (7): 1967–1989.
- [44] 武博. 2022. 航空钛合金铸件内部缺陷自动识别关键技术研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022: 1–155.
- [45] WU B, JI X, ZHOU J, et al. In situ monitoring methods for selective laser melting additive manufacturing process based on images — a review [J]. *China Foundry*, 2021, 18 (4): 265–285.
- [46] HILL J, MULHOLLAND G, PERSSON K, et al. Materials science with large-scale data and informatics: Unlocking new opportunities [J]. *MRS Bulletin*, 2016, 41 (5): 399–409.
- [47] LU C, SHI J. Relative density prediction of additively manufactured Inconel 718: a study on genetic algorithm optimized neural network models [J]. *Rapid Prototyping Journal*, 2022, 28 (8): 1425–1436.
- [48] WHITLEY D. A genetic algorithm tutorial [J]. *Statistics and Computing*, 1994, 4 (2): 65–85.
- [49] CLOOTS M, UGGOWITZER P J, WEGENER K. Investigations on the microstructure and crack formation of IN738LC samples processed by selective laser melting using Gaussian and doughnut profiles [J]. *Materials and Design*, 2016, 89: 770–784.
- [50] HASSOUN M H. Fundamentals of artificial neural networks [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1996, 42 (4): 1322–1324.
- [51] SCHROLKOPF B, LUO Z, VOVK V. Empirical inference [M]. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2013: 1–287.
- [52] HART G L W, MUELLER T, TOHER C, et al. Machine learning for alloys [J]. *Nature Reviews Materials*, 2021, 6 (8): 730–755.
- [53] WANG Z, LIU P, XIAO Y, et al. A data-driven approach for process optimization of metallic additive manufacturing under uncertainty [J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 2019, 141 (8): 1–14.
- [54] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6 (2): 182–197.
- [55] ENGELHARDT A, KAHL M, RICHTER J, et al. Investigation of processing windows in additive manufacturing of AlSi10Mg for faster production utilizing data-driven modeling [J]. *Additive Manufacturing*, 2022, 55 (4): 1–14.
- [56] LIU Q, WU H, PAUL M J, et al. Machine-learning assisted laser powder bed fusion process optimization for AlSi10Mg: new microstructure description indices and fracture mechanisms [J]. *Acta Materialia*, 2020, 201: 316–328.

- [57] LU C, JIA X, LEE J, et al. Knowledge transfer using Bayesian learning for predicting the process-property relationship of Inconel alloys obtained by laser powder bed fusion [J]. *Virtual and Physical Prototyping*, 2022, 17 (4): 787–805.
- [58] TU X, CHEN J, JI X, et al. Process parameters optimization of selective laser melting SUS316L components based on response surface methodology [C]//the 74th world foundry congress, BEXCO, BUSAN, Republic of Korea, 2022: 1–2.
- [59] KUSANO M, MIYAZAKI S, WATANABE M, et al. Tensile properties prediction by multiple linear regression analysis for selective laser melted and post heat-treated Ti-6Al-4V with microstructural quantification [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2020, 787: 1–10.
- [60] 计效园, 周圣智, 涂先猛, 等. 一种SLM成形性能预测与工艺参数优化方法及系统: CN202310027291.2. [P]. 2023–01–20.
- [61] ZHANG Z J, WU Y J, WANG Z M, et al. Recommendation of SLM process parameters based on analytic hierarchy process and weighted particle swarm optimization for high-temperature alloys [J]. *Materials*, 2023, 16: 1–18.
- [62] ZHOU W, CHEN F, JI X, et al. A Pareto-based discrete particle swarm optimization for parallel casting workshop scheduling problem with fuzzy processing time [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 256: 1–13.
- [63] TIWARI J, COZZOLINO E, DEVADULA S, et al. Determination of process parameters for selective laser melting of inconel 718 alloy through evolutionary multi-objective optimization [J]. *Materials and Manufacturing Processes*, 2024, 39 (8): 1019–1028.
- [64] XIA Q, HAN J. A Multi-objectives genetic algorithm based predictive model and strategy optimization during SLM process [J]. *Materials*, 2022, 15 (13): 1–20.
- [65] ABOUTALEB A M, MAHTABI M J, TSCHOPP M A, et al. Multi-objective accelerated process optimization of mechanical properties in laser-based additive manufacturing: Case study on Selective Laser Melting (SLM) Ti-6Al-4V [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2019, 38: 432–444.
- [66] MIAO H, YUSOF F, KARIM M S A, et al. Process parameter optimisation for selective laser melting of AlSi10Mg-316L multi-materials using machine learning method [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2023, 129: 3093–3108.
- [67] MENG L, ZHAO J, LAN X, et al. Multi-objective optimisation of bio-inspired lightweight sandwich structures based on selective laser melting [J]. *Virtual and Physical Prototyping*, 2020, 15 (1): 106–119.
- [68] SHI K, GU D, LIU H, et al. Process-structure multi-objective inverse optimisation for additive manufacturing of lattice structures using a physics-enhanced data-driven method [J]. *Virtual and Physical Prototyping*, 2023, 18 (1): 1–20.
- [69] XIE C, WANG D, ZONG L, et al. Crashworthiness analysis and multi-objective optimization of spatial lattice structure under dynamic compression [J]. *International Journal of Impact Engineering*, 2023, 180: 1–15.
- [70] LIU J, SARKER R, ELSAYED S, et al. Large-scale evolutionary optimization: A review and comparative study [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 85: 1–24.
- [71] KOURAYTEM N, LI X, TAN W, et al. Modeling process-structure-property relationships in metal additive manufacturing: A review on physics-driven versus data-driven approaches [J]. *JPhys Materials*, 2021, 4 (3): 1–24.
- [72] SIMEONE A, ZENG Y, CAGGIANO A. Intelligent decision-making support system for manufacturing solution recommendation in a cloud framework [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 112: 1035–1050.
- [73] 王泽敏, 黄文普, 曾晓雁. 激光选区熔化成形装备的发展现状与趋势 [J]. *精密成形工程*, 2019, 11 (4): 21–18.
- [74] 宋长辉, 翁昌威, 杨永强, 等. 激光选区熔化设备发展现状与趋势 [J]. *机电工程技术*, 2017, 46 (10): 1–5.
- [75] 卢秉恒. 增材制造技术—现状与未来 [J]. *中国机械工程*, 2020, 31 (1): 19–23.
- [76] 乔树雷. 金属选区激光熔化增材制造工艺数据库及工艺试验研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2017: 1–67.
- [77] 伍缘杰. 激光选区熔化工艺数据库与工艺推荐研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2022: 1–91.
- [78] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11 (6): 712–731.
- [79] LIU S, STEBNER A P, KAPPES B B, et al. Machine learning for knowledge transfer across multiple metals additive manufacturing printers [J]. *Additive Manufacturing*, 2021, 39: 1–16.
- [80] 林开杰, 董伟松, 顾冬冬, 等. 选区激光熔化工艺参数对燃料电池316L不锈钢双极板性能的影响 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57 (9): 167–174.
- [81] 陈爽, 杨彦红, 郭志强, 等. 热等静压对一种激光增材制造镍基高温合金组织与性能的影响 [J]. *铸造*, 2024, 73 (7): 908–914.
- [82] YAN T Q, CHEN B Q, JI X, et al. Influence of hot isostatic pressing on microstructure, properties and deformability of selective laser melting TC4 alloy [J]. *China Foundry*, 2021, 18 (4): 389–396.
- [83] TAO P, LI H X, HUANG B Y, et al. Tensile behavior of Ti-6Al-4V alloy fabricated by selective laser melting: effects of microstructures and as-built surface quality [J]. *China Foundry*, 2018, 15 (4): 243–252.
- [84] 刘震, 尤畅, 刘世昌, 等. 增材制造钨基合金的研究进展 [J]. *铸造*, 2023, 72 (7): 781–793.
- [85] 丰洪微, 陈静. 我国激光增材制造研究可视化分析 [J]. *世界有色金属*, 2023, 18: 208–210.
- [86] HABIB M K, AYANKOSO S A, NAGATA F. Data-driven modeling: concept, techniques, challenges and a case study [J]. 2021 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, ICMA 2021, 2021: 1000–1007.
- [87] 周圣智, 涂先猛, 计效园, 等. 可见光监测与CT检测融合驱动的高温合金SLM成形孔隙演变研究 [J]. *铸造技术*, 2023, 44 (7):

640–648.

- [88] LE T, LIN P C, CHEN J, et al. Data-driven models for predictions of geometric characteristics of bead fabricated by selective laser melting [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2023, 34 (3) : 1241–1257.
- [89] LIU Q, CHEN W, YAKUBOV V, et al. Interpretable machine learning approach for exploring process-structure-property relationships in metal additive manufacturing [J]. *Additive Manufacturing*, 2024, 85: 1–14.
- [90] CAO Z, LIU Q, LIU Q, et al. A machine learning method to quantitatively predict alpha phase morphology in additively manufactured Ti-6Al-4V [J]. *Computational Materials*, 2023, 195: 1–15.
- [91] REN Z, GAO L, CLARK S J, et al. Machine learning-aided real-time detection of keyhole pore generation in laser powder bed fusion [J]. *Science*, 2023, 379 (6627) : 89–94.
- [92] DEBROY T, MUKHERJEE T, WEI H L, et al. Metallurgy, mechanistic models and machine learning in metal printing [J]. *Nature Reviews Materials*, 2021, 6 (1) : 48–68.
- [93] SING S L, HUANG S, GOH G D, et al. Emerging metallic systems for additive manufacturing: In-situ alloying and multi-metal processing in laser powder bed fusion [J]. *Progress in Materials Science*, 2021, 119: 1–53.
- [94] GUO S, AGARWAL M, COOPER C, et al. Machine learning for metal additive manufacturing: Towards a physics-informed data-driven paradigm [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 62: 145–163.
- [95] QIN J, LIU Y, GROSVENOR R. Multi-source data analytics for AM energy consumption prediction [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2018, 38: 840–850.
- [96] 穆亚航, 梁静静, 李金国, 等. 基于机器学习的增材制造用高温合金设计: 研究现状与未来趋势 [J]. *智能安全*, 2024, 3 (2) : 96–112.
- [97] 宋睿, 刘雪梅, 王海滨, 等. 机器学习辅助的硬质合金硬度预测 [J/OL]. *物理学报*, <https://link.cnki.net/urlid/11.1958.04.20240507.0937.002>.
- [98] 王宇轩, 李海, 斌薛, 等. 增材制造用材料数据库发展现状与思考 [J]. 2024年新材料标准领航增刊: 新材料应用研究: 287–292.
- [99] SUN X, SONG W, LIANG J, et al. Research and development in materials and processes of superalloy fabricated by laser additive manufacturing [J]. *Jinshu Xuebao/Acta Metallurgica Sinica*, 2021, 57 (11) : 1471–1483.
- [100] LI Y, XU F. Structural condition monitoring and identification of laser cladding metallic panels based on an acoustic emission signal feature optimization algorithm [J]. *Structural Health Monitoring*, 2021, 20 (3) : 1052–1073.
- [101] SHIN S, BAEK K, CHOI Y, et al. Utilization of machine learning techniques in hot-film based airflow rate sensors for improving flow measurement [J]. *Advanced Intelligent Systems*, 2024, 2300711: 1–10.
- [102] ZHAO C, FEZZAA K, CUNNINGHAM R W, et al. Real-time monitoring of laser powder bed fusion process using high-speed X-ray imaging and diffraction [J]. *Scientific Reports*, 2017, 7 (1) : 1–11.
- [103] PETRICH J, SNOW Z, CORBIN D, et al. Multi-modal sensor fusion with machine learning for data-driven process monitoring for additive manufacturing [J]. *Additive Manufacturing*, 2021, 48: 1–13.
- [104] GRASSO M, DEMIR A G, PREVITALI B, et al. In situ monitoring of selective laser melting of zinc powder via infrared imaging of the process plume [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2018, 49: 229–239.
- [105] YE D, HSI F J Y, ZHANG Y, et al. In situ monitoring of selective laser melting using plume and spatter signatures by deep belief networks [J]. *ISA Transactions*, 2018, 81: 96–104.
- [106] SCHNELL N, SIEWERT M, KLESZCZYNSKI S, et al. Alternative approach on an in-situ analysis of the thermal progression during the LPBF-M process using welded thermocouples embedded into the substrate plate [C]// *Solid Freeform Fabrication 2019: Proceedings of the 30th Annual International Solid Freeform Fabrication Symposium - An Additive Manufacturing Conference*, 2019: 1264–1280.
- [107] GUTKNECHT K, CLOOTS M, SOMMERHUBER R, et al. Mutual comparison of acoustic, pyrometric and thermographic laser powder bed fusion monitoring [J]. *Materials and Design*, 2021, 210: 1–18.
- [108] FISCHER F G, BIRK N, ROONEY L, et al. Optical process monitoring in laser powder bed fusion using a recoater-based line camera [J]. *Additive Manufacturing*, 2021, 47: 1–14.
- [109] REIJONEN J, REVUELTA A, NAGARAJAN H P N. Towards data driven quality monitoring: alignment and correlation of photodiode-based co-axial melt pool monitoring signals to part quality in laser powder bed fusion [J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2023, 1296 (1) : 1–10.
- [110] 史玉升, 李中伟, 张禹泽, 等. 激光粉末床熔融光学原位监测技术综述 [J]. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2022, 50 (12) : 1–9.
- [111] 赵志斌, 王晨希, 张兴武, 等. 激光粉末床熔融增材制造过程智能监控研究进展与挑战 [J]. *机械工程学报*, 2023, 59 (19) : 253–276.
- [112] LIU J, YE J, SILVA IZQUIERDO D, et al. A review of machine learning techniques for process and performance optimization in laser beam powder bed fusion additive manufacturing [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2023, 34 (8) : 3249–3275.
- [113] 武博, 计效园, 孙晓龙, 等. 基于X射线图像的铸件缺陷智能检测与识别方法研究进展 [J]. *铸造*, 2022, 71 (6) : 709–718.
- [114] GOH G D, SING S L, YEONG W Y. A review on machine learning in 3D printing: applications, potential, and challenges [J]. *Artificial*

Intelligence Review, 2021, 54 (1): 63–94.

[115] 《“十四五”大数据产业发展规划》解读 [EB/OL].工业和信息化部网站, 2021. https://www.gov.cn/zhengce/2021-12/01/content_5655197.htm.

[116] LIU R, YANG H. 2023. Multimodal probabilistic modeling of melt pool geometry variations in additive manufacturing [J]. Additive Manufacturing, 2023, 61: 1–13.

[117] 张文宇, 任群, 王辉, 等. 材料高通量试验及表征技术研究进展 [J]. 中国科技论文, 2023, 18 (12): 1283–1298.

Research Progress on Data-Driven Selective Laser Melting Forming Performance Optimization and Intelligent Process Recommendation System

TU Xian-meng¹, PENG Dong-jian², CHEN Wei¹, JI Xiao-yuan¹, CHEN Jia-long¹, WANG Ze-ming^{1,3}, YANG Huan-qing², ZHOU Jian-xin¹

(1. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, Hubei, China; 2. Xi'an Space Engine Co., Ltd., Xi'an 710100, Shaanxi, China; 3. Nuclear Power Institute of China, Chengdu 610005, Sichuan, China)

Abstract:

Selective laser melting (SLM) is a revolutionary metal additive manufacturing technology, and traditional methods make it extremely hard to achieve coordinated optimization of multiple performance items and intelligent process recommendations for SLM parts. This paper reports the progress of emerging data-driven methods in optimizing SLM forming performance and exploring forming mechanisms. Firstly, it is clarified that the data-driven approach has become a trend choice for promoting the SLM forming of high-performance parts; Secondly, the optimizations of single-performance and multi-performance objectives for SLM parts are reported, and the existing challenges are summarized and optimization directions are pointed out. A universal data-driven SLM intelligent process parameter recommendation system research framework, construction procedure, and multi-dimensional evaluation criteria are proposed; Once again, the data-driven SLM forming mechanism is summarized and the development direction is elucidated. Finally, the current challenges and development trends of data-driven SLM are discussed. By summarizing the optimization of forming performance and forming mechanism, the aim is to promote the intelligent development of additive manufacturing process optimization, and the high-quality and high-performance combinations development of SLM formed components.

Key words:

data-driven; additive manufacturing; selective laser melting; performance prediction; process parameter recommendation; forming mechanism
