第 52 卷 第 7 期：3064-3074 高电压技术 Vol.52, No.7: 3064-3074
2026 年 7 月 31 日 High Voltage Engineering July 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251164

电弧增材制造中融合物理约束的小样本多层成型缺陷识别方法

陈 琳[1,2]，杨 飞[1,2]，李海晨[1,2]，刁兆炜[1,2]，吴 翊[1,2]，荣命哲[1,2]
（1. 电工材料电气绝缘全国重点实验室(西安交通大学)，西安 710049;
2. 西安交通大学电气工程学院，西安 710049）

摘 要：电弧增材制造因其高沉积速率与高材料利用率，已成为电气设备制造中的关键技术。然而，该过程受多物理场耦合作用影响，易在多层沉积中产生结构缺陷，严重影响成型质量与结构可靠性。针对多层缺陷识别中存在的样本稀缺、高维输入与物理解释性弱等挑战，该文提出一种光谱信息驱动的优化识别方法，融合光谱物理机制与机器学习建模策略，有效应对小样本条件下的高维缺陷识别任务。首先基于元素辐射机理与工艺经验，筛选出与金属蒸发、气体激发等过程密切相关的关键谱线区域，在特征层面实现初步压缩；其次构建嵌入物理先验的遗传优化框架，以谱线选择与模型参数协同编码，并设计引入谱线保留率的适应度函数，引导个体朝向兼具物理一致性与分类性能的方向进化；最终采用轻量级的极端梯度提升(extreme gradient boosting，XGBoost)分类器完成模型训练与预测，确保模型具备良好的鲁棒性与部署效率。实验结果表明，该文方法在多层缺陷小样本识别任务中准确率达 93.21%，较其他方法在识别精度、模型稳定性与可解释性方面均表现出显著优势。

关键词：电弧光谱；物理先验；遗传算法；电弧增材制造； XGBoost 分类器；小样本缺陷

Physics-constrained Small-sample Defect Recognition Method for Multi-layer Fabrication in Wire Arc Additive Manufacturing

CHEN Lin[1,2], YANG Fei[1,2], LI Haichen[1,2], DIAO Zhaowei[1,2], WU Yi[1,2], RONG Mingzhe[1,2]
(1. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment(Xi'an Jiaotong University), Xi'an 710049, China;
2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Wire arc additive manufacturing (WAAM) has become a key technology in the fabrication of electrical equipment due to its high deposition rate and excellent material utilization efficiency. However, this process is inherently influenced by coupled multi-physical fields, making it prone to the formation of structural defects during multilayer deposition, which can significantly compromise the forming quality and structural reliability. To address the challenges of defect recognition in multilayer deposition, including the scarcity of labeled samples, the high dimensionality of spectral inputs, and the limited physical interpretability of existing models, this paper proposes a spectral information-driven optimization method that integrates physical spectral mechanisms with machine learning strategies to tackle high-dimensional defect recognition under small-sample constraints. First, key spectral regions of interest (ROI) associated with metal evaporation and gas excitation processes are identified based on elemental radiation mechanisms and empirical knowledge, enabling initial feature compression. Subsequently, a physically-constrained genetic optimization framework is constructed, where spectral feature selection and model parameter tuning are jointly encoded. A fitness function incorporating spectral retention ratio is further designed to guide each individual in the population toward a solution that balances classification performance with physical consistency. Finally, a lightweight extreme gradient boosting (XGBoost) classifier is employed for model training and prediction, ensuring both robustness and deployment efficiency. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves an accuracy of 93.21% in recognizing multi-layer defects under limited sample conditions, exhibiting notable advantages over comparative methods in terms of accuracy, stability, and interpretability.

基金资助项目：国家自然科学基金(U22B20121)；国家重点研发计划(2022YFB2403600)；陕西省“三秦学者”创新团队项目(西安交通大学先进直流电力装备关键技术及其产业化示范创新团队)(编号略)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (U22B20121), National Key R&D Program of China (2022YFB2403600), Shaanxi Province "Sanqin Scholars" Innovation Team Project (Demonstration Innovation Team of XJTU for the Key Technology of Advanced DC Power Equipment and Its Industrialization).

Key words：arc spectrum; physical prior; genetic algorithm; wire arc additive manufacturing; XGBoost classifier; small-sample defect

0　引言

电弧增材制造(wire arc additive manufacturing，WAAM)过程是一个多变量、强耦合、非线性的复杂过程，受到工艺参数波动、热积累、电弧形态、熔池的动态行为等多因素的影响，极其容易出现成型精度低、成型异常(偏丝、成型高度异常)等缺陷[1-2]。传统的事后监测方法时间周期长、设备成本高，效率较低，增材制造成型本身的特点要求高效、准确的完成质量监测，及时地进行修补止损和反馈控制，保证最终的成型质量。如果能在电弧增材制造中实时监测成型质量并及时采取在线补偿措施，就可以减少人工干预，提高生产效率。

许多学者采用电弧电压、电流等电信号、电弧声音信号、熔池视觉传感等信息研究电弧增材制造过程中的缺陷和成型质量[3-4]。然而，增材制造过程中强电弧干扰对视觉传感有很大影响。Wenjing Ren 采用原始的电弧声音数据，将其转换为对数时频谱图，并输入卷积神经网络中，实现增材制造过程中熔深的分类[5]。但增材制造过程中的声源复杂，同时具有高分贝噪声，这可能影响声音监测的准确性，尤其是在多机器人协作的情况下。

相比上述提到的电信号、声音信号、视觉传感等信息，光谱是在原子发生能级跃迁时形成，能反映材料内部粒子运动情况。作为一种非侵入式传感技术，其不会对电弧产生任何干扰，从紫外到红外谱段信息量丰富，信号灵敏度和准确性高，在工业领域有广泛应用[6-9]。电弧增材制造过程中光谱辐射主要来源于丝材、钨电极、保护气等，其包含了铜(Cu)、铬(Cr)、氩(Ar)、氢(H)等元素的等离子辐射信息，与增材制造时的动态过程与内部缺陷有密切关系。李俊岳等人从基本理论出发，从等离子体物理和光谱学角度论证了“电弧光谱信息能反映电弧状态和状态变化”的观点[10]。然而，由于光谱数据中普遍存在背景噪声干扰、谱线重叠和特征冗余等问题，使得高效提取具有物理意义的特征谱段成为一大挑战。为压缩高维光谱特征空间，已有研究尝试引入数据驱动的特征选择方法。例如，肖笑等人采用 Relief 算法对钛合金 WAAM 过程中的光谱信号进行分析，通过近邻样本之间的差异度对各波段进行加权排序，从而筛选出对尺寸预测影响显著的特征子集[11]。但该类方法完全依赖于训练数据的统计特征，忽视了谱线本身所蕴含的物理信息，容易受到样本分布偏差影响，存在过拟合风险，缺乏物理可解释性与泛化能力。Zhang 等人提出了一种铝合金 WAAM 工艺的光谱诊断方法，通过实时采集等离子体光谱，计算电子温度、电子密度等关键参数，并结合扫描电镜与能谱分析手段，探讨了不同工艺参数对成型质量(包括沉积宽度、晶粒尺寸和孔洞缺陷)的影响[12]。尽管其在谱线诊断方面提供了重要参考，但其谱线选择主要依赖人工经验，当面对多工况、大数据量复杂场景时，人工选线策略难以兼顾不同谱段的稳定性与判别性，其适用性与自动化程度仍有待提升。

此外，在实际多道多层 WAAM 工艺中，常见的多层缺陷如层高不一致和偏丝问题，其成因通常为多种因素的耦合作用：前者受热累积影响，导致熔池物理性能变化及电弧长度扰动，后者则可能由送丝偏移或轨迹控制误差引起，造成熔滴不能均匀熔合前层金属。这些缺陷将显著降低成型精度与结构完整性，是影响增材成型质量的关键因素。尽管光谱信号作为一种高灵敏度、非接触的感知手段，可用于反映上述缺陷形成过程中的能量输入、气体扰动及金属蒸发等物理行为，但在实际工业条件下构建大规模、高质量的标注数据集仍存在诸多挑战。以层高不一致缺陷为例，其主要在多层沉积的尾部区域发生，而前期沉积过程通常表现为正常成型，因而有效缺陷样本数量相对有限；偏丝缺陷亦具有局部性和不确定性，进一步限制了数据获取的均衡性和代表性。

随着机器学习方法在增材制造[13-14]、故障诊断[15-16]、过程预测[17-18]等领域的深入应用，其在高维特征提取与复杂模型建构中的优势逐步显现。作为其中一种经典的进化优化策略，遗传算法(genetic algorithm，GA)常被集成至机器学习框架中，用于解决特征选择与模型参数调优等难以解析的问题。其以群体搜索和进化机制为核心，具备良好的全局搜索能力和参数自适应性，在提升模型性能与压缩输入维度方面发挥着重要作用。吴宝峰等人构建了基于 GA 优化反向传播网络(backpropagation network，BP 神经网络)的边坡稳定性预测模型，以最

小化均方误差为适应度函数，实现了边坡安全系数的高精度估计[19]；季利鹏等人提出了一种改进的一维卷积神经网络，并通过 GA 对其结构参数进行调优，用于提升轴承故障识别的实时性与精度[20]；Li 等人则采用响应面法结合遗传算法，对铁路桥结构噪声进行了多参数优化，旨在降低声压级响应[21]。然而，上述方法普遍存在一个共性问题，即其适应度函数通常仅以数据驱动模型的统计性能指标(如误差最小、准确率最大等)作为优化目标，过度依赖于训练集上的拟合效果，忽略了待分析对象所蕴含的物理机理与过程约束。这种“纯粹依赖数据驱动”的适应度函数设计，虽然可能在训练阶段表现出较高的准确率或较低的误差指标，但往往忽视了模型对物理过程本质的表达能力，容易导致特征选择过程受噪声干扰或冗余变量影响，从而引发模型过拟合与泛化能力不足等问题。

针对上述问题，本文提出一种融合谱线物理约束与机器学习优化机制的特征选择与建模方法，即光谱信息驱动的优化识别方法。该方法首先结合电弧增材制造过程中的辐射机制与工程经验，筛选出关键谱线区域(region of interest, ROI)，并将其作为遗传算法中的引导因子，以避免在搜索过程中误删重要物理信息。进一步地，通过在适应度函数中引入关键谱线保留率的惩罚项设计，引导遗传个体朝向兼具分类性能与物理一致性的方向进化，实现特征选择与模型调参的协同优化。随后，采用轻量级、泛化能力强的极端梯度提升(eXtreme gradient boosting，XGBoost)分类器进行建模，不仅有效抑制了噪声干扰、提高识别准确率，还显著增强了模型在实际工业部署中的可解释性与稳定性。实验结果表明，该方法在小样本、高可靠性场景中展现出显著优势，适用于电弧增材制造过程中的在线质量监测任务。

1 实验装置

本文的实验装置如图 1 所示。实验装置主要分为两部分。一部分为机器人增材制造成型装置，包括 Yaskawa 机器人焊接系统、焊接电源、送丝机、焊烟净化器、变位机和水冷箱等。另一部分为监测装置，主要包括 CCD 相机、海洋光谱仪、激光器、电压电流传感器等。海洋光学光谱仪的参数如下：波长范围为 200~850 nm，分辨率为 1.5 nm，信噪比为 250:1，积分时间为 1 ms~65 s。

关于光谱的监测装置，光纤与电弧中心之间的水平距离为 210 mm，并设置了光纤衰减器，以确保光谱强度测量值在光谱仪的范围内。另外，实验过程中使用铬锆铜丝，送丝直径为 1.2 mm，丝的主要成分如表 1 所示。基板厚度为 5 mm，采用 Q235 基板。纯氩气被用作保护气体，表 2 列出了电弧增材制造实验中的工艺参数。

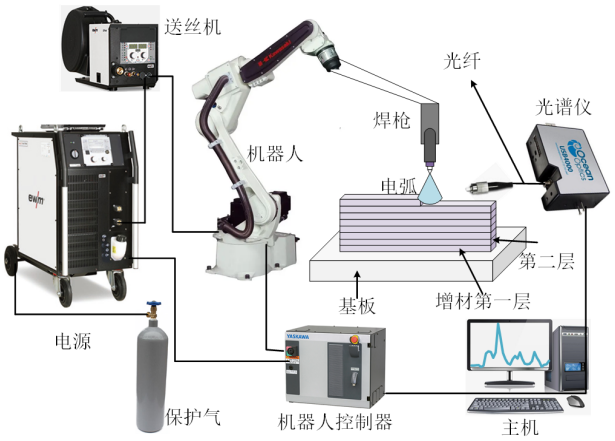


图 1 实验装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experimental device

表 1 铬锆铜合金丝材的化学成分

Table 1 Chemical compositions of Cu/Cr/Zr alloy wire

化学成分	Cr	Zr	Al	Mg	Fe	Si	Cu
质量分数/%	0.5	0.02	-	-	-	-	Bal

注：“-”表示含量极低，厂家未提供；“Bal”表示余量，此处表示丝的成分中除了 Cr 和 Zr，其余都是 Cu。

表 2 电弧增材制造中的工艺参数

Table 2 Process parameters in WAAM

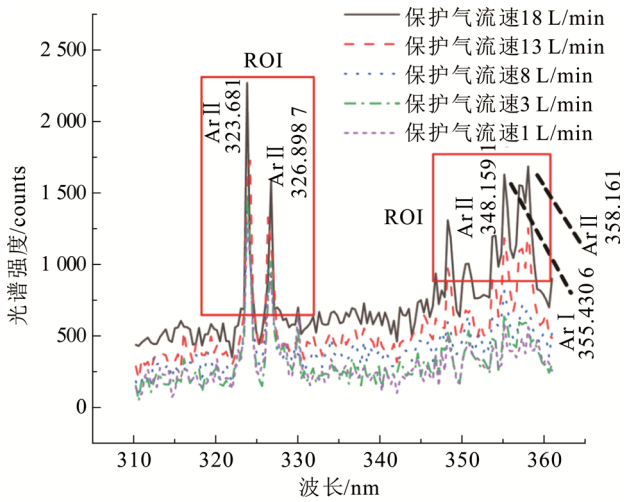
参数	数值	参数	数值
焊接电流/A	150	送丝速度/(m·min^{-1})	1.5
行进速度/(mm·s^{-1})	2	钨针直径/mm	3.2
氩气体积流量/(L·min^{-1})	18		

2 光谱的物理特性与成型分析

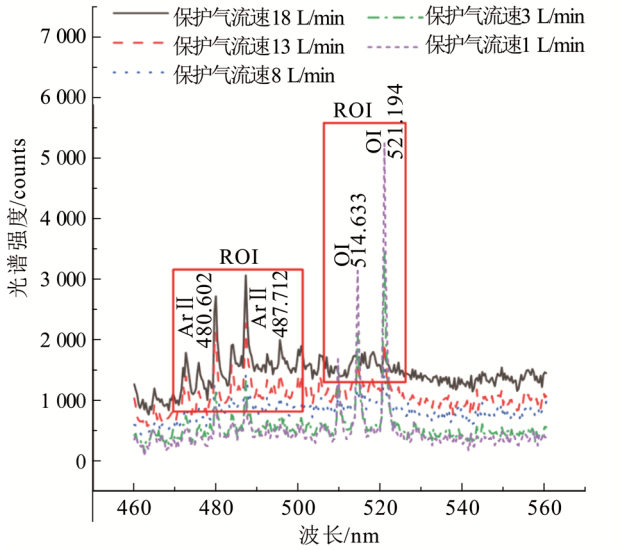
本文首先分析了不同参数条件下电弧光谱的物理特性，进而定义感兴趣区域 ROI，并选择特征线谱，用于后续的缺陷识别。

2.1 保护气体流量的影响

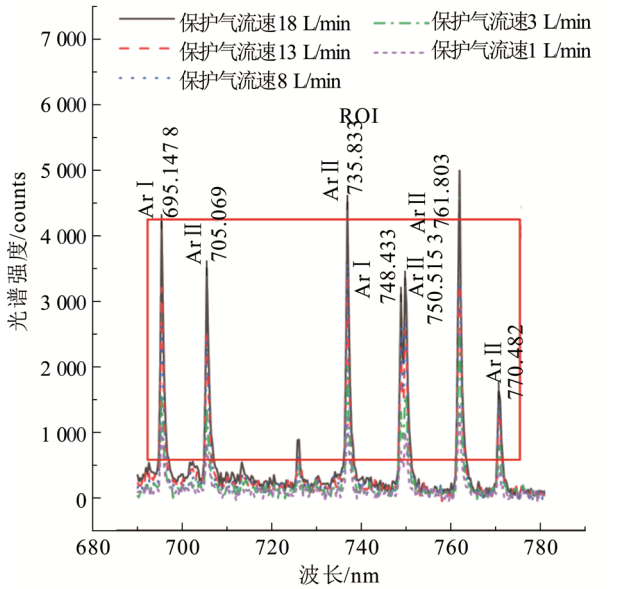
图 2 为在不同保护气流速条件下获取的电弧辐射光谱，可观察到各波段特征谱线强度随气流速(体积流量)的增加而逐渐增强，尤其是在 323~327 nm、488~520 nm 与 751~763 nm 等波长区间，谱线响应更为显著，从物理机制分析，氩气作为保护气体，



(a) 波长在310~360 nm之间的光谱线



(b) 波长在450~560 nm之间的光谱线



(c) 波长在690~780 nm之间的光谱线

图 2　不同保护气流速下的电弧光谱信号

Fig.2　Schematic diagram of spectra at various shielding gas flow rates

在电弧增材制造过程中承担双重作用：其一，作为激发气体参与电离与激发过程，维持电弧等离子体的正常发射行为；其二，构建气体保护层，隔绝环境空气进入高温熔池，减少氧化污染。当保护气流速过低时，电弧区域中氩气浓度不足，导致带电粒子密度下降，电离过程受限，弧柱稳定性减弱，电弧易出现漂移甚至断弧现象，从而导致光谱信号整体波动显著增大。同时，空气卷入几率提高，氧气与熔池金属发生反应，导致出现明显的氧原子(O I)谱线，典型位置如图 2(b)中的 514.633 nm、521.194 nm 附近，说明氧元素对谱线结构的影响不可忽略。随着保护气流速的增加，一方面氩气浓度上升，增强了其电离能力，使氩元素(Ar I 和 Ar II)谱线(如 323.68 nm、326.89 nm、735.83 nm、761.80 nm 等)显著增强；另一方面，电弧等离子体稳定性提高，熔池扰动减弱，激发环境更为均匀，光谱信号趋于平稳。高气流速还有效限制了空气卷入，从而显著削弱了氧谱线的干扰，成型件的氧化现象亦得以抑制。

2.2　行进速度和送丝速度的影响

图 3 展示了不同送丝速度(0.5~2.0 m/min)条件下的电弧光谱强度变化情况。可以观察到，随着送丝速度的增加，光谱整体强度呈明显上升趋势，尤其在 433.56 nm、442.58 nm、480.01 nm 与 487.33 nm 处的铜原子谱线(Cu I)特征谱线区域，光强变化最显著。该现象主要源于送丝速度变化对金属熔滴过渡行为和熔池金属浓度的影响机制。随着送丝速度提高，金属丝熔化速率相应增加，进入电弧熔池区域的金属原子密度上升，从而增强了弧柱中金属蒸汽成分的参与度，导致 Cu I 在放电过程中激发几率上升，最终表现为特征谱线强度提升。此外，较高的送丝速度也促使熔池体积扩大，金属蒸汽空间密度增大，从而提高了单位体积内激发态原子的比例，使得以电子碰撞激发为主的谱线发射过程更活跃。相反，送丝速度过低时，熔滴输运受限，金属原子浓度稀薄，不足以激发明显的特征辐射，导致 Cu I 谱线强度偏弱，甚至部分谱线信号沉入背景噪声中而不可分辨。

2.3　电流的影响

在电弧增材制造过程中，焊接电流作为控制热输入强度的关键参数，直接影响电弧等离子体的激发程度与光谱辐射强度。本文通过改变增材制造过程中的电流，探索了不同电流条件下电弧光谱辐射的分布特性。如图 4 所示，光谱被分为 5 个部分：

177~300 nm、300~450 nm、450~600 nm、600~750 nm、750~868 nm。随着焊接电流从 150 A 增加至 220 A，各波段光谱信号的整体强度普遍上升，尤其是在 300~450 nm 与 450~600 nm 波段内表现出更为显著的增强趋势。这一现象可归因于电流升高引发的电弧等离子体能量密度提升，使弧柱温度显著升高。随之而来的是电子温度和电子密度的增加，从而增强了等离子体中粒子的激发碰撞频率和跃迁速率，导致光谱发射强度整体增强。特别是在中短波段区域，辐射强度对等离子体温度波动尤为敏感，响应变化更为剧烈。

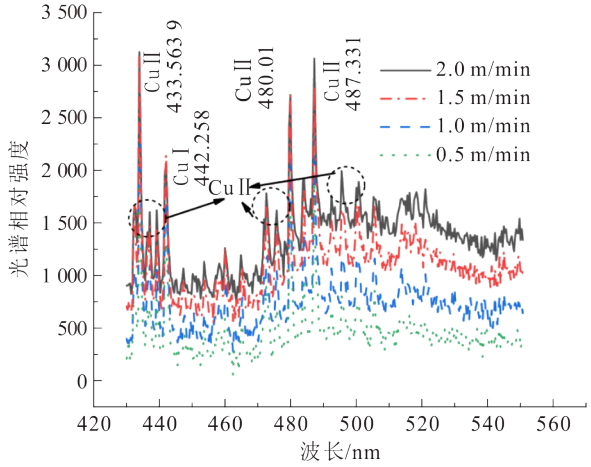


图 3 不同送丝速度下的电弧光谱信号

Fig.3 Schematic diagram of spectra at various wire feed speeds

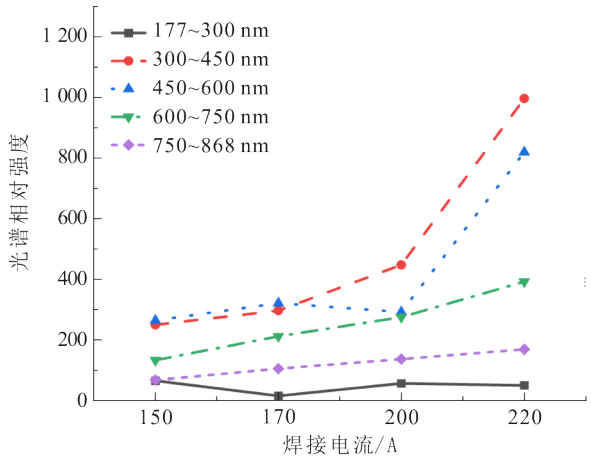
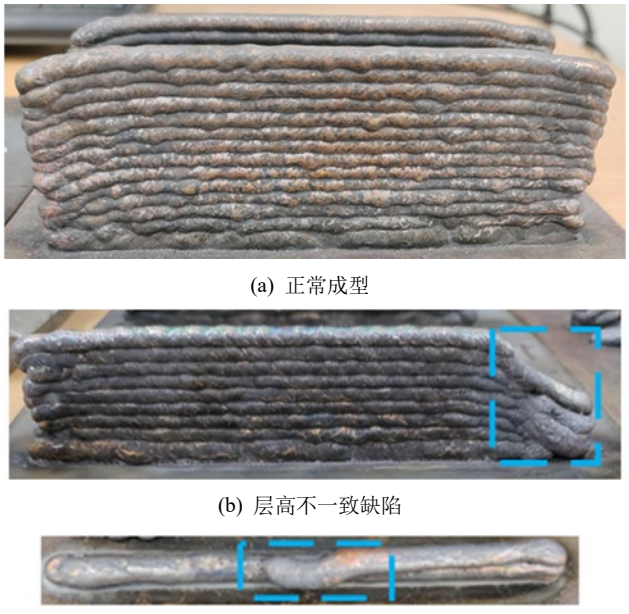


图 4 不同电流下的电弧光谱示意图

Fig.4 Schematic of the spectral intensity of different currents

此外，本文研究的多层沉积成型缺陷主要包括偏丝缺陷与成型高度不一致缺陷，二者在电弧增材制造过程中较常见，且与焊接热输入状态、熔滴过渡行为及熔池稳定性密切相关。如图 5 所示，偏丝缺陷通常发生在送丝控制或电弧磁偏作用异常时，其典型特征为焊丝偏离工件中心线，使得熔池发生偏移。由于靠近电弧一侧的焊丝暴露于更强热源区域，其熔化速度更快，导致熔滴过渡方向偏向一侧，同时熔池中心转移，影响电弧稳定性与保护气体的分布状态。受此影响，远离熔池侧的保护气层可能遭到削弱，电弧区域内 Ar 原子激发概率下降，导致 Ar I 谱线强度减弱或不稳定；与此同时，熔池偏移还可能引发不对称的金属蒸汽分布，使得金属线谱如 Cu I、Cr I 等在空间分布上发生偏移或强度不均。

另一方面，成型高度不一致缺陷通常出现在单道多层成型过程中的层尾部区域，特别是在焊枪高度固定、未随堆积层高度实时调整的条件下。随着沉积层数增加，末端区域由于热积累效应显著，使材料横向铺展性增强，纵向成型能力下降，进而形成宽度过大、高度不足的堆积状态。这种堆积形貌的变化会导致电弧轴线拉长、电弧电压升高，甚至引发熔滴直接穿过电弧进入熔池的现象。此过程中，电弧区域中金属蒸汽含量上升，激发碰撞频率增强，从而使金属元素谱线强度显著增强，表现为 Cu、Cr 等金属线谱在光谱中强度上升。此外，因熔池形貌变化带来的气流扰动亦可能造成保护气的不均匀分布，引发 Ar I 谱线轻微波动或局部弱化。



(a) 正常成型

(b) 层高不一致缺陷

(c) 偏丝缺陷

图 5 正常成型及异常成型示意图

Fig.5 Schematic diagram of normal and abnormal deposition

3　提出的方法

本文提出一种融合谱线物理先验与进化式优化机制的特征选择方法，整体流程如图 6 所示。该方法通过引入关键谱线区域筛选、物理约束驱动的遗传搜索策略与集成学习建模，实现了从冗余谱线压缩到高可靠性缺陷识别的协同优化。

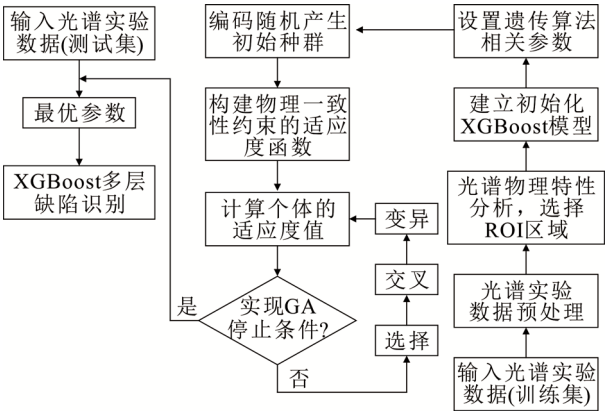


图 6　基于谱线物理约束与遗传算法优化的缺陷识别方法流程图

Fig.6　Flowchart of the defect recognition method based on spectral physical constraints and genetic algorithm optimization

3.1　物理引导的谱线区域(ROI)构建

在电弧增材制造过程中，由等离子体辐射形成的光谱信号往往包含大量波长范围内的辐射特征，其中既包括与关键工艺变量直接相关的元素发射线(如铜蒸发、保护气激发)，也包括大量背景连续谱或无关元素的杂散信号。若直接使用全谱建模，不仅会引入维度灾难，提升计算负担，还可能导致模型训练过程关注于噪声区域而非关键物理信息，从而削弱模型的泛化能力与可解释性。为此，本文在光谱建模前引入物理知识驱动的谱线筛选机制，结合已有光谱数据库(如 NIST Atomic Spectra Database)以及实际工艺经验，优先识别与缺陷形成机理密切相关的谱线区域，构建高质量的“感兴趣波段”ROI 集合。该集合主要包括 Cu 元素发射线(如 324.75 nm、327.39 nm 等)和保护气 Ar 对应的谱线(如 763.51 nm、811.53 nm 等)。此类谱线反映了送丝速度、能量输入、气体扰动等典型过程参数的动态响应特性，因此具备较强的工程表征能力。

设原始光谱矩阵 $\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{n\times p}$，其中 n 表示样本数，p 为波长维度。根据上述筛选策略提取后的 ROI 矩阵表示为：

$$\boldsymbol{X}_{\mathrm{ROI}}=\boldsymbol{X}[:,F_{\mathrm{ROI}}]\in\mathbf{R}^{n\times q} \tag{1}$$

式中 $F_{\mathrm{ROI}}\subseteq\{1,2,\cdots,p\}$ 表示已识别出的 ROI 波长索引集合；$q=\left|F_{\mathrm{ROI}}\right|$ 通常远小于 p；$\boldsymbol{X}[:,F_{\mathrm{ROI}}]$ 表示在保留全部样本的基础上，按照 F_{ROI} 中的列索引提取对应波长特征。该特征压缩策略在保留关键谱线信息的同时，极大地降低了建模维度，为后续的遗传搜索与分类提供了物理合理的基础特征集。

3.2　谱线约束驱动的遗传优化策略

遗传算法是一类基于生物进化规律的全局优化方法，适用于多变量、多目标的复杂搜索问题。在本研究中，尽管已基于光谱辐射机理与工艺先验知识，构建了覆盖关键元素发射线的感兴趣波段集合 ROI，但该集合仍可能存在一定程度的信息冗余与特征冗余问题。一方面，ROI 中不同波段的谱线在物理意义上虽具有相关性，但其对不同缺陷类型的判别能力存在差异；另一方面，部分谱线之间可能存在高度共线或统计依赖性，若全部保留将加剧模型维度，增加过拟合风险，并降低计算效率与泛化性能。因此，仍有必要在 ROI 范围内引入针对性的特征子集选择策略，以压缩冗余特征空间，提升特征的表征效率与模型的整体鲁棒性。故遗传算法被用于同时优化两个目标：一是筛选最优的光谱特征子集，二是调节 XGBoost 分类模型的结构参数(如学习率、树深度、最小叶子节点样本数等)，从而在高维光谱特征空间中高效逼近最优解。为实现上述目标，本文设计了统一编码的个体结构，每个个体由两部分组成：一部分为模型超参数向量 $\boldsymbol{\theta}=[\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_s]$，另一部分为特征选择向量 $\boldsymbol{b}=[b_1,b_2,\cdots,b_q]\in\{0,1\}^q$，其中为 s 为参与遗传优化的超参数数量；$b_j=1$ 表示保留第 j 个 ROI 波长特征；$b_j=0$ 表示舍弃。因此，每个个体 $\boldsymbol{z}$ 可以表示为：

$$\boldsymbol{z}=[\boldsymbol{\theta}\|\boldsymbol{b}] \tag{2}$$

该个体编码允许在联合搜索过程中同时对分类器结构与特征维度进行协同调控。为引导遗传搜索过程向物理一致性更强的方向收敛，本文在适应度函数中引入关键谱线保留率指标 $C(\boldsymbol{z})$，以量化个体所保留的重要物理特征比例。设关键谱线集合为 $F_{\mathrm{key}}\subseteq F_{\mathrm{ROI}}$，则谱线保留率定义为：

$$C(\boldsymbol{z})=\frac{1}{\left|F_{\mathrm{key}}\right|}\sum_{j\in F_{\mathrm{key}}}1(b_j=1) \tag{3}$$

式中：$1(\cdot)$为示性函数。当某个个体舍弃全部关键谱线时，其保留率$C(z)=0$，表示其物理一致性极差。为惩罚此类物理意义薄弱的个体，本文将其纳入适应度函数的惩罚项设计，形成如下修正后的适应度评价指标：

$$f(z)=A(z)-\alpha\left(1-C(z)\right) \tag{4}$$

式中：$A(z)$表示当前个体在训练集上的交叉验证准确率；α为谱线惩罚因子，用于调控模型性能与物理保真之间的权衡。通过这一机制，遗传算法的搜索过程不仅被赋予了从数据中自主学习的能力，同时得以在搜索空间中保留必要的物理一致性，有效克服了传统特征选择方法“完全数据驱动”或“完全专家定义”所导致的偏差问题。

3.3 基于 XGBoost 的缺陷分类建模

在完成特征子集选择与模型参数优化后，本文采用 XGBoost 作为最终的分类器构建工具。XGBoost 是一种集成梯度提升树的机器学习算法，能够在保证非线性拟合能力的同时保持较高的训练效率，广泛应用于高维稀疏数据的分类与回归任务。

XGBoost 由多个决策树组成。所有决策树都能够预测真实值与之前预测总和之间的残差。最终结果通过累积多个决策树的预测值得到[22]。考虑一个训练数据集样本$(\boldsymbol{a}_i,b_i)$，当$\boldsymbol{a}_i\in\mathbf{R}^n$时，式(5)所示为XGBoost 模型：

$$\hat{b}_i=F_M\left(\boldsymbol{a}_i\right)=F_{M-1}\left(\boldsymbol{a}_i\right)+f_M\left(\boldsymbol{a}_i\right) \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{a}_i$表示 n 维特征向量；b_i是该样本的真实标签；M表示模型中的树的数量；$F_M\left(\boldsymbol{a}\right)$表示第 M 轮累计预测函数；$f_M\left(\boldsymbol{a}\right)$表示第 M 棵决策树；$\hat{b}_i$表示模型对第 i 个样本的预测输出。决策树对样本进行映射，每个样本最终可以被分配到特定的决策树叶节点。

$$\begin{aligned}O=&\sum_{i=1}^{n}L\left(b_i,\hat{b}_i\right)+\sum_{m=1}^{M}G\left(f_m\right)=\\&\sum_{i=1}^{n}L\left(b_i,\hat{b}_i^{(m-1)}+f_m(\boldsymbol{a}_i)\right)+\sum_{m=1}^{M}G\left(f_m\right)=\\&\sum_{i=1}^{n}\left(L(b_i,\hat{b}^{(m-1)})+g_if_m(\boldsymbol{a}_i)+\frac{1}{2}h_if_m^2(\boldsymbol{a}_i)\right)+\\&\sum_{m=1}^{M}G\left(f_m\right)\end{aligned} \tag{6}$$

$$G(f_m)=\gamma T+\frac{1}{2}\lambda\sum_{j=1}^{T}\omega_j^2+\alpha\sum_{j=1}^{T}\left|\omega_j\right| \tag{7}$$

式中：目标函数 O 通过展开泰勒公式得到；L 表示损失函数；n 表示样本总数；g 表示一阶梯度；h 表示二阶梯度；G 是正则化项；T 表示第 m 棵树的叶子节点个数；ω_j 是第 j 个叶节点的得分；γ 表示叶节点数量惩罚系数，用于约束树结构复杂度；λ 是 L2 正则化系数；α 是 L1 正则化系数。表 3 总结了 XGBoost 的主要参数。本文通过前述 3.2 节算法优化了 XGBoost 的 8 个超参数。在 XGBoost 模型训练中，正则化系数 λ 与 α 分别对应于 L2 与 L1 正则项，常用于防止模型过拟合。XGBoost 默认设定为 λ=1、α=0，已在多数中小规模数据集上验证具有良好收敛性。考虑到本文数据规模适中，初步实验中模型未表现出过拟合，故保持默认设置，以简化搜索空间，提升遗传算法搜索效率。表 3 中第 4 列所有参数取值均为遗传算法在联合超参数优化过程中获得的最优解。

表 3 XGBoost 模型的超参数

Table 3 Hyperparameters of the XGBoost model

参数	默认值[22]	取值范围	本文中的值
学习率	0.3	[0,1]	0.161 290 322 58
最大深度	6	[0,+∞)	7
最小子节点权重	1	[0,+∞)	2
最小分裂损失	0	[0,+∞)	0
L2 正则化系数 λ	1	—	1
L1 正则化系数 α	0	—	0
每棵树的列采样率	1	(0,1]	0.8
样本采样率	1	(0,1]	0.748 516 129 032
最大增量步长	0	[0,1)	0

4 实验验证

为验证所提方法的实际适用性，本文依托自主搭建的 WAAM 实验平台，设计了多组典型工况下的多层沉积实验，构建涵盖 3 类典型成型状态(正常、层高不一致、偏丝缺陷)的工业光谱数据集。其中，层高不一致缺陷主要集中于沉积结构的末端区域(对应如图 5(b)所示虚框区域)，本文结合截面形貌观察，选取尾部区域光谱样本作为代表；偏丝缺陷则通过成型图像判别与光谱同步标记手段，提取送丝偏移异常对应时段的特征数据。最终构建的数据集包含正常样本 900 条、层高不一致缺陷 632 条、偏丝缺陷 579 条，共计 2 111 条。为保证训练样本的代表性及模型评估的稳健性，本文采用 8:2 的分层策略划分训练集与测试集，并在训练阶段引入 5 折交叉验证，指导遗传算法完成超参数搜索与特征子集评估，从而提升模型在小样本不平衡条件下的泛化能力与鲁棒性。

图 7 展示了在不同特征子集条件下，遗传算法在 200 轮迭代过程中的适应度函数变化趋势，用以评估所提光谱信息驱动的特征选择策略的有效性。其中，适应度函数值定义为分类模型在验证集上的准确率，能够反映所选特征子集对下游任务性能的影响。实验分别考虑了 4 组特征子集：一是物理分析选定的 207 条高相关谱线，二是基于该候选集压缩选出的 100 条特征，三是进一步压缩得到的 50 条特征，四是遗传算法进化过程中不断更新优化得到的最优个体所对应的特征子集。从结果可见，随着进化轮数的增加，所有方法的适应度函数值均呈现稳定上升趋势，表明遗传算法在不同特征约束条件下均具备较强的全局搜索能力。在同等轮次下，所提方法最终收敛到的“最优个体”曲线始终优于其他策略，验证了基于谱线选择的遗传机制在充分挖掘高判别特征方面的优势。其最终适应度接近 0.93，明显高于使用完整 207 条谱线的情况，说明虽然原始候选谱线具备较强的物理解释性，但仍存在一定的冗余信息，影响模型的泛化性能。进一步观察发现，当将特征子集压缩至 100 条时，模型的收敛速度和最终适应度均有所提升，说明在保留关键物理谱线的同时适度压缩特征空间，有助于提升分类模型的鲁棒性和训练效率。相比之下，极小特征子集(50 条)虽然具备更高的压缩率，但其适应度曲线在各阶段均显著低于其他方案，最终收敛值不足 0.85，说明过度压缩会导致关键信息的缺失，从而限制模型性能的提升空间。

综上所述，实验结果充分表明，通过对物理分析得到的候选谱线进行再筛选，结合遗传算法的迭代优化机制，可在高维光谱数据中有效提取高价值特征子集，提升模型的收敛效率与判别性能。这一光谱驱动的特征压缩策略不仅保留了重要的物理信息，还降低了冗余干扰，为后续建模过程提供了更优质的输入特征基础。

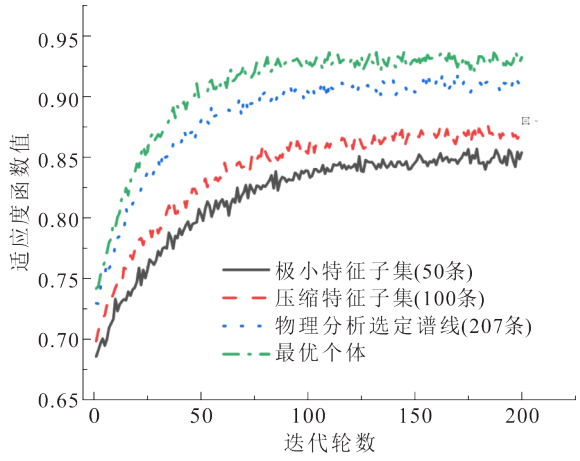


图 7　不同特征子集规模下的遗传优化过程对比曲线

Fig.7　Comparison of genetic optimization processes under different feature subset sizes

本文还设计了多组对比实验验证所提出方法的有效性，分类性能指标包括准确率(P)与 F1 分数(F_1)，结果如表 4 所示。本文方法在 2 项指标上均优于其他对比方法，准确率达 0.932 1，F_1 值达 0.885 7，展现出最优的识别能力。K 均值聚类、极端梯度提升和粒子群优化(K-Means+XGBoost+PSO)方法虽然通过聚类与参数优化串联提升了性能，但由于粒子群优化(PSO)更适用于连续变量搜索，在处理离散谱线选择问题时存在编码机制与收敛效率的局限，且未引入光谱物理信息，易保留冗余特征，影响模型泛化能力。随机森林支持向量机(RFSVM)模型结合了随机森林的特征评估能力与支持向量机(SVM)的分类优势，具备一定的稳健性，但同样缺乏与光谱物理的耦合机制，难以聚焦具有物理意义的谱段。K 近邻(KNN)方法在高维光谱输入下对冗余特征敏感，识别效果不稳定，表现明显不如本文方法。在深度模型对比中，季利鹏等人提出的改进型一维卷积网络(1D-CNN)结构在本实验数据上的准确率与 F_1 值均低于本文方法。该模型未引入任何物理先验，完全依赖网络自动提取特征，容易受到非关键波段噪声干扰。相较之下，本文方法通过引入谱线保留机制与物理约束的适应度函数，有效强化了关键谱段的识别能力，在物理一致性与可解释性方面表现更优。陈永展等人提出的卷积神经网络-长短期记忆网络(CNN-LSTM)模型进一步考虑了全局时序依赖关系，在本研究数据上的准确率与 F_1 值分别为 0.901 2 与 0.821 2，仍不及本文方法。分析其原因，一方面在于该模型仍未充分利用光谱物理规律，另一方面 LSTM 结构计算开销大、部署复杂，限制了其实用性。相比之下，本文方法以物理

表 4　不同算法的性能

Table 4　Classification accuracy of different algorithms

分类方法	P	F_1
K-Means+XGBoost+PSO[23]	0.882 1	0.879 1
RFSVM[24]	0.913 3	0.881 2
K 近邻[25]	0.853 3	0.785 3
改进的 1D-CNN[26]	0.877 4	0.765 3
CNN-LSTM[27]	0.901 2	0.821 2
本文提出的方法	0.932 1	0.885 7

先验引导特征压缩过程，有效提升了模型聚焦物理有效波段的能力，并在样本不平衡条件下展现出更强的鲁棒性与稳定性。

5 讨论

为进一步验证所选光谱特征的合理性与物理解释性，本文在完成基于工艺先验的谱线区域筛选之后，采用主成分分析(principal component analysis，PCA)方法对全部光谱数据进行无监督的数学降维建模，以从统计角度分析光谱波段在不同维度主成分中的贡献程度。

假设每个波长为一个变量。对于 p 维随机变量 $\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_p]^{\mathrm{T}}$，假设其协方差矩阵是 $\boldsymbol{C}$，$D(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{C}$。$\eta_1\geq\eta_2\geq\cdots\geq\eta_p\geq 0$ 是相应的 p 个特征值，$\boldsymbol{u}_1,\boldsymbol{u}_2,\cdots,\boldsymbol{u}_p$ 是相应的标准正交化特征向量。这意味着每一组 $\boldsymbol{u}_1,\boldsymbol{u}_2,\cdots,\boldsymbol{u}_p$ 是正交的，且它们的维度都是 1。因此，第 i 个主成分是 $y_i=\boldsymbol{u}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}$，$D(y_i)=\eta_i$，$i=1,2,\cdots,r$[27]，$r$ 代表主成分的数量。此外，$\rho_i\triangleq\eta_i/\sum_{k=1}^{p}\eta_k$ 表示第 i 个主成分 y_i 的方差贡献率 $(i=1,2,\cdots,r)$，$\sum_{i=1}^{t}\rho_i$ 是前 t 个主成分 $y_1,y_2,\cdots,y_t$ 的累积方差贡献率 $(t=1,2,\cdots,r)$。在大多数情况下，主成分的数量 r 由累积方差贡献率决定。具体地，设原始光谱样本矩阵为 $\boldsymbol{X}=\mathbf{R}^{n\times d}$，其中 n 表示样本数量，p 为波长维度。PCA 通过协方差矩阵 $\boldsymbol{C}=\dfrac{1}{n-1}\boldsymbol{X}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}$ 的特征分解，获得 1 组按解释方差递减排序的正交主成分方向 $\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_k$。各主成分方向的系数反映了原始各波段对主成分的投影强度，即主成分载荷：

$$\boldsymbol{\xi}_i=\boldsymbol{X}\cdot\boldsymbol{v}_i,\quad i=1,2,\cdots,k \tag{8}$$

图 8 展示了前 3 个主成分方向对应波长系数曲线。从图 8 可观察到，PC1、PC2、PC3 均在特定波段范围(约 370~470 nm 与 720~800 nm)存在显著的尖峰或突变，这些区域在谱线物理分析中亦被判定为包含金属元素特征谱线(如 Fe、Cu)以及激发气体 Ar 谱线的关键区间。与 NIST 光谱数据库比对结果表明，主成分系数峰值波段存在典型元素如 Cu I(510.5 nm)、Fe I(438.3 nm)，Ar I(438.3 nm)等线谱波长。

此外，前 3 个主成分在整体方差解释中所占累计贡献率已超过 95%，表明该降维结果在保证信息完整性的同时，成功提取了与缺陷识别高度相关的特征分量。这进一步印证了本文提出的光谱特征物理选线方法与数据驱动降维建模之间在关键特征空间上的一致性，为后续模型训练中引入先验信息提供了理论支持，也在一定程度上表明本文所提出的谱线物理选取策略不仅具备可解释性，且在统计维度上得到了数学分析结果的一致验证。

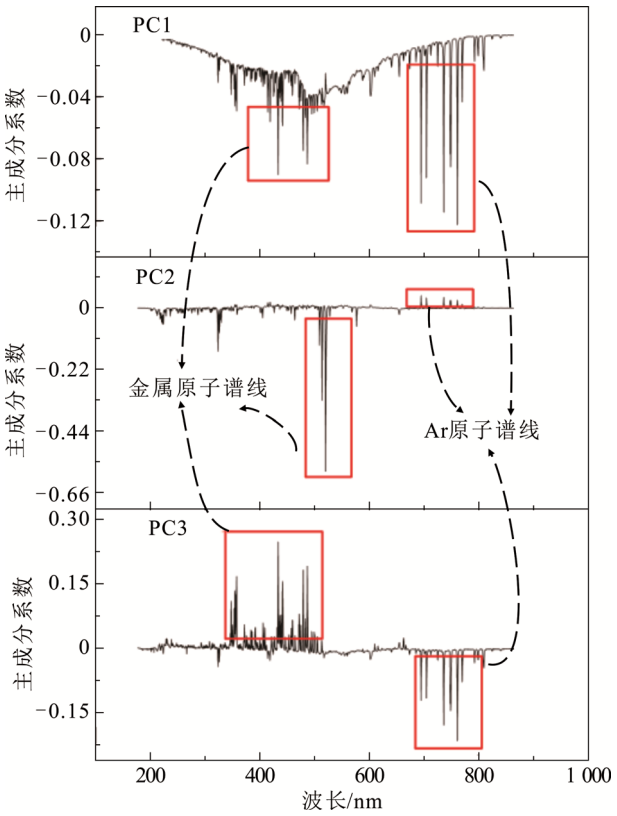


图 8 PCA 系数

Fig.8 PCA coefficients

6 结论

本文针对电弧增材制造过程中多层沉积易发缺陷且缺陷样本获取受限的实际问题，提出了一种融合光谱物理约束与机器学习优化机制的光谱信息驱动识别方法。主要结论如下：

1）构建了基于物理先验的关键谱线区域筛选机制，通过分析金属蒸发、气体激发等机制，结合谱线数据库与工艺经验，提取与缺陷物理机制相关的特征波段，实现了对高维光谱特征的有效压缩，为后续模型训练提供了物理可解释性强的输入基础。

2）设计了谱线与模型参数联合优化的遗传算法框架，将谱线选择与 XGBoost 超参数调优进行联合编码，并在适应度函数中引入关键谱线保留率惩

罚项，有效引导搜索过程向兼顾物理一致性与分类性能的方向演化，显著提升了模型稳定性与泛化能力。

3）在实际多层沉积缺陷识别任务中取得93.21%的准确率，与 K 近邻、改进型 CNN 等方法对比，所提方法在准确率、F1 值、稳定性和部署效率等方面均表现更优，验证了其在高维、小样本识别任务中的应用潜力。

4）从统计与物理角度验证了特征选线策略的合理性，采用主成分分析方法对全谱数据进行无监督降维建模，结果表明高贡献谱段集中于与 Cu、Ar 等元素相关的波长区间，与物理筛选出的 ROI 区域高度一致，进一步证明了本方法在特征空间选择上的物理-统计一致性。

参考文献　References

[1] 熊俊，郑森木，陈辉，等. 电弧增材制造成形在线监测与控制研究进展及展望[J]. 电焊机，2021，51(8)：70-78.
XIONG Jun, ZHENG Senmu, CHEN Hui, et al. Research progress and prospect of on-line forming monitoring and control in wire and arc additive manufacturing[J]. Electric Welding Machine, 2021, 51(8): 70-78.

[2] 余其芳，成雨萱，韦有翔，等. 电弧增材制造过程形性调控方法及在线质量监测技术研究进展[J]. 焊接技术，2023，52(3)：1-13.
YU Qifang, CHENG Yuxuan, WEI Youxiang, et al. Review on shape control and online monitoring of wire and arc additive manufacturing (WAAM)[J]. Welding Technology, 2023, 52(3): 1-13.

[3] 黄忠利，黄健康，张宏福，等. 不同脉冲模式下熔滴过渡对铝合金增材微观组织及力学性能的影响[J]. 材料导报，2023，37(14)：21100128.
HUANG Zhongli, HUANG Jiankang, ZHANG Hongfu, et al. Effect of droplet transfer on the microstructure and mechanical properties of aluminum alloy additive under different pulse modes[J]. Materials Reports, 2023, 37(14): 21100128.

[4] ZHU B B, XIONG J. Increasing deposition height stability in robotic GTA additive manufacturing based on arc voltage sensing and control[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65: 101977.

[5] REN W J, WEN G R, XU B, ET AL. A novel convolutional neural network based on time–frequency spectrogram of arc sound and its application on GTAW penetration classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(2): 809-819.

[6] 万福，孙宏程，李淑藩，等. 电力装备运行状态参量拉曼光谱检测技术[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3159-3179.
WAN Fu, SUN Hongcheng, LI Shufan, et al. Raman spectroscopy detection technology for operating state parameters of power equipment[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3159-3179.

[7] 郭裕钧，刘昆昊，查红原，等. 基于阴影校正的绝缘子污秽高光谱检测[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1371-1379.
GUO Yujun, LIU Kunhao, ZHA Hongyuan, et al. Hyperspectral detection of insulator contamination based on shadow correction[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1371-1379.

[8] CHEN L, YANG F, WANG R, et al. Optical spectral physics-informed attention network for condition monitoring in WAAM[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(8): 9708-9718.

[9] 张飞龙，刘佳琪，袁欢，等. 基于 FO-LIBS 技术的真空开关真空度在线检测方法[J/OL]. 高电压技术，2025：1-17[2025-10-10]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve. 20250921.
ZHANG Feilong, LIU Jiaqi, YUAN Huan, et al. Online vacuum degree detection method for vacuum circuit breakers based on FO-LIBS technology[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025: 1-17[2025-10-10]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve. 20250921.

[10] 李俊岳，宋永伦，李桓，等. 焊接电弧光谱信息的基本理论和基本方法[J]. 焊接学报，2002，23(6)：5-8.
LI Junyue, SONG Yonglun, LI Huan, et al. Basic theory and method of welding arc spectrum informatin[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2002, 23(6): 5-8.

[11] 肖笑，王雪晴，张弛，等. 基于 ReliefF 算法的钛合金电弧增材沉积层尺寸与光谱特性的相关性分析[J]. 光谱学与光谱分析，2024，44(7)：2002-2010.
XIAO Xiao, WANG Xueqing, ZHANG Chi, et al. Correlation analysis between the size and spectral characteristics of titanium alloy arc additive deposition layer based on ReliefF algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(7): 2002-2010.

[12] ZHANG C, GAO M, CHEN C, et al. Spectral diagnosis of wire arc additive manufacturing of Al alloys[J]. Additive Manufacturing, 2019, 30: 100869.

[13] SHAH A W, WANG K, SIDDIQUE J A, et al. Explainable machine learning for predicting tensile properties of aluminum alloys in the laser powder bed fusion process[J]. Materials Science and Engineering: A, 2025, 939: 148482.

[14] LI C T, HAN X, YAO C, et al. A novel training-free approach to efficiently extracting material microstructures via visual large model[J]. Acta Materialia, 2025, 290: 120962.

[15] 臧奕茗，李卓潇，张少春，等. AI 与量子技术在未来电网中的融合模式与应用展望[J]. 高电压技术，2025，51(4)：1708-1726.
ZANG Yiming, LI Zhuoxiao, ZHANG Shaochun, et al. Integration mode and application prospects of AI and quantum technology in future power systems[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(4): 1708-1726.

[16] 谢从珍，黄梦成，黄奕琅，等. 基于 WMEF-YOLO 的绝缘子缺陷图像检测方法[J/OL]. 高电压技术，2025：1-13[2025-10-10]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520. hve. 20250429.
XIE Congzhen, HUANG Mengcheng, HUANG Yilang, et al. Defect image detection method for insulator based on WMEF-YOLO[J/OL]. High Voltage Engineering, 2025: 1-13[2025-10-10]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve. 20250429.

[17] CHUA C, LIU Y Y, WILLIAMS R J, et al. In-process and post-process strategies for part quality assessment in metal powder bed fusion: a review[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 73: 75-105.

[18] 杨爱军，潘健彬，王琼苑，等. 电力嗅觉传感原理与关键技术研究综述[J]. 高电压技术，2024，50(8)：3339-3353.
YANG Aijun, PAN Jianbin, WANG Qiongyuan, et al. Review on sensing principles and key technologies of electric olfaction[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3339-3353.

[19] 吴宝峰，张鹏远. 基于 GA 算法优化 BP 神经网络的边坡稳定性预测模型研究[J]. 水利科学与寒区工程，2024，7(12)：1-3.
WU Baofeng, ZHANG Pengyuan. Research on slope stability prediction model optimized by BP neural network based on GA algorithm[J]. Hydro Science and Cold Zone Engineering, 2024, 7(12): 1-3.

[20] 季利鹏，郝健，曹家宁，等. 基于改进 1D-CNN 的轴承故障实时诊

断方法[J]. 软件导刊，2023，22(7)：32-37.
JI Lipeng, HAO Jian, CAO Jianing, et al. Real-time diagnosis method of bearing fault based on improved 1D-CNN[J]. Software Guide, 2023, 22(7): 32-37.

[21] LI X Z, WU D, JIANG X H, et al. Multi-parameter optimization of structural noise from railway composite bridge based on response surface methodology and genetic algorithm[J]. Applied Acoustics, 2025, 240: 110973.

[22] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, USA: Association for Computing Machinery, 2016: 785-794.

[23] 董壮壮，王月明. 基于 K-Means、XGBoost 和 PSO 的高炉布料矩阵优化研究[J]. 现代电子技术，2025，48(12)：120-128.
DONG Zhuangzhuang, WANG Yueming. Research on blast furnace burden distribution matrix optimization based on K-Means, XGBoost and PSO[J]. Engineering Modern Electronics Technique, 2025, 48(12): 120-128.

[24] 穆晓霞，苗玉琪，王一洁，等. 融合随机森林和支持向量机的肺癌免疫检查点阻断治疗响应预测[J]. 东北师大学报(自然科学版)，2025，57(2)：73-81.
MU Xiaoxia, MIAO Yuqi, WANG Yijie, et al. Prediction of immune checkpoint blockade therapy response in NSCLC by integrating random forest and support vector machine[J]. Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition), 2025, 57(2): 73-81.

[25] 伍晓圆，刘艳. 基于 K 近邻算法的高粘结性能混凝土抗压强度预测[J]. 粘接，2025，52(3)：24-27.
WU Xiaoyuan, LIU Yan. Prediction of compressive strength of concrete with high cohesive properties based on K-nearest neighbor algorithm[J]. Adhesion, 2025, 52(3): 24-27.

[26] 陈永展，曲建岭，王小飞，等. 时序记忆增强的 CNN-LSTM 滚动轴承故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制，2025，45(1)：105-111.
CHEN Yongzhan, QU Jianling, WANG Xiaofei, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on CNN-LSTM with time sequential memory enhancement[J]. Noise and Vibration Control, 2025, 45(1): 105-111.

[27] TAO D P, JIN L W, WANG Y F, et al. Rank preserving discriminant analysis for human behavior recognition on wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(1): 813-823.



陈　琳
1997—，男，博士生
主要从事深度学习、智能制造等方面的研究工作
E-mail: Chenlin2019@stu.xjtu.edu.cn

CHEN Lin
Ph.D. candidate



杨　飞(通信作者)
1982—，男，博士，教授，博导
主要从事大容量交直流开断理论与技术、电力装备数字化设计与智能制造等方面的研究工作
E-mail: yfei2007@mail.xjtu.edu.cn

YANG Fei
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2025-07-31　在线出版日期　2025-10-12　　编辑　卫李静