

面向激光选区熔化金属增材制造的检测技术研究进展

吴世彪, 窦文豪, 杨永强, 王迪, 陈晓君, 梁怡富

(华南理工大学, 广州 510641)

摘要: 激光选区熔化技术(简称 SLM)近些年来发展迅速,已应用于航空航天、医疗、模具等诸多领域。首先综述了近几年 SLM 领域的在线检测、离线检测技术的进展,重点介绍了 SLM 的在线检测手段,如利用同轴/旁轴原位架构的高速 CCD 及红外成像装置获取 SLM 过程中丰富的可见光和红外信息,介绍了相关描述子提取方法,并研究描述子与 SLM 成形质量的相关性,另外,少部分学者基于声信号信息源、光电二极管进行了单熔道成形质量的分类识别检测。此外,还介绍了 SLM 的离线检测手段,除传统的材料测试分析方法外,显微 CT 和激光诱导击穿光谱学为 SLM 的缺陷三维表征和成分分析提供了高效新型的工具;在此基础上,进而重点综述了 SLM 的过程监测及反馈控制策略。其中,介绍了常见的机器学习模型(K 均值聚类分析、支持向量机、深度置信网络、卷积神经网络等)及其在 SLM 过程统计描述子提取中的研究进展。还介绍了统计过程控制方法在 SLM 的特征量间和特征量与 SLM 成形质量间的关系分析及控制图生成方面的应用;最后,对 SLM 在线和离线检测研究进展进行了总结,并对其主要发展方向进行了展望。

关键词: 激光选区熔化;金属增材制造;在线检测;离线检测;过程监控;机器学习

DOI: 10.3969/j.issn.1674-6457.2019.04.006

中图分类号: TG665 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-6457(2019)04-0037-14

Research Progress of Inspection Technology for Addition Manufacturing of SLM Metal

WU Shi-biao, DOU Wen-hao, YANG Yong-qiang, WANG Di, CHEN Xiao-jun, LIANG Yi-fu

(South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

ABSTRACT: Selective laser melting technology (SLM) has developed rapidly in recent years and has been applied in aerospace, medical treatment, mold and many other fields. Firstly, the progress of online detection and offline detection technology in SLM field was reviewed. The online detection methods of SLM were introduced, especially the high-speed CCD and infrared imaging device using coaxial/parallel in-situ architecture to obtain rich visible and infrared information of SLM process. Extraction method of relevant descriptors was introduced and the correlation between descriptors and SLM forming quality was studied. In addition, a small number of scholars have carried out classification and detection of single melt forming quality based on acoustic signal information sources and photodiodes. In addition, the off-line detection method of SLM was introduced. In addition to traditional material testing and analysis methods, micro-CT and laser inductive breakdown spectroscopy provided a new and efficient tool for three-dimensional characterization and composition analysis of SLM defects. On this basis, the process monitoring and feedback control strategies of SLM were summarized. Among them, the common machine learning models

收稿日期: 2019-06-27

基金项目: 国家自然科学基金(51775196); 广东省科技计划(2017B090912003, 2017A050501058, 2014B010131002, 2015B010125006, 2016B090914002)

作者简介: 吴世彪(1993—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为激光选区熔化工艺开发、过程监测及反馈控制。

通讯作者: 王迪(1984—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为金属增材制造技术、结构-材料-性能一体化设计与制造、激光精密加工。

(K-means clustering analysis, support vector machine, deep belief network, convolutional neural network, etc.) and their research progress in SLM process statistical descriptor extraction were introduced. The application of statistical process control method in analysis on relationship between the feature quantity of SLM and that between feature quantity and SLM forming quality as well as generation of control chart was introduced. Finally, the research progress of on-line and off-line SLM detection was summarized, and its main development direction was prospected.

KEY WORDS: selective laser melting; metal additive manufacturing; on-line inspection; off-line inspection; processing control; machine learning

1 激光选区熔化技术及其检测需求

激光选区熔化 (Selective Laser Melting, 简称 SLM) 过程耦合性强, 对其过程监控的检测手段及方法仍有待完善。开展面向 SLM 增材制造技术的检测技术研究可以探究其成形机理、理解其缺陷形成、演变及科学界定, 也可以提高 SLM 增材制造层次, 最终实现过程质量控制及质量回溯的必然要求。面向 SLM 的检测技术可分为在线检测和离线检测两类, 其中, 在线检测具有高实时性, 可向控制系统及时反馈信息。离线检测通常精度较高, 便于进行全面的检测, 是在线检测无法替代的基准或补充。

1.1 激光选区熔化技术发展现状及其检测需求

20 世纪 80 年代以来, 金属增材制造技术 (Additive Manufacturing) 从无到有, 进展飞速, 也是中国制造 2025 的关键一环。目前, 金属增材制造零件已开始应用于珠宝首饰、医疗器械、模具制造、车辆、航空航天航海等诸多领域^[1-2]。激光选区熔化技术 (Selective Laser Melting, SLM) 和激光近净成形技术 (Laser Engineered Net Shaping, LENS) 是金属增材制造领域中最有前景的两种主流技术, 其中, 激光选区熔化技术通过激光束照射熔化预置金属粉末床来实现金属零件的逐层增材制造, 其相对于 LENS

技术具有成形精度更高、表面质量更好、缺陷更少等诸多优点, 但是也存在成形速度偏低的缺点, SLM 过程如图 1 所示。

SLM 技术相对传统的减材加工技术, 具有很多技术优势: ① 可高精度直接成形不锈钢、钛合金、铝合金、高温合金、钨合金等多种金属零件; ② 能成形作为蜂窝材料的轻质结构; ③ 可达到接近锻造材料的力学性能; ④ 可使金属材料实现最终表面结构的微结构化。当然, SLM 的技术也存在着一些缺点: ① 生产成本低; ② 制造精度低与时间长; ③ 残余应力高; ④ 表面粗糙度高; ⑤ 成形件存在各向异性; ⑥ 在线质量控制水平低等^[3]。

SLM 技术过程影响因素多, 耦合性强, 有文献指出存在 130 多个参数影响其成形质量, 如图 2 所示^[2]。目前, 世界上主流的 SLM 设备基本采用开环控制的方式, 尚不支持在线检测及质量回溯。SLM 技术的质量控制尚停留在依靠工艺参数试验及离线材料测试表征优化的层次, 因此, 开展面向 SLM 增材制造技术的原位测量及在线检测技术研究, 是提高 SLM 增材制造层次、保障成形质量及实现质量回溯的内在要求, 也是近几年该领域的前沿研究热点。

1.2 检测技术分类及概念

面向 SLM 的检测技术可以分为在线检测 (on-line inspection or in-line inspection) 和离线检测 (off-line) 两类, 其中, 在线检测作用于生产过程中, 具有高实



图 1 激光选区熔化金属增材制造过程

Fig.1 Selective Laser Melting Technology metal additive manufacturing process

图 2 SLM 成形过程影响因素^[3]

Fig.2 Influencing factors in selective laser melting process

时性，支持向控制系统及时反馈过程信息，便于系统的决策修改；离线检测具有比较高的时滞性，往往不能形成闭环的反馈控制系统，但是离线检测通常具有较高的精度，并能执行全面的检测，可作为在线检测手段重要的基准或补充。

类似于地理信息系统中的原位检测（In Situ Inspection）、遥感检测（Remote Sensor Inspection）、抽出检测（Extractive Inspection）等多种检测方式，面向 SLM 技术的在线检测技术可以细分为原位检测以及抽出检测等。其中，原位检测能够监测 SLM 过程中激光与物质相互作用的整个过程，获取综合全面的信息，对于理解 SLM 技术中的科学问题以及实现过程监控具有尤其重要的作用。抽出检测可以检测 SLM 成形过程中的氧含量等，因此，原位检测是在线检测的重点。

2 SLM 技术的检测技术架构及信息源

2.1 同轴架构可见光红外信息原位在线检测

2010 年，白俄罗斯应用物理研究所的 Yu. Chivel 等^[4-5]基于同轴检测架构，采用高温计和光电二极管

采集光学信息，实现了对 SLM/SLS 的熔池温度分布的在线监测，并基于此研究了 SLM 中液体界面的瑞利泰勒（Rayleigh Taylor）不稳定性现象，原理如图 3 所示。2011 年，德国弗劳恩霍夫激光技术研究所的 Philipp Lott 等^[6]介绍了一种能够监测高扫描速度和熔池流动动力学的光学系统，采用了同轴光路、二向色镜以及分光镜，巧妙实现了同轴架构下 SLM 熔池区域的可见光及红外光信息的同时综合采集，光学系统实物如图 4 所示。

金属粉末在激光熔融过程中，通过高速相机和高速红外相机实时采集熔池中熔点的可见光图像和红外图像。其中，高速相机负责实时采集熔池在熔融过程中的流场信息，高速红外相机实时采集熔池、熔道和成形面的温度场信息。通过高速信号处理控制系统对高速相机和红外相机实时采集的数据进行高速、大容量连续存储。

高速红外与可见光相机检测硬件在激光器的光路末端搭建，检测位置依据扫描振镜的偏转实时原位熔池成像。温度场、流场数据经高速光纤接口，传送给高速信号处理和控制系统，进行海量数据存储与实时处理控制。

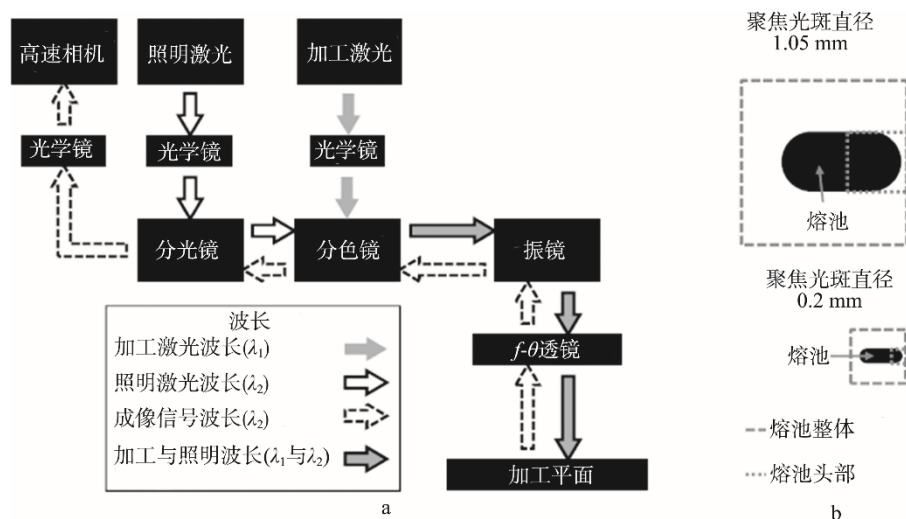
图3 同轴式 SLM 可见光及红外综合在线监测原理^[6]

Fig.3 Principle of coaxial visible and infrared integrated online monitoring in SLM

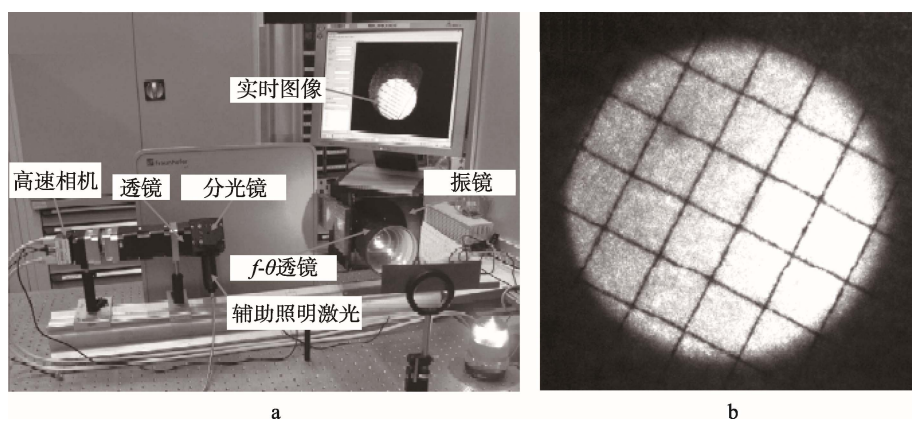
图4 同轴式 SLM 可见光及红外综合在线监测系统结构^[6]

Fig.4 Structure of the coaxial visible and infrared integrated online monitoring system in SLM

2.2 旁轴架构可见光红外原位在线检测

旁轴架构相较于同轴架构,具有光路及机械结构设计简单等诸多优点,无需对已有的 SLM 装备进行

较大工程量的改装即可进行在线检测研究,因此,目前有很多研究机构采用此架构开展相应的研究^[7]。当然,这也导致其获取的信息与同轴架构相比,增加了后续图像预处理及检测算法的研究。

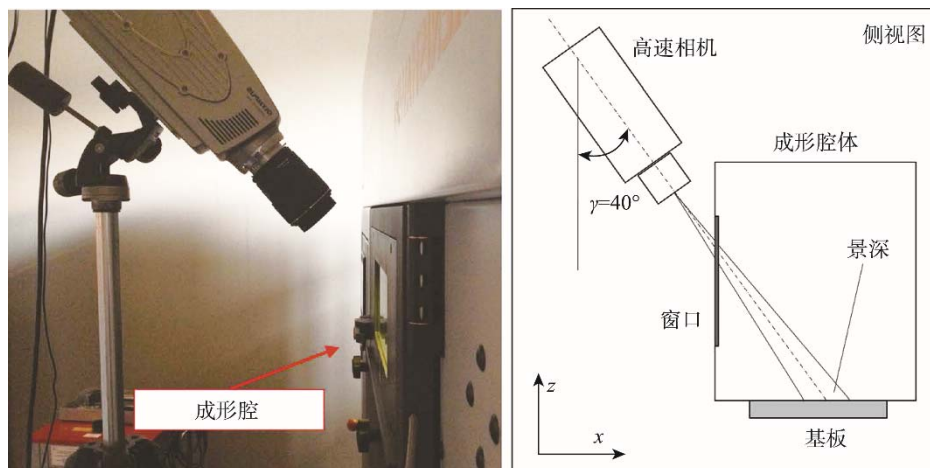
图5 旁轴式 SLM 可见光及红外综合在线监测平台^[7]

Fig.5 Off-axis visible and infrared integrated online monitoring platform in SLM

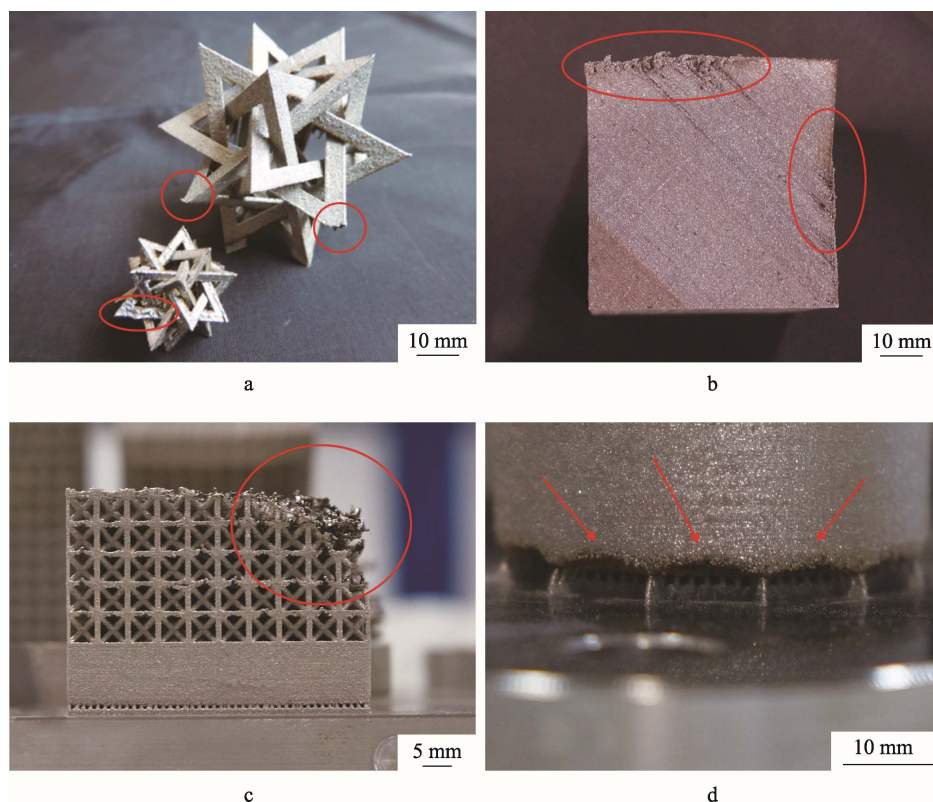
图 6 SLM 过程中前层缺陷导致后层加工失败现象^[7]

Fig.6 Front layer's failure leads to the failure of the back layer processing in SLM

红外与可见光高速相机采用清晰成像光路随动控制系统,实时跟随激光的扫描位置,进行原位熔池成像。采集的温度场、流场数据经高速光纤接口,传送给高速信号处理和控制系统,进行海量数据存储与实时处理控制。

2017 年,意大利米兰大学的 Marco Grasso 等^[7]针对 SLM 成形过程存在上一层的缺陷累计会导致另一层成形失败的现象,以及传统的显微 CT 和超声波无损检测只能离线处理,而无法实时修正加工过程缺陷的问题,采用了旁轴的架构,研究了用于 SLM 快速检测和定位缺陷的原位监测方法,同时,针对具体的统计检测技术,开展了比较深入的研究。

2014 年,Harald Krauss 等^[8]通过采集 SLM 过程中分层的温度分布数据,进行了针对 SLM 过程稳定性和零件质量的评估研究。指出热分布随扫描矢量长度、激光功率、层厚、工件间距等参数的变化而变化。通过旁轴架构布置微测热辐射计进行监测的方式实现对 SLM 熔化、凝固过程的逐层的监测和评价。这有助于在 SLM 成形的早期阶段识别出热点,从而有效避免成形中的断层,提高成形过程的持续性。此外,Harald Krauss 指出可以通过包含空间解析的测量数据来构建潜在的指标来预测零件的成形质量,并采用数据建模及热成像测试相结合的方法研究了热扩散系数与成形件孔隙率及断层之间的相关性。研究结果表明,利用热成像技术对 SLM 成形过程开展逐层的监测是可行的。

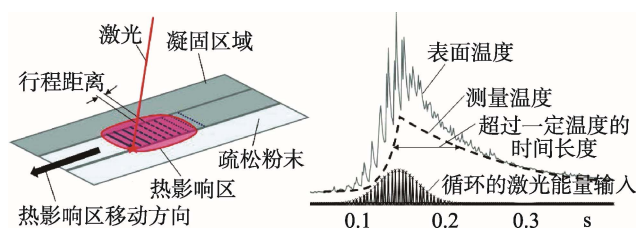
图 7 SLM 热成像检测原理^[8]

Fig.7 Thermal imaging detection principle of SLM

关于激光功率与熔化过程的现场监测文献大多以在熔池、激光轨迹和层图像作为信息源,以检测可能出现的缺陷。2017 年,意大利米兰大学的 Giulia Repossini 等^[9]针对 SLM 过程质量和稳定性的关键问题,采用旁轴架构的高速摄影仪采集 SLM 过程图像,通过图像分割及特征提取方法得到与 SLM 飞溅行为相关的统计描述子,并使用逻辑回归模型研究了飞溅的描述子与不同激光能量密度的 SLM 成形过程的对应关系。其结论表明,利用飞溅相关特征信息用于表征 SLM 工艺质量是可行的。

此外,国内的华南理工大学的刘洋等^[10]对 SLM 成形过程的飞溅检测进行了前沿的基础研究。

2.3 声信号原位在线检测

利用声音信号进行在线检测的方法具有数据采集量较小的优点,便于实时处理,是实现焊接过程中焊缝质量在线检测的有效手段^[11-12]。SLM 成形过程

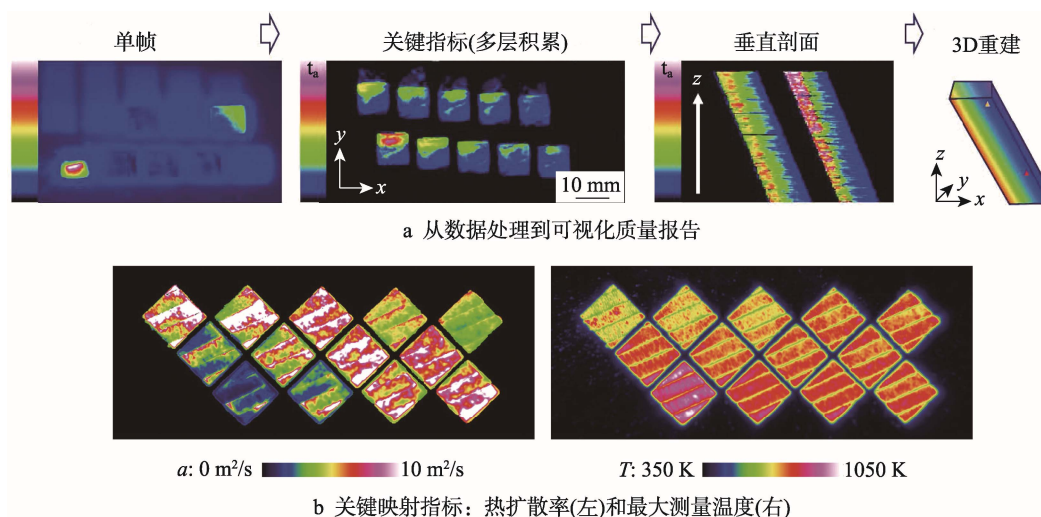


图8 Harald Krauss 等研究思路及关键描述子^[8]

Fig.8 Research ideas and key descriptors from Harald Krauss et al.

中的熔池、等离子体以及飞溅状态与 SLM 过程中的声音信号存在内在联系, 因此可以利用 SLM 成形过程中的声音信号实现 SLM 熔道成形状态的预测, 检测装置如图 9 所示。

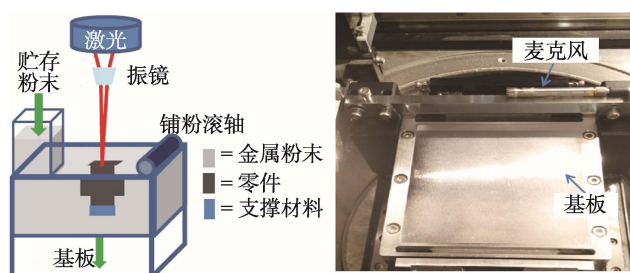


图9 超声在线检测装置(麦克风置于铺粉臂上)^[13]

Fig.9 Ultrasound online detection device (microphone placed on the spreading arm)

基于声信号的原位在线检测研究主要集中在国内, 2018 年, 中国科技大学的叶东森等^[13-14]基于声音信号特征提取, 采用了机器学习模型, 实现了 SLM 成形过程的 5 种典型熔道状态的分类预测, 如图 10 所示。

2.4 光电二极管原位在线检测

光电二极管是一种可以把光信号转换成电信号的光电传感器件, 能够根据所受光的照度来输出相应的模拟电信号或者实现数字电路中不同状态间的切换(如控制开关、数字信号处理), 已广泛应用于工业生产中。SLM 成形过程中, 高能激光熔化待成形粉末材料会导致强烈的辐射, 因此, 使用光电二极管检测 SLM 熔池信息具有一定的可行性。

2017 年, 南京理工大学的张凯等^[15]为了优化 SLM 成形陶瓷件的工艺, 从优化熔池行为出发, 采用阵列的光电二极管, 以提高 SLM 过程中光电二极管收集熔池信息数据的精度, 并基于该系统, 研究了

激光功率对单熔道 AlZrO₂ 熔池行为的影响, 分析了熔池数据与几种缺陷分类的对应关系。

实验结果表明, 熔池与光电二极管的相对距离和入射角对光电二极管数据精度有很大影响。新的数据采集方法可以克服这一限制, 提高熔池的精度。研究结果表明, 激光功率越高, 光电二极管信号值波动范围越大, 熔池的稳定性越差。研究表明, 通过比较熔池的光电二极管数据, 可以检测出振镜延迟、边缘效应和温度场的不稳定特征。

3 SLM 离线检测技术研究进展

3.1 显微 CT 离线检测技术

显微 CT 技术诞生于 20 世纪 80 年代, 商业化显微 CT 于 1999 年出现, 其具有微米级的分辨率, 能够无损检测物体内部 1 μm 的结构。在焊接行业, 国内外运用先进显微 CT 技术对焊接缺陷进行了更加细致的分析, 发现焊接缺陷往往具有更为复杂的三维形态。这说明采用二维分析方法(光学显微镜、扫描电子显微镜、X 射线探伤、超声波)给出的缺陷形态信息往往是不充分的, 因而难以对其形成机制和过程进行准确分析, 影响无损检测有效实施。

SLM 成形件存在类似于焊接接头区和铸件的内部缺陷, 因此, 对 SLM 成形件的内部缺陷及结构的质量检测及表征, 给显微 CT 技术提供了很大的应用空间。

2011 年, S. Van Bael 等^[16]利用 SLM 成形出了受控的复杂多孔结构 Ti6Al4V 零件, 但是其实际成形精度较低, 与 CAD 模型存在较大差异。为了优化多孔 Ti6Al4V 结构的成形过程的稳健性和可控性, 其基于显微 CT 离线检测技术来补偿 SLM 的成形参数, 降低 CAD 模型和实际成形件在成形尺寸、精度和机械

性能等方面的不匹配程度。首先设计并成形了不同孔径的多孔 Ti6Al4V 结构，应用显微 CT 离线检测技术分析成形件的多种形态学参数：孔径、支柱厚度、孔隙率、表面积和结构体积。然后，基于原始 CAD 数据和显微 CT 测量的形态学属性之间的不匹配程度，补偿整合到第二次 SLM 成形过程中，最终显著提高

了 SLM 成形多孔结构的质量，如图 13 所示。国内空军工程大学的周鑫等也开展了有关显微 CT 在 SLM 检测表征中的基础研究^[17]。2019 年，美国的 Andrew Bobel 等^[18]还研究了一种应用 SLM 的原位同步辐射 X 摄像成像技术，能够实现对单熔道成形状态机内部结构的检测，并通过 SEM 和 EBSD 进行了验证。

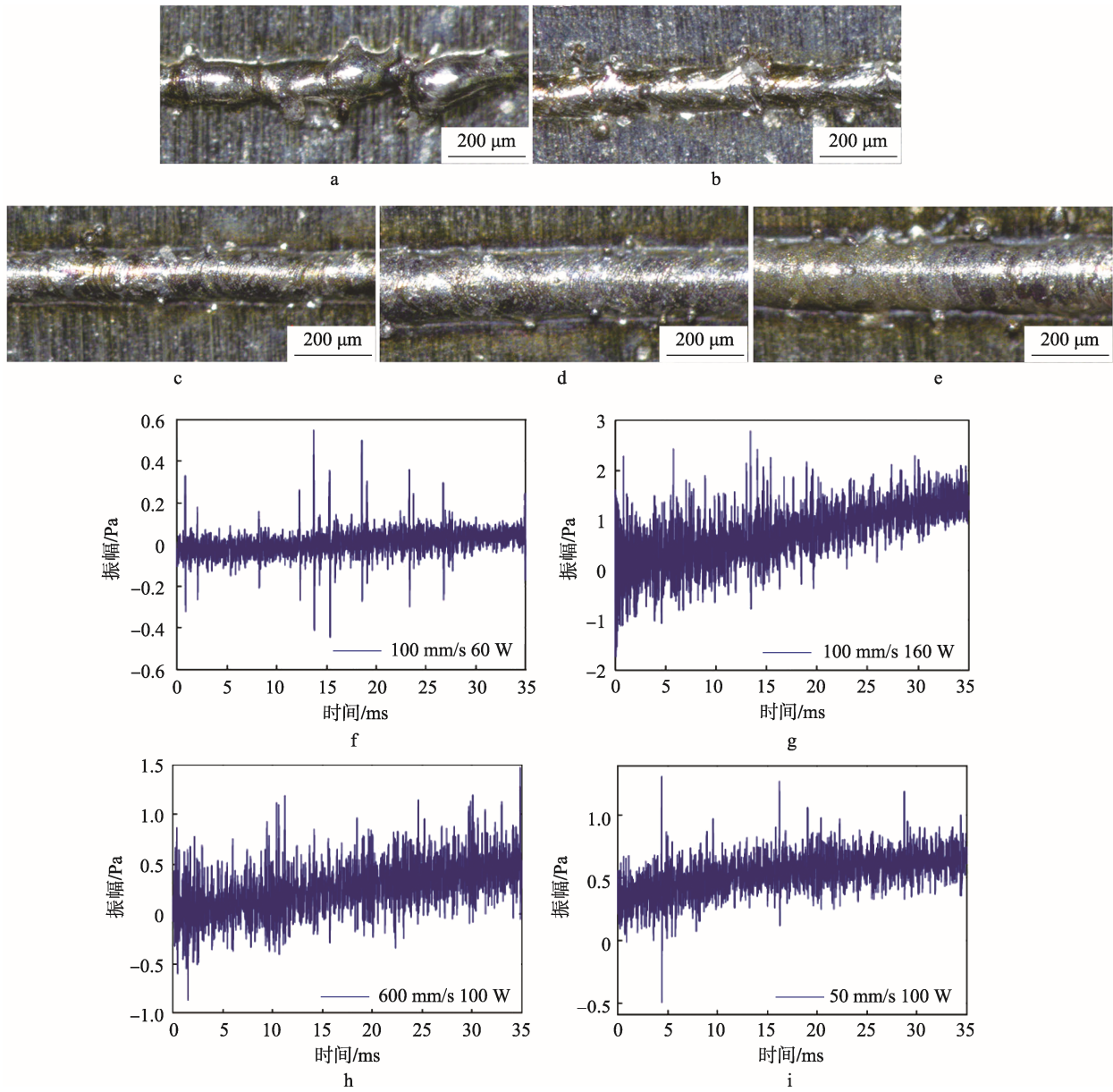


图 10 Dongasen Ye 等的熔道典型成形效果及声波信号^[13]
Fig.10 Typical molding effects and sound signals by Dongasen Ye et al.

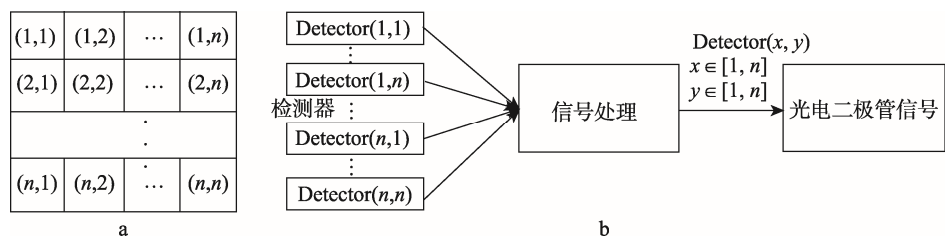


图 11 SLM 阵列光电二极管检测原理^[15]
Fig.11 Detection principle of array photodiode in SLM

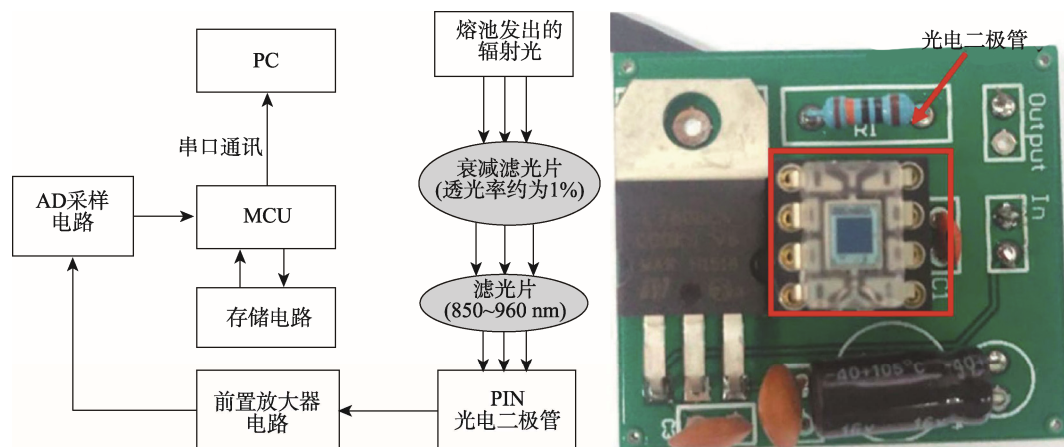
图 12 光电二极管采集系统原理及实物^[15]

Fig.12 Principle and rear product of photodiode acquisition system

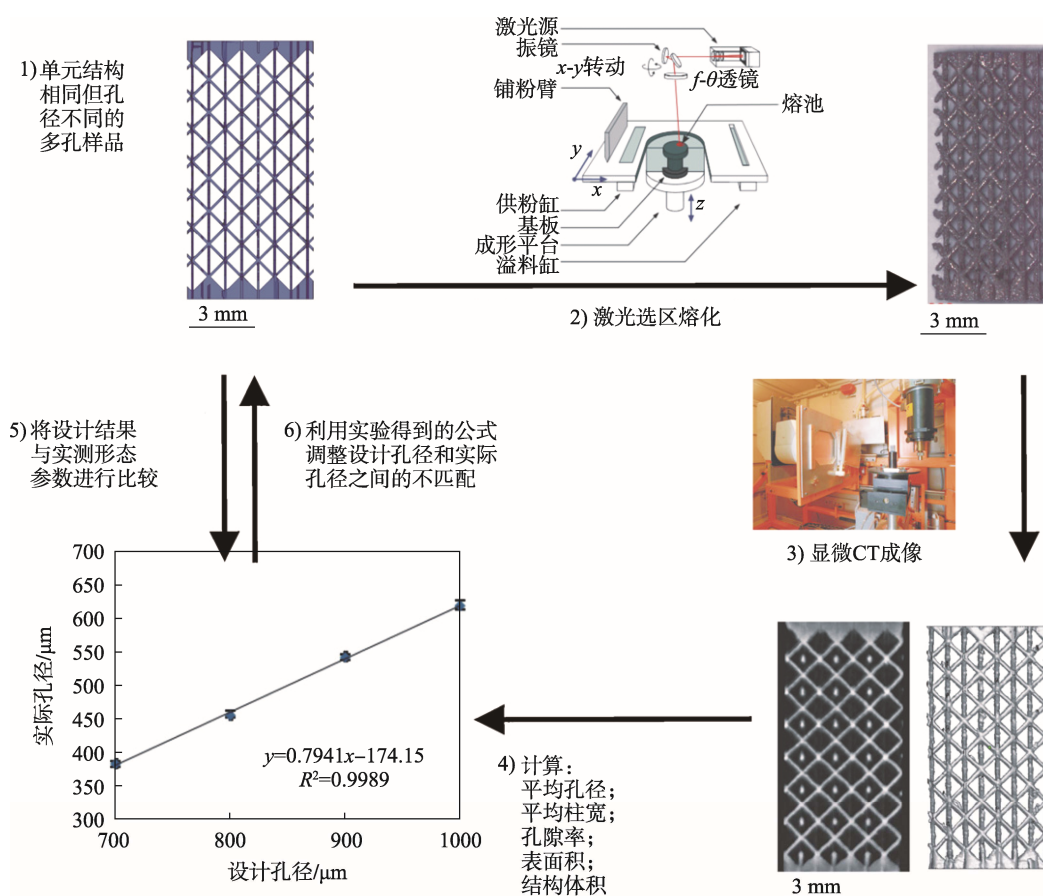
图 13 利用显微 CT 离线检测表征 SLM 成形件内部空隙结构^[16]

Fig.13 Internal void structure of SLMed parts characterized through micro-CT offline detection

3.2 激光诱导击穿光谱学

激光诱导击穿光谱 (LIBS, Laser-induced breakdown spectroscopy) 是使用高能激光脉冲作为激发源激发的原子发射光谱。当高能激光聚焦到材料表面并达到光学击穿阈值时, 材料表面会开始形成等离子体并激发出原子发射光谱。激光诱导击穿光谱仅受激光功率以及光谱仪和检测器的灵敏度和波长范围

的限制, 原则上可以检测所有元素。如果已知待分析材料的成分, 则可以使用 LIBS 来评估每种组成元素的相对丰度和监测杂质的存在。

SLM 技术在直接成形单种金属、多种及梯度金属、陶瓷等复合材料时, 成形件材料属性的均匀程度是衡量 SLM 工艺优劣的一项重要指标。LIBS 技术本质是一种材料分析手段, 相对于传统的扫描电子显微镜的微区分析 (EDS 技术等) 具有不需制样、测试简

单、便于集成等优点。

2018 年捷克布尔诺科技大学的 J. Vrábel 等^[19]首次开展了 LIBS 在 SLM 领域的尝试, Vrábel 等介绍了利用激光诱导击穿光谱 (LIBS) 对 SLM 工艺进行改进的概念, 并探究了 LIBS 为 SLM 成形过程中的零件提供便捷的材料分析的可能性。其中, J. Vrábel 等比较了高端 LIBS 仪器和低成本的 LIBS 仪器, 认为低成本的 LIBS 仪器可以很容易地实现到 SLM 设备, 此外推荐了面向 SLM 的 LIBS 测量数据的处理分析方法, 同时提出了一种在无光谱专家监督的情况下对 SLM 成形件材料进行自动分类的想法。

3.3 其他离线检测方法

针对 SLM 成形件的传统材料测试分析方法有扫描电子显微镜 (SEM, Scanning Electron Microscope)、微区成分分析 (EDS, Energy Dispersive Spectrometer)、X 射线衍射分析 (XRD, X-ray Diffraction)、电子背散射衍射分析 (EBSD, Electron Backscattered Diffraction)、力学性能表征方法、电化学测试分析方法以及激光超声检测技术。

上述的几种检测技术, 均属于面向 SLM 技术的离线检测技术范畴, 能够对 SLM 成形零件的表面形貌、微观组织、晶体结构、宏微观力学性能、电化学性能以及内部表层缺陷进行系统全面的检测^[21-33]。其中大部分检测手段已经相当成熟, 但具有一定的操作难度, 需要专人操作相关仪器, 此处不再赘述。

4 在线监测与反馈控制策略

SLM 在生物医疗、航空航天、复杂装备零部件制造领域均具有巨大潜力, 但是, SLM 技术影响因素耦合程度高, 成形件质量的稳定性和可重复性仍有待提高。由此可见, 保证激光选区熔化过程中的产品质量, 控制产品缺陷 (如气孔、裂纹等), 并且建立一套可在线监测、通过实时反馈来控制 and 调整打印过程参数的监测系统, 是现今研究的热门。其中, 在线监测及反馈控制算法无疑是实现 SLM 在线监测及反馈控制的灵魂所在。

鉴于此, 本节对 SLM 过程的几种在线监测及反馈控制算法进行归纳和分析, 并在算法层面对其进行了分类评述。从机器学习及统计学策略两个分类切入, 对近些年的 SLM 检测及反馈控制算法上进行分析, 并总结其在实际应用中的异同。

前面章节阐述了 SLM 在线监测系统的多种检测架构及信号源。这些监测的原始信号经过特征分析后, 成为算法识别的输入信号, 最终, 对加工过程的优劣做出评价。换言之, 面向 SLM 的在线监测系统可以简单归结为大量原始信号输入处理、对算法框架进行训练学习、及判别 3 步; 当实际信号输入时, 借助于算法框架形成的数据库进行比对; 最后, 得到实际加

工过程的缺陷及加工过程稳定性信息。具体流程见图 4, 这里对算法的框架进行简要分析。



图 14 具体数据流程

Fig.14 Specific data flow chart

4.1 机器学习模型监测策略

机器学习 (Machine Learning, ML) 是一门多领域交叉学科, 涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科。通过专门研究计算机模拟或实现人类的学习行为, 以获取新的知识或技能, 重新组织已有的知识结构使之不断改善自身的性能。机器学习的算法框架基础以人的学习行为框架为依据, 通过大量的数据输入训练, 逐渐形成一种类似于人的“后天行为”。机器学习模型对 SLM 成形过程中多种信息源的特征进行缺陷识别, 并对过程稳定性进行判断, 具有很好的应用前景。目前, 国内外的一些团队已将机器学习应用于 SLM 的在线监测系统的研究中^[33-38]。

2017 年, 意大利米兰大学的 Marco Grasso 等^[34]提出了一种基于机器视觉系统和可视范围的分层过程缺陷检测与空间识别方法, 构建了一种基于主成分分析 (PCA) 的特征描述子, 适用于图像数据的识别, 然后提出了利用图像 K 均值聚类分析技术进行缺陷自动检测的新方法, 并对 SLM 中包含简单几何和复杂几何结构的实例进行了讨论, 以验证该方法的性能。

2018 年以来, 中国科技大学的叶东森等在 SLM 的声信号以及近红外图像信息源原位检测方面进行了大量研究^[13-14,33,39-40]。其研究思路为采集不同熔道搭接状态下的声信号及高速运动熔池的近红外图像, 采用声音处理算法以及图像处理算法提取各典型模式的多组有效特征 (如声音信号特征、高速运动熔池的熔池形态、飞溅、飞羽等量化特征), 形成相应的训练集。结合多层感知机 (MLP, Multilayer Perceptron)、支持向量机 (SVM, Support Vector Machine)、深度置信网络 (DBN, Deep Belief Nets) 等多种机器学习模型的训练, 最终实现了对熔道成形过程的熔道状态、飞溅、熔池等的有效在线识别。其中, 声音信号预处理简单、处理速度快, 在实际应用中均具有相当高的可靠性和稳定性。图 15 分别为叶东森团队采用旁轴在线检测架构高速相机获得的高速近红外图像及其特征量。

Luke Scime 等^[35]通过计算机视觉技术和无人监督的机器学习模型两者协作的算法框架, 对高速摄像机采集的图像数据 (如图 16 所示) 进行特征提取学习、训练, 从而实现对激光粉末层熔化区质量优劣的判定。再者, Luke Scime 等^[36]也尝试采用基于深度学

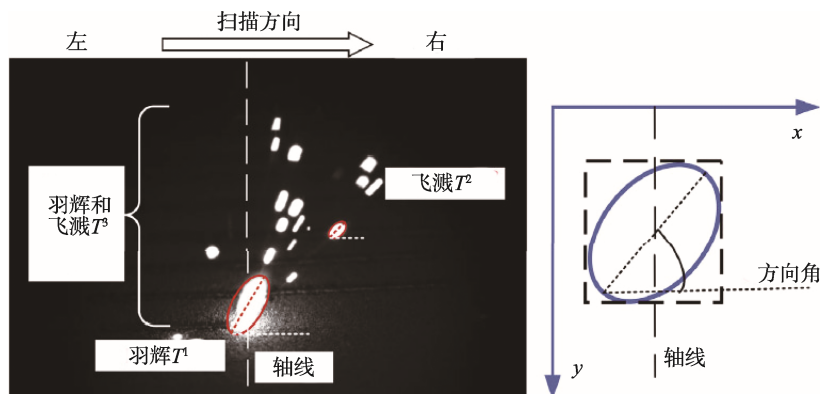


图 15 图像处理及特征分析^[33]
Fig.15 Image processing and feature analysis

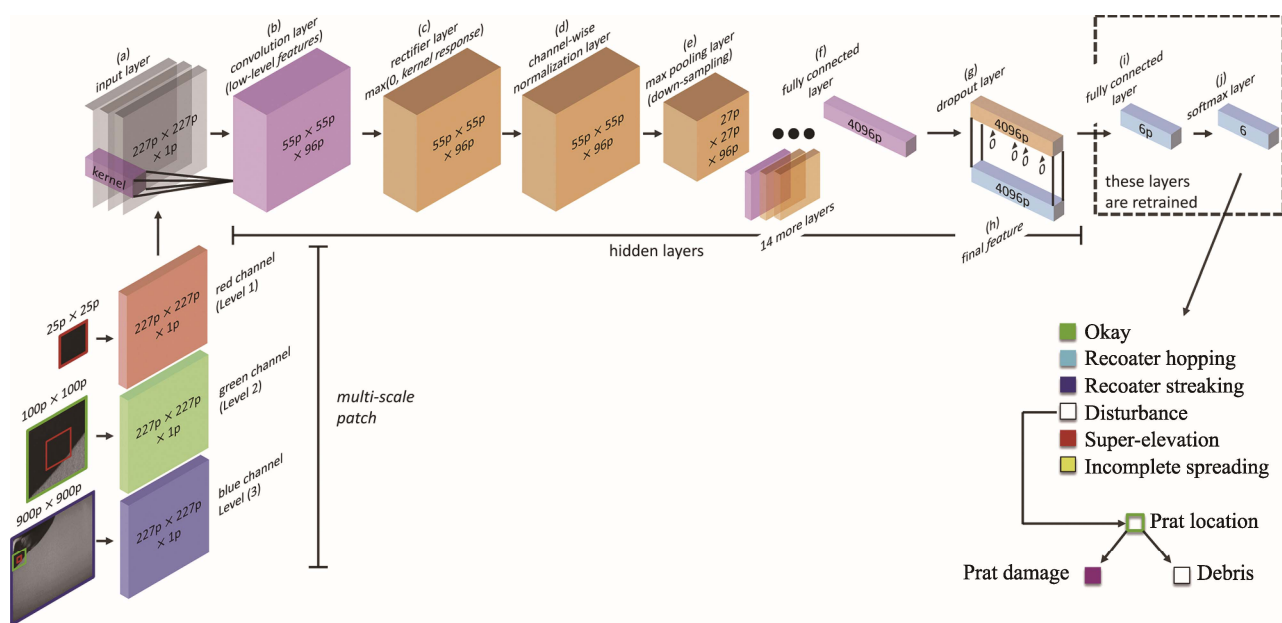


图 16 MsCNN ML 技术的实现流程^[36]
Fig.16 Implementation flow chart of MsCNN ML technology

习的算法，如 Convolutional Neural Network (CNN) 来实现对激光选区熔化过程中粉末熔池特征的在线实时监测，同时，也指出该方法的实用性和优越性，该技术方案实现流程见图 16。Bodi Yuan 等^[37]同样采用一种基于卷积神经网络的图像处理算法来搭建激光选区熔化的在线监测系统的核心框架，他们采用了庞大的数据信息（近千个 SLM 原始视频图像）来构建算法数据库的原始信号输入，并以之为算法学习、训练的基础，最后，应用于实际加工过程中，获得较高的应用可靠性。

2019 年，Ikenna A 等^[38]采用一种用于故障自动检测的机器学习算法作为构建整个激光选区熔化在线监测系统的框架。这种基于半监督的学习模式同样需要大量原始数据（如光电二极管的测量数据）的输入，以确保整个学习、训练后的数据库能够具有较高的精度和稳定性。该监测系统采用了同轴检测架构，使用红外及可见光光电二极管采集 SLM 过程的红外

及可见光信息。2018 年，Mohammadhossein Aminia 等^[41]提出了一种全新的过程监控多层分类器框架（Multi-Layer Classifier for Process Monitoring, MLCPM），并基于模拟数据进行了框架测试，其能够实现逐层监督，并能在加工状态变坏时发送警告信号。

此外，2019 年，T. Mukherjee 等^[42]则提出了一种具有挑战性的新概念：一种基于数字双胞胎（digital twin）的 SLM 在线监测及过程控制概念，并且指出，机器学习、实际成形过程的大数据监测数据、机器学习算法以及模拟仿真手段相结合，有望构造出面向 SLM 工艺的数字双胞胎模型，可以减少试验和错误测试的数量，减少缺陷，缩短设计和生产之间的时间，从而降低生产成本。

4.2 基于统计过程控制的监控策略

统计过程控制（Statistical Process Control, SPC）是一种传统的质量控制方法体系，是一种用于对加工

过程的各个阶段进行评估和监控, 确保过程处于可控且稳定的水平, 进而保证产品与服务符合规定要求的质量管理技术。统计过程控制是 SLM 在线监控研究的基础分析工具, 基于机器学习模型的 SLM 在线监控算法同样离不开统计过程分析, 如特征量间的散布图分析、直方图分析、描述统计量分析、相关分析、回归分析等等。此外, 统计过程控制的控制图对于 SLM 的成形过程的稳定性和质量控制也有重要的意义。

面对 SLM 产生的大量数据, 如激光粉末层熔融区温度场的红外、近红外图像数据、光电二极管数据、声音数据等, 统计学相关的算法模型可以借鉴到 SLM 的在线监测系统来, 借助其对数据的分析、整合及发掘, 可以在大概率上实现监测的可靠性和稳定性^[2,10—19]。其算法原理主要是采集输入大量原始数据,

形成监测系统的数据库, 同时, 每一个原始数据根据不同的性能指标将其特征化, 这样在线监测系统工作时就能够根据实时显示的原始数据特征在数据库中进行索引、匹配、比较, 从而对当前加工状态的优劣做出判定。

2017 年, 意大利米兰大学的 Giulia Repossini 等^[43]利用高速图像采集技术, 结合图像分割和特征提取技术, 对激光扫描路径上飞溅行为的不同特征描述子进行了统计估计, 建立了逻辑回归模型, 确定了飞溅相关描述子对不同质量状态对应的不同能量密度条件的分类能力, 特征描述子如图 17 所示。结果表明, 将飞溅物作为过程特征驱动因素, 可以显著提高熔透和过熔条件下的检测能力。以上都说明飞溅特征分析和建模是提高 SLM 工艺稳定性的有效现场监测手段。

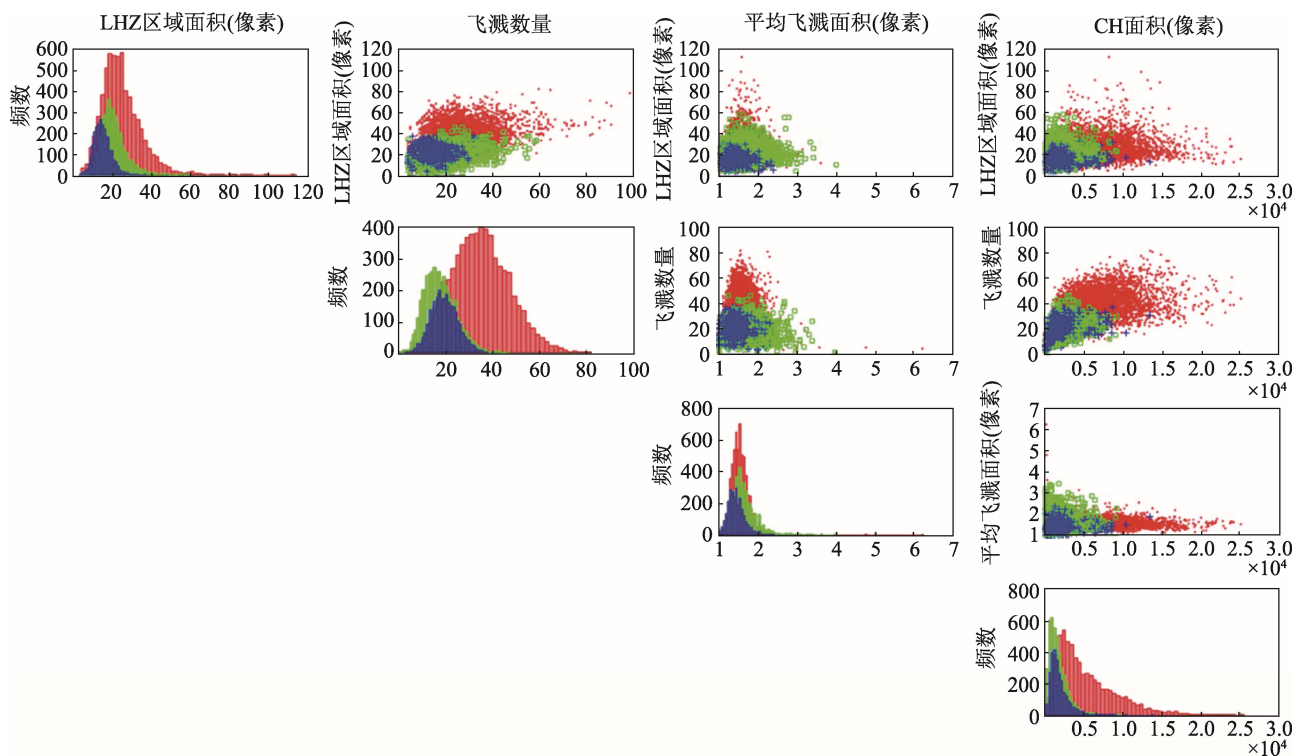


图 17 SLM 飞溅和激光热影响区描述子散点图^[9] (蓝色十字: 欠熔化, 绿色方块: 正常熔化, 红色圆圈: 过度熔化)

Fig.17 Scatterplot between SLM spatter and LHZ descriptors (Blue crosses: under-melted, green squares: normal-melted, red circles: over-melted)

Yingjie Zhang 等^[39]通过离轴视觉和图像处理方法对已有数据进行特征化, 借助高速摄像机实时监测烟羽和熔池的特征, 同时其采用统计过程控制的散点图等工具对训练集数据进行了统计学分析, 进一步结合深度置信网络 (DBN), 最后对熔道情况作出评价。图 18 分别是对熔池、飞溅、飞羽光谱的分析结果。

意大利米兰大学的 M. Grasso 在 SLM 的熔池、飞溅、飞羽特征监测方面进行了许多研究^[44], 并结合统计过程控制的相关方法与机器学习相关模型提出了一种 SLM 过程监测评价算法, 并在实际应用中验

证了该算法的有效性及可靠性。具体来说, 他们对高速熔池的红外视频成像的羽流进行特征提取, 结合采用 K 控制图构建了 SLM 成形锌粉在线监控系统, 形成一种判别加工质量优劣的评价体系^[44—45]。

Iker Garmendiaa 等^[43]针对激光近净成形 (LENS) 增材制造技术提出了一种基于结构光扫描仪数据在线控制成形件成形精度的方法, 根据测量数据同 CAD 模型之间的偏差采取相应的校正措施, 过程控制策略如图 21 所示, 其同样对于 SLM 过程的成形精度控制具有很好的借鉴意义。

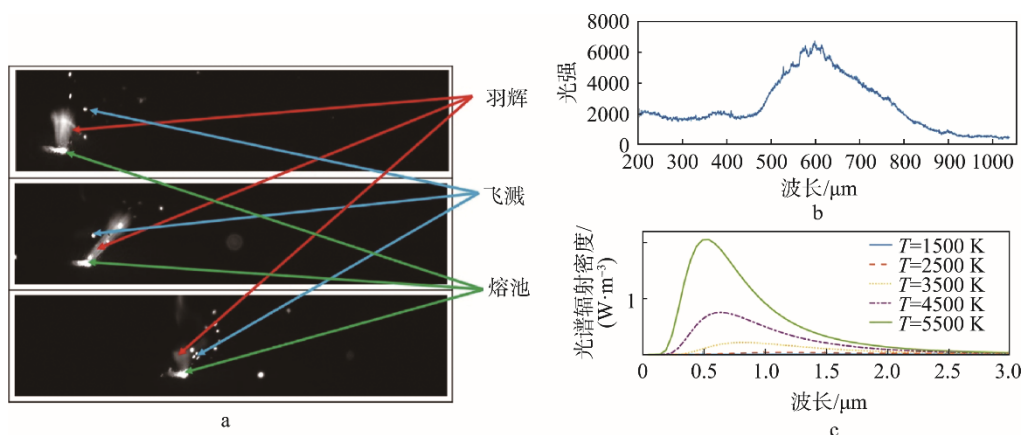
图 18 量化评估指标的选取与确立^[39]

Fig.18 Selection and establishment of quantitative evaluation indicators

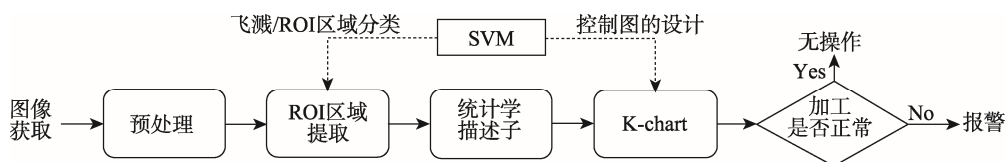
图 19 基于 SVM 和 SPC 的过程控制方案^[44]

Fig.19 Process control scheme based on SVM and SPC

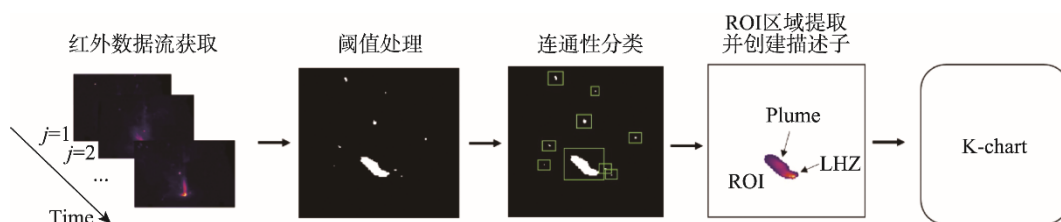
图 20 估算 ROI 统计描述符所需的图像预处理步骤^[44]

Fig.20 Image pre-processing steps required to estimate the ROI's statistical descriptors

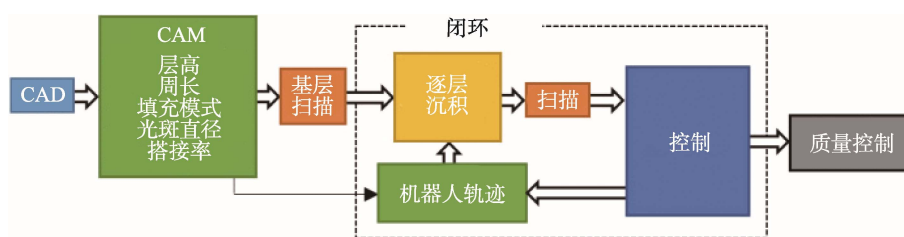
图 21 采用控制策略的流程方案^[43]

Fig.21 Process scheme with control strategy

5 总结与展望

综述了激光选区熔化技术领域内热点的检测技术, 首先对现有的检测技术分类、检测架构、检测信息源进行了较为全面的介绍; 在过程检测及反馈控制策略层面, 从对几种成熟离线检测方法的介绍出发, 引出在线检测与反馈控制对激光选区熔化技术检测方面的重要意义, 通过对近期一些新颖课题内容与研究成果的总结, 重点介绍、强调了机器学习预测模型、

统计过程控制方法在激光选区熔化增材制造过程监控领域所取得的成绩及以其为代表的研究趋势。

开展面向 SLM 增材制造技术的原位测量及在线检测技术, 探究 SLM 技术的各类缺陷的形成机制, 实现对 SLM 过程典型缺陷类型的科学界定, 形成相应的有效检测方法, 是提高 SLM 增材制造层次、保障成形质量及实现质量回溯的必然要求。目前面向激光需求熔化技术的检测技术主要有 4 个发展趋势。

1) 在线和离线检测手段融合。多传感器融合是传感器学科的一个重要研究方向, 也是 SLM 检测水

平提高的必然要求, 未来的 SLM 在线检测必然需要在全面离线检测方式的基础上, 融合对可见光、红外、声信号、LIBS 甚至是光谱信号的过程检测, 最终实现 SLM 技术的闭环控制以及质量回溯, 实现我国在该领域的弯道超车。

2) 融合仿真分析手段。在理解 SLM 的成形机理方面, 目前许多模拟仿真技术, 如有限元方法、有限体积方法、多物理场耦合分析方法, 可以在数学物理层面做出科学的解释, 具有在线检测所无法实现的强大的作用。未来, 面向 SLM 过程的在线检测必须与仿真分析技术做深度结合分析。为此, 国内的武汉大学、南京航空航天大学等单位已经进行了不错的探索。

3) 实时性方面。面向 SLM 的在线检测过程, 可能涉及到搭建激光熔融缺陷在线检测模拟平台, 实时检测激光熔融过程中的缺陷。缺陷在线检测模拟平台主要由高速相机模块、红外相机模块、高分辨率相机模块、大功率激光器、送粉平台、高速高精度 xyz 轴位移平台、真空与惰性气体环境、高速信号处理控制系统、信号数据处理软件等模块组成。检测过程中涉及海量的数据传输, 对硬件以及通信技术提出了比较高的要求, 硬件水平方面还有待持续优化。

4) 智能算法的应用。统计质量控制是基础, 机器学习相关算法是有效手段, 二者相结合将会诞生很多有趣有效的东西。总体来说, 基于机器学习的算法框架在激光选区熔化的在线缺陷监测方面相当实用, 在判别的准确性和可靠性方面都显示出巨大的优势。深度学习和人工智能是当今全球的研究热点, 其于声音、图像特征及模式识别、控制决策制定具有非常高的天然适应性, 是传感检测领域的发展方向。面向 SLM 的在线检测过程中, 算法是灵魂, 因此, 深度学习等算法的应用是 SLM 技术对检测的必然趋势。

参考文献:

- [1] EVERTON S K, HIRSCH M, STRAVROULAKIS P, et al. Review of In-situ Process Monitoring and In-situ Metrology for Metal Additive Manufacturing[J]. Materials and Design, 2016, 95: 431—445.
- [2] DOUBENSKAIA M, DOMASHENKOV A, SMUROV I, et al. Study of Selective Laser Melting of Intermetallic TiAl Powder Using Integral Analysis[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2018, 129: 1—14.
- [3] GUSAROV A V, GRIGORIEV S N, VOLOSOVA M A, et al. On Productivity of Laser Additive Manufacturing[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2018, 261: 213—232.
- [4] CHIVEL Y, SMUROV I. On-line Temperature Monitoring in Selective Laser Sintering/Melting[J]. Physics Procedia, 2010, 5: 515—521.
- [5] CHIVEL Y. Optical In-Process Temperature Monitoring of Selective Laser Melting[J]. Physics Procedia, 2013, 41: 904—910.
- [6] LOTT P, SCHLEIFENBAUM H, MEINERS W, et al. Design of an Optical System for the In Situ Process Monitoring of Selective Laser Melting (SLM)[J]. Physics Procedia, 2011, 12: 683—690.
- [7] GRASSO M, LAGUZZA V, SEMERARO Q, et al. In-Process Monitoring of Selective Laser Melting: Spatial Detection of Defects Via Image Data Analysis[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2016, 139(5): 1—16.
- [8] KRAUSS H, ZEUGNER T, ZAEH M F. Layerwise Monitoring of the Selective Laser Melting Process by Thermography[J]. Physics Procedia, 2014, 56: 64—71.
- [9] REPOSSINI G, LAGUZZA V, GRASSO M, et al. On the Use of Spatter Signature for In-Situ Monitoring of Laser Powder Bed Fusion[J]. Additive Manufacturing, 2017, 16: 35—48.
- [10] LIU Y, YANG Y, MAI S, et al. Investigation into Spatter Behavior During Selective Laser Melting of AISI 316L Stainless Steel Powder[J]. Materials & Design, 2015, 87: 797—806.
- [11] SAAD E, WANG H, KOVACEVIC R. Classification of Molten Pool Modes in Variable Polarity Plasma Arc Welding Based on Acoustic Signature[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 174(1/2/3): 127—136.
- [12] SONG S, CHEN H, LIN T, et al. Penetration State Recognition Based on the Double-Sound-Sources Characteristic of VPPAW and Hidden Markov Model[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2016, 234: 33—44.
- [13] YE D S, HONG G S, ZHANG Y, et al. Defect Detection in Selective Laser Melting Technology by Acoustic Signals with Deep Belief Networks[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 96(5/6/7/8): 2791—2801.
- [14] YE D S, FUH Y H J, ZHANG Y J, et al. Defects Recognition in Selective Laser Melting with Acoustic Signals by SVM Based on Feature Reduction[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2018, 436(1): 012020.
- [15] ZHANG K, LIU T, LIAO W, et al. Photodiode Data Collection and Processing of Molten Pool of Alumina Parts Produced through Selective Laser Melting[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2018, 156: 487—497.
- [16] BAE S V, KERCKHOFS G, MOESEN M, et al. Micro-CT-Based Improvement of Geometrical and Mechanical Controllability of Selective Laser Melted Ti6Al4V Porous Structures[J]. Materials Science & Engineering A, 2011, 528(24): 7423—7431.
- [17] ZHOU X, WANG D Z, LIU X, et al. 3D-Imaging of Selective Laser Melting Defects in a Co-Cr-Mo Alloy by Synchrotron Radiation Micro-CT[J]. Acta Materialia, 2015, 98: 1—16.
- [18] BOBEL A, HECTOR L G, CHELLADURAI I, et al. In Situ Synchrotron X-ray Imaging of 4140 Steel Laser Powder Bed Fusion[J]. Materialia, 2019, 6: 100306.
- [19] VRÁBEL J, POŘÍZKA P, KLUS J, et al. Classification of Materials for Selective Laser Melting by La-

- ser-Induced Breakdown Spectroscopy[J]. Chemical Papers, 2018: 1—9.
- [20] THIJS L, VERHAEGHE F, CRAEGHS T, et al. A Study of the Microstructural Evolution during Selective Laser Melting of Ti-6Al-4V[J]. Acta Materialia, 2010, 58(9): 3303—3312.
- [21] KRUTH J P, FROYEN L, VAN V J, et al. Selective Laser Melting of Iron-Based Powder[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2004, 149(1/2/3): 616—622.
- [22] MERTENS R, VRANCKEN B, HOLMSTOCK N, et al. Influence of Powder Bed Preheating on Microstructure and Mechanical Properties of H13 Tool Steel SLM Parts[J]. Physics Procedia, 2016, 83: 882—890.
- [23] KEMPEN K, THIJS L, VAN H J V, et al. Mechanical Properties of AISi10Mg Produced by Selective Laser Melting[J]. Physics Procedia, 2012, 39: 439—446.
- [24] SPEIRS M, WANG X, VAN B S, et al. On the Transformation Behavior of NiTi Shape-Memory Alloy Produced by SLM[J]. Shape Memory and Superelasticity, 2016, 2(4): 310—316.
- [25] 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.
- [26] WANG D, SONG C, YANG Y, et al. Investigation of Crystal Growth Mechanism During Selective Laser Melting and Mechanical Property Characterization of 316L Stainless Steel Parts[J]. Materials & Design, 2016, 100: 291—299.
- [27] JIA Q, GU D. Selective Laser Melting Additive Manufacturing of Inconel 718 Superalloy Parts: Densification, Microstructure AND Properties[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2014, 585: 713—721.
- [28] GU D, HAGEDORN Y C, MEINERS W, et al. Densification Behavior, Microstructure Evolution, and Wear Performance of Selective Laser Melting Processed Commercially Pure Titanium[J]. Acta Materialia, 2012, 60(9): 3849—3860.
- [29] BAI Y, YANG Y, XIAO Z, et al. Selective Laser Melting of Maraging Steel: Mechanical Properties Development and its Application in Mold[J]. Rapid Prototyping Journal, 2018, 24(3): 623—629.
- [30] BAI Y, YANG Y, WANG D, et al. Influence Mechanism of Parameters Process and Mechanical Properties Evolution Mechanism of Maraging Steel 300 by Selective Laser Melting[J]. Materials Science and Engineering: A, 2017, 703: 116—123.
- [31] ZHANG M, YANG Y, WANG D, et al. Effect of Heat Treatment on the Microstructure and Mechanical Properties of Ti6Al4V Gradient Structures Manufactured by Selective Laser Melting[J]. Materials Science and Engineering: A, 2018, 736: 288—297.
- [32] ZHANG M, YANG Y, SONG C, et al. An Investigation into the Aging Behavior of CoCrMo Alloys Fabricated by Selective Laser Melting[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2018, 750: 878—886.
- [33] YE D S, FUH J Y H, ZHANG Y J, 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.
- [34] YE D S, FUH Y H J, ZHANG J Y, et al. Defects Recognition in Selective Laser Melting with Acoustic Signals by SVM Based on Feature Reduction[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 436(1): 012—020.
- [35] 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.
- [36] SCIME L, BEUTH J. A Multi-Scale Convolutional Neural Network for Autonomous Anomaly Detection and Classification in a Laser Powder Bed Fusion Additive Manufacturing Process[J]. Additive Manufacturing, 2018, 24: 273—286.
- [37] YUAN B, GIERA B, GUSS G, et al. Semi-Supervised Convolutional Neural Networks for In-Situ Video Monitoring of Selective Laser Melting[C]// 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), IEEE, 2019.
- [38] OKARO I A, JAYASINGHE S, SUTCLIFFE C, et al. Automatic Fault Detection for Laser Powder-Bed Fusion Using Semi-Supervised Machine Learning[J]. Additive Manufacturing, 2019, 27: 42—53.
- [39] ZHANG Y J, FUH J Y H, YE D S, et al. In-Situ Monitoring of Laser-Based PBF Via Off-Axis Vision and Image Processing Approaches[J]. Additive Manufacturing, 2019, 25: 263—274.
- [40] YE D, ZHU K, FUH J Y H, et al. The Investigation of Plume and Spatter Signatures on Melted States in Selective Laser Melting[J]. Optics & Laser Technology, 2019, 111: 395—406.
- [41] AMINI M, CHANG S I. MLCPM: A Process Monitoring Framework for 3D Metal Printing in Industrial Scale[J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 124: 322—330.
- [42] MUKHERJEE T, DEBROY T. A Digital Twin for Rapid Qualification of 3D Printed Metallic Components[J]. Applied Materials Today, 2019, 14: 59—65.
- [43] GARMENDIA I, LEUNDA J, PUJANA J, et al. In-Process Height Control During Laser Metal Deposition Based on Structured Light 3D Scanning[J]. Procedia CIRP, 2018, 68(4): 375—380.
- [44] GRASSO M, COLOSIMO B M. A Statistical Learning Method for Image-Based Monitoring of the Plume Signature in Laser Powder Bed Fusion[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019, 57: 103—115.
- [45] GRASSO M, DEMIR A G, PREVITALI B, et al. Integrated Manufacturing 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.