

AI及软件赋能增材制造 3D打印市场研究

(第一版)

Version ID:20251106

合作方



航空航天增材制造大会
Aerospace Additive Manufacturing Conference



MAQIAO AI ZONE
上海马桥AI创新试验区



白皮书
whitepaper



前言

机器视觉和机器学习算法就像3D打印设备的眼睛与大脑一样，赋予3D打印设备监测和控制打印质量的智能化属性，降低发生打印错误的风险。材料开发方面，随着数字经济时代的到来，大数据、人工智能等技术的应用，将大大缩短材料研发时间，提升材料开发的效率。在质量控制方面，更离不开人工智能的赋能，增材制造工艺生产的零部件经常受到工艺引起的缺陷的困扰，例如孔隙、裂纹和残余应力引起的变形，从而影响部件质量和一致性。零件内的工艺缺陷会降低机械性能和疲劳性能，导致其在低于设计的操作限制时失效。

人工智能在增材制造的每个特定领域发挥着越来越重要的作用，包括：缺陷检测和纠正、在构建过程中和构建之后减少残余应力和故障、原位计量和设计精度、微结构设计、合金设计和优化！

通过拥抱人工智能及软件获得竞争力的提升是每一家企业的必修课。

感谢合作伙伴对本白皮书的支持，更多信息请访问：www.3dsciencevalley.com

3D科学谷市场研究.2026年

共识与痛点

数据孤岛：增材制造（AM）不是一道工序，而是一个多阶段、多角色、多设备、多软件的链条。数据孤岛就藏在这条链条的“接缝”里。孤岛不是“没数据”，而是数据被锁在垂直的、封闭的、异构的“竖井”里。碎片化、多源、封闭、法规受限，90%以上检测/工艺数据沉睡。

场景复杂、约束多：航空内流道、点阵、多材料电路-结构一体等，单目标优化失效，需多目标、多物理场、多学科协同。

标准缺失：缺AI在增材制造领域的的数据标准、接口协议、质量评价基准

行动与号召

标准：联合中国信通院、国标委，出台《增材制造数据脱敏与流通指南》，解决数据共享和相关问题

共享：建立国家增材 AI 数据交换中心，形成高质量共享数据

路线指引：发布“智能增材制造”国家路线图，未来核心装备全部标配 AI 在线监测与闭环控制

其他思考

DPP：如何看待增材制造产品的数字身份证DPP（digital passport）的可行性？未来的供应链是否将由新的DPP所重新定义？

数字资产化：增材制造的数据如何资产化？障碍有哪些？需要解决的主要问题和资源要素？

打破合作壁垒：面向标准跑马圈地的未来，增材制造朝向更为实际的工业应用发展方向上，需要中国对内和对外更为跨领域、跨组织的开放合作能力，这方面的能力如何强化？

以上内容来源：上海市增材制造协会举办的第五届航空航天增材制造大会期间讨论总结

I AI的作用

The background is a deep blue gradient. On the left side, there is a pattern of white dots of varying sizes, some of which are arranged in a grid. On the right side, there are white, wavy, dotted lines that resemble a signal or data stream. A solid blue diagonal shape cuts across the bottom right corner.

自主增材制造的新时代

知识层

感应器数据

(声学、光学、热学、激光扫描、X射线成像)

物理模型与仿真

(流体力学、热力学、固体力学、传热学、纳米化学、FEM有限元方法、CFD计算流体力学)

先前知识

(技术及专利研究成果)

感知

多级记忆匹配

假设管理

数字孪生预测层

感应器

基于物理学的机器学习

多模型数据融合

AI代理

类人类推理、学习与规划

LLMs 大型多模态模型 (large multimodal models)
KGs知识图谱 (Knowledge Graphs)

运行层

1. 规划 2.设计/测试
3.过程监控 4.HMI人机界面

CAPP ERP CAD
CAM CAE IoT
PLM

AMAS

行动

自省

萃取

优化

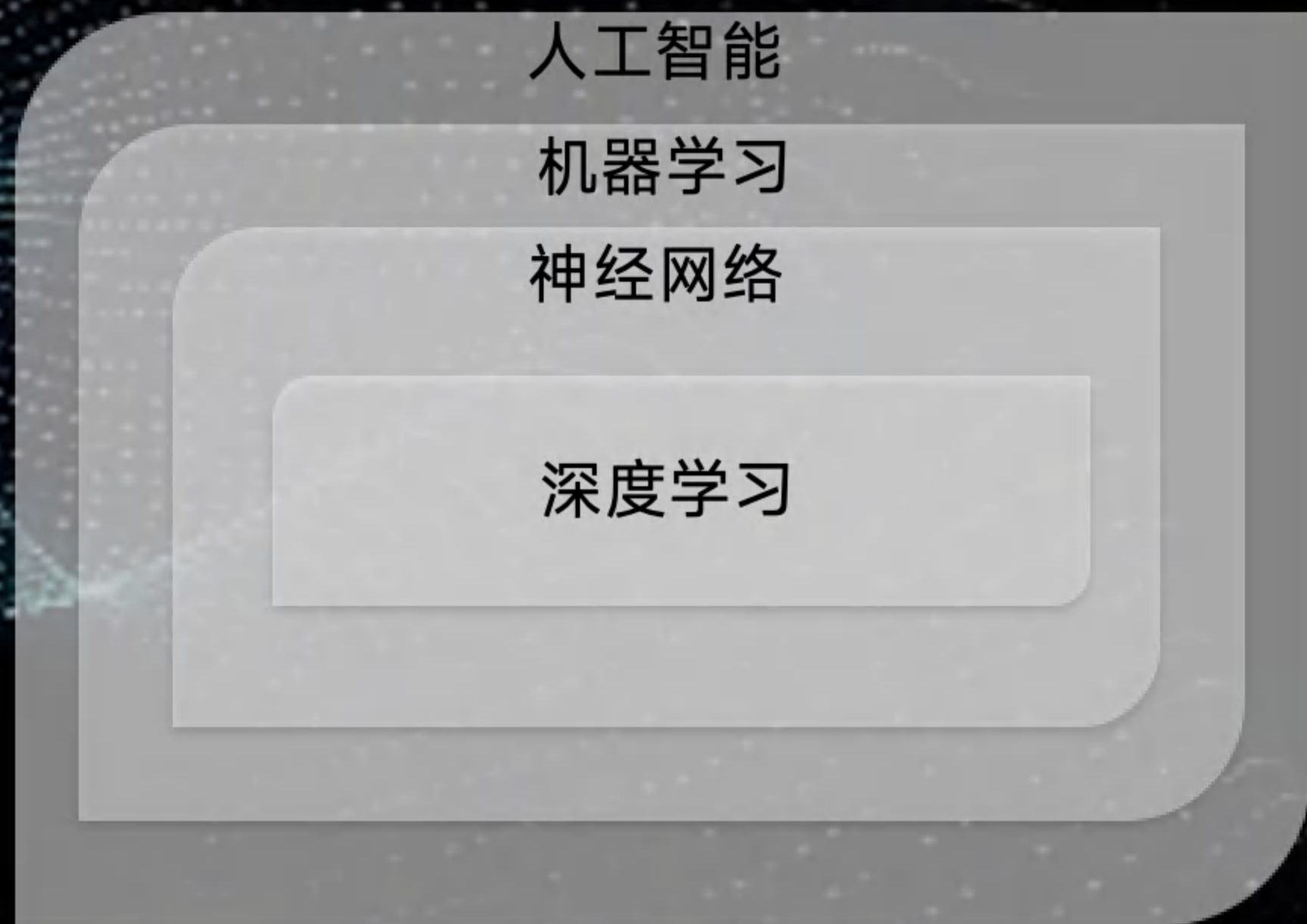
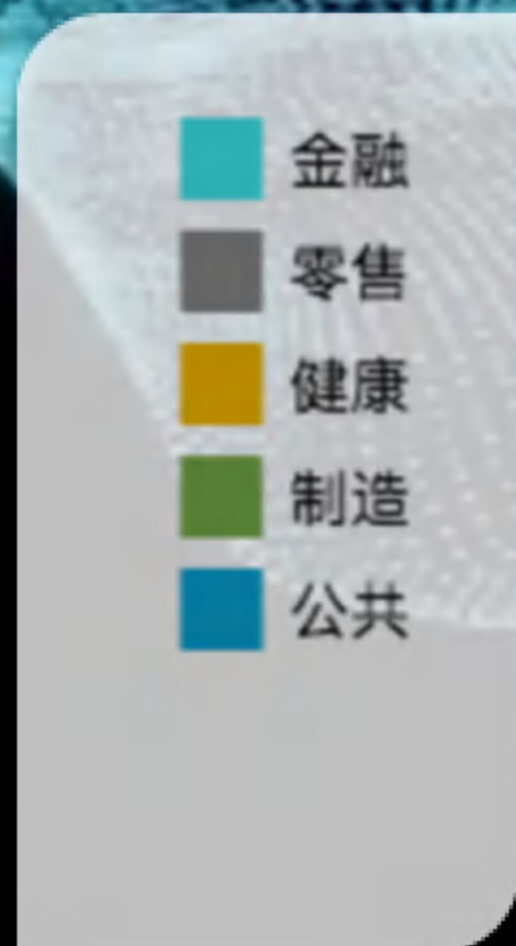
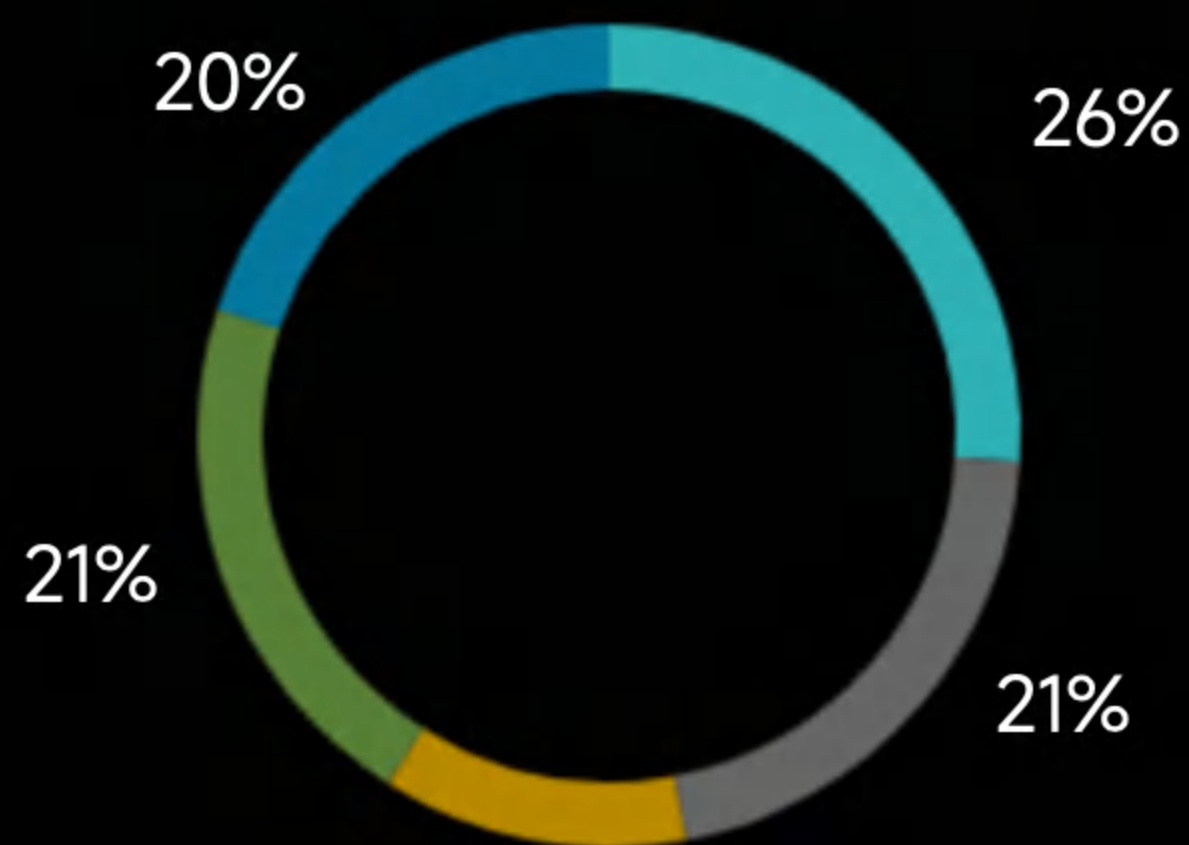
反应

提升增材制造过程控制的核心方法,关键在于如何将增材制造硬件与传感器数据有机结合,并针对复杂的增材制造过程实现高效协作。数字孪生和仿真技术为AI代理提供了丰富的训练环境,通过物理驱动的机器学习,代理能够表征工艺-结构-性能等复杂关系,并具备泛化和迁移能力,从而适应实际增材制造中的多样化任务,这种数字孪生与人工智能相结合的技术路径,使代理能够更好地应对实际增材制造过程中的复杂挑战。

人工智能赋能制造



人工智能在各领域的应用市场份额



人工智能在3D打印全流程中的应用

前处理

在包括数字设计、CAD和其他相关领域的设计空间中，ML可以潜在地改革两个主要方面：用户与机器的交互；设计软件改进和与流程特征的集成

过程中

缺陷检测和纠正参数

减少残余应力和故障

原位计量和控制精度

微结构设计

合金设计和优化

后处理

训练自适应神经模糊推理系统来确定材料的疲劳强度；基于理论模型和增材制造过程中产生的缺陷类型使用机器学习来预测增材制造零件的疲劳强度

增材制造造成质量缺陷的来源及缺陷类型



增材制造过程中控制人工智能应用

过程中控制-PBF金属粉末床熔融金属3D打印

缺陷检测和纠正参数

SVM-支持向量机、线性回归、逻辑回归和一些类型的神经网络等算法可以进行快速预测

减少残余应力和故障

仿真模拟辅助 ML-机器学习用于减少对实验数据的需求并利用仿真模拟来训练 ML 算法

原位计量和控制精度

图像处理和 ML-机器学习的进一步增强使研究人员能够优化光学图像的使用来确定几何缺陷和与标称几何的失控偏差

微结构设计

用于晶粒结构细化和设计的 ML-机器学习所需的数据通过样品的后处理微观结构表征来获得，可以为用于微结构设计的 ML 算法的监督学习提供数据

合金设计和优化

ML 已广泛用于设计具有特定理想性能合金，从改善机械性能到调整生物医学应用的性能，以及基于新的材料成分创造新的合金

熔池监测：智能制造质量守门员

核心地位

熔池监测是焊接与增材制造质量控制的核心环节，通过实时采集熔池状态数据，实现缺陷的早期识别与工艺参数的动态优化。

系统架构

- 1 传感器层**
热成像/光学相机/声学传感器
- 2 数据处理层**
信号处理/特征提取/数字孪生+AI分析
- 3 决策反馈层**
缺陷预警/参数调整/质量追溯

主要缺陷类型

- 气孔 (Porosity)**
气体被困形成空穴，降低焊缝强度30-50%
- 裂纹 (Cracks)**
热应力导致，可能引发灾难性结构失效
- 未融合 (Lack of Fusion)**
母材未完全熔化，产生弱接头
- 咬边 (Undercut)**
焊缝边缘凹陷，形成应力集中点

实时监测价值

提前预警缺陷形成趋势



原位监测数据来源及与机器学习的集成

数据来源	预处理关键步骤	机器学习集成与缺陷检测目标
光学图像	ROI提取、滤波、二值化、轮廓检测、图像分割	<p>输入：熔池/飞溅图像特征。</p> <p>任务：分类、回归、目标检测。</p> <p>目标：直接识别孔隙、未熔合；或通过熔池不稳定、飞溅异常间接预测缺陷。</p>
声发射	信号滤波、特征提取（如小波变换）	<p>输入：声发射信号特征频谱。</p> <p>任务：分类、异常检测。</p> <p>目标：实时识别裂纹萌生等突发性微观缺陷。</p>
热成像	温度标定、噪声过滤	<p>输入：温度曲线、热场分布。</p> <p>任务：回归、聚类。</p> <p>目标：关联异常热循环与孔隙、变形等缺陷的形成。</p>

激光金属增材制造常见工艺引起的缺陷、原因、质量影响

常见缺陷	常见原因	潜在影响
匙孔	输入能量密度过大	机械性能下降、降低疲劳性能
缺乏熔合 (LOF) 毛孔	输入能量密度不足	机械性能下降、降低疲劳性能
气孔	原料中截留的气体 气体夹带到熔池中	降低疲劳性能
形变、开裂和分层	残余应力 层间结合不充分	零件故障
合金成分差异	粉末沉积不当 不同的化学成分流动性 优先蒸发 气体结合/吸附	不均匀的机械性能
滚球	低/高能量输入密度 表面氧化	零件一致性故障 气体缺陷的形成
涟漪	不稳定的层层沉积	零件故障/失败
飞溅	过热的熔池 反冲压力和熔体羽流	其他缺陷的形成

金属增材制造缺陷的一般来源

硬件设备：

金属增材制造的硬件性能和操作错误可能导致打印过程的变化，从而产生缺陷。

原料：

金属粉末的成分、形状和质量的偏差可能转化为打印缺陷。

工艺输入：

包括激光功率、波长、层高、填充距离和扫描速度等，这些条件影响熔池的形成。

构建环境：

包括温度、气体成分和流量等，这些因素影响熔池周围的条件。

空间分布：

固体零件材料和未熔化粉末的空间分布影响熔池周围的温度梯度。

相变：

粉末熔化和材料凝固过程中的转变影响微观结构和零件的最终几何形状。

零件几何设计：

影响缺陷形成，因为零件的刚度和强度决定了变形的程度。

飞溅颗粒：

可能导致孔隙率。

金属增材制造质量缺陷

合金偏析：

在3D打印过程中，熔池内可能会出现溶质偏析，导致微观结构缺陷。特别是，具有较高蒸气压的合金元素（如Ti-Al系统中的铝）可能会在熔池内蒸发并损失，从而改变合金的总体成分和性能。这种现象在高激光功率和高工艺温度下更为显著。

微观结构：

金属增材制造零件的宏观特性取决于其微观结构，包括合金成分、晶粒形态、材料相、晶体结构等。由于微观结构的复杂性和不均匀性，缺陷可能采取多种形式。晶粒形态对金属合金的机械强度有显著影响，而增材制造金属通常呈现出小的柱状晶粒结构，这可能导致各向异性材料特性。

孔隙及开裂：

金属增材制造零件中的孔隙率对最终性能有不利影响，尽管孔隙从技术上讲属于微观结构范畴，但由于其重要性，通常作为独立的缺陷类别考虑。孔隙的形成可能与激光功率、扫描速度、粉末层的熔化和凝固过程有关。缺乏熔合是最常见的孔隙形式，即金属粉末颗粒未完全熔化。

使用ML对AM过程的实时和近实时诊断预测

优化

ML1

优化工艺参数

基于机器学习的优化算法提供工艺参数的最佳可能值，这些参数定义了最有可能避免缺陷的最佳加工路线，目前已经证明了使用强化学习（RL）算法的原位过程优化策略。

测量

ML2

缺陷和异常检测

根据要求持续评估性能：基于机器学习的缺陷、异常和错误检测算法可用于诊断能力，以检测生产过程中的缺陷、异常和错误（即过程偏差）。通过与性能要求的比较，从感官数据构建过程，这些算法需要在线运行，基于对现场传感器信号的快速分析来提供即时警告。

控制
过程

ML3

预测与控制

通过预测和制定控制决策来持续调节加工结果：基于机器学习的预测算法允许在构建期间预测过程控制，以确保增材制造过程保持在规范范围内以满足性能要求，例如，避免、减轻或修复缺陷，或最大限度地减少过程偏差，这些算法也必须在线工作。

控制
输出实时感应器
近实时感应器

增材制造过程中控制人工智能应用

缺陷/异常加工控制

避免缺陷

及早触发纠正措施
基于预警信号，例如来自进程签名的行为。

纯粹主动

使用诊断来获得早期预警和预测，以避免可能导致缺陷。

最优选的结果

正在构建的部件的特性与认证版本几乎相同。

纠正错误

缺陷形成过程中触发的纠正措施
基于传感器信号检测缺陷或判断异常形成趋势。

部分被动、部分主动

使用诊断来检测并预测，以实时纠正未来的加工策略。

中间结果

使得正在构建的部件特性更接近满足认证版本的规格。

修复

缺陷形成后触发纠正措施
基于检测缺陷或异常的传感器信号。

部分被动、部分主动

使用诊断来检测，并使用预测来近乎实时地进行纠正。

最不利的结果

正在制造的零件的特性与认证版本的要求存在偏差。

增材制造过程中控制人工智能应用

增材制造过程监测

热
光
声音



机器学习

输入

图片、光谱、等

算法

CNN、SVM、ANN等

训练及证实

输出

检测、分类等

预测缺陷及过程控制

孔隙率: 1.2%

裂缝: 87.7%

分层: 10.9%

其他: 0.2%



过程

行动

监控

算法解读

基于激光的金属AM中使用的原位监测技术的径向图

内圈表示要监控的信号类型，外圈表示监控进程所实现的技术

信号类型

- 光强度
- 热辐射
- 可见光发射
- 声波
- 原子发射光谱
- 其他...

实施技术

光电二极管监测

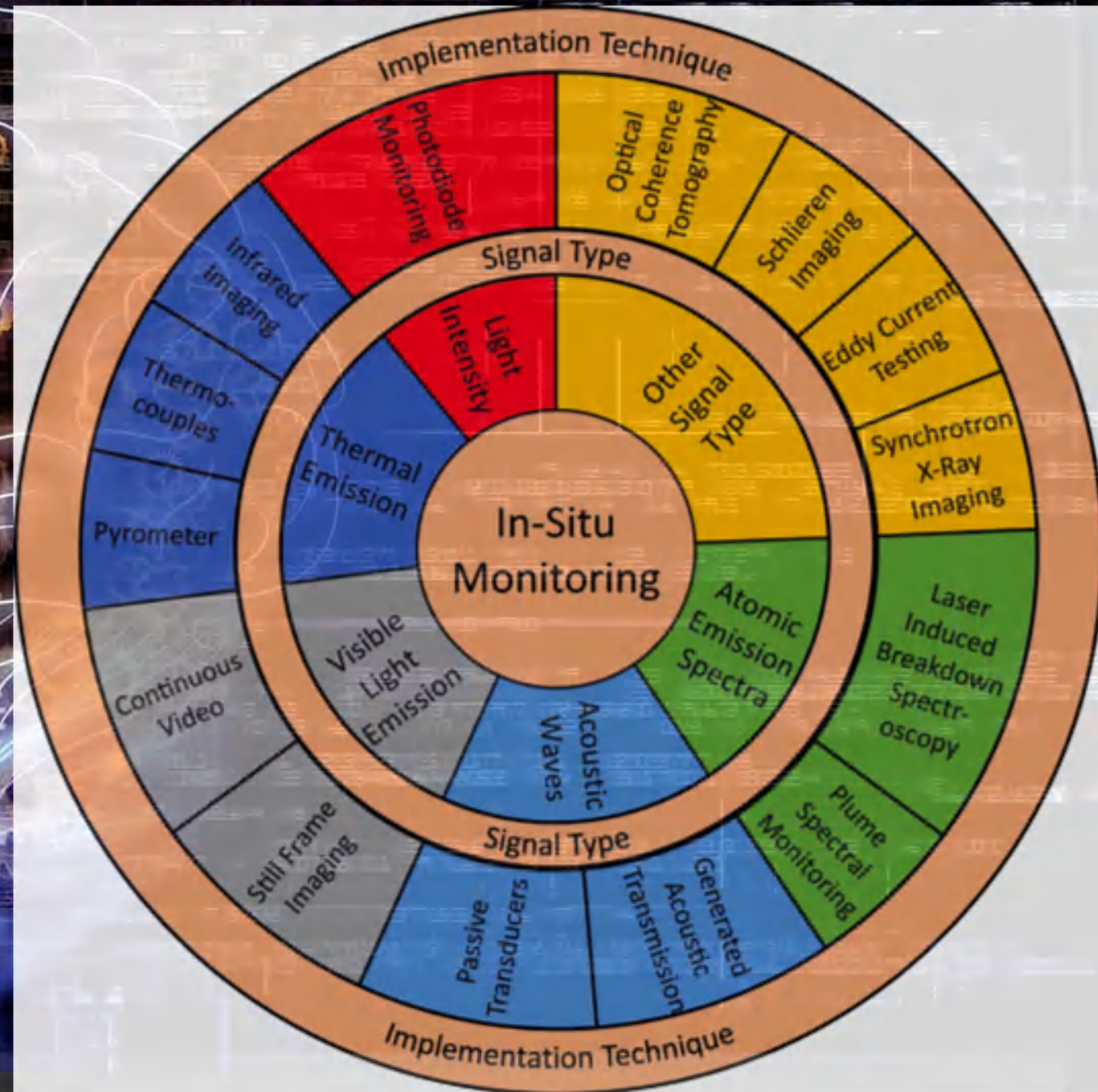
红外成像
热电偶
高温计

连续录像
静帧成像

无源换能器
产生的声传输

羽流光谱监测
激光诱导击穿光谱

同步加速器 X 射线成像
涡流探伤
纹影成像
光学相干断层扫描



用于PBF和DED增材制造流程优化任务的ML模型类型



参考资料: Machine learning-assisted in-situ adaptive strategies for the control of defects and anomalies in metal additive manufacturing

深度学习与增材制造融合的底层逻辑

深度学习

01

为揭示材料-工艺-结构-性能之间的复杂关联提供了新途径。

02

具备处理多源异构大数据的能力。

03

其算法擅长从多元数据中自动提取特征并建立输入-输出映射关系。

04

既能从现有数据中学习规律，又能生成新数据。

05

物联网和数字孪生等新兴工具使利益相关者能够实时掌握制造过程动态。

深度学习 (DL) 增材制造应用与挑战

应用

基于DL的生成设计

基于DL的拓扑优化

过程监控

新合金、聚合物或复合材料的高通量筛选

参考资料:

A review of deep learning in metal additive manufacturing: impact on process, structure, and properties

当前挑战

增材制造过程理解不足

阻碍高质量数据集的收集，增加与实验数据和模拟数据收集相关的成本。

获取高质量数据集的挑战

解决挑战需要整合高质量的过程监控和样品表征技术，结合科学家的知识和成本效益模型，同时确保及时和准确的增材制造过程模拟。

提高计算效率的挑战

阻碍高质量数据集的收集，增加与实验数据和模拟数据收集相关的成本。

模型的可解释性和不确定性量化

不确定性将显著影响深度学习模型的预测精度和可靠性。

DED-激光金属沉积增材制造工艺过程中质量监控的预测模型

目标：
实现逐体素级别的熔池高度实时预测，为LMD工艺闭环控制奠定基础。

模型类型	代表模型	适用场景
传统机器学习	SVM 支持向量机	基础对比
集成学习	XGBoost 极限梯度提升	稳健回归
基础深度学习	ANN 神经网络	非线性建模
时序深度学习	LSTM 长短期记忆网络	时间序列预测
轻量时序模型	GRU 门控循环单元	快速时序建模

模型性能对比 (基准测试)

模型	RMSE	MAE	R ²	关键结论
LSTM	29.931	23.065	0.394	最优，擅长时间序列依赖
GRU	31.436	24.125	0.332	LSTM的高效轻量替代
XGBoost	31.046	23.724	0.348	抗噪声能力强
ANN	37.788	29.347	0.035	忽略时序关联，性能有限
SVM	43.331	33.806	-0.270	不适应复杂时空数据

关键发现：
时序模型优势显著：LSTM在捕捉热积累时变效应上表现最佳。

注：均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和决定系数 (R²)。

人工智能用于微结构控制 — 晶体织构-增材制造影响因素

晶体织构是指多晶体材料中晶粒的取向在空间的分布状态。在具有晶体织构的材料中，晶粒的取向并非完全随机，而是呈现出一定的规律性和偏好性。

热源特性：激光或电子束等热源的功率、扫描速度、光斑尺寸等参数会影响熔池的形状和尺寸，进而影响晶体的生长方向。例如，较高的扫描速度可能导致熔池快速冷却，使晶体生长方向更倾向于与热流方向垂直。

扫描策略：激光或电子束的扫描路径和方向对晶体织构的形成起着关键作用。不同的扫描策略可以使晶体在不同的方向上优先生长。

材料特性：材料的晶体结构、相变行为等特性也会影响晶体织构的形成。例如，具有立方晶体结构的合金在某些特定方向上具有较低的能量状态，晶体更容易在这些方向上生长。

人工智能用于微结构控制 — 纳米级强化面缺陷

超高强度与优异塑性的结合

纳米孪晶：

由两个晶粒共享一个孪晶界面形成的微观结构，它们具有非常小的晶粒尺寸，从而提供了极高的强度和稳定性。

纳米级强化面缺陷：

如孪晶边界、层错和9R相，可以显著提高金属材料的力学性能。这些缺陷通过阻碍位错运动来增强材料的强度和稳定性。

三模态晶粒分布：

3D打印态铝合金可以展现独特的三模态晶粒分布，包括超细等轴晶、细等轴晶和细小柱状晶。

人工智能用于微结构控制 — 增材制造技术中精确控制位错密度

调整加工参数：

可以通过设计PBF加工策略来“编程”打印合金的热稳定性，通过优化粉末床熔融（PBF）参数，如激光功率、扫描速度、间距和层厚，可以控制位错密度。

操纵冷却速度和热梯度：

冷却速度和热梯度决定了应力和应变的局部化，从而影响位错结构的发展。通过控制这些参数，可以控制位错密度。

实现位错和析出相的共存：

通过3D打印技术，可以在高熵合金(HEA)中实现高密度位错结构和高体积分数韧性纳米沉淀物的结合，形成独特的位错-沉淀相骨架(DPS)结构，表现出优异的强度和拉伸延展性。

人工智能用于微结构控制 — 非均质合金设计

非均质合金设计是一个多学科交叉的领域，涉及到材料科学、冶金学、机械工程、计算模拟和制造技术。增材制造（AM）技术，如选区激光熔化（SLM）和电子束熔化（EBM），为非均质合金设计提供了制造平台，允许在制造过程中精确控制材料的局部成分和微观结构。

性能优化：

非均质合金设计允许在材料的不同区域实现不同的性能，例如，提高某些区域的强度而不影响其他区域的延展性。

梯度功能材料：

这种设计可以创建具有梯度功能的合金，其中材料的属性（如硬度、弹性模量、热膨胀系数等）在空间上连续变化。

应力分布：

通过非均质设计，可以在材料内部实现更均匀的应力分布，减少应力集中，从而提高材料的疲劳寿命和可靠性。

环境适应性：

非均质合金可以设计成对特定环境条件（如高温、腐蚀介质等）具有更好的适应性。

多功能性：

非均质合金可以集成多种功能，如同时具有导电性和磁性的不同区域，或者在一种材料中集成结构和传感功能。

I AI的作用

传感器—增材制造设备的“感官神经”

增材制造金属设备的“感官神经” 智能传感系统构建高质量制造的数字化基石

增材制造的感官神经：

缩写	全称	中文	典型波长
NIR	Near-Infrared	近红外	0.7-1.4 μm
SWIR	Short-Wave Infrared	短波红外	1.4-3 μm
MWIR	Mid-Wave Infrared	中波红外	3-8 μm
LWIR	Long-Wave Infrared	长波红外	8-14 μm

HRI High Resolution optical camera
高分辨率光学相机



<https://www.photonfocus.com>

NIR camera
近红外相机



<https://www.edmundoptics.com>

LWIR camera
长波红外相机



<https://www.flir.com>

CIS相机



声学传感器



<https://www.physicalacoustics.com>

增材制造的大脑层：数字孪生+人工智能

三类传感器检测能力矩阵

缺陷类型	热成像	光学相机	声学传感器
气孔 Porosity	温度异常	表面可见	适用
裂纹 Cracks	热应力	表面裂纹	适用
未熔合 LoF	局部过冷	熔池形态	超声波
咬边 Undercut	温度梯度	几何测量	不适用
飞溅 Spatter	温度追踪	直接成像	声压波动
球化 Balling	不适用	形貌识别	熔池振荡
最佳应用场景	温度相关缺陷监测、工艺优化、冷却速率控制	表面缺陷检测、几何质量评估、实时视觉监控	内部缺陷早期预警、裂纹检测、成本敏感应用

多传感器融合是提升熔池监测可靠性的关键路径。建议企业根据具体工艺需求与成本预算，选择适合的传感器组合方案。对于高精度要求的应用场景，推荐采用视觉+热成像+声学的三模态融合架构，实现缺陷检测能力的全面提升。

I 案例

数字孪生AI软件

数字孪生—用于一站式仿真

SynaCore AM-DT For **Simulation 仿真**

虚拟世界

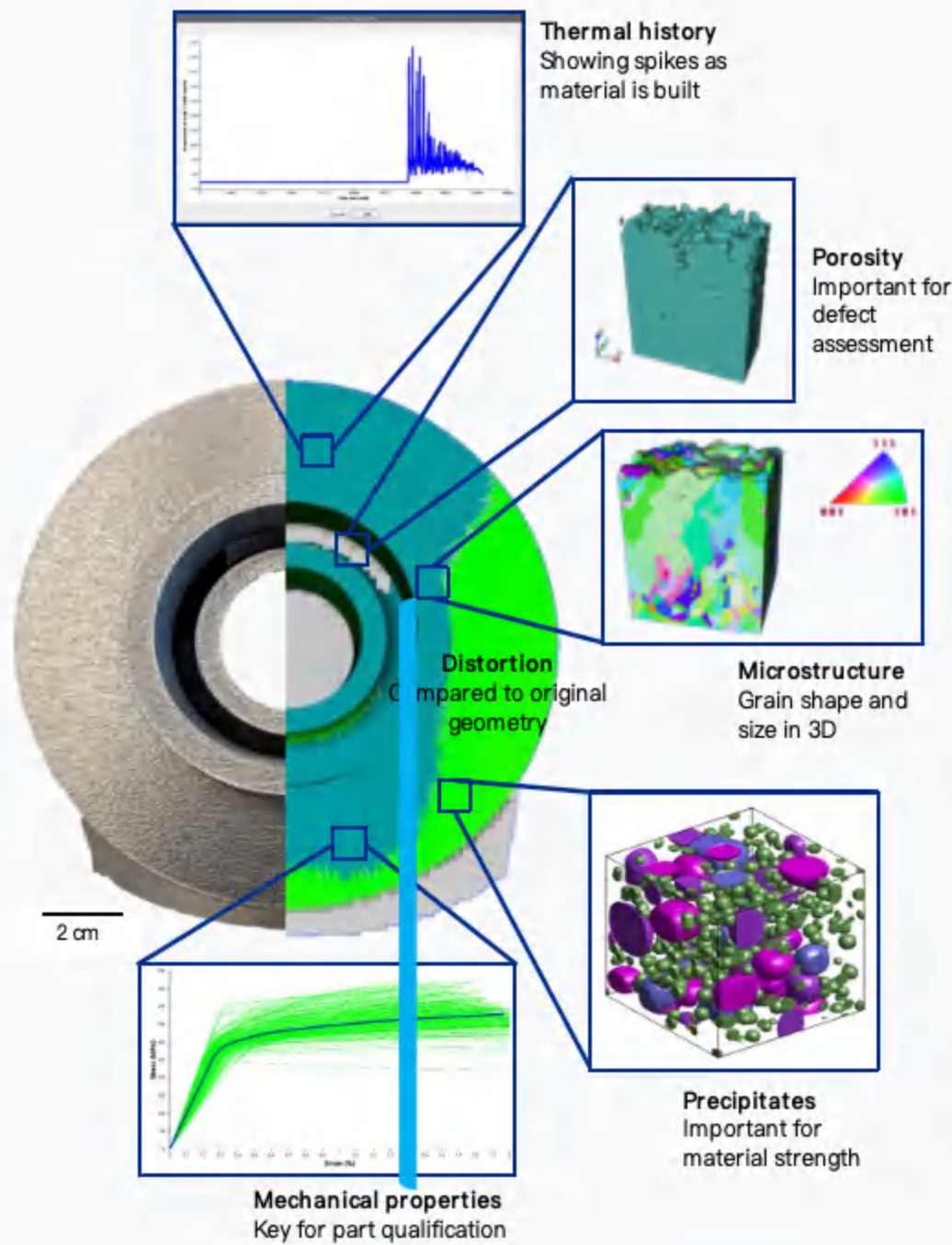
数字孪生创建虚拟复制品，实现物理生产前的仿真、预测与优化。

关键洞察

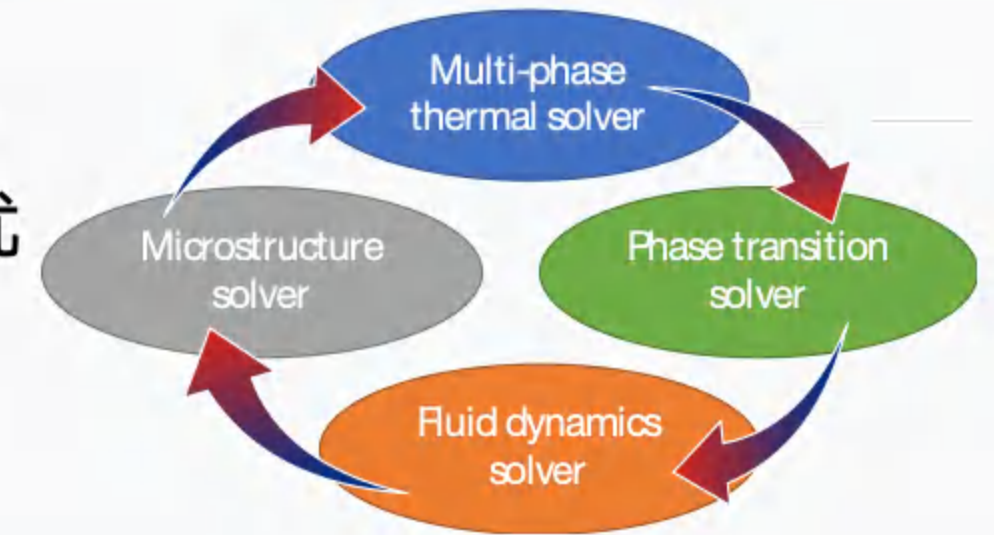
数字孪生通过物理生产前的虚拟验证实现真实制造的规模化扩展。

物理世界

通过传感器反馈达成持续优化与质量保证。



SynaCore数字孪生突破传统仿真局限，通过集成持续学习能力，基于实际制造反馈自动优化预测，彻底省却反复的手动校准周期。



SynaCore数字孪生用于仿真的独特优势

- ✔ 零件级，局部特定
- ✔ 端到端
- ✔ 多尺度集成
- ✔ 内嵌后加工程序中的热处理预测及优化
- ✔ 内嵌高级Mesher, AI alloy智能合金, 以及Adaptive ToolPath自适应路径

数字孪生—用于智能合金设计

SynaCore AI Alloy开启材料研发范式的根本改变

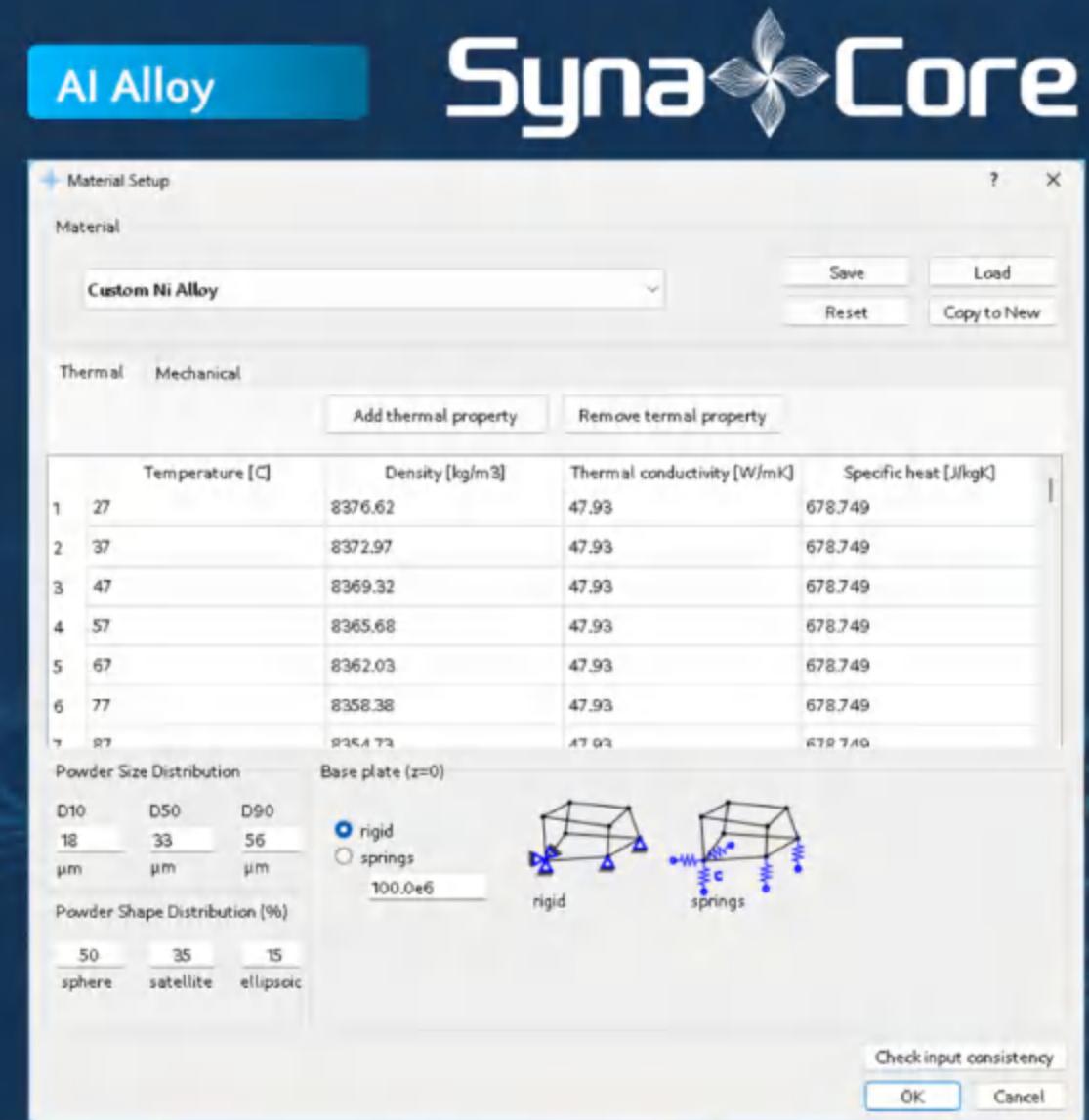
SynaCore AI Alloy模块从根本上重塑合金设计范式，以AI驱动的计算材料科学取代长达数十年的反复试错实验。该系统借助人工智能，以前所未有的精确度预测成分-性能关系。

集成于SynaCore AM-DT数字孪生平台的SynaCore AI Alloy模块具备两大核心能力：

- 高精度材料性能预测：依托每个合金系数千个训练数据点，精准捕捉合金成分与材料性能之间的复杂非线性关系；
- 虚拟实验闭环：与AM-DT的数字孪生环境深度融合，实现“设计-模拟-虚拟验证”全流程数字化。

传统试错法

- ✗ 数年的开发周期
- ✗ 基于专家经验
- ✗ 试验成本高
- ✗ 探索空间受限



AI Alloy 智能合金设计

- ✓ 缩短开发周期
- ✓ 数字驱动优化
- ✓ 压缩开发成本
- ✓ 全成分空间

数字孪生—用于增材制造自适应路径

SynaCore Adaptive ToolPath Industry Challenge vs Adaptive ToolPath Solution

行业挑战

INDUSTRY CHALLENGE

- 1 Uncontrolled microstructural defects
难以控制的微观结构缺陷
- 2 Costly trial-and-error parameter development
昂贵的试错参数开发
- 3 Inconsistent part-to-part quality
零件间质量不一致
- 4 Extended time-to-certification
认证周期延长



解决方案

自适应解决方案

ADAPTIVE TOOLPATH SOLUTION

- 1 Physics-informed prediction of thermal segments
基于物理仿真的热分区预测
- 2 Self-optimizing process windows per geometry-material combination
针对几何-材料组合的自优化工艺窗口
- 3 Continuous learning from sensor monitoring data
基于传感器熔池监测数据的持续学习
- 4 Digital evidence supporting qualification
支持认证的数字链

I 案例

AI增材制造应用

DFAM为增材制造而设计人工智能应用-生成式设计

Generative Design

生成式设计

Generative Design

是根据一些起始参数通过迭代并调整来找到一个（优化）模型。

VS

拓扑优化

Topology Optimization

是对给定的模型进行分析，常见的是根据边界条件进行有限元分析，然后对模型变形或删减来进行优化。



智能化设计



增材制造工艺自主化案例-设计与模型准备阶段

Zimmer Biomet的ZBEdge 数字化平台是一个将机器人（ROSA）、智能感知（Persona IQ）、数据分析（OrthoIntel）以及患者管理整合在一起的“数字生态系统”。

在设计植入物的多孔仿生结构（如其核心的 OsseoTi 技术）时，AI 的应用主要体现在从“患者数据采集”到“仿生几何生成”的自动化闭环中。

ZBEdge 平台利用X-Atlas 2D-to-3D 技术，通过AI算法将普通的 2D X光片或 CT切片转化为高精度的 3D 骨骼解剖模型。AI 能够自动识别骨质密度分布和解剖畸形，为后续多孔结构的“个性化布局”提供精准的边界条件。

Zimmer Biomet 的 OsseoTi 是其 3D 打印多孔金属品牌，其核心逻辑是**模仿人类松质骨（Cancellous Bone）**的微观结构。

AI 算法通过分析大量真实的人类骨小梁 CT 扫描数据，提取出最优的孔径（平均约 500-600 微米）和孔隙率（约 70%）。

生成式设计：在设计特定的植入物（如髌臼杯）时，系统通过生成式算法在植入物表面自动布满相互连通的正交晶格。这种结构通过 AI 优化，确保其杨氏模量（刚度）与人体骨骼相匹配，从而避免“应力遮挡”效应，促进骨细胞长入。

增材制造工艺自主化案例-设计与模型准备阶段

布加迪在优化 Chiron 尾翼支架时，与西门子深度合作。应用了Siemens NX 软件中的生成式设计（Generative Design）模块。

帮助布加迪将复杂的液压控制系统零件整合为更轻、更强的 3D 打印一体化组件，使整个尾翼控制系统的重量减轻了50%。



增材制造工艺自主化案例-设计与模型准备阶段



尽管生成式AI让普通人也能轻松创建3D模型，但大多数AI模型缺乏对物理属性的理解。

麻省理工学院计算机科学与人工智能实验室（CSAIL）为解决生成式AI在3D打印领域应用中的一个关键瓶颈——结构可靠性问题而开发了新系统 MechStyle。

用户交互：用户上传一个基础3D模型，然后通过文本或图像提示进行个性化风格化。

智能仿真守护：系统在AI修改模型几何形状的同时，利用有限元分析进行实时物理模拟，标识出模型中的脆弱区域。

自适应调度策略：系统能智能地判断“何时何地”需要进行结构分析，而非每次更改都运行模拟，从而平衡了效率与可靠性。当AI的调整危及结构时，系统会进行后续修改以加固薄弱点。

两种模式：

- 自由风格模式：快速可视化不同风格，侧重创意探索。
- MechStyle模式：仔细分析调整对结构的影响，确保可用性。

效果：能生成结构可行性高达100% 的物体。

增材制造工艺自主化案例-设计与模型准备阶段



NASA的“进化结构”Evolved Structures

NASA的工程师利用AI开发太空飞行器的支架。

应用方式

工程师只需设定载荷（如发射时的重力加速度）、接口点和空间包络。AI 设计软件（如 nTopology）通过演化算法，在数小时内生成看起来像“外星骨骼”的结构。

核心优势

相比传统设计，零件重量减轻了约 2/3，而强度却大幅提升，同时研发周期缩短了 10 倍。

人工智能+3D打印-赋能智能化制造策略

智能化制造策略

德国

nebumind

通过人工智能分析逐层数据，并在几秒钟内将结果提供给用户软件可以在扫描每一层时通知用户任何异常情况。

德国



利用物理AI来制定精确的增材制造方案，通过分析上传的构建文件，自动纠正潜在的缺陷发生风险。

瑞士



nnaisense的软件利用人工智能技术，能够根据材料和部件的特性，自动优化打印参数。这不仅提高了打印的成功率，还减少了因参数设置不当导致的废品率。

美国

ADDIGURU

基于材料科学、计算机视觉和人工智能方面的独特知识，Addiguru开发了一种新技术来处理多个传感器数据并提供业内高精度的原位质量监测结果。

印度



OPTOMET软件只需要输入粉末的参数和加工要求，系统会自动优化加工参数，可大幅节约人工设置参数时间，并且避免了人工设置参数导致的大量报废零件产生。Horizon版本为材料制造商、研究实验室和研发机构提供了定制化的解决方案，支持新合金的开发

以色列

PRINTSYST

PrintSyst的3DP AI-Perfecter™利用人工智能技术，能够在打印前对3D模型进行快速、自动且准确的分析。它能够识别3D部件的预期用途，并推荐最佳的打印参数，确保打印成功。

基于传感器数据进行原位质量监测

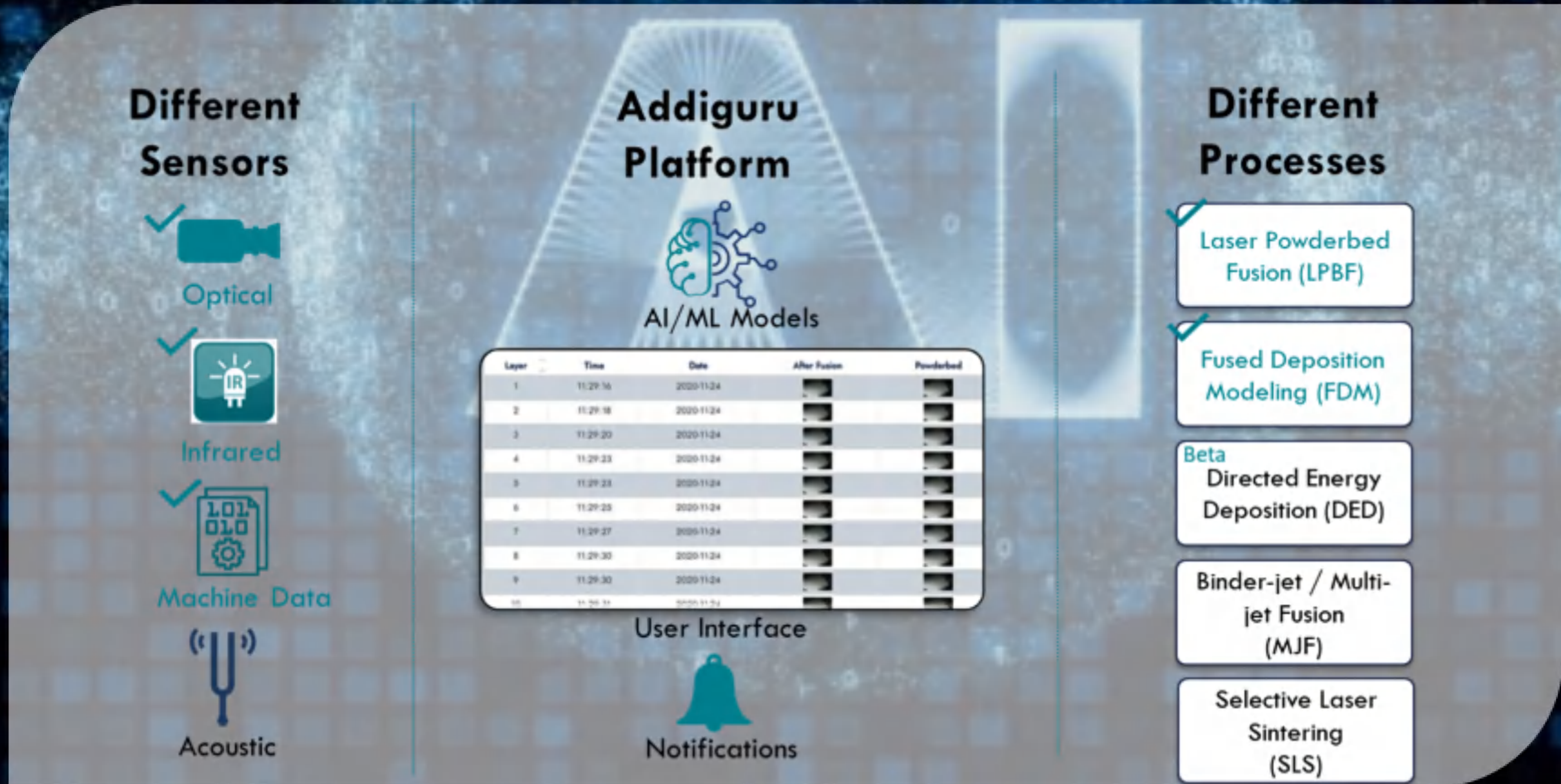
Addiguru的软件编译和分析来自不同现成传感器的数据：光学传感器、层间温度、光学断层扫描、机器数据和声学。此外，还可以添加仿真结果以增强问题检测并帮助进行零件鉴定。



基于传感器数据进行原位质量监测

平台化解决方案

Addiguru 是一种平台软件解决方案，集成了许多不同的传感器、技术和功能。人工智能（AI）和机器学习（ML）是 Addiguru 纳入其决策软件的一项重要技术。Addiguru 使用计算机视觉、AI 和 ML 分析构建的每一层，以识别关键流程错误并发送实时警报，以节省生产时间和成本。



实时分析打印层数据进行过程中质量控制

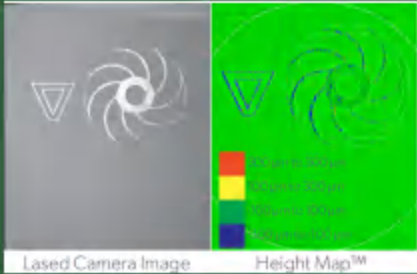

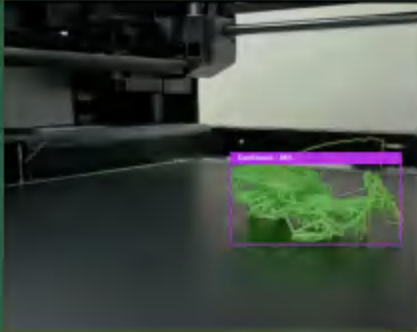
nebumind的分析软件能够将制造数据存储并以**数字孪生**的形式可视化，为每个组件收集所有工艺步骤的数据，实现对产品和机器的全面透明化。nebumind软件可进行在线监测，通过在增材制造过程中对逐层铺粉等关键步骤进行实时数据分析，能够早期检测缺陷并持续优化阈值。例如在3D打印中，其软件能自动分析层图像，识别缺陷，并在打印过程中就进行质量控制，而不是事后检测，大大提高了效率。能够进行跨制造链的根因分析，实现从端到端的质量保证，通过对缺陷位置在多层中的分析，降低误报率，并将发现的涂层缺陷与其他工艺数据及最终质量检查的CT数据相关联，以识别根本原因并预防缺陷的发生。



增材制造控制自主化案例

公司	技术	应用	
 Relativity Space	Stargate / Horizon	DED	强化学习路径规划：驱动多台大型机械臂协同作业，自主规避碰撞并优化复杂航天组件的打印轨迹。
 Ai Build		大尺寸 FDM/DED	针对复杂曲面和径向对称件的自主路径生成算法。
 Augmentus	Augmentus Vision	通用	3D扫描到轨迹 (Scan-to-Path)，自主识别工件形貌并生成修复或打印路径。
 Freeform		熔池监控	通过部署H200 GPU集群，构建"感知-仿真-控制"闭环系统，实时分析每秒7万帧的熔池图像并在微秒内调整激光参数，实现金属3D打印速度提升25-50倍的同时保证质量。

增材制造控制自主化案例

公司	技术	应用
	Assure	L-PBF 多传感器物理检测算法。实时采集近多个传感器读数（温度、振动、气体流动等），与"黄金标准"工艺对比，通过多变量分析预测零件性能。
	Smart Fusion	L-PBF 通过传感器和成像系统，持续监控熔池和零件产生的热辐射。通过闭环反馈自动调节激光功率与扫描策略，消除热积累与残余应力。
		FDM 利用内置摄像头结合AI，实现“炒面检测”与异常报警，在识别到打印失败或缺陷时自主暂停任务以避免材料浪费与损毁。

增材制造过程中工艺自主化案例：AI驱动的光束整形

在欧盟资助的InShaPe项目中，项目组将人工智能驱动的光束整形技术与多光谱成像技术相结合，应用于金属粉末床熔融工艺中。使得增材制造速率提升六倍，生产成本减半，能源消耗和材料浪费显著降低。

AI是驱动制造工艺优化的关键引擎

AI能够根据“每个部件的几何和材料”来动态调整激光束的轮廓。

这带来了工艺改进，例如使用“环形光束轮廓”能产生“更稳定的熔融区域和更均匀的材料加工”，从而减少了缺陷。

与监控系统形成闭环，实现主动过程控制

AI驱动的光束整形与“多光谱成像实时监控”紧密协作。MSI捕捉的熔池热信号数据“直接流入过程控制”。

这使得“错误可以被纠正”，从而避免了生产中断或返工，实现了“过程得以继续而无重大延迟”。这改变了以往被动检测的模式。

人工智能驱动设备自主控制

卡内基梅隆大学研究团队提出了LLM-3D Print（大语言模型3D打印）框架，将大型语言模型作为自主控制器引入增材制造过程。

这项研究的核心突破在于，无需领域特定的微调或训练，仅通过上下文学习、自我提示和迭代提示推理优化，大语言模型即可从序列图像中评估打印质量、检测并分类新兴故障模式、查询并修改打印机运行参数。

这一方法摒弃了传统的规则依赖和数据依赖，实现了无规则、自我改进的过程控制范式。研究团队将这一框架与不同水平的增材制造工程师对照组进行对比评估，结果显示，基于大语言模型的智能体不仅可靠地识别了挤出不一致、拉丝、翘曲和层间附着力差等常见3D打印错误，还能确定其原因并在无需人工干预的情况下进行纠正。值得注意的是，大语言模型甚至比人类专家更早识别出新兴的3D打印错误。

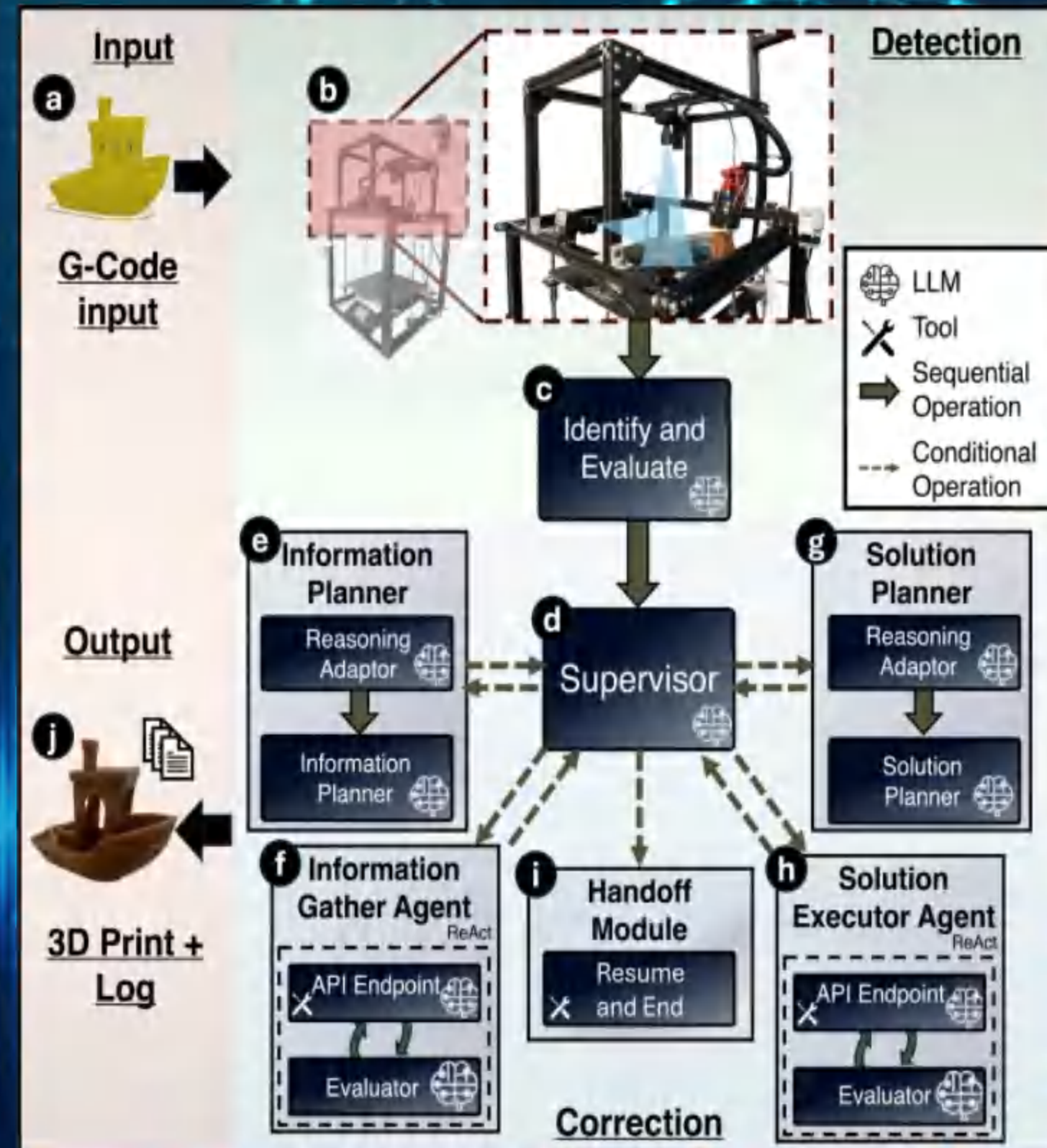
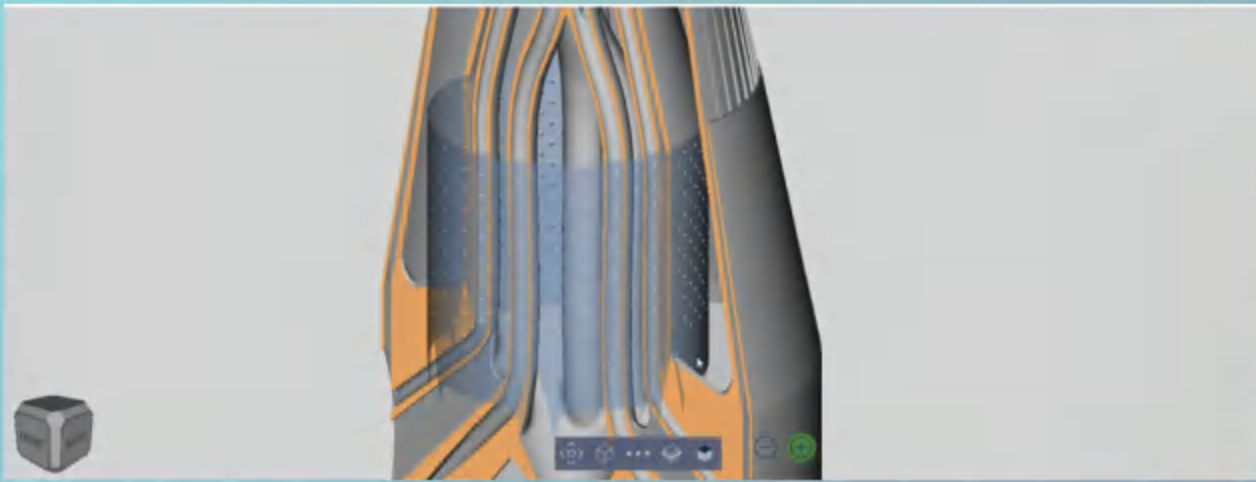


图1: 提出的框架示意图。(a)将零件的G代码文件上传至3D打印机。(b)打印机配备两个安装在框架上的摄像头。(c)每层打印完成后,捕获两张当前打印状态的图像供LLM分析。(d, e)如检测到故障,监督LLM调用信息规划器。(f)执行器执行信息收集计划。(g)随后,监督器激活解决方案规划器。(h)另一执行器执行解决方案计划。(i, j)循环结束,监督器调用交接模块恢复打印。

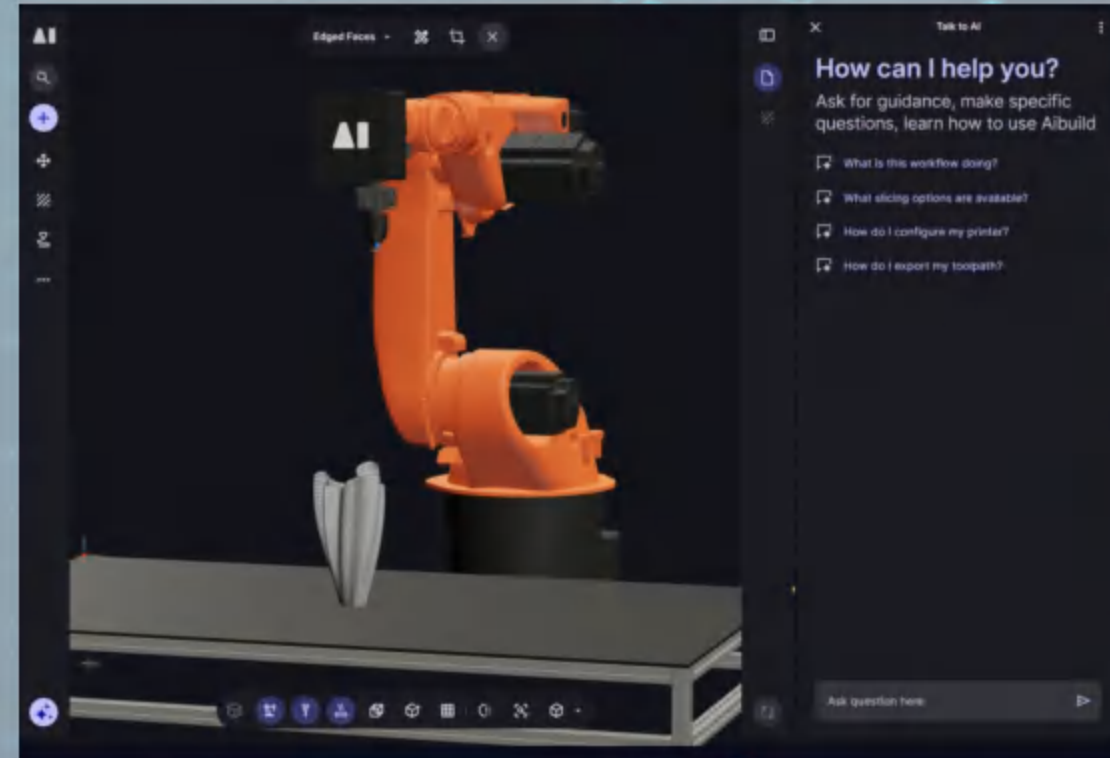
增材制造工艺自主化案例：辅助工艺规划

Velo3D — Flow



通过对熔池物理场的深度预判，自主优化激光扫描路径和角度，从而实现极低角度的无支撑打印。

Ai Build



AI Agent 可以解释当前 workflow，回答关于参数设置的问题，并直接建议更优的切片和路径策略。这减少了工程师在迭代复杂零件时的试错过程。

人工智能助力材料研发

聚塔时代

物理约束AI+材料基因计算
构建系统性研发体系，解决“
成分-工艺-性能”黑箱问题。

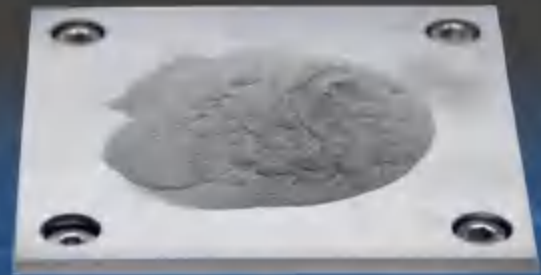
Deep Material 创材深造

DM Agent 智能体
“文献数据-实验数据-仿真/
计算数据”三位一体的数据
采集体系，驱动新材料开
发。

Citrine

智能数据基础设施+
生成式AI
Catalyst AI助手实
现民主化AI，小样
本和真实数据环境
下高效工作。

CASE STUDY



HRL实验室利用Citrine的平台，
从1150万种可能的组合中，快
速筛选出可用于3D打印的高强
铝合金配方，将实验工作从“数
年缩短至数天”。

Intellegens

Alchemite稀疏数据学习算法。
从0.05%完成率数据中学习，缩短
研发时间15年，降低成本1000万
美元。

CASE STUDY

为喷气发动机部件设计新型镍基可
DED 3D打印合金，缩短研发时间15
年，降低成本1000万美元。

Kebotix

全自动“自动驾驶”实验室
AI+机器学习+机器人自动化，
打造全球首个无人值守材料
研发闭环。

1 增材制造数据价值及管理

从数字孪生 到产品数字护照 再到质量预认证

构建增材制造产业化完整技术路径：“预测-记录-认证”闭环体系

数字孪生打破数据孤岛
将数据转化为资产

提供制造结果的虚拟预测（微观组织、机械性能、缺陷分布等）

数字孪生增强型数字护照

将标准合规性嵌入设计与制造过程，整合制造结果预测数据与物理追溯信息，支撑可信追溯

数字孪生质量预认证

在发送打印任务前，数字孪生已完成虚拟测试，自动验证零件在所有关键位置的预测性能是否满足监管要求，从而颁发“预认证”

当企业把增材制造数字孪生软件计入“费用”时，看到的只是一次性开支；当把它列为“战略资产”时，看到的是未来十年在速度、质量、产能、知识和风险五个维度上的持续复利。这笔投资的 ROI 不是线性 1:1，而是指数级 1:N——谁先部署，谁就拥有“可复用、可放大、可交易”的数字壁垒，这是数字孪生作为战略资产的本质逻辑。

To drive physical manufacturing with virtual intelligence

数字孪生为企业升级数据资产价值

维度	传统工具类软件	数字孪生
生命周期	一次性/阶段性（设计、验证）	与物理资产共生，全生命周期持续更新
数据流向	单向：输入→计算→结果输出	双向：物理↔数字实时闭环，数据持续回写
资产形态	静态模型文件、算例报告	活体模型+时序数据+算法+API，可独立迭代
价值创造方式	降低设计试错成本（CAPEX）	日常运营优化、预测维护、节能降耗，直接影响OPEX/收入
数据沉淀	无连续现场数据，结果不可审计	完整工况、维修、事件等时间序列，可审计、可交易
更新频率	手工触发，版本稀疏	秒级/分钟级自动同步，模型自进化
可扩展性	封闭桌面软件，接口有限	云-边-端微服务架构，可插拔算法与业务模块
知识产权地位	工具使用许可，不沉淀企业Know-how	模型参数、算法、数据组合形成企业核心IP
财务报表体现	软件采购费用（费用化或低值折旧）	可列为“数据资产”或“数字化固定资产”，逐年增值/折旧
金融属性	无	可作为抵押融资、保险定价、二手设备估值的数字凭证

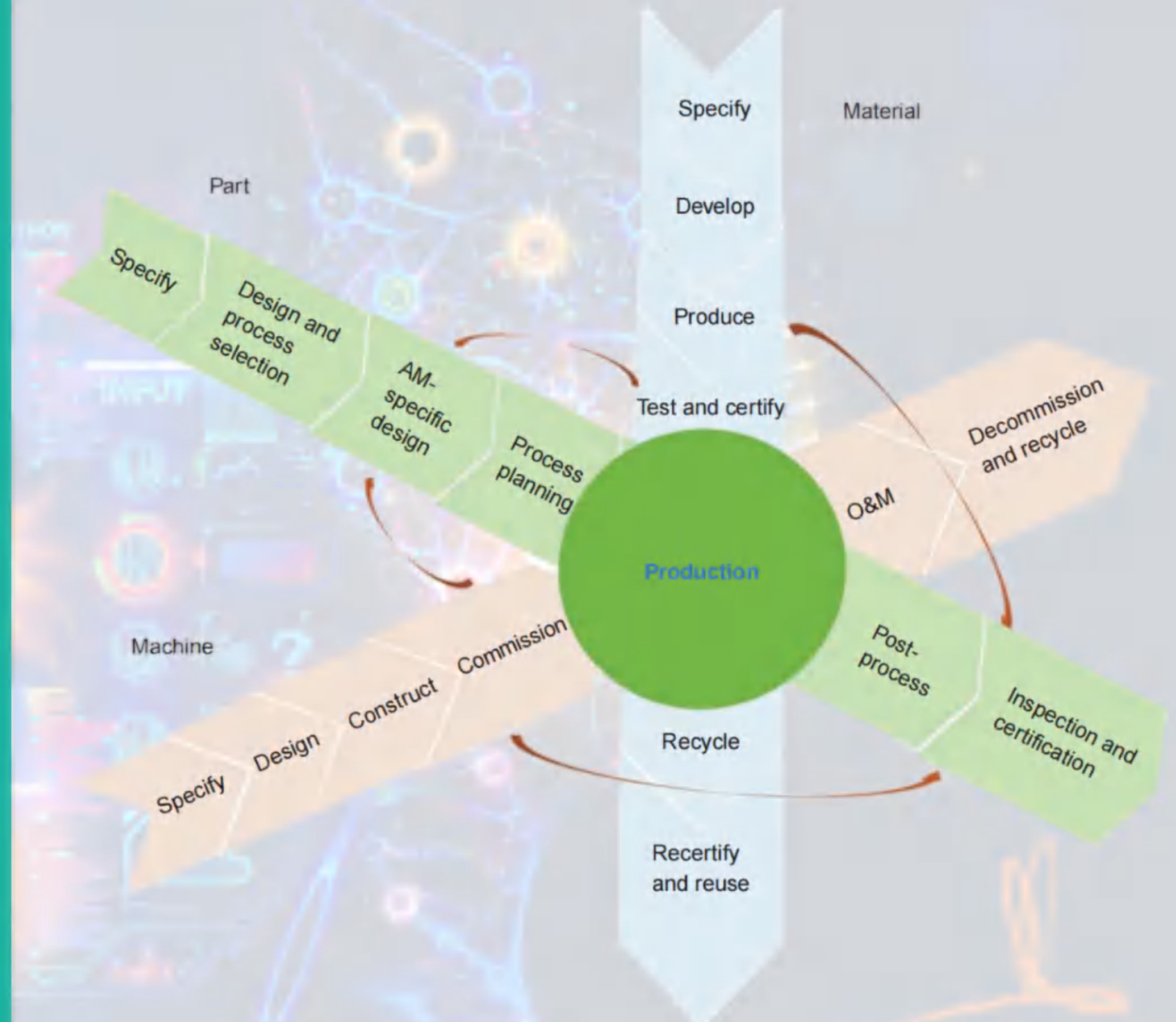
To drive physical manufacturing with virtual intelligence

增材制造生态系统中零件、材料与设备生命周期及数字线程

零件生命周期：从概念到合格零件的转化流程。此过程中的数据（如设计模型、工艺参数、检测报告）构成了一条“数字线程”，直接影响最终零件的性能。

材料生命周期：始于根据零件要求确定材料规格，经过原材料开发、工艺适配、规模化制备，并完成严格的认证。决定了材料的质量以及最终零件的性能，是另一条关键的数字线程。

设备生命周期：始于设备的设计与规格定义，经过开发制造，进入长期的运行与维护阶段，直至最终退役。数据定义了设备的性能状态，其运行和维护数据直接影响生产的稳定性和零件质量。



增材制造数据管理实践七步路径

1 定义数据源

界定集成范围（数据类型、坐标系），统一认知，确保数据提供方与使用方达成共识。

2 设计收集机制

确立采集模式（定时/事件/条件触发）与传输方式（推送/拉取），制定数据与元数据的交换标准，生成标准化消息。

3 管理数据队列

引入消息队列作为缓冲区，应对高并发数据流，削峰填谷，保障处理稳定。典型技术：Apache Kafka、IBM MQ。

4 执行分级归档

遵循“图像与元数据分离存储”原则，图像存于文件系统或云存储，元数据存于关系型或文档数据库。

5 制定精简策略

主动管理数据生命周期，通过删除、聚合、去重、降质等策略，平衡数据价值与系统负担。

6 构建决策模型

融合基于机器学习的预测模型与基于规则的专家系统，构建可靠、智能的决策支持系统。

7 推动模型应用

将模型嵌入生产控制系统，实现实时预警、工艺参数自动调整等闭环应用，将数据价值转化为生产力。

参考资料：
ASM Handbook, Volume 24A,
Additive Manufacturing Design and
Applications

ASTM 增材制造数据管理相关标准

Subcommittee F42.08 on Data

Matching Standards Under the Jurisdiction of F42.08 by Status

F3490-21 Standard Practice for Additive Manufacturing — General Principles — Overview of Data Pedigree

该标准旨在为解决增材制造领域“数据孤岛”和“标准缺失”的核心痛点，提供最底层、最通用的“数据字典”，是构建智能化数据生态的基础性工具。

F3560-22 Standard Specification for Additive Manufacturing – Data – Common Exchange Format for Particle Size Analysis by Light Scattering

聚焦于粉末粒度分析(PSD)的专有数据交换格式规范，通过规定标准化的数据元素和格式。使不同来源的PSD检测报告能够被机器自动读取、比对和验证，为建立数字化的粉末批次认证与追溯体系提供了技术基础。

F3605-23 Standard Guide for Additive Manufacturing of Metals — Data — File Structure for In-Process Monitoring of Powder Bed Fusion (PBF)

专注于粉末床熔融过程监控数据文件结构的具体操作指南，是连接原始数据与质量分析的关键“包装”标准。旨在打通海量过程监控数据从设备到分析应用的通道。

ISO/ASTM52953-25 Additive manufacturing for metals — General principles — Registration of data acquired from process monitoring and for quality control

这是一份关于如何正式记录、描述并登记入库增材制造过程监控与质量控制多模态数据的操作规范。它是实现数据可发现、可理解、可重用的关键第一步。为构建可信、可追溯的“制造数据护照”奠定一块基石。

I 企业的AI战略

提升对增材制造本质的认知

增材制造迎来基于通用数据模型的基础材料数据、标准、算法驱动的产业化发展



材料

- . 特征数据和后处理标准
- . 强大的原位过程监控技术
- . 设计参数数据库



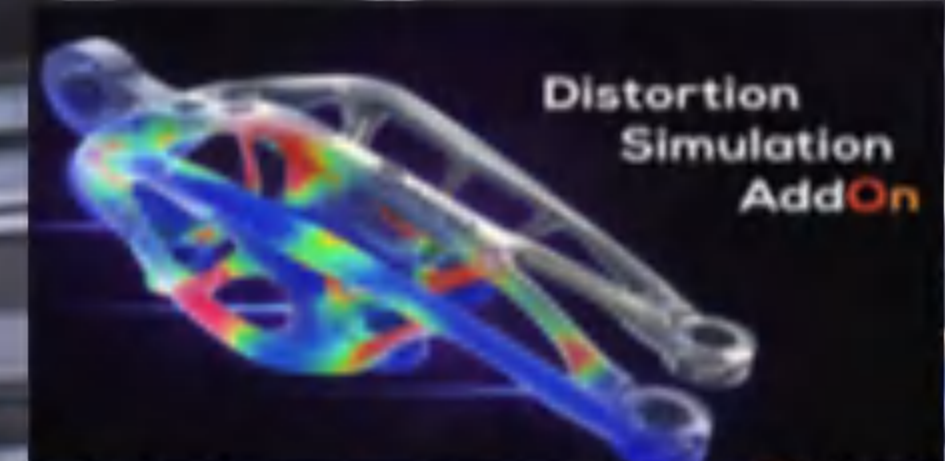
工艺与设备

- . 为增材制造而优化的NDE技术
- . 更快的过程测量
- . 增材制造技术性能数据库
- . 用于增材制造测量与控制的传感器



检测与认证

- . 闭环过程控制
- . 质量认证的标准指南
- . 可分享的标准化的第三方知识库
- . 循环构建和材料测试的标准和协议



建模与仿真

- . 增材制造设计的专家体系
- . 经过验证的基于无礼和属性的模型
- . 模型的标准数据结构、定义和指标

站在趋势之上的战略出发点

趋势与战略

平台驱动发展战略：随着产品的数字护照诞生，未来更多的是系统化跨领域合作，系统化数据开放合作，建立数据之上的标准、与标准相融的软件应用。

可量化KPI战略：五大支柱、可预测 Predictability、可重复 Repeatability、可持续 Sustainability（绿色）

专利与品牌结合的战略：在增材制造五大支柱的实现方面布局专利，专利名称技术品牌化、技术品牌与产品品牌结合定位企业新的竞争坐标，避免先前的内卷模式

增材制造迈向生产应用的五大支柱

第一个支柱-要求和设计标准（Requirements & Design Criteria）。零部件的设计可能美观大方，但是如果装配在机械中不能满足既定的性能要求，则没有任何意义，也就是说如果一个零部件无法完成它的“本职工作”，则不会获得认证。

第二个支柱-可生产性（Produbility）。这是个关键阶段，具有可生产性意味着，在不产生过多报废和返工的情况下，进行零件的制造。

第四个支柱-与可生产性密切相关的是第四个支柱-稳定性，稳健性和可重复性（Stability, Robustness, and Repeatability），这实质上意味着生产中的每个零件都符合用于初始认证的零件所展示的要求。

第三和第五个支柱：零件的特性（Characterized Properties）和性能的可预测性（Predictability of Performance），这意味着材料特性和材料与工艺参数之间的关系已得到很好的理解，设计人员可以放心地使用性能数据来设计零部件。

AI对商业模式的塑造

AI技术的持续进步将推动制造行业的进一步创新，特别是在自动化和数据分析方面。

Machine as a Service

MaaS是一种将制造设备和服务作为订阅模式提供给客户的新商业模式。客户无需购买设备，而是通过订阅服务来使用设备；

AI as a Service

AlaaS模式允许企业按需使用AI技术，无需自行开发和维护复杂的AI系统；

Visible Growth

质量可预测 Predictability、可重复 Repeatability、可持续 Sustainability (绿色)

Data is the new gold

数据在AI驱动的制造中扮演着至关重要的角色，被誉为“新的黄金”。这是因为数据是AI系统的基础，通过分析和处理大量数据，AI才能够提供实时的洞察和决策支持；

增材制造企业AI战略的发力点

数据

多源数据整合

收集设备传感器、设计文件、用户反馈等数据，构建统一数据平台。

数据质量管理

确保数据准确性、完整性和一致性，建立清洗和验证流程。

数据安全

采用加密和访问控制，确保数据安全。

合规性

遵守数据隐私法规，确保数据使用合法合规。

设备、质量及材料

设备管理

通过AI分析设备数据，预测故障，减少停机时间。

优化打印参数

利用AI优化打印参数，预测缺陷、进行过程中控制，提升打印质量和效率。

材料研究

通过AI加速新材料研发，提升材料性能。

商业模式

销售

通过AI提供Machine as a service 服务，并分析用户需求，提供个性化定制方案。

服务优化

使用AI提供智能客户服务，并通过AI分析用户行为，优化产品和服务。

政策支持

中国增材制造与AI融合政策体系

《"十四五"智能制造发展规划》

工信部等八部门，2021年

攻克增材制造、激光/电子束高效选区熔化装备

突破数字孪生、人工智能等新技术在质量检测的关键场景适用性

研发融合数字孪生、大数据、AI、边缘计算的智能工控系统

《智能检测装备产业发展行动计划》

七部委，2023年

开展测试设备与AI等新技术的跨专业融合研究

优化图像识别、机器学习等算法在工业领域适用性

支持开发基于图像识别、深度学习的增材制件内部缺陷无损检测装备

国家重点研发计划专项

科技部，2024年

基于深度学习的铺粉状态识别（正常/刮痕/铺粉不均等），实现99%以上准确率的实时分类

质量在线监测及原位控制的智能化增材制造装备：采用多源传感器+深度学习算法实现制造过程自动精准续接、缺陷原位靶向修复

《关于深入实施"人工智能+"行动的意见》

国务院，2025年

加快AI与增材制造等技术融合和产品创新，探索智能产品新形态

加速大模型在增材制造等新技术、新场景中深度应用

中国通过多部门协同（工信部、科技部、市场监管总局、国务院等）形成政策合力，重点聚焦深度学习在增材制造过程监控、缺陷检测、质量在线监测等关键场景的应用。

美国增材制造与AI融合战略框架

国家战略

National Strategy for Advanced Manufacturing

国家科技委员会，2022年

Strategic Objective 2.2

Lead the Future of Smart Manufacturing

AI计量基础：开发AI方法解析和分析制造数据，建立AI模型开发体系

安全AI系统：开发现代化制造流程的AI系统，实现互联和弹性系统

增材制造：开发过程监控能力、基于物理和机器学习的算法、认证协议

数字孪生：开发用于设计和工艺优化的数字模型，支持设备、流程和系统级别的数字和物理基础设施

国防部

DoD Additive Manufacturing Strategy

国防部，2021年

核心战略转型

从纸质文件向数字生态系统转型

数字主线：超越图纸和纸质文件，转向包含与AI集成的权威数字主线（Authoritative Digital Thread）

数字生态系统：使用由“数字模型”和“数字孪生”组成的数字生态系统进行设计和优化

战略意义：实现制造全流程的数字化、智能化和可追溯性

白宫倡议

AM Forward

白宫，2022年

标准开发

支持新型高能力增材制造产品

AI/ML集成：支持使用机器学习和人工智能实现的新型高能力增材制造产品

产业推动：通过政府与产业合作，加速增材制造技术的商业化和规模化应用

供应链韧性：利用增材制造提升供应链的灵活性和韧性

欧盟增材制造与AI融合战略重点

Advanced Manufacturing Report

欧盟委员会, 2023

关键技术定位

增材制造、机器人、物联网和生成式人工智能是欧洲制造业竞争力的关键技术

制造业数据空间: 2年内建立Manufacturing Data Space, 实现数据的安全主权存储、共享和处理, 为AI和机器人提供数据支持

技术融合: 将生成式AI与欧洲在机器人和先进制造领域的优势相结合

AM Europe Manifesto

CECIMO, 2025

战略呼吁

需要专门的欧洲增材制造战略, 类似于《人工智能协调计划》

技能投资: 投资开发结合使用增材制造和AI技术的技能

劳动力培训: 实施增材制造行业技能战略 (SAM项目), 使劳动力能够从工业4.0中受益

"Apply AI" Strategic Action Plan

欧盟委员会, 2025

投资规模

从"地平线欧洲"和"数字欧洲"计划预算中拨款约10亿欧元

应用领域: 在包括增材制造在内的10个关键行业系统部署和试验AI应用

Agentic AI工具: 开发基于代理的AI工具, 考虑生产线、能源成本和调度的复杂迭代优化

数据准备: 与EIT Manufacturing和EFFRA合作开发AI就绪数据

€10亿
AI投资预算

10个
关键行业

2年
数据空间建成

Agentic
AI工具开发



三维科学，无限可能

“为行业提供深具国际影响力的增材制造咨询及媒体内容营销服务平台。”

3D科学谷

Provide the industry AM consulting service and content marketing service with international influence.

3D Science Valley

- 本书为3D科学谷服务行业应用市场研究类项目，书中包含的数据、部分内容来源于网络或其他公开资料，版权归原作者所有。任何以盈利为目的使用，所产生的后果由使用者自己承担。
- 本书中所有引用的数据都已标明出处，如任何个人或单位认为内容存在侵权之处，请及时与我们联系，3D科学谷将及时处理。
- 3D科学谷力求内容的严谨性，但限于时间和人力因素，书中难免有不足之处，如存在失误、失实，敬请您不吝赐教、指正。我们热忱欢迎各界专业人士免费加入3D科学谷交流平台。
- 本书内容仅作交流学习之用，不构成任何投资建议，请读者仅供参考。