

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.024

电弧增材制造过程成型缺陷实时分类识别技术研究进展

杜潇¹, 岳晨凯², 焦瑞军¹, 王雪飞¹

(1. 国能准能集团有限责任公司 设备维修中心, 内蒙古 鄂尔多斯 010300;

2. 江苏烁石焊接科技有限公司, 江苏 南京 210014)

摘 要: 气体保护金属电弧增材制造(GMA-AM)因其高沉积速率、低成本和广泛适用性,成为大尺寸复杂构件制造的重要技术。然而,工艺不稳定性导致的成型精度低、表面质量差及内部缺陷等问题,严重制约了其在核电、航空航天等高端领域中的应用。针对电弧增材过程的实时质量监测与缺陷识别的研究现象,系统阐述了基于多源信息融合的成型缺陷分类识别技术研究进展。通过整合视觉、电弧传感及声音等多源信息,结合特征工程(特征选择与降维)优化数据表征能力,探讨多传感器协同监测、信号处理及机器学习算法在缺陷动态预测中的应用。研究揭示多源信息互补性对提升监测全面性的重要性,并总结该技术在抗干扰能力、实时性及算法泛化性等方面的经验,为电弧增材制造质量控制智能化发展提供理论支持与技术参考。

关键词: 缺陷识别; GMA-AM; 增材制造

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5276(2025)04-0131-07

Research Progress in Real-time Classification and Identification Technology of Forming Defects in Arc Additive Manufacturing Process

DU Xiao¹, YUE Chenkai², JIAO Ruijun¹, WANG Xuefei¹

(1. Equipment Maintenance Center, National Energy Zhunneng Group, Ordos 010300, China;

2. Jiangsu Shuoshi Welding Technology Co., Ltd., Nanjing 210014, China)

Abstract: Gas metal arc additive manufacturing (GMA-AM), although being an important technology for manufacturing large-scale complex components due to its high deposition rate, low cost and wide applicability, suffers low forming accuracy, poor surface quality and internal defects caused by process instability, which seriously restricts its application in high-end fields such as nuclear power and aerospace. This paper, focusing on real-time quality monitoring and defect recognition in arc additive process, systematically reviews the research status of forming defect classification and recognition technology based on multi-source information fusion. By integrating multi-source information such as vision, arc sensing and sound, and combining feature engineering (feature selection and dimensionality reduction) to optimize data representation capabilities, the application of multi-sensor collaborative monitoring, signal processing and machine learning algorithms in dynamic defect prediction is discussed. This study reveals the importance of the complementarity of multi-source information in improving the comprehensiveness of monitoring, and summarizes the experiences of current technologies in anti-interference ability, real-time performance and algorithm generalization, which provides theoretical support and technical reference for the intelligent development of arc additive manufacturing quality control.

Keywords: defect recognition; GMA-AM; additive manufacturing

0 引言

随着我国“制造强国”战略的不断推进,中国的制造业正由“大而不强”向“高端智造”稳步转变^[1-2]。在此过程中,新一代制造构件逐渐向着复杂化、整体化、智能化方向发展。但是,传统的金属构件制造工艺如铸造、锻造等存在着材料利用效率低、工艺复杂、制造周期长等问题^[3-4]。增

材制造(additive manufacturing, AM)是基于离散堆积原理,由零件三维数据驱动,采用材料逐层累加的方法制造实体零件的快速成形技术^[5]。该成形方法最大优势是无需传统的刀具即可成形,减化工序,缩短产品制造周期,尤其适用于低成本小批量产品制造,而且越是结构复杂、原材料附加值高的产品,其快速高效成形的优势越显著,在航空航天^[6]、生物医学^[7]、汽车工业^[8]、微纳制造^[9]等

第一作者简介: 杜潇(1981—),男,内蒙古达拉特旗人,高级工程师,硕士,研究方向为采矿机电设备管理、安全管理等, rayhan@njjust.edu.cn。

领域有着广阔应用前景。

电弧增材过程实时监测的实现主要依赖于传感器,通过传感器能够获取电弧增材过程中某一方面如增材过程电流的信息。但是,电弧增材是一个复杂的物理化学过程,在这一过程会产生较多的信息,通过单一传感器所采集的信息其全面性与稳定性存在不足。例如视觉传感器采集的图像信号会受到弧光干扰,声音信号容易受到环境噪声的影响。因此,如果能够采集电弧增材过程中的多源信号,充分利用多源信号信息间的互补性,则可以实现对电弧增材过程成形质量的全面监测。从传感器中直接获取的信息是复杂的,不利于进一步地分析,需要对获得的多传感器信息进行处理。信号的常见处理方式包括时域分析、频域分析和时频域分析等。利用侧重点不同的3种分析方法对多源信号进行成形质量相关特征提取,才能够充分反映原始信号所蕴含的信息。而在多源信号特征结合的过程中,数据的复杂程度会不可避免地增加冗余的信息,还会对动态成形过程监测的实时性产生干扰,而过少的信息不足则难以对动态的成形过程加以全面的反映。因此,需要在降低数据复杂程度的同时保留数据的原始特征,这就需要选择适用于电弧增材过程的特征降维与评价方法。

本文以增材过程为研究对象,分别对其信号采集与特征分析两个方面进行了深入调研。综述

了近几年国内外学者对增材制造过程多源信息质量监测的研究以及数据特征工程的应用现状,这可为探索有效解决电弧增材过程的成形质量实时监测提供途径与方法。

1 增材制造过程多源信息质量监测研究现状

电弧增材能够实现对金属零件的自动化和高效率的制造。在这一过程中为了保证零件的成形质量和电弧增材的稳定性,需要在电弧增材过程中对零件成形质量进行在线监测^[10]。

1.1 增材制造过程视觉信息

视觉信息是最直接的传感信息。通过视觉传感器获取熔池的宽度、高度和形态等可以用于熔池动力学和表面形态分析^[11]。依据获取熔池图像时光源的不同,可以分为主动熔池视觉传感^[12]与被动熔池视觉传感^[13]。

主动视觉传感采用脉冲激光作为光源照射熔池区域,以此来克服电弧光的干扰,其采集所得到的熔池图像非常清晰。CHENG等^[14]搭建了如图1所示的实验系统,该系统通过光功率为50 MW的激光器将单个激光条纹投射到熔池顶面,通过熔池反射至目标相机镜头,这提高了熔池几何特征的准确性与可靠性。但是,脉冲激光设备价格较为昂贵,硬件设置复杂,难以应用于实际的工业生产中。

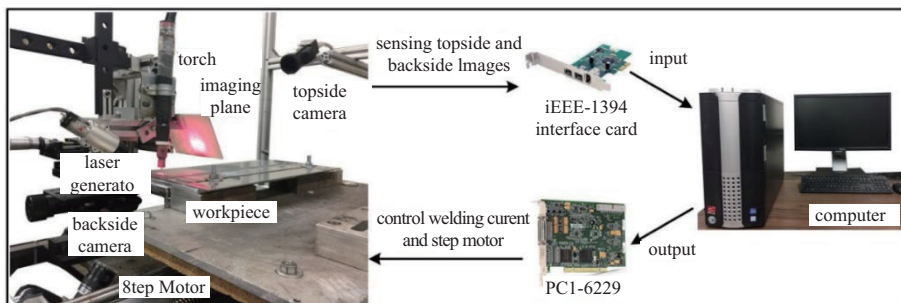


图1 熔池主动视觉成像系统

被动视觉传感则使用熔池的自发辐射和熔池对电弧光的镜面反射作为光源,使用CCD相机即可实现信号采集,同时采用滤光技术来消除弧光的干扰以获取清晰的图像。与主动视觉传感相比,被动视觉传感法成本低、适应性强,现已成为熔池图像采集的主要方法。吴圣川等^[15]通过1 064 nm波长的近红外窄带滤光系统与被动视觉传感集合,充分利用了熔池的自身辐射和对于电

弧光的反射,实现了对MAG射流过渡的熔池图像采集。

被动视觉传感获取的熔池图像容易受到电弧增材过程中烟雾、飞溅和其他干扰影响,需要对熔池图像进行处理^[16]。传统的熔池图像处理方法是图像进行边缘检测,CHEN等^[17]针对CANNY边缘提取算子提取熔池边缘时存在的伪边缘与局部边缘丢失的问题,提出了一种改进的CANNY

边缘检测算法。该算法用非线性各向异性扩散滤波器代替高斯滤波器,避免了过度平滑导致的局部边缘缺失并保留大尺度的边缘信息。

综上所述,电弧增材过程的视觉信息是实现电弧增材过程在线监测的重要信息之一,但其效果依赖于设备和图像的后处理过程,熔池图像清晰程度和图像处理算法都会对视觉信息产生影响,且视觉信息无法实现对于电弧增材过程内部缺陷的监测,对于电弧增材过程成形质量监测的作用有限。

1.2 增材制造过程电弧传感信息

电弧传感信息是电弧增材过程预设的参数之一,来源于增材过程中焊丝与基板之间的电弧放电现象,其采集过程不易受到外部环境的影响,电弧电压传感器价格低廉且安装位置灵活。因此,电弧传感信息在熔滴过渡、焊缝跟踪和成形质量监测领域得到了广泛应用。

WANG 等^[18]建立了如图 2 所示的电参数采集系统。通过采集电弧增材期间的电弧电压数据,并将其输入文中所提出的 OSHMM 模型,以实时测量焊枪正下方沉积层表面的高度值,其测量精度能达到 0.5 mm,能够满足电弧增材过程对沉积层尺寸精度的要求。ALJAZ^[19]等建立了电弧增材层高控制系统,通过输入合适的层高、送丝速度以及层间温度,系统会自动生成每一层的路径,在电弧增材的沉积过程中电弧电流的平均值直接用作层高的控制参数。

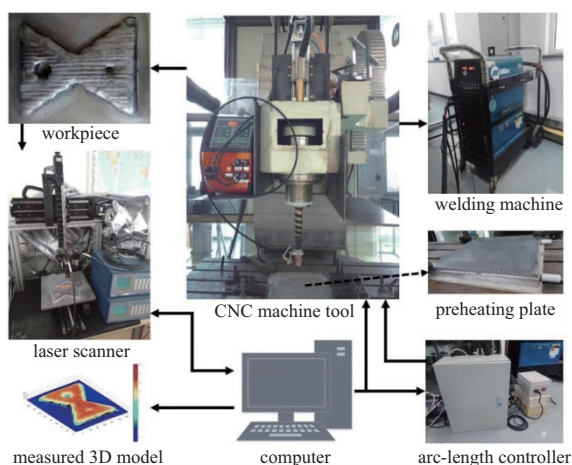


图 2 电参数采集系统

因电弧信息受到外部电磁场的干扰时会导致信号中存在噪声,故如何将与缺陷相关的特征从电弧信息中提取出来是一个需要解决的问题。现

有的电弧信息提取主要针对时域统计特征,容易受到电弧信息中噪声的影响。因此,需要从多个角度对电弧信息进行更加全面的分析。

1.3 增材制造过程声音信息

在电弧增材过程中由于电弧体积的变化以及熔池的震荡等原因,会在电弧增材过程中产生声音信息。电弧声音信息可分为声发射和可听声信息两种。声发射信息源于成形件内部裂纹的形成和扩展以及外部摩擦、碰撞、变形和断裂等现象;可听声信息则来自电弧增材过程中熔池的震荡。而熟练的焊工可以根据可听声音信息对焊接质量做出初步的判断。

HERZOG 等^[20]通过采集焊接过程的声音信号对 GTAW 过程工艺与声音信号强度的关系进行了研究,发现随着焊接速度、保护气流量以及弧长的增加,声音信号的强度不断增加。倪畅等^[21]则进一步研究声音信息与焊接质量之间的关系,其使用小波变换消除了声音信号中的噪声,在此基础上提取了正常焊接状态与异常焊接状态时的梅尔频谱特征,建立了基于声音信号的 GMA 焊接状态识别模型。

虽然声音信息在识别电弧增材过程的气孔、裂纹等缺陷方面有显著优势;但由于在实际的工业生产中存在无法避免的噪声干扰,导致声音信号中有大量噪声存在,且声音信号表现出高度的复杂性,难以将电弧增材成形状态与其特征相关联。因此,对电弧增材过程声音信息的研究需要进一步深入。

1.4 多源信息融合研究

电弧增材过程是一个极为复杂的物理、化学过程,且容易受到外界因素的影响,单一传感器如视觉传感器、声音传感器等只能反应电弧增材过程成形的某一方面信息,无法实现对成形状态的全面反映。为实现对于电弧增材过程的全面监测,将多种传感器尤其是电弧电压传感器、视觉传感和声音传感器共同用于电弧增材过程监测已成为主要研究方向^[22-23]。

XIONG 等^[24]在实现对于机器人脉冲钨极电弧增材制造(GTA-AM)中沉积层几何形状监测和控制的过程中集成了视觉传感器与电弧传感器,利用电弧电压传感器表征的电弧长度来校正视觉传感器的结果,并建立了 PSA-模糊控制器框架基。MU 等^[25]搭建了如图 3 所示的基于红外视觉和电弧电压信号的电弧增材过程在线监测系统,

以提高电弧增材制造成形件的良品率,实现了对于不连续、塌陷和气孔这3种缺陷的准确识别,为电弧增材过程在线监测提供了一种途径。

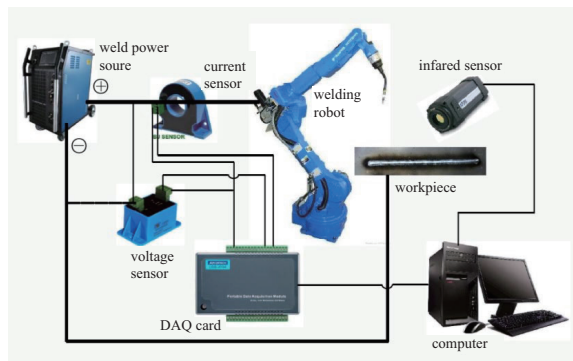


图3 红外复合多传感系统

在得到多个传感器所采集的信息后,为了能够充分利用这些异构信息中蕴含的与缺陷相关的特征,不可避免地需要对多源传感信息进行融合处理^[26]。数据层信息融合是直接融合来自同类传感器的数据,然后是特征提取和对来自融合数据的属性判决。为了完成这种数据层融合,传感器必须是相同的或者是同类的^[27]。其优点是原始数据保存完整、强调了原始数据之间的关联性,使得测量结果更加精确;缺点是运算量较大,降低了系统的实时性,同时观测数据的不确定性和不稳定性也增加了系统处理难度。

CHEN等^[28]对于视觉传感器、电弧电压传感器和声音传感器这3种不同传感器所采集的焊接过程信息,采用CNN卷积网络将图像转换为6维特征,对于电弧电压声音信息则使用时域方法计算其平均能量、标准差和平均振幅这3个统计特征。最后将得到的19维多源特征输入,建立了CNN-LSTM网络,实现了对焊接质量的预测。XU等^[29]基于所开发的算法对电信号、声信号和光谱信号分别从时域与频域方向进行特征提取,随后使用基于混合fisher的过滤器和包装器对特征进行融合用于对铝合金弧焊的质量监测。XU等^[30]同时使用电弧传感器、视觉传感器和声音传感器来获取脉冲气体钨极电弧焊(GTAW)过程的焊接电流、焊接电压、熔池图像和焊接声音。然后使用所开发的算法提取不同信息的信号特征,并将特征用基于模糊积分的多传感器融合模型进行融合,通过BP网络对比单传感器信息和多传感器信息融合的预测结果。其结果表明:模糊积分能够有效利用不同传感器获得的信息,给出更好的预测结果。

通过多传感器对电弧增材过程多信息进行采

集,能够弥补单一传感器存在的信息数量有限和信息不足的缺点。但是,随着传感器数量的增加,特征的空间维度也会不断增加。为了保证对电弧增材过程成型缺陷识别的稳定性与时效性,故需对获得的多源信息特征进行缩减,剔除冗余的信息。

2 特征工程简介及应用现状

随着产品成型精度的提高和加工复杂性的增加,基于传感器的质量监测技术在工业中得到了广泛应用。传感技术能够获取产品加工过程的大量实时数据,为通过数据分析实现质量监测奠定了基础^[31]。然而,随着传感器数量的增加,获取的传感数据量也在不断增大。由于噪声和数据内部存在相关性,导致描述数据对象的许多值是冗余的,直接处理这些高维数据的效率较低且计算成本较高。因此,在对数据进行处理之前,需要减少数据维数。现有的数据维数减少方法主要有特征选择与特征降维。

2.1 特征选择

特征选择是通过消除冗余和不相关数据来降低维数的有效方法。传统的特征选择方法分别对每个特征进行评分和排序,然后通过消除排名较低的特征或保留排名较高的特征来实现对于原始特征维度的缩减^[32]。特征选择基于特征相关性和相对于目标的冗余程度将原始特征分为强相关、弱相关但不冗余、不相关和冗余这四类^[33]。在选择最佳特征时,强相关特征是必须存在的,弱相关特征不是必须存在,不相关没有存在的必要,而冗余特征是指那些弱相关但可以被其他特征完全替换的特征。因此,特征选择的目的是选出最大化相关性和最小化冗余。

LI等^[34]提出了如图4所示的集成智能算法的电弧增材过程监控和缺陷检测系统,以用于增材制造过程缺陷监测。在收集了平均值、标准差等11个与电流电压相关的关键统计特征后,通过其开发的特征分数评价算法对特征进行评价以简化特征分析过程,并以可视化方法验证了该特征评价算法的有效性。HONG等^[35]使用激光焊接过程中激光诱导金属蒸气的图像特征,开发了焊接质量监测系统,并通过定义的15个特征来表征不同类型熔池图像。结果表明:使用1—5维特征时,随着特征维度增加识别准确率明显上升;当使用10维特征时分类准确率达到最高98.11%,在这之后添加特征只会降低其准确率。

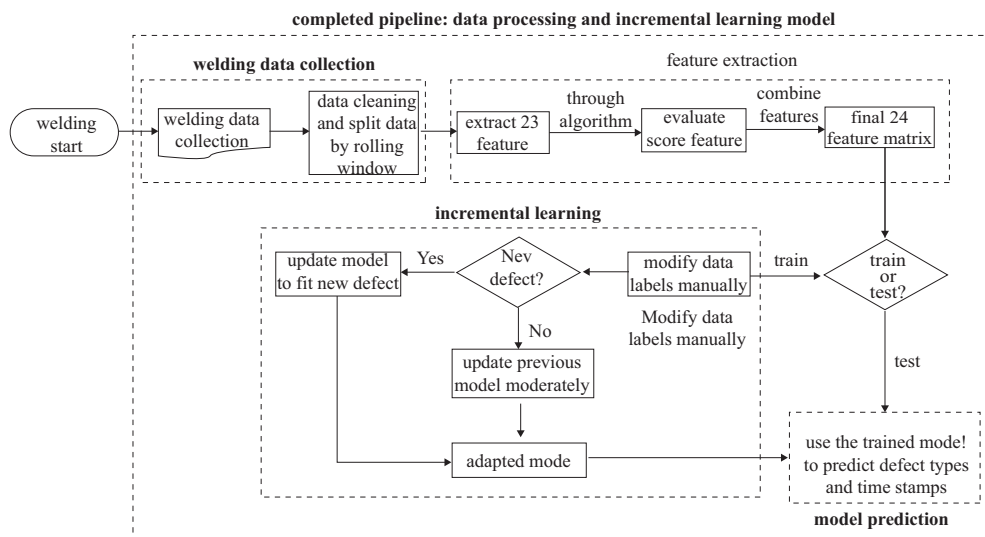


图4 缺陷监控和增量学习系统的流程图

2.2 特征降维

随着传感技术的发展,所收集数据的增加不仅体现在随时间推移收集的样本数量上,还体现在传感器种类和对应的特征的数量上^[36]。时间序列和异构信息数据集都具有很高的维度,具有高维度的数据集通常包含更多的信息。但是,随着数据维度的增加,噪声和冗余信息也会增加。此外,高维度数据的分析也更加困难。高维数据的复杂性不仅增加了计算难度和存储需求,而且还会导致传统的学习方法在某些情况下失败,从而导致“维度灾难”^[37]。

LUI等^[38]提出了一种新颖的基于图像特征的自监督学习(IFSSL)模型,用于增材制造过程中零件质量的有效监测。该模型在对所采集的增材过程图像进行降噪处理后,采用最大稳定极值区域(MSER)方法检测与斑点和形状变化相关的特征,减少了彩色图像提取时的复杂计算过程,实现了数据的降维。CHEN等^[39]对整体数据集进行分类,并针对具有不同分布模式的数据子集,提出了一种使用机器学习来预测焊接接头质量的并行策略方法。其采用PCA算法降低了原始样本数据集的特征维数,减少了模型处理的复杂度,并在降维数据(即主成分数据集)的基础上使用K-MEANS算法,完成数据群体的聚类分析,并将其划分为具有不同数据分布特征子群体,最后使用BP网络实现了对于焊接接头质量的准确预测。

XU等^[40]提出了两种基于Fisher距离和主成分分析的特征选择方法,来选择与焊缝缺陷相关

的频率分量,并对其性能进行了定性和定量分析。结合支持向量机、网格搜索优化和交叉验证的分类模型(SVM-GSCV),用于识别欠熔透、正常熔透和烧穿。LIU等^[41]采用异质传感器来实现增材制造过程的在线监测,针对高维传感器数据特征维度较高的问题,开发了一种基于多核度量学习嵌入式等距特征映射(MKML-ISOMAP)的集成流形学习方法,用于在线高维传感器数据的降维和特征提取。与ISOMAP算法相比,该方法提供了距离度量的显式参数形式,可以过滤原始测地距离中的噪声以实现更精确的降维,并且由于参数形式,还显著减少了在线特征提取的计算时间,而非线性PCA相比,该方法的多核形式使得模型的组成和选择更加灵活,从而提高了特征提取的准确性。

3 结语

传感技术能够从信息源获取信息,并对其进行处理和变换,是实现增材过程进行实时监测的关键技术。单一的传感器如声音传感器、电流电压传感器、视觉传感器等获取的信息在全面性与可靠性方面存在不足,不能全面地反映动态的成型过程。如果将多个不同传感器获得的信息结合起来,利用所获得的多传感器信息之间的互补性,则能够实现对于动态的成型过程更加精确的监测与描述。多传感器数据融合把系统中各个传感器提供的各种数据协调地组合起来,形成对周围环境实况高质量的可靠判断。即使在环境发生变化,系统的部分设备产生技术故障或损坏的情况

下,也能保持这种判断的最好质量。由于从传感器中获取的信息是复杂的,不利于进行下一步的分析。因此需要对所获得的多传感器信息进行处理,以提取能够反映增材过程的特征。特征选择与特征提取是两种主要的数据降维手段。特征选择可以在原始特征中筛选出特征子集,而特征提取则将数据从高维映射到低维。目前,研究者们对于电弧增材过程实时监测与缺陷识别的研究较少,还需要为提高成型构件的增材制造质量研发新方法。

参考文献:

- [1] 朱宏任. 把握系统发展思维夯筑制造强国坚实基础[J]. 新型工业化, 2023, 13(1): 6-10.
- [2] 李坤, 吉辰, 白生文, 等. 高性能镁合金电弧增材制造技术研究现状与展望[J]. 机械工程学报, 2024, 60(7): 289-311.
- [3] BANDYOPADHYAY A, TRAXEL K D, LANG M, et al. Alloy design via additive manufacturing: advantages, challenges, applications and perspectives[J]. Materials Today, 2022, 52: 207-224.
- [4] SATHISH K, KUMAR S S, MAGAL R T, et al. A comparative study on subtractive manufacturing and additive manufacturing[J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2022, 2022: 6892641.
- [5] LIU D, LEE B, BABKIN A, et al. Research progress of arc additive manufacture technology[J]. Materials (Basel), 2021, 14(6): 1415.
- [6] MADHAVADAS V, SRIVASTAVA D, CHADHA U, et al. A review on metal additive manufacturing for intricately shaped aerospace components[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2022, 39: 18-36.
- [7] LI C X, PISIGNANO D, ZHAO Y, et al. Advances in medical applications of additive manufacturing[J]. Engineering, 2020, 6(11): 1222-1231.
- [8] ZHAO N Z, PARTHASARATHY M, PATIL S, et al. Direct additive manufacturing of metal parts for automotive applications[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2023, 68: 368-375.
- [9] KUDRYASHOVA O, LERNER M, VOROZHTSOV A, et al. Review of the problems of additive manufacturing of nanostructured high-energy materials[J]. Materials (Basel), 2021, 14(23): 7394.
- [10] ALATEFI M, AL-AHMARI A M, ALFAIFY A Y, et al. A framework for multivariate statistical quality monitoring of additive manufacturing: Fused filament fabrication process[J]. Processes, 2023, 11(4): 1216.
- [11] XIA C Y, PAN Z X, POLDEN J, et al. A review on wire arc additive manufacturing: Monitoring, control and a framework of automated system[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, 57: 31-45.
- [12] ZHANG Z H, ZHANG Y, CHEN C, et al. Seam detection method design and automatic calibration based on an active light coaxial visual sensor[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 160: 107304.
- [13] XIONG J, LIU Y B, YIN Z Q. Passive vision measurement for robust reconstruction of molten pool in wire and arc additive manufacturing[J]. Measurement, 2020, 153: 107407.
- [14] CHENG Y C, WANG Q Y, JIAO W H, et al. Detecting dynamic development of weld pool using machine learning from innovative composite images for adaptive welding[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2020, 56: 908-915.
- [15] 吴圣川, 胡雅楠, 杨冰, 等. 增材制造材料缺陷表征及结构完整性评定方法研究综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(22): 3-34.
- [16] JIAO Z Q, QIN H J, GAO X Y, et al. Image processing and feature extraction for hull structure GMAW based on weld pool visual sensing[J]. Journal of Sensors, 2023, 2023(1): 6317992.
- [17] CHEN Y, PENG X, KONG L B, et al. Defect inspection technologies for additive manufacturing[J]. International Journal of Extreme Manufacturing, 2021, 3(2): 022002.
- [18] WANG X L, WANG A M, LI Y B. An online surface height measurement method for GTAW-based additive manufacturing[J]. Welding in the World, 2020, 64(1): 11-20.
- [19] ALJAZ Š, KLOBČAR D, BRAČUN D. In-process path replanning and online layer height control through deposition arc current for gas metal arc based additive manufacturing[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 64: 1169-1179.
- [20] HERZOG T, BRANDT M, TRINCHI A, et al. Process monitoring and machine learning for defect detection in laser-based metal additive manufacturing[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(4): 1407-1437.
- [21] 倪畅, 薛瑞雷, 刘宏胜, 等. 基于声音信号的 GMAW 焊接状态监测方法研究[J]. 现代电子技术, 2022, 45(23): 115-120.
- [22] LIU J N, XU Y L, GE Y, et al. Wire and arc additive manufacturing of metal components: a review of recent research developments[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 111(1): 149-198.
- [23] ZHU K H, CHEN W G, HOU Z, et al. Modified Fusing-and-Filling Generative Adversarial Network - based

- few-shot image generation for GMAW defect detection using multi-sensor monitoring system [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 128(5): 2753-2762.
- [24] XIONG J, YU Y S, ZHANG G J, et al. Layer width control in robotic pulsed gas tungsten arc additive manufacturing through composite sensing of vision and arc [J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2023, 36(6): 881-893.
- [25] MU H C, HE F Y, YUAN L, et al. A digital shadow approach for enhancing process monitoring in wire arc additive manufacturing using sensor fusion [J]. Journal of Industrial Information Integration, 2024, 40: 100609.
- [26] SUDHARSAN P L, GANTALA T, BALASUBRAMANIAM K. Multi modal data fusion of PAUT with thermography assisted by Automatic Defect Recognition System (M-ADR) for NDE Applications [J]. NDT & E International, 2024, 143: 103062.
- [27] LIU X M, LUN H Z, GAO R X, et al. A data-fusion-assisted telemetry layer for autonomous optical networks [J]. Journal of Lightwave Technology, 2021, 39(11): 3400-3411.
- [28] CHEN C, XIAO R Q, CHEN H B, et al. Prediction of welding quality characteristics during pulsed GTAW process of aluminum alloy by multisensory fusion and hybrid network model [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 68: 209-224.
- [29] XU F J, HE L, HOU Z, et al. Online welding status monitoring method of T-joint double-sided double arc welding based on multi-source information fusion [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2024, 124: 1485-1505.
- [30] XU Y Q, LIU Q, XU J Y, et al. A multi-spectral channel attention mechanism for prediction of welding state during pulsed GTAW [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2025, 134: 1021-1033.
- [31] JIANG Y C, YIN S, DONG J W, et al. A review on soft sensors for monitoring, control, and optimization of industrial processes [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(11): 12868-12881.
- [32] VERDONCK T, BAESENS B, ÓSKARSDÓTTIR M, et al. Special issue on feature engineering editorial [J]. Machine Learning, 2024, 113(7): 3917-3928.
- [33] DHAL P, AZAD C. A comprehensive survey on feature selection in the various fields of machine learning [J]. Applied Intelligence, 2022, 52(4): 4543-4581.
- [34] LI Y X, POLDEN J, PAN Z X, et al. A defect detection system for wire arc additive manufacturing using incremental learning [J]. Journal of Industrial Information Integration, 2022, 27: 100291.
- [35] HONG Y X, YANG M X, JIANG Y X, et al. Real-time quality monitoring of ultrathin sheets edge welding based on microvision sensing and SOCIFS-SVM [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 5506-5516.
- [36] LI M M, WANG H F, YANG L F, et al. Fast hybrid dimensionality reduction method for classification based on feature selection and grouped feature extraction [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 150: 113277.
- [37] SONG Z Z, LIU Z, ZHANG H Y, et al. An improved sufficient dimension reduction-based Kriging modeling method for high-dimensional evaluation-expensive problems [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2024, 418: 116544.
- [38] LUI C F, MAGED A, XIE M. A novel image feature based self-supervised learning model for effective quality inspection in additive manufacturing [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024, 35(7): 3543-3558.
- [39] CHEN G, SHENG B Y, LUO R P, et al. A parallel strategy for predicting the quality of welded joints in automotive bodies based on machine learning [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 62: 636-649.
- [40] XU Y Q, LIU Q, XU J Y, et al. Review on multi-information acquisition, defect prediction and quality control of aluminum alloy GTAW process [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2023, 108: 624-638.
- [41] LIU C N, KONG Z J, BABU S, et al. An integrated manifold learning approach for high-dimensional data feature extractions and its applications to online process monitoring of additive manufacturing [J]. IIE Transactions, 2021: 1-21.

收稿日期: 2025-02-07