

中国激光

“人工智能赋能激光”——智能化激光制造装备及工艺研究进展

张宇梁¹, 钟占荣², 曹洁³, 周运龙¹, 管迎春^{1,4,5*}

¹北京航空航天大学机械工程与自动化学院, 北京 100083;

²清华大学机械工程学院, 北京 100084;

³浙江移动信息系统集成有限公司, 浙江 杭州 310000;

⁴北京航空航天大学大型金属构件增材制造国家工程实验室, 北京 100191;

⁵北京航空航天大学国际交叉科学研究院, 北京 100083

摘要 人工智能在智能制造领域中起着举足轻重的作用。近年来,激光制造技术以其精度高、可控性强等优势而逐渐成为先进制造的关键技术,在航空航天、国防军事、新能源汽车、生物医疗等重要领域中发挥了重要作用。与此同时,人工智能在激光制造中的模拟预测、参数优化、过程控制、质量分析等方面展现了巨大的应用潜力。主要从激光制造装备和工艺这两个方面出发,总结了激光制造领域中人工智能的研究现状与应用情况,并对人工智能和激光制造技术的发展方向及应用前景进行了展望。

关键词 激光技术; 激光制造; 人工智能; 在线监测; 过程控制; 智能制造

中图分类号 TL25+3

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230545

1 引言

激光制造技术是先进制造加工技术的重要组成部分,具有加工精度高、适用材料多、柔性非接触、无损耗、变形小、易于自动化集成等优势,在航空航天、国防军事、新能源汽车、生物医疗等领域中发挥了重要作用,符合智能制造与绿色制造等先进制造大趋势^[1]。《2022年中国激光产业发展报告》表明,中国激光产业在全球激光制造设备市场的占比已超过60%,是当前全球激光制造产业的中流砥柱,将为我国“十四五”规划和2035年远景目标的顺利完成提供重要助力。

“人工智能”的概念最早由美国斯坦福大学的McCarthy和麻省理工学院的Minsky等^[2]提出。随着互联网的普及和大数据技术的进步,人工智能在过去的十年里蓬勃发展,为人们的生活提供了极大便利,同时也促使制造业从传统制造模式向智能制造模式转型。将人工智能应用到产品的设计、生产、管理等环节,有利于实现资源利用效率的最大化,帮助企业提高生产效率、产品质量和服务水平,为社会创造更大的经济价值。

在人工智能崛起和多学科交叉融合发展的大趋势下,激光制造与人工智能的结合日益紧密。无论是在

光束整形^[3]、光束校正^[4]等激光系统设计应用中,还是在激光焊接^[5]、激光切割^[6]、激光抛光^[7]、增材制造^[8]、微纳加工^[9]等激光制造工艺中,都可以看到人工智能的身影:一方面,产品质量在很大程度上取决于激光制造装备的质量,使用人工智能对设备进行调试和管理,能够保证激光装备的可靠性和使用性能,提供了充分的硬件支持;另一方面,制造工艺条件的变化显著影响产品质量,通过人工智能建立工艺条件与产品质量之间的关系,可快速获得最佳工艺条件,提高生产效率、降低生产成本。

本文聚焦人工智能与激光制造技术,介绍了人工智能在激光制造设备光束控制和设备管理中的应用研究进展,总结了人工智能在激光增材制造、激光切割、激光截/钻骨、激光抛光等激光制造工艺场景中的应用情况,最后展望了人工智能在激光制造技术中的应用前景和发展方向,助力我国科研人员和制造企业快速推进智能制造。

2 智能化激光制造装备

高性能激光制造装备是实现高精度、高质量激光制造的重要硬件基础。一方面,人工智能算法不仅可以对激光光束状态进行控制,产生高质量的激光光束,

收稿日期: 2023-02-20; 修回日期: 2023-03-07; 录用日期: 2023-04-06; 网络首发日期: 2023-04-16

基金项目: 国家重点研发计划(2022YFB4601405)

通信作者: *guanyingchun@buaa.edu.com

还可以根据需求对光束进行整形,以满足复杂精密制造的要求;另一方面,人工智能可以对激光器的运行状态进行监控管理,维持装备的正常运转,保证加工过程的可靠性和稳定性。

2.1 光束调控

激光参数或后续光束传输光学器件的不稳定性容易引起光束质量下降,导致加工效果不佳,而人工智能是提升激光光束质量的重要途径。美国华盛顿大学和德国慕尼黑工业大学合作,首次将深度学习(DL)架构与模型预测控制(MPC)集成用于锁模光纤激光器的自调谐,使激光器可以在双折射随机漂移的情况下保持输出稳定的高能脉冲^[10]。英国南安普敦大学 Eason 团队利用卷积神经网络方法将加工过程中的光束平移/旋转检测与反馈控制相结合,提高了材料的加工效

率和精度^[11]。如图 1 所示,哈尔滨工业大学刘国栋团队将深度神经网络与 Frantz-Nodvik 方程相结合,提出了一种优于传统拟合方法的新方法,该方法可以预测大功率惯性约束聚变(ICF)激光系统中主放大器的输出能量,精确控制了激光输出能量,相对偏差控制在 6.5%~4.2% 区间^[12]。2019 年,国防科技大学周朴团队首次将深度学习技术用于预测少模光纤激光器的光束传播因子^[13]。与传统方案相比,该方案可实现光束传播因子的快速准确预测。2020 年,该团队又提出了一种用于生成高功率模式可编程轨道角动量(OAM)光束的两级相位控制方法,该方法通过深度学习网络补偿和优化算法消除了光束相位差,保证了高功率模式 OAM 光束的纯度,在激光制造领域中具有潜在的应用^[14]。

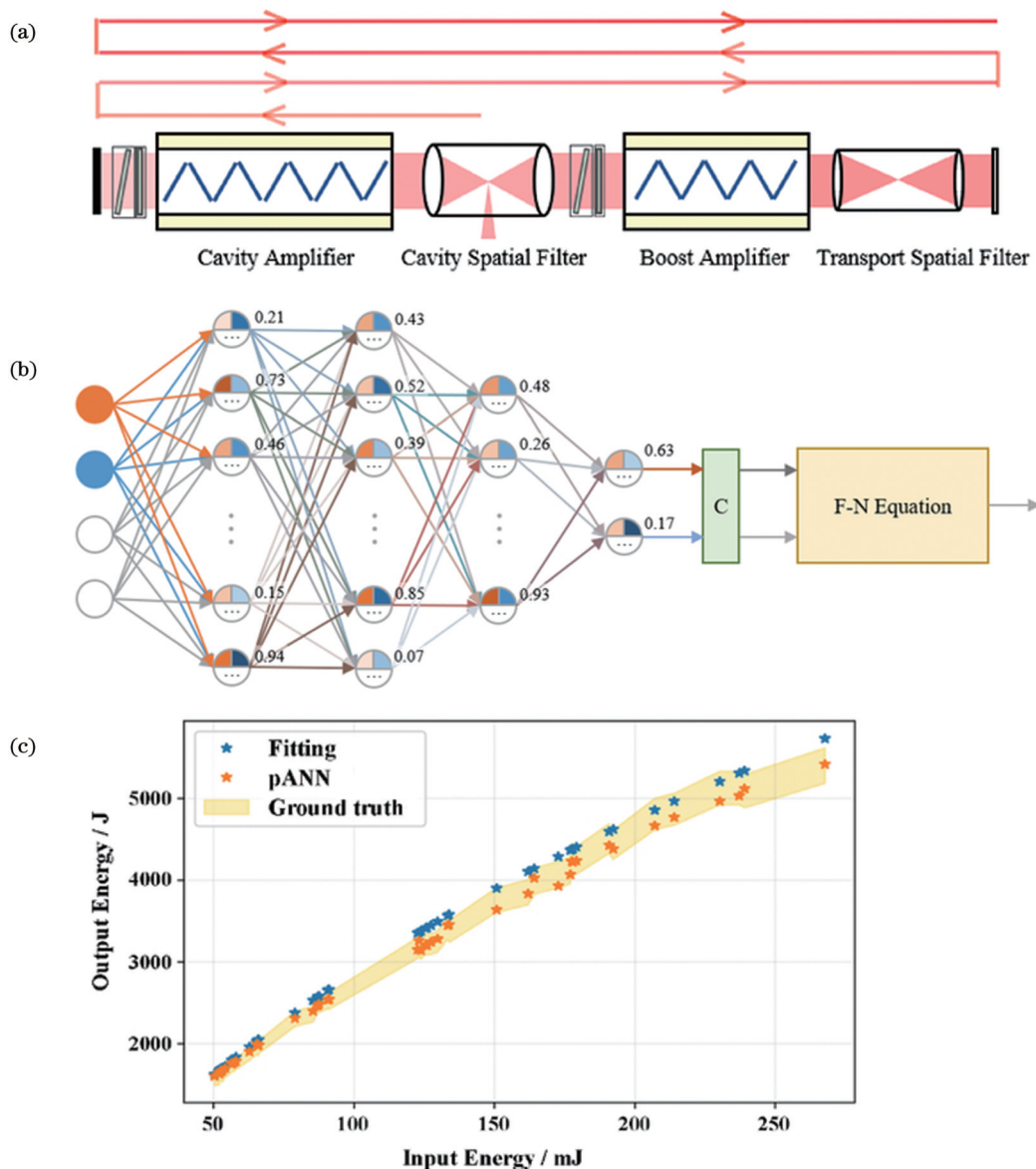


图 1 利用深度神经网络进行主放大器输出能量的预测^[12]。(a)主放大器内部光路及主要模块;(b)光束输入和输出能量关系;(c)预测结果及拟合方法

Fig. 1 Deep neural networks used to predict output energy of main amplifier^[12]. (a) Internal optical circuit and main modules of main amplifier; (b) relationships between input and output energy of beam; (c) prediction result and fitting method

随着制造品质需求的不断提升,传统高斯光束单点加工方式难以满足当前激光微纳结构制造的高精度、高效率、跨尺度加工要求。利用人工智能算法进行光束整形可实现对各类精密复杂功能结构的高精、高效、可控加工。亚琛工业大学 Buske 等^[15]提出了图 2(a)所示的衍射神经网络算法,用于在近红外和可见光光谱中进行激光整形,该算法可将光束能量分布调整为图 2(b)所示的平顶光、扶手椅和蝴蝶形状,其中 DOE 表示衍射光学元件。维也纳工业大学

Limbacher 等^[16]利用神经网络(ANN)对量子级联随机激光器腔中光学模式之间的非线性相互作用进行建模,通过该模型能够对激光光谱调制方案进行快速预测。同济大学李鹏忠团队基于神经网络,从图像标记和卷积运算两个方面对 U-Net 神经网络算法进行改进,将改进算法用于基于空间光调制器(SLM)的光束整形优化^[3]。北京交通大学梁生团队开发了一种基于机器学习的误差补偿方法,用于减小 SLM 激光光束的误差以提高激光分束精度^[17]。

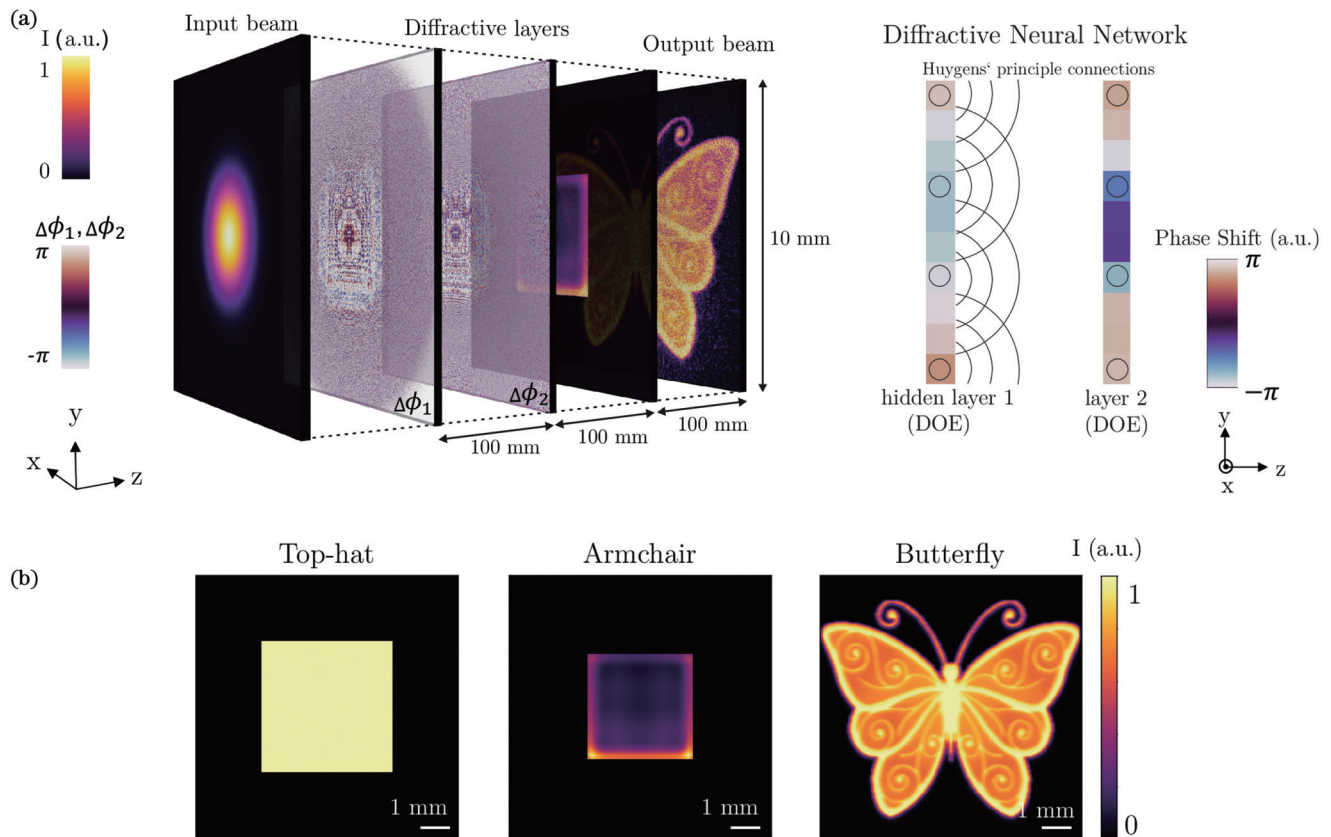


图 2 使用衍射神经网络进行光束整形^[15]。(a)衍射神经网络的原理示意图;(b)DOE 光束整形模拟结果

Fig. 2 Beam shaping using diffractive neural networks^[15]. (a) Principle diagram of diffractive neural network; (b) simulation results of beam shaping by DOE

2.2 设备管理

激光制造装备由激光器和各类复杂的光学器件构成,系统中器件的性能退化、故障会给设备的正常使用带来不利影响,甚至可能造成严重的经济损失,因此无论是科学研究还是工业应用都对设备的精度和可靠性提出了较高要求。利用人工智能方法对激光器状态进行管理监测,可有效确保激光器的可靠性和可用性,降低维护成本和停机风险。

德国基尔大学 Abdelli 等^[18-20]利用人工智能方法对激光器进行可靠性管理,完成了一系列出色的工作:开发了一种基于长短期记忆(LSTM)递归神经网络的数据驱动故障检测方法用于检测和预测不同的激光器故障模式,该方法基于合成的历史数据检测不同的激光退化类型,准确率高达 95.52%,优于典型的基于阈值

的检测以及传统机器学习方法;提出了一种基于机器学习的数据驱动型激光器故障诊断和寿命预测方法,并用合成数据验证了其有效性;利用一种基于堆叠双向长短期记忆网络(BiLSTM)和卷积神经网络(CNN)的多任务学习方法,实现了对光纤故障的检测、定位和表征,如图 3 所示。国内国防科技大学石峰团队基于熔融硅光学元件小尺度损伤点数量与修复深度之间的相关性建立了用于光学元件修复的神经网络模型,该模型预测精度超过 90%,可实现光学器件的高效修复^[21]。山西大学卢华东团队基于机器学习将反向传播(BP)神经网络算法和线性比例-积分-微分(PID)控制算法相结合,制备了一种新型、稳定的单频连续激光器温度控制器,防止高温损坏光学器件^[22]。

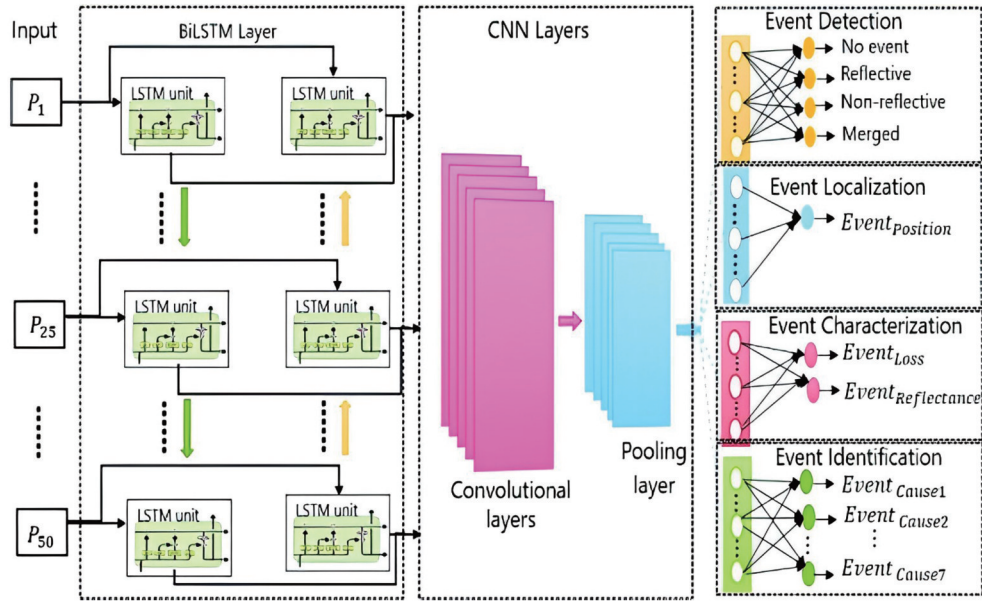


图 3 使用 BiLSTM-CNN 模型进行光纤故障诊断^[20]

Fig. 3 BiLSTM-CNN model used for fiber fault diagnosis^[20]

3 智能化激光制造技术

人工智能技术不断进步,其在激光切割、激光钻孔、激光表面处理、激光增材制造、激光焊接等激光制造技术中的应用越来越广,有效提高了激光制造的效率和质量,促进了激光制造的智能化发展。在激光切割领域,人工智能主要用于预测切割粗糙度和切缝宽度;在激光抛光和激光截/钻骨领域,人工智能主要用于基于图像信号和声信号处理的过程在线监测及工艺优化;在激光焊接领域,人工智能目前主要用于预测焊接质量、检测焊接缺陷以及优化焊接工艺参数;在激光增材制造领域,人工智能的应用包括设计材料成分、预测成形组织性能、优化工艺参数和控制增材过程等。

3.1 激光切割

激光切割采用高功率的激光束扫描加工表面,使

得扫描点迅速升温气化,从而达到加工目的。相对于传统机械切割方法,激光切割因精度高、速度快、热影响区小、不存在工具磨损等而得到了广泛关注,在汽车、航空航天、电气电子和冶金等诸多领域中都有广泛的应用。

切割粗糙度、切缝宽度和热影响区是衡量切割质量的关键指标。为减小切割粗糙度和切缝宽度,可使用人工智能对切割工艺进行预测优化以提升切割质量。德国卡尔斯鲁厄理工学院 León 团队使用 RGB 图像数据库和相应的粗糙度值训练了一个卷积神经网络,可以准确估计切割边缘的粗糙度,平均误差达到 $3.6 \mu\text{m}$ ^[23]。比利时鲁汶大学 Dufloy 团队开发了一种新的切割边缘粗糙度预测算法,利用较少的数据对切割粗糙度进行预测,极大提升了预测效率^[24]。图 4(a)展示了激光切割样品粗糙度随切割厚度的变化规律,

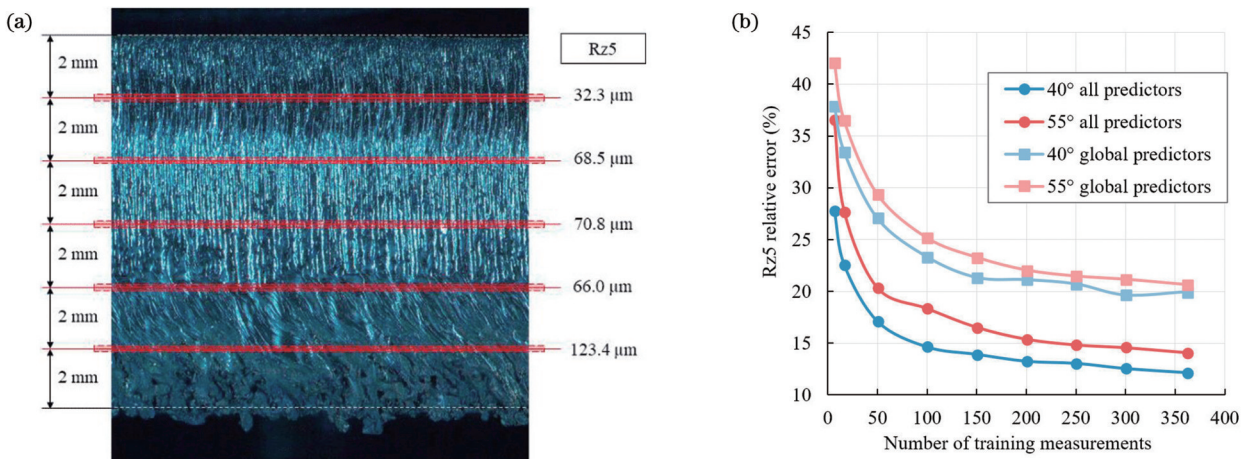


图 4 表面粗糙度预测^[24]。(a)激光切割样品的粗糙度测试值随样品厚度的变化;(b)粗糙度预测误差随训练数据集大小的变化
Fig. 4 Surface roughness prediction^[24]. (a) Measured roughness values of laser-cut sample versus sample thickness; (b) prediction error of roughness versus size of training dataset

图 4(b)展示了粗糙度预测模型的相对误差随训练数据量的变化规律。英国南安普敦大学 Zervas 团队利用深度学习从切割表面的显微图像中得到激光扫描速度,并进一步证明可以利用神经网络预测切割表面的外观形状^[25]。意大利米兰理工大学 Pacher 等^[26]利用机器学习实现了对激光熔切过程中熔渣附着物的实时、连续估计。塞尔维亚贝尔格莱德大学 Petronic 团队利用神经网络确定切削参数和工艺测量值之间的关系,采用粒子群优化算法求解激光切割参数的最优值,改善了切削区域的质量,提高了力学性能^[27]。郑州大学张炎亮团队建立了自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 模型,利用气体压力、切割速度和切割缝宽度等参数准确预测激光切割粗糙度^[28]。江苏大学丁华团队提出了一种基于广义回归神经网络 (GRNN) 和非支配排序遗传算法 (NSGAII) 的集成模型,对光纤激光切割不锈钢的质量进行了预测和优化,预测相对误差在 $\pm 5\%$ 以内^[29]。

3.2 激光抛光

具有复杂表面和自由曲面特征的零件抛光一直是工业界的巨大挑战,激光抛光是解决这一挑战的有效手段,发展前景良好^[30]。为了实现良好的抛光效果,通常需要通过大量实验对工艺进行优化,时间成本过高。鉴于该情况,可使用人工智能对抛光结果进行预测以快速获得最佳工艺参数。德国卡尔斯鲁厄理工学院 Solheid 等^[7]构建了神经网络模型,并使用遗传算法对其进行优化,用于获得符合给定表面粗糙度和热影响要求的抛光工艺窗口。激光抛光合金的微观结构对于表面强度及性能至关重要。加拿大西部大学 Remus 团队研究表明,前馈神经网络和递归神经网络皆可用于激光抛光的表面质量预测,并且展现了良好的预测效果^[31]。北京航空航天大学激光团队利用人工神经网络对激光选区熔化 Ti-6Al-4V 的抛光表面质量进行了预测,在使用推荐参数进行抛光后,平均粗糙度 (R_a) 从 $10.00\ \mu\text{m}$ 降低到 $0.15\ \mu\text{m}$ 以下,显微硬度增大,抗变形性能得到了显著增强。图 5(a)展示了实验中用于模

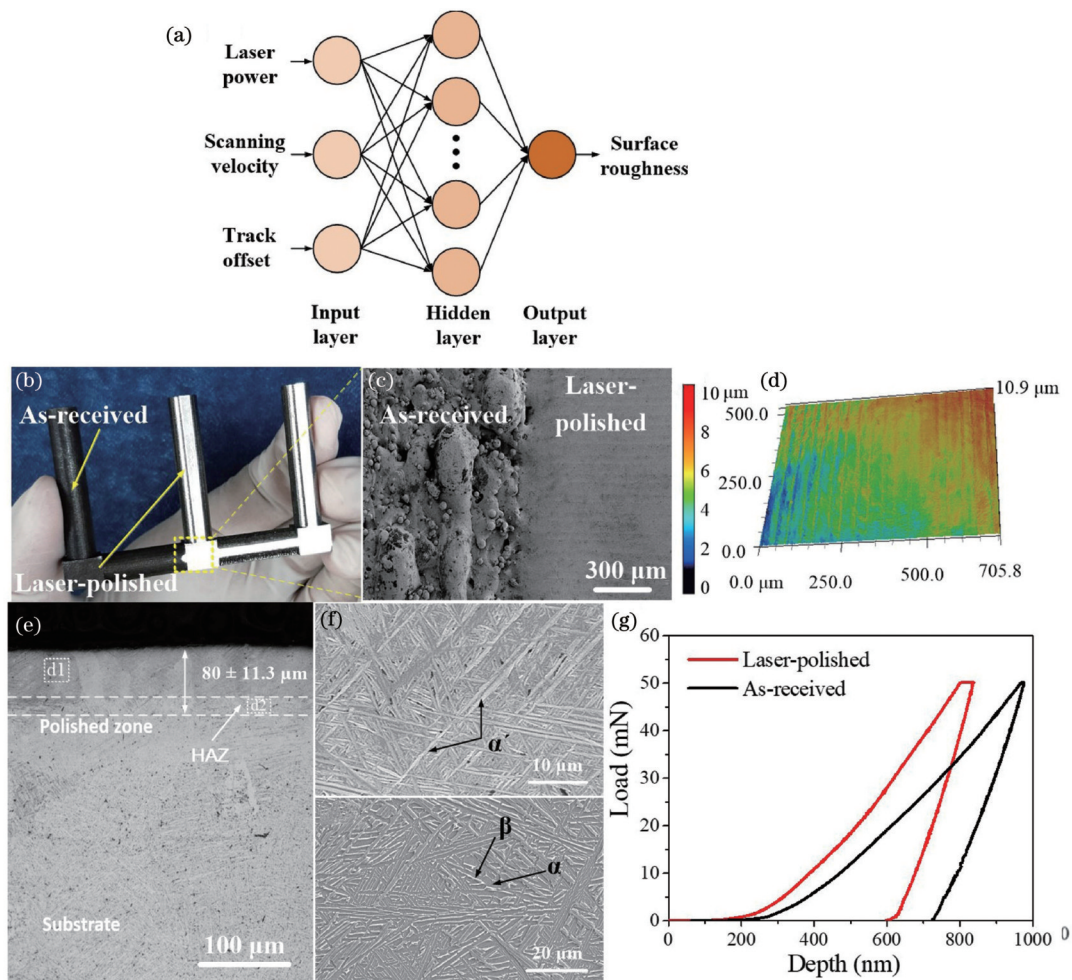


图 5 神经网络模型和表面形貌分析^[32]。(a)拓扑网络结构;(b)宏观图像;(c)抛光表面和未抛光表面的对比;(d)抛光表面的三维形貌;(e)抛光样品截面形貌;(f)热影响区和抛光层的组织形貌;(g)纳米压痕载荷-位移曲线

Fig. 5 Neural network model and surface topography analysis^[32]. (a) Topological network structure; (b) macroscopic image; (c) comparison of polished and unpolished surfaces; (d) 3D topographic image of polished surface; (e) cross-section microstructure of sample after polishing; (f) microstructures of heat affect zone and polished layer; (g) nanoindentation load-displacement curves

拟表面质量的神经网络模型的拓扑结构,图 5(b)~(f)为抛光表面形貌和纳米压痕分析^[32]。

对抛光过程进行监测是提高抛光质量的另一重要途径。意大利那不勒斯费德里科二世大学 Caggiano 团队利用基于机器学习的卷积神经网络图像处理方法,实现了最佳抛光参数的实时在线自动识别^[33]。加拿大西部大学 Bordatchev 团队开发了一种可视化算法,可利用单个图像的信息判断抛光过程的稳定性,并且在不影响结果可靠性的情况下,使用无监督机器学习分析方法减少了所需识别的图像变量^[34]。

3.3 激光截/钻骨

传统骨科手术使用机械加工手段来处理患者骨头,如锯切、钻孔、磨削等。这些方法对医生的要求较高,处理难度大,容易导致机械磨损和热损伤,影响手术后患者恢复。激光加工技术具有精度高、能量密度大、热影响区小、可控制性好的优点,能够大大减小骨科手术的难度,减少额外组织损伤,降低医生心理压力,因此备受关注。目前,在激光骨处理领域,人工智能主要用于骨处理过程中生物组织的实时分类。

利用人工智能处理图像信号是实现过程监测的重要方法。瑞士巴塞尔大学的 Bayhaqi 等^[35]利用人工智能分析快速光学相干层析成像(OCT)图像,提出了基于深度学习的 OCT 图像去噪方法,从而实现了对生物组织的分类。此外,该团队使用纹理、强度分布和衰减图三种输入特征来训练神经网络,以判断激光截骨时 OCT 图像上生物组织的类型,结果表明组合特征输入时分类准确率最高,达到了 94.85%,证明了在激光截骨时使用 OCT 图像实时识别生物组织类型的可行性^[36]。

人工智能还可用于截骨过程中的声信号处理。瑞士联邦材料科学与技术实验室 Wasmer 团队提出了一种基于机器学习的激光截骨的在线监测方法,该方法利用光声信号来区分皮肤、脂肪、肌肉和骨骼,提升了截骨准确性,减小了损伤,优化了伤口组织的清理过程^[37]。瑞士巴塞尔大学的 Kenhagho 等^[38]使用神经网络对两种激光截骨时的光声信号进行分析,据此判断生物组织类型,准确率达到 95% 左右,证明了神经网络可以用于激光截骨中的实时组织鉴别,使用三种神经网络识别激光截骨产生的声波,对硬骨、软骨、肌肉、脂肪和皮肤组织实现了 100% 的识别准确率^[39]。

北京航空航天大学激光团队近年来在生物骨材料的智能化激光加工方面开展了大量基础研究。2020 年,本团队使用飞秒激光在羊小腿骨上进行钻孔加工,通过扫描电子显微镜、红外热成像系统等多种方法对钻孔过程及孔质量进行研究,证明了在临床上使用飞秒激光制备无裂纹大尺寸孔的可行性^[40]。同年,本团队利用光谱仪采集加工过程中产生的二次谐波信号用于定位和监测,实现了基于光谱响应的离焦距离、激光

通量、冷却水流量等加工参数的优化^[41]。在此基础上,2023 年本团队在飞秒激光钻骨过程中使用卷积神经网络对光斑位置进行精准定位,更加准确地了解了激光对钻骨效果的影响,同时也证明了人工智能未来在飞秒钻骨手术过程中作为安全辅助手段提升手术安全性的可行性,进一步推进了激光钻骨的智能化发展^[42]。图 6(a)展示了神经网络模型特征识别的过程,图 6(b)展示了飞秒激光消融骨的频谱。此外,本团队提出了用于预测激光诱导表面结构的组合 GA-BP 神经网络,用于调控表面微纳米结构,首次证明了微纳米表面结构用于平衡抗菌和诱导骨整合的可能性^[43]。图 7(a)显示了神经网络模型的训练误差,图 7(b)为表面微结构的图像及其粗糙度变化情况。

3.4 激光焊接

早在 20 世纪末期,激光焊接就被广泛应用于工业生产。激光焊接具有能量密度高、热影响区小、焊缝深宽比大、自动化程度高等优点,被广泛应用于船舶、航空航天、汽车等领域。人工智能主要用于激光焊接质量的预测、缺陷检测以及焊接工艺优化等。

对焊接结果进行预测有助于在焊接过程中进行工艺调整,提升焊接质量。美国普渡大学 Shin 研究团队使用卷积神经网络分析高速摄像机的图像,对熔池特征进行检测学习,从而预测激光焊接孔隙率,该模型的孔隙率检测分类精度达到 96.1%^[44]。德国弗劳恩霍夫激光技术研究所 Knaak 等^[45]提出了一种基于卷积神经网络的图像分割创新方法,将其和随机森林、支持向量机等传统机器学习方法相结合,可用于焊接过程中的过程参数预测和故障检测。广东工业大学高向东团队利用遗传算法改进的 BP 神经网络(GABP),对焊接形貌与熔池阴影特征之间的关系进行建模,提供了一种实时预测焊缝外观和评估焊接质量的有效方法^[45]。2020 年,华中科技大学蒋平团队使用图像处理技术提取激光熔池和小孔的特征,通过集成多种神经网络建立了激光熔池、小孔特征与焊缝特征之间的关系^[46]。图 8(a)和图 8(b)展示了熔池和锁孔特征提取的过程。图 8(c)~(f)展示了在一定锁孔长度和锁孔面积下,四种神经网络模型预测的焊缝宽度随熔池宽度和锁孔宽度的变化。

质量缺陷会导致焊接件性能恶化,为保证产品的正常使用,需对焊接件进行缺陷检测。华中科技大学蒋平团队将多传感信号诊断与深度学习相结合,开发了一种可识别和检测铝合金激光焊接过程中气孔缺陷的新方法,利用含有高速相机和相干光测量系统在内的多传感器平台测量孔隙形态特征,并使用深度学习模型提取其特征,实现孔隙度的在线检测^[47]。广东工业大学高向东团队基于传感器信号特征构建了用于焊缝缺陷检测的支持向量机(SVM)分类模型,可利用光学特征对焊接缺陷进行有效检测^[48]。哈尔滨工业大学冯吉才团队利用光谱仪采集等离子体光信号,并使用

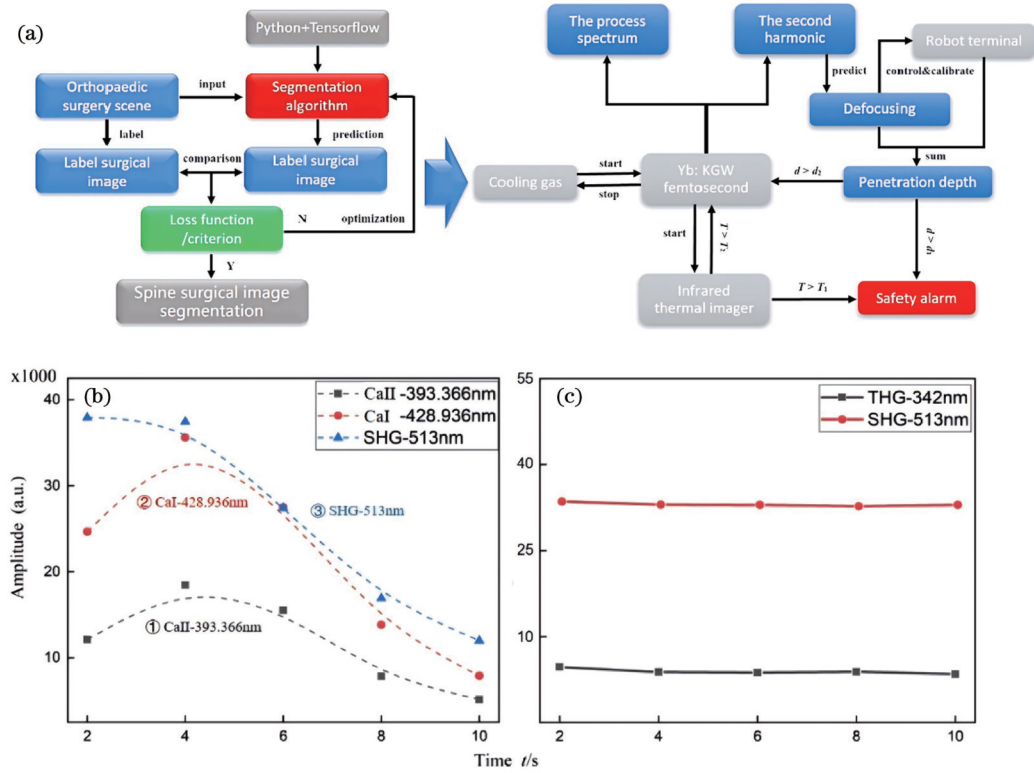


图 6 激光骨钻骨实验^[42]。(a)特征识别与消融控制；(b)焦点位置频谱振幅随时间变化；(c)离焦位置频谱振幅随时间变化
Fig. 6 Laser bone drilling experiment^[42]. (a) Feature identification and ablation control; (b) spectral amplitude at focus position versus time; (c) spectral amplitude at defocusing position versus time

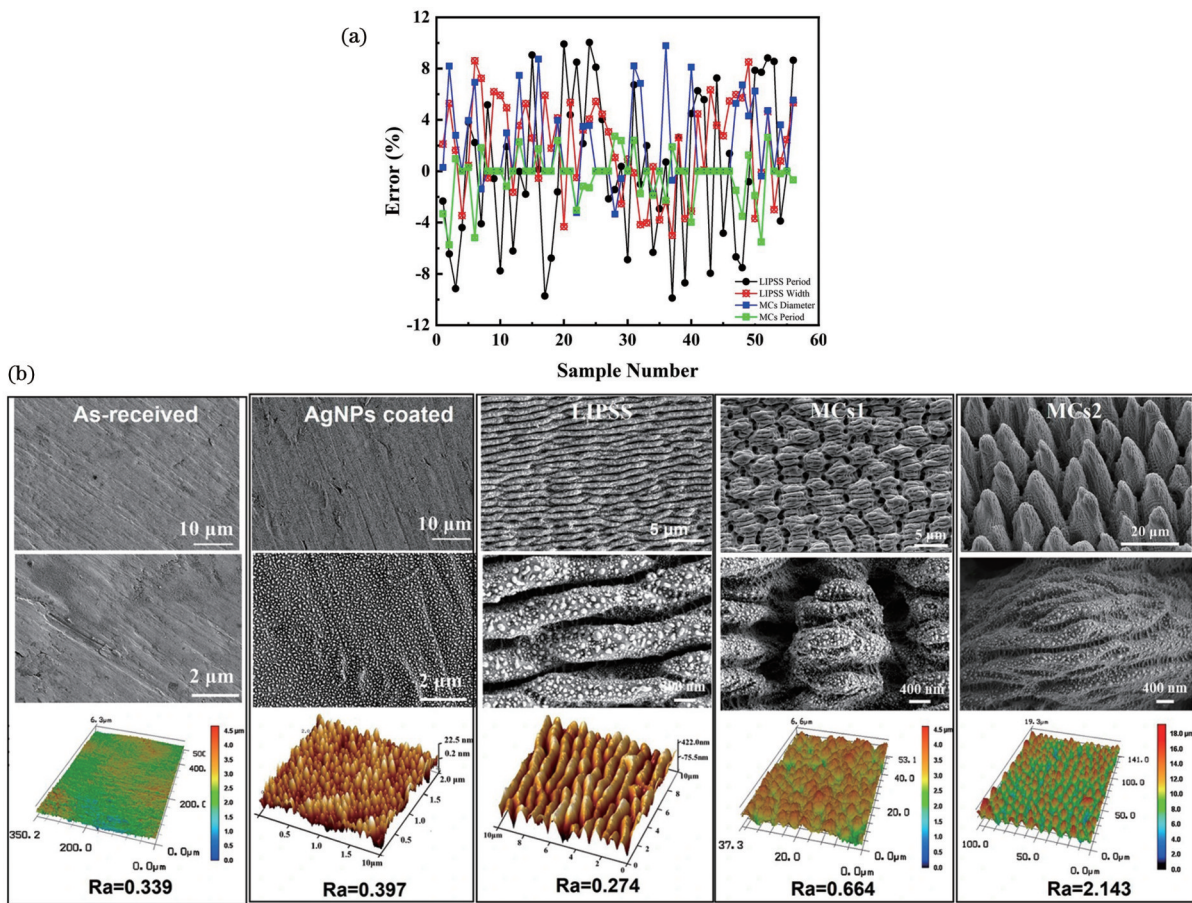


图 7 表面微结构^[43]。(a)神经网络模型的训练误差；(b)各种表面微结构的图像
Fig. 7 Surface microstructures^[43]. (a) Training error of neural network model; (b) images of various surface microstructures

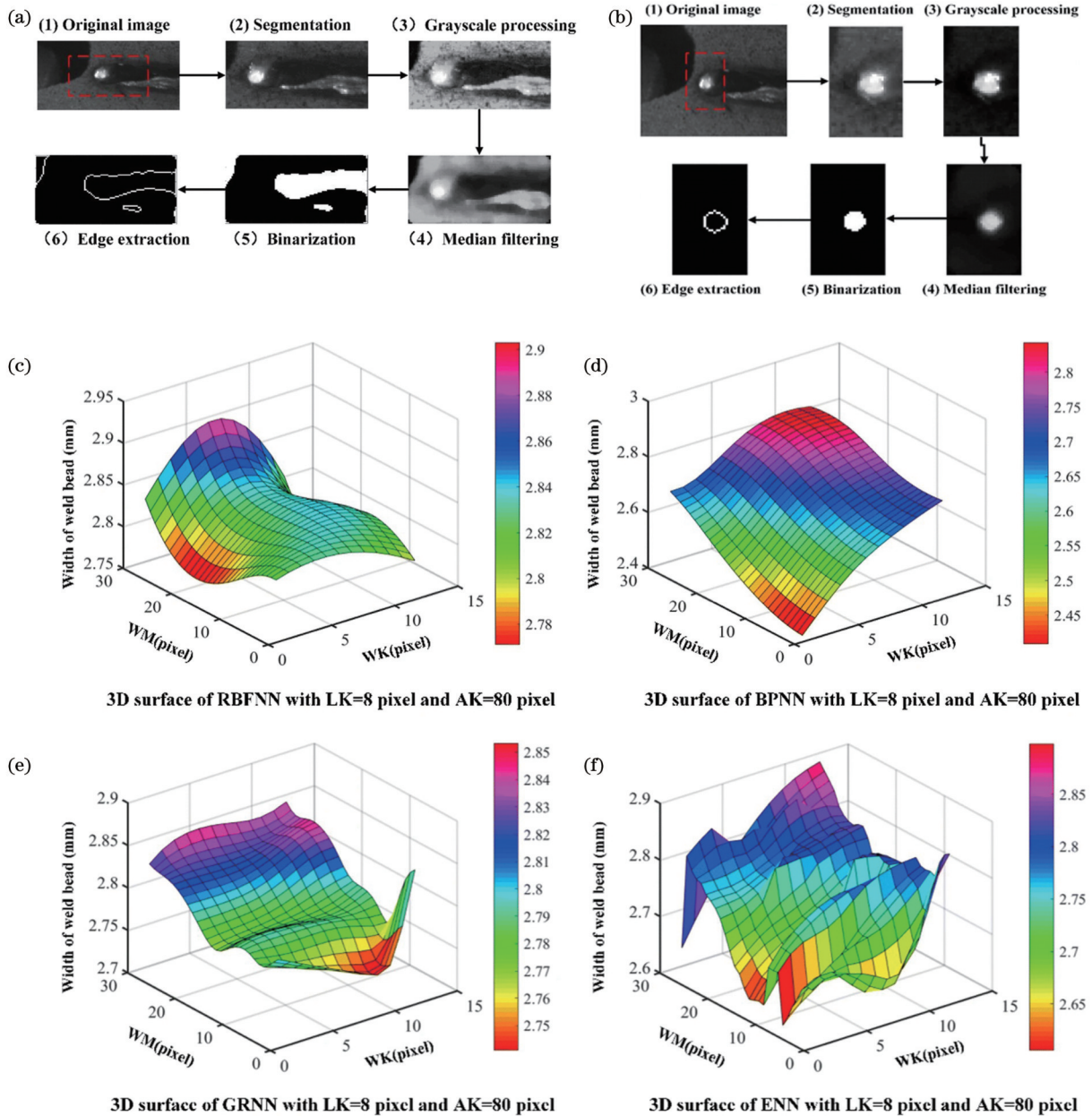


图 8 不同神经网络构建的熔池和锁孔关系^[46]。(a)熔池特征和(b)锁孔特征提取;(c)径向基函数神经网络构建的熔池和锁孔关系;(d)BP神经网络构建的熔池和锁孔关系;(e)广义回归神经网络构建的熔池和锁孔关系;(f)进化神经网络构建的熔池和锁孔关系

Fig. 8 Relationship between weld pool and keyhole constructed by different neural networks^[46]. (a) Feature extraction of (a) melting pool and (b) keyhole; (c) relationship between weld pool and keyhole constructed by radial basis function neural network; (d) relationship between weld pool and keyhole constructed by BP neural network; (e) relationship between weld pool and keyhole constructed by generalized regression neural network; (f) relationship between weld pool and keyhole constructed by evolutionary neural network

机器学习算法进行训练,实现了焊接缺陷的自动检测和分类^[49]。

工艺参数优化在提升焊缝质量和减少缺陷方面同样起着非常重要的作用。印度国立技术学院 Sathiya 团队使用人工神经网络建立激光功率、焊接速度等参数与焊缝熔深、焊缝宽度、抗拉强度之间的关系,并使用遗传算法(GA)获得了优化工艺参数^[50]。2016年,华中科技大学蒋平团队使用改进的反向传播神经网络

(BPNN)建立了焊接缺陷指标与工艺参数之间的关系,确定了缺陷最小时焊接接头的最佳工艺参数^[51]。2017年,该团队开发了一种结合径向基函数神经网络(RBFNN)和遗传算法的混合方法,对外加磁场辅助激光焊接(LWSMF)中的磁通量参数进行优化,有效减少了外磁作用下的飞溅缺陷^[52]。

3.5 激光增材制造

激光增材制造是智能制造的代表性技术之一,在

数字模型引导下可快速高效地对复杂三维零件进行定制化、个性化加工,制造传统技术难以制造的复杂结构,在工业、医疗、航空航天等诸多领域中得到广泛应用^[53]。然而,由于激光功率、扫描速度、层厚和粉末温度等工艺参数的变化会直接影响增材制造零件的质量,在制造之前开发人员通常需要通过大量实验进行参数优化,设计成本高昂、耗时且不可预测。利用人工智能方法对增材制造过程进行控制与优化,有助于实现增材零件的高质量、低成本制造。具体而言,人工智能在增材制造中的应用包括材料成分设计、组织性能预测、工艺参数优化和过程控制^[54]。

材料性能是决定制造零件质量的首要因素,可

利用人工智能进行高性能材料设计。如图 9 所示,新加坡制造技术研究院 Tan 等^[55]利用机器学习方法开发了一种专用于增材制造的 Fe-20.8Ni-6.2Ti-1.7Al 新型马氏体钢,其抗拉强度和均匀延伸率分别达到了 1.54 GPa 和 8.1%,显著优于大部分增材制造制备的商用高强钢原始态的力学性能。北京科技大学谢建新团队使用机器学习方法设计了三种超强高韧铝合金,抗拉强度、延伸率和断裂韧性分别达到 700~750 MPa、8%~10% 和 33%^[56]。西北工业大学李金山团队使用机器学习方法揭示了组成-结构-性质关系,对高强度延性钛合金的设计研发具有重要指导意义^[57]。

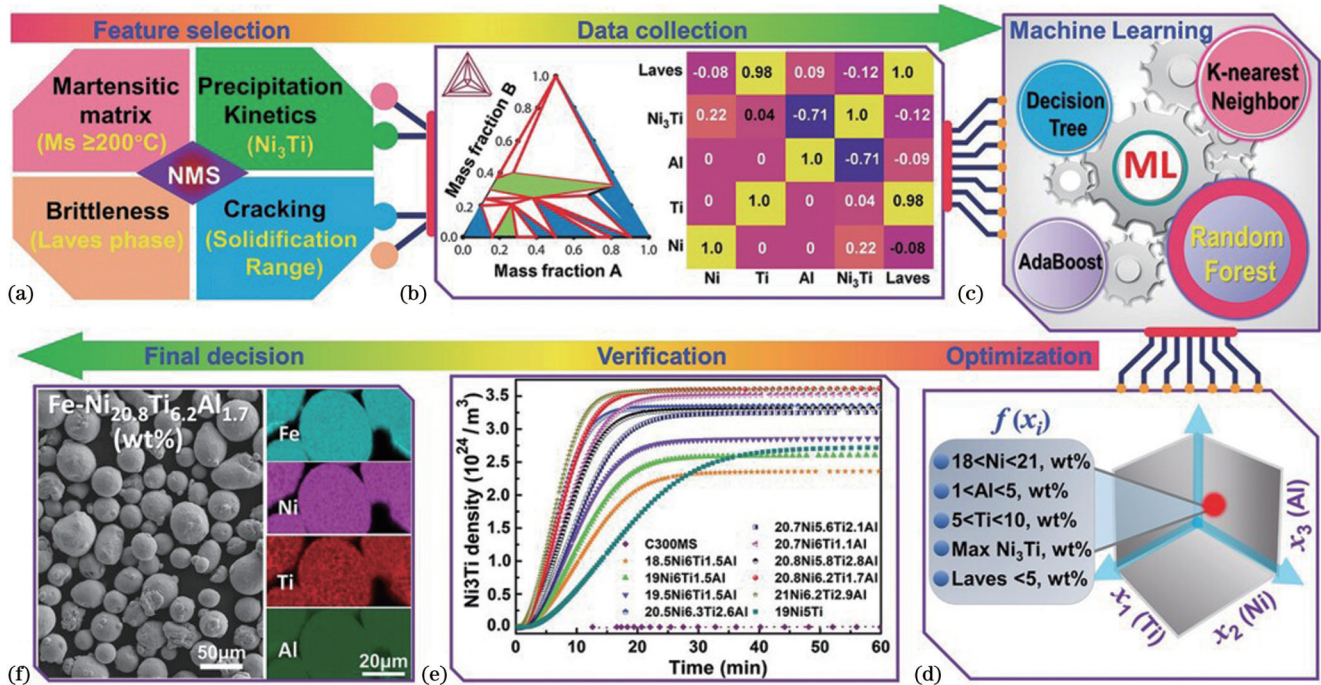


图 9 Fe-Ni-Ti-Al 新型马氏体时效钢(NMS)的机器学习(ML)辅助成分设计示意图^[55]。(a)特征选择;(b)数据收集;(c)通过算法进行机器学习;(d)合金元素成分优化;(e)时间依赖性动态沉淀行为;(f)粉末形貌和元素映射

Fig. 9 Schematics of machine learning (ML) assisted composition design of Fe-Ni-Ti-Al novel maraging steel (NMS)^[55]. (a) Feature selection; (b) data collection; (c) ML by various algorithms; (d) composition optimization of alloy elements; (e) time-dependent dynamic precipitation behavior; (f) powder morphology and elemental mapping

材料组织结构对力学性能有着重要影响。由于增材过程的复杂性,利用传统方法难以对组织演变过程进行观察,人工智能是预测组织演变过程及组织性能的有效手段。加拿大麦吉尔大学 Fiona 团队开发了一种可用于微观结构定量模拟的人工神经网络模型,研究了晶界倾斜角与热梯度、晶体取向、马兰戈尼效应的关系^[58]。日本国立材料研究所 Kusano 等^[59]使用多元线性回归分析对增材 Ti₆Al₄V 部件的微观结构和缺陷特征进行处理,开发了拉伸性能预测模型,对屈服强度和抗拉强度的预测误差小于 2%。西北工业大学林鑫团队基于硬度测试分析结果,使用人工神经网络模型构建了激光立体成形 Ti-xAl-yV 合金成分与硬度之间的关系以及硬度与抗拉性能之间的关系,进而根据

硬度预测结果对其抗拉强度进行了评估^[60]。北京理工大学先进结构技术研究所廉艳平团队提出了一种基于机器学习的微观结构预测方法,用于预测增材制造中的晶粒结构特征,预测结果与数值模拟结果吻合较好^[61]。

利用人工智能构建工艺参数与增材质量之间的关系,可快速获得最佳工艺参数,提升产品质量和增材效率。日本东北大学 Aoyagi 团队探究了不同工艺参数下内部缺陷与表面形态的关系,并基于实验数据进行机器学习,用于寻找制造无缺陷零件的最佳工艺参数^[62]。德国德累斯顿莱布尼茨固态和材料研究所 Shin 等^[63]通过人工神经网络深度学习开发了一种高精度 Ti-5Al-5V-5Mo-3Cr 组件密度预测模型,并且根据模

型预测结果反馈得到最佳工艺参数。华南理工大学杨永强团队开发了一种用于预测沉积轨道宽度和高度的 BP 神经网络模型,通过输入激光功率、扫描速度和送粉量参数能够对沉积层高度和宽度进行预测^[64]。大连理工大学张洪潮团队通过采集训练工艺参数、熔覆层面积及气孔率数据,建立了激光熔覆层面积和气孔率预测模型^[65]。

增材制造过程中复杂的物理场变化会导致零件尺寸变化和缺陷的形成,因此需要对制造过程进行监测。英国卡内基梅隆大学 Scime 等^[66]将视觉检测技术和机器学习相结合,对增材制造过程中形成缺陷的原位熔池特征进行观察识别,证明了该技术用于原位检测键孔孔隙率和成球不稳定性的可行性。普渡大学 Shin 团队利用卷积神经网络模型学习熔池特征,开发了一种用于监测激光增材制造过程中孔隙率的方法^[67]。美国劳伦斯利弗莫尔国家实验室 Giera 技术团队展示了一种基于两步机器学习的监测激光粉末床融合增材制造过程的方法,该方法能够动态跟踪评估熔池状态^[68]。中国科学技术大学朱锟鹏团队开发了一种监控粉末床融合过程的混合卷积神经网络方法,可检测过热、正常、不规则、起球四种状态,综合检测精度可达 0.997^[69]。

4 结束语

人工智能的发展和进步引发了制造业的巨大变革,推动制造业向自动化、智能化方向发展。激光制造技术作为当前制造业中极具前景的先进制造工艺之一,两者结合是行业发展的必然趋势,人工智能在激光制造技术中的广泛应用促进了激光制造技术的持续进步。总结了人工智能在激光制造装备和激光制造工艺领域中的研究成果,介绍了其在光束控制、设备管理、激光切割、激光截/钻骨、激光抛光、激光焊接和激光增材制造等场景中的应用进展。

在激光制造装备领域中,人工智能可控制设备生成稳定光束,保证加工的稳定性;还可以用于光束整形,对光束能量分布进行调整,满足产品多样化的加工需求。此外,利用人工智能对设备状态进行监测、管理和维护,有助于保证装备的高效稳定运行。高效、可靠的激光制造装备为产品的高质量加工提供了强有力的硬件支持。

在激光制造工艺领域中,人工智能的应用包括对激光切割、激光焊接、激光增材制造、激光截/钻骨和激光抛光等制造工艺进行模拟预测、参数优化、过程监测和质量分析。对加工结果进行模拟预测,可以节省制造过程中繁冗的迭代验证过程,降低生产成本;对加工过程进行监测,有助于对加工过程进行优化,提升加工效率;对产品进行质量分析及参数优化,能够减少产品中的缺陷,保证加工效果,提升产品质量。合适的制造工艺条件降低了生产成本,提升了产品质量和加工效

率,使得资源最大化利用。

然而,人工智能在激光制造中的应用仍存在不小的挑战:1)为了保证人工智能的准确性,通常需对大量数据进行收集处理,这导致了较高的时间成本和金钱成本,阻碍了其在实际中的应用。目前潜在的解决方法是利用数据增强技术增加有效数据量以提高数据利用率,该方法的可行性已在一些研究中得到验证,很可能成为未来的一个重要研究方向。2)由于激光与材料作用过程的复杂性以及工艺参数的多样性,现有算法模型通常难以作出快速准确的响应,因此其在实际应用中的准确性受到极大影响,未来需要对算法模型进行深入优化,开发出能够适应复杂应用场景的智能算法。3)当前,人工智能在激光制造各个领域中的应用尚无统一标准,相关研究成果缺乏普适性,难以真正投入到生产应用中。未来可通过构建数据共享平台,加强数据共享,并对现有研究成果进行整合,形成统一标准,推动研究成果转化为实际生产力。4)智能装备是实现激光制造智能化的硬件基础,能够大幅提升生产效率、质量和安全性。然而,目前激光智能装备仍存在精度、稳定性和可靠性等问题,后续需进一步加强技术研发和人才培养,加速推进激光智能装备的实际应用。

随着人工智能的进一步发展,人工智能算法将不断完善,使用门槛将进一步降低,对复杂环境的适应性将进一步增强,智能化装备产业也将日益发展成熟。届时高度成熟的算法、更加智能化的制造装备能够扩大人工智能在激光制造场景中的应用范围,从而有效推动激光制造智能化发展。

参 考 文 献

- [1] Malinauskas M, Žukauskas A, Hasegawa S, et al. Ultrafast laser processing of materials: from science to industry[J]. *Light: Science & Applications*, 2016, 5(8): e16133.
- [2] McCarthy J, Minsky M, Rochester N, et al. A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955[J]. *AI Mag.*, 2006, 27: 12-14.
- [3] Li P Z, Zheng Y B, Luo L. An ANN based optimization algorithm for diffracted laser beam shaping[J]. *Journal of Coastal Research*, 2020, 104(sp1): 255-260.
- [4] Wu C S, Ko J, Davis C C. Lossy wavefront sensing and correction of distorted laser beams[J]. *Applied Optics*, 2020, 59(3): 817-824.
- [5] Zhang Y X, Gao X D, Katayama S. Weld appearance prediction with BP neural network improved by genetic algorithm during disk laser welding[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2015, 34: 53-59.
- [6] Anicic O, Jović S, Skrijelj H, et al. Prediction of laser cutting heat affected zone by extreme learning machine[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2017, 88: 1-4.
- [7] Solheid J S, Elkaseer A, Wunsch T, et al. Multiobjective optimization of laser polishing of additively manufactured Ti-6Al-4V parts for minimum surface roughness and heat-affected zone[J]. *Materials*, 2022, 15(9): 3323.
- [8] Jin Z Q, Zhang Z Z, Demir K, et al. Machine learning for advanced additive manufacturing[J]. *Matter*, 2020, 3(5): 1541-1556.
- [9] Li X X, Wang H P, Wang B, et al. Machine learning methods for prediction analyses of 4H-SiC microfabrication via femtosecond

- laser processing[J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2022, 18: 2152-2165.
- [10] Baumeister T, Brunton S L, Kutz J N. Deep learning and model predictive control for self-tuning mode-locked lasers[J]. *Journal of the Optical Society of America B*, 2018, 35(3): 617-626.
- [11] Xie Y H, Heath D J, Grant-Jacob J A, et al. Deep learning for the monitoring and process control of femtosecond laser machining[J]. *Journal of Physics: Photonics*, 2019, 1(3): 035002.
- [12] Zou L, Geng Y C, Liu G D, et al. Energy prediction with physics-guided neural networks for high-power laser facility[J]. *Proceedings of SPIE*, 2022, 12169: 12169BK.
- [13] An Y, Li J, Huang L J, et al. Deep learning enabled superfast and accurate M^2 evaluation for fiber beams[J]. *Optics Express*, 2019, 27(13): 18683-18694.
- [14] Hou T Y, An Y, Chang Q, et al. Deep-learning-assisted, two-stage phase control method for high-power mode-programmable orbital angular momentum beam generation[J]. *Photonics Research*, 2020, 8(5): 715-722.
- [15] Buske P, Völl A, Eisebitt M, et al. Advanced beam shaping for laser materials processing based on diffractive neural networks[J]. *Optics Express*, 2022, 30(13): 22798-22816.
- [16] Limbacher B, Schoenhuber S, Kainz M A, et al. Deep learning control of THz QCLs[J]. *Optics Express*, 2021, 29(15): 23611-23621.
- [17] Lin D F, Li D Y, Cui Y P, et al. Machine learning-based error compensation for high precision laser arbitrary beam splitting[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2023, 160: 107245.
- [18] Abdelli K, Rafique D, Pachnicke S. Machine learning based laser failure mode detection[C]//2019 21st International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON), July 9-13, 2019, Angers, France. New York: IEEE Press, 2019.
- [19] Abdelli K, Griebner H, Pachnicke S. Machine learning based data driven diagnostic and prognostic approach for laser reliability enhancement[C]//2020 22nd International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON), July 19-23, 2020, Bari, Italy. New York: IEEE Press, 2020.
- [20] Abdelli K, Griebner H, Tropschug C, et al. A BiLSTM-CNN based multitask learning approach for fiber fault diagnosis[C]//2021 Optical Fiber Communications Conference and Exhibition (OFC), June 6-10, 2021, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2021.
- [21] Wang B, Zhang W L, Shi F, et al. Study on the repair technology of laser damage-fused silica optics based on the neural network method[J]. *Materials*, 2022, 15(15): 5274.
- [22] Qiao H M, Peng W N, Jin P X, et al. Performance improvement of single-frequency CW laser using a temperature controller based on machine learning[J]. *Micromachines*, 2022, 13(7): 1047.
- [23] Tatzel L, León F P. Image-based roughness estimation of laser cut edges with a convolutional neural network[J]. *Procedia CIRP*, 2020, 94: 469-473.
- [24] García A T, Levichev N, Vorkov V, et al. Roughness prediction of laser cut edges by image processing and artificial neural networks [J]. *Procedia Manufacturing*, 2021, 54: 257-262.
- [25] Courtier A F, McDonnell M, Praeger M, et al. Modelling of fibre laser cutting via deep learning[J]. *Optics Express*, 2021, 29(22): 36487-36502.
- [26] Pacher M, Franceschetti L, Strada S C, et al. Real-time continuous estimation of dross attachment in the laser cutting process based on process emission images[J]. *Journal of Laser Applications*, 2020, 32(4): 042016.
- [27] Sibalija T, Petronic S, Milovanovic D. Experimental optimization of Nimonic 263 laser cutting using a particle swarm approach[J]. *Metals*, 2019, 9(11): 1147.
- [28] Zhang Y L, Lei J H. Prediction of laser cutting roughness in intelligent manufacturing mode based on ANFIS[J]. *Procedia Engineering*, 2017, 174: 82-89.
- [29] Ding H, Wang Z C, Guo Y C. Multi-objective optimization of fiber laser cutting based on generalized regression neural network and non-dominated sorting genetic algorithm[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2020, 108: 103337.
- [30] Krishnan A, Fang F Z. Review on mechanism and process of surface polishing using lasers[J]. *Frontiers of Mechanical Engineering*, 2019, 14(3): 299-319.
- [31] Wang Y, Wang W, Zhang D B, et al. Intelligent laser machining system for multi-function processing of superhard materials[J]. *Proceedings of SPIE*, 2021, 11912: 119120Q.
- [32] Li Y H, Cheng X, Guan Y C. Ultrafine microstructure development in laser polishing of selective laser melted Ti alloy[J]. *Journal of Materials Science & Technology*, 2021, 83: 1-6.
- [33] Caggiano A, Teti R, Alfieri V, et al. Automated laser polishing for surface finish enhancement of additive manufactured components for the automotive industry[J]. *Production Engineering*, 2021, 15(1): 109-117.
- [34] Beyfuss J, Bordatchev E, Tutunea-Fatan O R. Preliminary machine learning analysis and high-speed thermographic visualization of the laser polishing process[J]. *Procedia CIRP*, 2020, 94: 947-950.
- [35] Bayhaqi Y A, Hamidi A, Canbaz F, et al. Deep-learning-based fast optical coherence tomography (OCT) image denoising for smart laser osteotomy[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2022, 41(10): 2615-2628.
- [36] Bayhaqi Y A, Hamidi A, Canbaz F, et al. Deep learning models comparison for tissue classification using optical coherence tomography images: toward smart laser osteotomy[J]. *OSA Continuum*, 2021, 4(9): 2510-2526.
- [37] Shevchik S, Kenhagho H N, Le-Quang T, et al. Machine learning monitoring for laser osteotomy[J]. *Journal of Biophotonics*, 2021, 14(4): 202000352.
- [38] Kenhagho H N, Canbaz F, Gomez Alvarez-Arenas T E, et al. Machine learning-based optoacoustic tissue classification method for laser osteotomes using an air-coupled transducer[J]. *Lasers in Surgery and Medicine*, 2021, 53(3): 377-389.
- [39] Seppi C, Huck A, Kenhagho H N, et al. Deep-learning approach for tissue classification using acoustic waves during ablation with an Er: YAG laser[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 130543-130553.
- [40] Zhang J R, Guan K, Zhang Z, et al. *In vitro* evaluation of ultrafast laser drilling large-size holes on sheepshank bone[J]. *Optics Express*, 2020, 28(17): 25528-25544.
- [41] Song Y, Hu G Q, Zhang Z, et al. Real-time spectral response guided smart femtosecond laser bone drilling[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2020, 128: 106017.
- [42] Wang X, Yang M X, Guan Y C, et al. Spectrum diagnosis and temperature monitoring of femtosecond laser laminectomy[J]. *Optics & Laser Technology*, 2023, 161: 109091.
- [43] Lu L B, Zhang J R, Guan K, et al. Artificial neural network for cytocompatibility and antibacterial enhancement induced by femtosecond laser micro/nano structures[J]. *Journal of Nanobiotechnology*, 2022, 20(1): 365.
- [44] Zhang B, Hong K M, Shin Y C. Deep-learning-based porosity monitoring of laser welding process[J]. *Manufacturing Letters*, 2020, 23: 62-66.
- [45] Knaak C, Kolter G, Schulze F, et al. Deep learning-based semantic segmentation for in-process monitoring in laser welding applications[J]. *Proceedings of SPIE*, 2019, 11139: 1113905.
- [46] Cao L C, Zhang L L, Wu Y D. A data-driven model for weld bead monitoring during the laser welding assisted by magnetic field[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 107(1): 475-487.
- [47] Ma D Y, Jiang P, Shu L S, et al. Multi-sensing signals diagnosis and CNN-based detection of porosity defect during Al alloys laser welding[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 62: 334-346.
- [48] You D Y, Gao X D, Katayama S. WPD-PCA-based laser welding process monitoring and defects diagnosis by using FNN and SVM

- [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(1): 628-636.
- [49] Chen Y H, Chen B, Yao Y Z, et al. A spectroscopic method based on support vector machine and artificial neural network for fiber laser welding defects detection and classification[J]. NDT & E International, 2019, 108: 102176.
- [50] Sathiya P, Panneerselvam K, Abdul Jaleel M Y. Optimization of laser welding process parameters for super austenitic stainless steel using artificial neural networks and genetic algorithm[J]. Materials & Design, 2012, 36: 490-498.
- [51] Ai Y W, Jiang P, Shao X Y, et al. An optimization method for defects reduction in fiber laser keyhole welding[J]. Applied Physics A, 2016, 122(1): 31.
- [52] Cao L C, Yang Y, Jiang P, et al. Optimization of processing parameters of AISI 316L laser welding influenced by external magnetic field combining RBFNN and GA[J]. Results in Physics, 2017, 7: 1329-1338.
- [53] Lu B H, Li D C, Tian X Y. Development trends in additive manufacturing and 3D printing[J]. Engineering, 2015, 1(1): 85-89.
- [54] 苏金龙, 陈乐群, 谭超林, 等. 基于机器学习的增材制造过程优化与新材料研发进展[J]. 中国激光, 2022, 49(14): 1402101.
Su J L, Chen L Q, Tan C L, et al. Optimization of additive manufacturing process and development of new materials based on machine learning[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(14): 1402101.
- [55] Tan C L, Li Q, Yao X L, et al. Machine learning customized novel material for energy-efficient 4D printing[J]. Advanced Science, 2023, 10(10): 2206607.
- [56] Jiang L, Wang C S, Fu H D, et al. Discovery of aluminum alloys with ultra-strength and high-toughness via a property-oriented design strategy[J]. Journal of Materials Science & Technology, 2022, 98: 33-43.
- [57] Zou C X, Li J S, Wang W Y, et al. Integrating data mining and machine learning to discover high-strength ductile titanium alloys [J]. Acta Materialia, 2021, 202: 211-221.
- [58] Li J H, Sage M, Guan X Y, et al. Machine learning-enabled competitive grain growth behavior study in directed energy deposition fabricated Ti6Al4V[J]. JOM, 2020, 72(1): 458-464.
- [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: 139549.
- [60] 张凤英, 谭华, 陈静, 等. 激光立体成形 Ti-Al-V 系的合金力学性能[J]. 中国激光, 2012, 39(6): 0603004.
Zhang F Y, Tan H, Chen J, et al. Mechanical properties of laser solid formed Ti-Al-V ternary system titanium alloys[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(6): 0603004.
- [61] Kats D, Wang Z D, Gan Z T, et al. A physics-informed machine learning method for predicting grain structure characteristics in directed energy deposition[J]. Computational Materials Science, 2022, 202: 110958.
- [62] Gui Y W, Aoyagi K, Bian H K, et al. Detection, classification and prediction of internal defects from surface morphology data of metal parts fabricated by powder bed fusion type additive manufacturing using an electron beam[J]. Additive Manufacturing, 2022, 54: 102736.
- [63] Shin D S, Lee C H, Kühn U, et al. Optimizing laser powder bed fusion of Ti-5Al-5V-5Mo-3Cr by artificial intelligence[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2021, 862: 158018.
- [64] Song C H, Liu L S, Yang Y Q, et al. Prediction on geometrical characteristics of laser energy deposition based on regression equation and neural network[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(5): 89-96.
- [65] 李琦, 李涛, 吴祖鹏, 等. 基于神经网络的激光熔覆层面积及气孔率预测[J]. 应用激光, 2020, 40(1): 29-34.
Li Q, Li T, Wu Z P, et al. Prediction of laser cladding layer area and porosity based on neural network[J]. Applied Laser, 2020, 40(1): 29-34.
- [66] Scime L, Beuth J. Using machine learning to identify *in situ* melt pool signatures indicative of flaw formation in a laser powder bed fusion additive manufacturing process[J]. Additive Manufacturing, 2019, 25: 151-165.
- [67] Zhang B, Liu S Y, Shin Y C. In-Process monitoring of porosity during laser additive manufacturing process[J]. Additive Manufacturing, 2019, 28: 497-505.
- [68] Caggiano A, Zhang J J, Alfieri V, et al. Machine learning-based image processing for on-line defect recognition in additive manufacturing[J]. CIRP Annals, 2019, 68(1): 451-454.
- [69] Zhang Y J, Soon H G, Ye D S, et al. Powder-bed fusion process monitoring by machine vision with hybrid convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(9): 5769-5779.

Artificial Intelligence Empowered Laser: Research Progress of Intelligent Laser Manufacturing Equipment and Technology

Zhang Yuliang¹, Zhong Zhanrong², Cao Jie³, Zhou Yunlong¹, Guan Yingchun^{1,4,5*}

¹*School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100083, China;*

²*School of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;*

³*Zhejiang Mobile Information System Integration Co., Ltd., Hangzhou 310000, Zhejiang, China;*

⁴*National Engineering Laboratory of Additive Manufacturing for Large Metallic Components, Beihang University, Beijing 100191, China;*

⁵*International Research Institute for Multidisciplinary Science, Beihang University, Beijing 100083, China*

Abstract

Significance Laser manufacturing is an important component of advanced manufacturing technology, which has the advantages of high processing accuracy, wide applicability of materials, flexible non-contact processing, no loss, minimal deformation, and ease of automation integration. It has played an important role in the fields including aerospace, national defense, military, new energy vehicles, and biomedicine. It conforms to the advanced manufacturing trends of both intelligent and green manufacturing. With the popularity of the Internet and the advancement of big data technology, artificial intelligence (AI) has flourished in the past decade,

providing great convenience in people's lives and promoting the transformation of the manufacturing industry from traditional to intelligent manufacturing. Applying AI to product design, production, management, and other aspects can help improve resource utilization efficiency, production efficiency, product quality, and service levels for enterprises to create greater economic value for society. Laser manufacturing and AI is becoming increasingly intertwined, driven by the rise of AI and interdisciplinary integration. AI is being utilized in various aspects of laser manufacturing, including beam shaping, beam correction, laser welding, laser cutting, laser polishing, laser additive manufacturing, and micro-nano processing. The performance of laser manufacturing equipment plays a vital role in the quality of the final product, and the application of AI to equipment design and management can improve the reliability and performance of laser equipment. Additionally, the difference of processing parameters has important influence on product quality. By establishing the relationship between processing parameters and product quality with the help of AI, the production efficiency can be improved and the production cost can be reduced significantly.

Progress High-performance equipment is an important hardware base for high-precision and high-quality laser manufacturing. The instability of laser parameters or beam transmitting devices can lead to beam quality degradation, and in turn, poor machining quality. AI can be used to predict the translation/rotation state, output energy, phase mode, beam propagation factor, and other parameters of the beam to generate a high-quality laser beam and ensure the stability of the manufacturing process (Fig. 1). To meet the requirements of high-precision, high-efficiency manufacturing, AI is applied to beam shaping to improve the flexibility and controllability of the manufacturing process (Fig. 2). Meanwhile, AI can aid in fault detection, real-time status monitoring, and diagnosing issues in laser equipment, which not only helps to maintain normal equipment operation, but also ensures reliability and availability of laser equipment and reduces the risks of downtime and maintenance costs (Fig. 3). With the development of AI technology, its applications in laser manufacturing technologies, such as laser cutting, laser drilling, laser surface treatment, laser additive manufacturing, and laser welding, are becoming increasingly widespread, effectively improving the efficiency and quality of laser manufacturing. In the field of laser cutting, AI can not only predict the results to improve cutting efficiency, but also establish the relationship between the process parameters and cutting quality to obtain the best process parameters, reducing cutting roughness and slit width (Fig. 4). In the field of laser polishing, AI can obtain the best process parameters quickly by predicting the polishing results and ensure the stability of the polishing process through online monitoring (Fig. 5). In the field of laser cutting/drilling bones, AI can be used to process image and acoustic signals during the drilling process to achieve real-time identification of biological tissue types. Furthermore, it can be used for process optimization to achieve high-quality processing of biological bone materials (Figs. 6 and 7). In the field of laser welding, AI is currently used to predict welding quality, detect welding defects, and optimize welding process parameters (Fig. 8). In the field of laser additive manufacturing, AI assists in designing material compositions for superior mechanical properties, predicting tissue evolution and properties, constructing relationships between process parameters, optimizing additive manufacturing process, and monitoring the additive process in real time (Fig. 9).

Conclusions and Prospects The progress of AI has led to great changes in the manufacturing industry, promoting its development towards automation and intelligence. Laser manufacturing technology is one of the most promising advanced manufacturing technologies in the current manufacturing industry. The wide application of AI in laser manufacturing technology promotes its continuous progress. In this paper, the research status of AI in the field of laser manufacturing equipment and laser manufacturing technology is summarized. The applications of AI in beam control, equipment management, laser cutting, laser bone drilling, laser polishing, laser welding, and laser additive manufacturing are introduced. Although AI has not been widely used in practical production because of the challenges in creating algorithms, data processing, and hardware foundation, AI algorithms and data processing technology will be continuously improved, and the intelligent equipment industry will become increasingly mature. At that time, the coverage of AI in laser manufacturing will be further expanded, and the intelligence of laser manufacturing will be promoted effectively.

Key words laser technique; laser manufacturing; artificial intelligence; online monitoring; process control; intelligent manufacturing