引用格式：石磊，戴国欣，张贤昆，等. 机器学习在搅拌摩擦焊接与增材制造领域的应用现状与展望[J]. 材料工程，2026，54(8)：91-105.
SHI Lei，DAI Guoxin，ZHANG Xiankun，et al. Current application status and prospects of machine learning in friction stir welding and additive manufacturing[J]. Journal of Materials Engineering，2026，54(8)：91-105.

机器学习在搅拌摩擦焊接与增材制造领域的应用现状与展望

石　磊[1,2*]，戴国欣[1,2]，张贤昆[1,2]，武传松[1,2]，颜世涛[3]
（1 山东大学 金属成形高端装备与先进技术全国重点实验室，济南 250061；2 山东大学 材料液固结构演变与加工教育部重点实验室，济南 250061；3 山东泰开成套电器有限公司，山东 泰安 271000）

摘要：搅拌摩擦焊及其衍生的固相增材制造技术是避免熔化缺陷、实现轻合金构件高性能制造的有效手段之一。然而，搅拌摩擦焊接与增材制造工艺涉及复杂的热-力-流-组织演变耦合过程，传统试错法的工艺优化方法面临巨大挑战。机器学习的出现，为该领域的工艺理解与智能调控提供了变革性解决方案。本文系统综述了机器学习在搅拌摩擦焊接与沉积增材制造中的应用进展，阐述了其在性能预测、缺陷检测与原位控制等方面的研究现状及数据处理策略。针对纯数据驱动模型的局限性，重点探讨了物理信息机器学习的不同融合范式及其前沿应用。最后指出未来研究方向应聚焦于进一步发展通用化预测模型、实现实时闭环智能控制、融合主动学习进行自主工艺探索，以期为推动该技术向智能化、高性能化方向发展提供参考。

关键词：搅拌摩擦焊；搅拌摩擦增材制造；机器学习；工艺优化；过程监控；物理信息机器学习
doi：10.11868/j.issn.1001-4381.2026.000186　**CSTR**：32421.14.j.issn.1001-4381.2026.000186
中图分类号：TG44　**文献标识码**：A　**文章编号**：1001-4381(2026)08-0091-15

Current application status and prospects of machine learning in friction stir welding and additive manufacturing

SHI Lei[1,2*]，DAI Guoxin[1,2]，ZHANG Xiankun[1,2]，WU Chuansong[1,2]，YAN Shitao[3]
（1 State Key Laboratory of Advanced Equipment and Technology for Metal Forming，Shandong University，Jinan 250061，China；2 Key Laboratory for Liquid-Solid Structural Evolution and Processing of Materials (Ministry of Education)，Shandong University，Jinan 250061，China；3 Shandong Taikai Apparatus Complete Co.，Ltd.，Tai'an 271000，Shandong，China）

Abstract：Friction stir welding and its derived solid-state additive manufacturing technologies stand as one of the effective approaches to avoid melting defects and achieve the fabrication of high-performance lightweight alloy components. However，the friction stir welding and solid-state additive manufacturing processes involve complex thermo-mechanical-fluid-microstructure couplings，posing significant challenges to traditional trial-and-error methods for process optimization. The emergence of machine learning provides a transformative solution for process understanding and intelligent control in this field. This paper presents a systematic review of machine learning applications in friction stir welding and additive friction stir deposition. It categorizes and elaborates on the current research status and data processing strategies in aspects such as performance prediction，defect detection，and *in-situ* control. Addressing the limitations of purely data-driven models，it focuses on investigating different fusion paradigms of physics-informed machine learning and their cutting-edge applications. Finally，it points out that future research should concentrate on further developing generalizable prediction models，achieving real-time closed-loop intelligent control，and integrating active learning for autonomous process exploration，aiming to provide

references for advancing these technologies toward intelligent and high-performance development.
Key words: friction stir welding; friction stir additive manufacturing; machine learning; process optimization; process monitoring; physics-informed machine learning

搅拌摩擦焊(friction stir welding,FSW)作为一种固相连接技术,通过高速旋转的搅拌头与工件摩擦生热,使材料在高温条件下发生剧烈塑性变形从而产生冶金结合。该技术在避免传统熔化焊缺陷的基础上,具有热输入低、变形小、无烟尘和弧光污染等优势,广泛应用于航空航天和轨道交通领域的同种及异种金属焊接[1-2]。近年来,基于与FSW相同原理的搅拌摩擦固相增材技术得到广泛关注[3]。该技术可分为以下三种,分别为搅拌摩擦增材制造(friction stir additive manufacturing,FSAM),搅拌摩擦沉积增材制造(additive friction stir deposition,AFSD)和摩擦表面沉积增材制造(friction surfacing deposition additive manufacturing,FSD-AM)[4-6]。

固相增材技术通过逐层堆叠与固相连接,能够直接制造晶粒组织细小且致密的轻合金零件,为大型复杂构件的高性能快速制造提供了新途径。FSAM技术以板材为原料,通过采用搅拌摩擦搭接焊方法实现逐层增材,然而由于每次进行下一层增材时都要重新进行装夹,因此该技术的灵活性和生产效率较低[7]。FSD-AM技术和AFSD技术均以棒料为原料,其中,FSD-AM技术利用棒料与基板之间的摩擦产热塑化棒料,通过棒料的进给和行进形成增材层,然而由于塑化材料缺乏约束从而形成较厚的飞边,该技术的材料利用率较低[8];AFSD技术则通过轴肩与材料的摩擦产热将棒料塑化,塑化材料最终在轴肩的约束下形成沉积层,得益于该工艺优异的制造精度,其应用前景十分广阔[9]。由于目前已有大量文献对搅拌摩擦固相增材技术进行了综述,此处不再赘述其工艺细节。

尽管FSW及上述固相增材工艺相较于熔化制造方法具有更突出的优势,但其复杂的多场耦合特征(热-力-流-组织)带来了高度的不确定性。焊接/增材构件性能不仅受工艺参数匹配度的制约,更与工具设计、材料属性深度绑定,由此导致构件性能与相关变量呈现复杂的非线性关系。此外,与FSW不同的是,搅拌摩擦固相增材技术涉及多层多道沉积,多次热循环积累的热量会引发构件在空间上组织与性能的不均匀性,这进一步加剧了该技术研究层面的复杂性。因此,传统依赖“试错法”的工艺开发模式,在面对海量参数组合时,不仅效率低下、成本高昂,更难以实现焊接/增材构件“质量-效率-成本”的一体化精准调控[10]。如何实现多重因素的精准设计、过程的监测控制与性能的可靠预测,已成为制约其进一步工程化应用的核心挑战。

机器学习(machine learning,ML)技术的兴起,为破解上述多场耦合的复杂工艺提供了变革性解决方案。ML能够从历史或实时数据中自动挖掘高维非线性关系,构建从工艺输入到质量/性能输出的高精度代理模型,进而实现缺陷的在线监测与原位调控、图像识别与分类及性能预测和逆向设计[11]。这为FSW和固相增材技术的工艺理解、优化与控制开辟了一条高效、智能的新路径。

考虑到目前搅拌摩擦固相增材领域的ML相关研究几乎仅局限于AFSD工艺,因此,本文将系统梳理ML在FSW/AFSD领域的研究与应用进展。目前,ML在AFSD领域的研究规模仍远小于FSW,但鉴于AFSD本质上是FSW原理在增材制造领域的拓展,二者在热-力耦合机理上高度相似,因此FSW领域积累的成熟算法能够为AFSD提供直接指导。本文介绍了FSW/AFSD领域常用的ML算法,随后分类综述了ML在FSW领域性能预测、过程监控与原位控制三方面的应用,并介绍了ML在AFSD领域的最新应用进展。针对纯数据驱动模型的局限性,重点探讨了物理信息机器学习(physics-informed machine learning,PIML)的基本范式及其应用,最后总结并展望了该交叉领域的发展趋势与未来研究方向。

1 FSW/AFSD领域常用ML算法概览

图1所示为FSW/AFSD领域ML算法分类,依据训练数据有无标注信息及监督形式的差异,ML主要涵盖监督学习、无监督学习、半监督学习与强化学习[12]。而从学习任务的目标来看,则常被划分为分类、回归及聚类等不同类型,其中,回归和分类是基于标签训练数据并进行预测,属于监督学习;聚类则是在无标签情况下根据数据自身特征发现其内在结构,属于无监督学习[13]。目前FSW/AFSD领域几乎没有无监督学习相关研究,主要使用监督学习用于回归和分类任务。

人工神经网络(artificial neural network,ANN)是目前FSW/AFSD领域最常用的算法,根据结构可将

其分为前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)、全连接神经网络(fully connected neural network, FCNN)、多层感知器(multilayer perceptron, MLP)和深度神经网络(deep neural network, DNN)。其中,FNN是特征单向流动的基础结构,通过反向传播算法(backpropagation neural network, BPNN)更新权重以最小化预测误差[14]。MLP和DNN是含隐藏层的扩展结构,DNN隐藏层更多,属于深度学习范畴。ANN还有针对特殊数据的变体:循环神经网络(recurrent neural network, RNN)处理时间序列(如焊接过程参量),卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)处理图像像素,图神经网络(graph neural network, GNN)处理图结构数据以及径向基函数神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)、随机向量函数链接网络(random vector functional link, RVFL)等。

决策树(decision tree, DT)、支持向量机(support vector machine, SVM)和K-近邻(K-nearest neighbor, KNN)是常用的分类算法,DT和SVM通过调整后也可用于回归任务,分别称为决策树回归(decision tree regression, DTR)和支持向量回归(support vector regression, SVR)[15]。DT结构简单、可视化程度高,但在训练过程中极易过拟合,而通过集成多个弱学习器的集成模型很好地解决了这一问题,例如随机森林算法(random forest, RF)和极端梯度提升(eXtreme gradient boosting, XGBoost)[16]。

早期研究还常用响应面法(response surface methodology, RSM)和模糊逻辑(fuzzy logic, FL)算法。RSM能建立输入-输出的数学解析关系,以响应面(三维曲面)呈现,但仅能展示两变量全局关系[17]。FL基于模糊规则模仿人类决策,用于自动控制或回归预测[18-20]。

由于ML算法众多,因此同一目标任务通常有多种选择。表1[21-29]为FSW领域回归和分类任务不同输入-输出特征常用的ML算法。实际上,FSW领域已有大量研究对不同的ML算法进行了对比。传统方法如RSM、线性回归(linear regression, LR)和多元线性回归(multiple LR, MLR)在处理复杂非线性关系和高维交互作用时局限性明显,其预测精度与泛化能力弱于先进ML模型[22-23,30]。先进算法并无绝对最优,其性能取决于任务、特征工程(即构造新特征提升预测性能)、数据特性及算法结构,例如BPNN在特定分类任务中可能优于传统分类算法[25-26]。

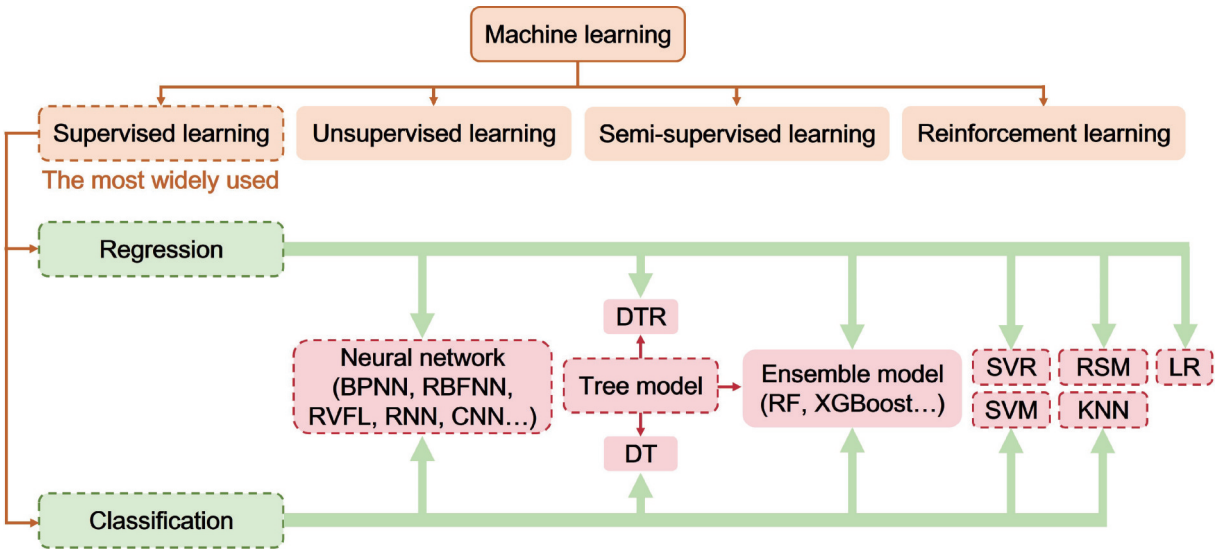


图1　FSW/AFSD领域ML算法分类

Fig.1　Classification of ML algorithms in the FSW/AFSD domain

此外,不仅要选择合适的ML算法,还需要通过结构优化来提升模型性能。以ANN为例,其优化主要涉及两方面:一是内部参数(权重和阈值)的优化,二是模型训练前设定的超参数(如隐藏层的层数及神经元数量、学习率等)的优化。大量研究广泛采用元启发式算法用于优化神经网络的结构,这类算法受到自然现象或群体智能启发,具备强大的全局搜索能力,能够处理高维、非线性、多模态的复杂优化问题。同时,这类算法还常被用于单一目标和多目标优化任务,例如通过寻找最优工艺参数以最大化接头的UTS,或者同时优化UTS和伸长率(elongation, EL)。FSW领域常用的元启发式算法如表2所示[14,31-47]。

绝大多数元启发式算法都需要与特定的ML模型结合,其中,ML模型充当描述输入特征与输出特征之

表 1 FSW 领域回归和分类任务常用的 ML 算法

Table 1 Commonly used ML algorithms for regression and classification tasks in FSW field

Task type	Input feature	Output feature	Available ML algorithm	Reference
Regression	Rotational speed, welding speed, shoulder diameter	Ultimate tensile strength (UTS), tensile shear strength, yield strength (YS)	ANN, SVR, Gaussian process regression (GPR), LR, MLR, RF, gradient boosting regressor (GBR), AdaBoost regressor (ABR), RBFNN, BPNN	[21-24]
	Motor current features extracted by wavelet packet transform			
Classification	Rotational speed, welding speed, shoulder plunge depth	Presence or absence of defects, pin status (good, material adhesion, fracture)	BPNN, SVM, DT, KNN, RF, logical model tree (LMT), Hoeffding tree	[25-29]
	The time domain and frequency domain features of three directional welding force signals, the time frequency spectrogram converted from time series of the axial force, the statistical features of equipment vibration signals			
	Time series of three directional welding forces and torque		CNN, RNN, BPNN	[27-28]

表 2 FSW 领域常用的元启发式算法

Table 2 Commonly used meta-heuristic algorithms in FSW field

Algorithm name	Underlying ML model	Optimization objective	Reference
Particle swarm optimization (PSO), non-dominated sorting genetic algorithm Ⅱ (NSGA-Ⅱ), genetic algorithm (GA), whale optimization algorithm (WOA), beetle swarm optimization (BSO)	BPNN	Single-objective optimization, multi-objective optimization, primary objective optimization with multi-objective constraints, hyperparameter optimization, internal parameter optimization	[14,31-41]
Grey wolf optimizer (GWO), ant colony optimization (ACO)	RBFNN	Single-objective optimization, internal parameter optimization	[42-44]
Hunger games search (HGS), henry gas solubility optimization (HGSO), marine predators algorithm (MPA)	RVFL	Internal parameter optimization, hyperparameter optimization	[45-47]

间复杂关系的代理模型；而元启发式算法则充当优化器，用于优化模型内部参数或训练前设定的超参数。当元启发式算法用于单一目标或多目标优化时，其作用是负责选择一组候选解，以最大化通过代理模型获得的目标函数。

2 ML 在 FSW 领域的应用现状

ML 在 FSW 领域的应用种类繁多，从输出结果与核心目标来看，主要可归纳为性能预测、缺陷检测和原位控制三大方向。性能预测致力于建立工艺、过程与最终力学性能之间的关联模型；缺陷检测旨在通过多源信息识别焊缝内部缺陷；原位控制则侧重于利用实时反馈或预测模型，动态调节工艺参数以保障焊接过程的稳定性与焊缝质量的均一性。以下将分别对这三方面的研究现状进行详细阐述。

2.1 性能预测

性能预测主要包括宏观层面的拉伸性能、疲劳寿命、腐蚀速率、冲击韧性以及微观层面的显微硬度、晶粒尺寸、某一相的占比等[30,48-52]。大部分研究聚焦于预测接头的拉伸性能，主要以工艺参数（转速、焊速、倾角、针长和搅拌针轮廓等）和过程参量（轴向力、峰值温度、声发射信号、电机电流等）和图片特征（纹理局部轮廓特征、分形维数）作为输入特征[13,20-21,31,53-54]。

若使用过程参量预测力学性能，大多数研究通常从整条焊缝采集的时间序列信号中提取特征，例如，从声发射信号中提取总命中数与平均计数值，或对采集信号进行小波包变换，再对所得特征进行主成分分析以筛选出更重要的特征作为输入[20-21]。然而，该方法主要用于焊后预测，无法实现焊接过程中对力学性能的实时预测。

Mishra 等[55]尝试在焊接过程中对 UTS 进行实时预测和原位控制以使 UTS 达到期望值。在训练阶段，他们收集了不同工艺参数的力、扭矩和电机功率信号，并对对应焊缝进行拉伸实验获得 UTS。将三种信号进行离散小波变换后获得离散小波变换系数作为两个 BPNN 模型的输入，分别以 UTS 和工艺参数作为输出。将模型部署到云端后，焊接过程中三种信号每

8 s就会向云端传递一次，模型据此预测当前的UTS和工艺参数。若UTS达到期望值，则维持焊接参数不变；若未达到，则调整工艺参数。该方法成功实现了UTS的实时预测与控制，对长焊缝生产至关重要。然而，该方法工艺参数调整的跨度较大，且在高UTS目标下，控制结果易使参数趋同。这一现象可能与模型的训练假设有关，即认为同一段焊缝的UTS与其对应的信号是均匀一致的，这使得模型更侧重于学习不同工艺参数间的宏观差异，而对焊接过程中其他因素引起的实时扰动关注不足。

2.2　缺陷检测

缺陷检测根据输入特征的不同可以分为基于工艺参数和基于焊接过程参量两类。然而，仅使用工艺参数往往表现出较低的预测准确性。Guan等[56]在同一工艺参数获得的同一条焊缝上间隔取样，发现在同一参数下有可能出现不同种类的缺陷和无缺陷的情况。因此，在焊接过程中保持相同的工艺参数并不足以控制焊缝的成形。Das等[21]进一步研究发现相同工艺参数下采集的电机电流存在差异，并直接导致接头力学性能的波动。上述研究共同说明，焊接过程参量比预设的工艺参数更能有效地反映焊接状态的微观波动，在缺陷检测与分类方面具有显著优势。结果表明，将三向力特征作为输入相比于工艺参数能实现更高的缺陷预测精度[25]。

随着检测手段的提升，研究者们往往采用多源特征融合的方式，如图2所示。通过将不同来源的输入特征相互结合，以更全面地描述焊接过程。孙屹博等[57]采用声发射对焊缝进行焊后检测并使用多层神经网络对缺陷进行分类，分别采用三种方法（短时傅里叶变换、小波变换、梅尔频谱）提取声发射信号特征，将三者通过特征融合的方式构建多特征向量作为输入，获得了97.06%的平均分类准确率，相比于使用单一特征提高了18%。除了融合一种信号通过多种处理方式获取的特征之外，还可以将不同采集方式获得的输入特征进行融合。例如，徐胜[54]将工艺参数、焊缝表面照片特征、搅拌头温度时间序列三者共同构造特征向量，采用BPNN模型预测焊缝力学性能，获得了80%的预测准确率，相比于仅使用工艺参数的50%准确率提升显著。

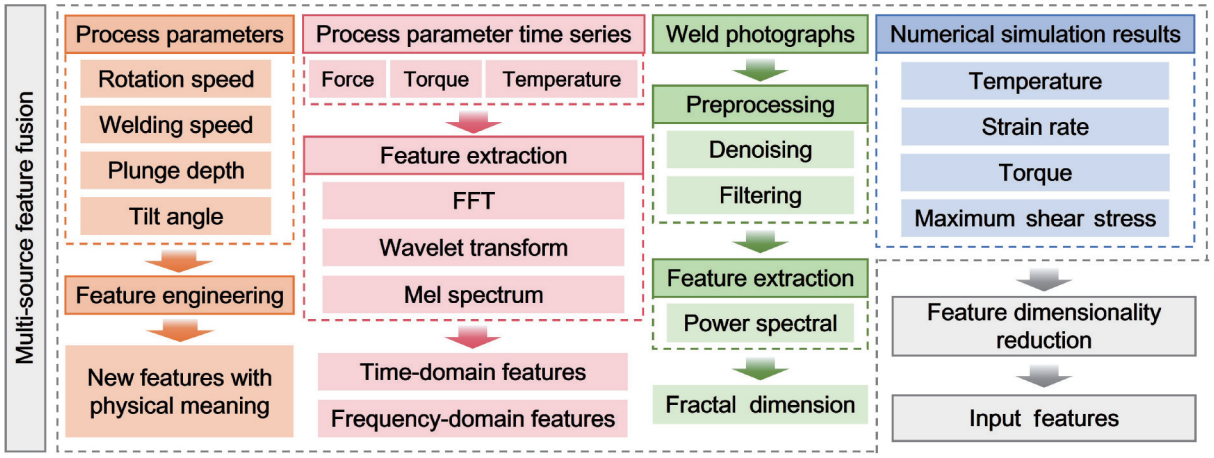


图2　多源特征融合与特征降维示意图

Fig.2　Schematic diagram of multi-source feature fusion and feature dimensionality reduction

多源特征融合能够更加全面地覆盖FSW过程的大量细节信息，然而过多的输入特征不仅会让模型更加复杂，导致训练时间过长，还会引发过拟合从而降低模型的泛化能力，并且不同的特征之间可能存在相关性，这会造成信息冗余，导致不利于研究每个特征与输出特征之间的联系[26]。因此通常需要通过主成分分析等特征降维手段筛选并减少输入特征数量。研究表明，特征降维能够有效提升模型的预测准确性和泛化能力[25-26]。

然而，传统的机器学习方法（如BPNN）依赖于特征提取手段，既难以自动提取时序/空间特征，也难以捕捉参数间的长期依赖关系，同时对高维输入处理能力较弱。虽然通过手动特征提取的方式处理时间序列信号是目前的主流手段，但是这些提取方法往往容易丢失关键信息。针对上述问题，近年来发展的深度学习能够自动从原始时间序列中提取深层时序特征，无需繁琐的手工设计，即可端到端地学习参数间的复杂依赖关系。目前已有许多研究尝试直接将时间序列信号作为模型输入。例如，Rabe等[28]将三向力及扭矩的时间序列作为CNN和长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM）模型的输入，用于预测焊缝是否存在缺陷。其训练数据集基于两种UTS差异

较大的铝合金和两种不同的板厚，结果发现，两种深度学习模型均能实现跨材料、跨厚度的缺陷检测，但在泛化时准确率会下降，且单一子集的分类准确率高于全数据集。Hartl 等[27]也尝试将轴向力时间序列直接作为 RNN 模型的输入，并与将时间序列转换为时频谱图作为 CNN 模型的输入进行对比，发现后者的准确性更高。

如前所述，现有研究大多集中在焊后阶段，即基于焊接过程参量或多源数据进行预测，或直接采用声发射、超声波探伤、超声衍射时差法等技术进行缺陷检测。虽然这些方法能够利用 ML 替代人工的经验判断，但仍难以实现焊接过程中的实时缺陷检测[57-59]。Boldsaikhan 等[60]通过改变工艺参数获得了不同焊缝，并在每条焊缝的固定位置切取金相试样以判断是否存在缺陷；同时，在该位置附近采集多个前进阻力（F_x）和侧向力（F_y）的时间序列，通过提取两种信号的多个频谱特征作为 BPNN 的输入，用于判断是否存在缺陷。该方案利用一条焊缝上不同位置采集的信号进行缺陷检测，所得结果与对应位置金相试样的缺陷检测结果非常吻合。由于完成一次缺陷检测所需时间（包括指定信号段的快速傅里叶变换（fast Fourier transform，FFT）时间与 BPNN 前向传播时间之和）仅为 0.01 s，表明该算法完全具备实时缺陷检测的能力。

2.3 原位控制

由于材料批次差异、装配误差和搅拌头磨损等不可控因素，在相同的工艺参数下，焊接过程仍然可能出现波动，导致性能差异或焊接缺陷的产生。而原位控制能够通过纠正过程偏差，保障焊缝质量的稳定性和一致性。在 FSW 过程中，常见的被控制量包括轴向力及温度，主要通过调节转速、焊接速度及轴肩下压量来实现被控制量的稳定[61-64]。实现有效控制的关键在于找到对被控制量最直接、响应最灵敏的工艺参数作为调节量。例如，在 T 形接头的搅拌摩擦搭接焊中容易发生错边缺陷，Fleming 等[61]基于轴向力与搅拌头偏移量之间的直接关系，提出通过调整偏移量使轴向力始终稳定在最大值，从而确保搅拌头始终居中。

从控制策略上，原位控制主要分为基于滞后的反馈控制和基于 ML 的预测性智能调节。基于滞后的反馈控制（如 PID 控制）在控制过程中，将被控量与目标值进行比较得到误差，控制器根据误差输出对工艺参数的调节指令。例如，任剑剑[62]对比研究了 PID、模糊 PID 及模糊神经网络 PID 在调节轴肩下压量以控制轴向力方面的表现，并已成功将其集成于控制软件中用于实际焊接实验。基于 ML 的预测性智能调节则能够根据 ML 模型来预测参数调节后的结果，从而获得更合理的调节量，有助于实现更高精度、更稳定的控制过程。储龙飞[63]以转速、焊接速度和轴肩下压量为输入，以轴向力为输出，构建了 BPNN 模型。焊接时，将轴向力达到预期值设为控制目标，通过传感器采集当前轴向力与预期轴向力对比获得实时偏差，模糊控制器据此计算焊接速度调整量，BPNN 根据调整后的新焊速预测轴向力，将预测值与期望值进行对比，若不一致则重新计算焊接速度调整量，如此不断循环，直到找到能使预测值逼近期望值的焊接速度。

更进一步的发展是无传感器的原位控制。其核心思路是利用 ML 模型预测值替代物理传感器的测量值，构建闭环控制系统。例如，张喆等[64]以转速、焊接速度和焊接位移为输入，以搅拌头前导点温度为输出，构建 BPNN 模型。该方法能够预测不同工艺参数下前导点温度随焊接位移的变化。在控制阶段，采用该模型的预测温度值替代红外测温仪的实测值，并将预测温度与目标温度的偏差作为模糊控制器的输入，模糊控制器通过调节转速实现温度的闭环稳定。由于 BPNN 模型能够基于新工艺参数给出对应的预测温度，他们就可利用 Simulink 仿真在 BPNN 提供的虚拟温度响应环境中检验模糊控制器的控制效果，其流程如图 3 所示。该方法展现出摆脱物理传感器依赖，

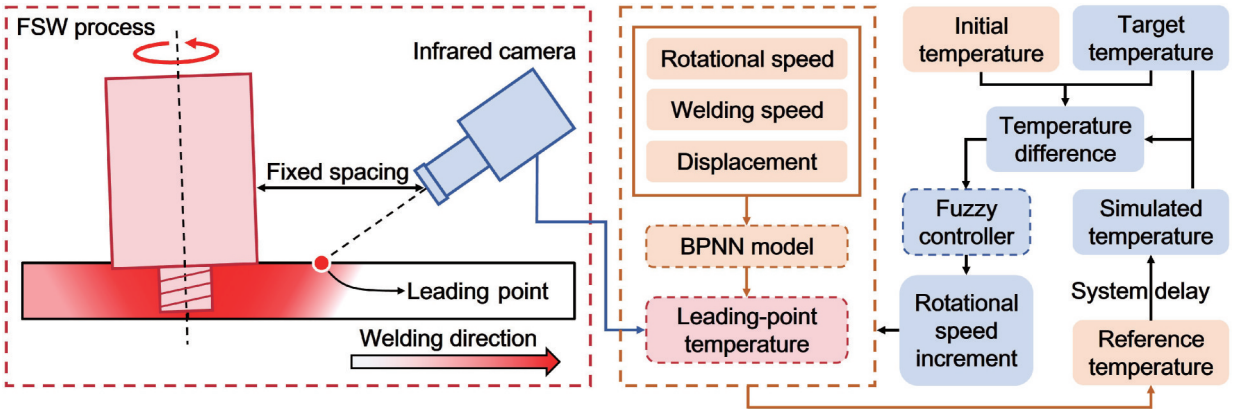


图 3 FSW 前导点温度原位控制流程图

Fig.3 Flowchart for *in-situ* control of leading-point temperature in FSW

实现更便捷、低成本智能控制的潜力。

综上所述，ML 在 FSW 领域的应用正逐步从单一的“性能预测”向“实时监测”与“智能闭环控制”演进，其核心优势在于能够挖掘传统经验公式难以描述的工艺参数、过程信号与接头质量之间的强非线性映射关系，为实现焊接质量的数字化管控提供了新范式。然而，该领域仍面临严峻挑战，受限于设备特异性与工具几何形状，FSW 工艺参数缺乏统一标准，导致不同研究之间的数据难以迁移共享，且高质量标注数据的获取成本高昂。基于监督学习的模型在数据不足的情况下极易出现过拟合，限制了模型的泛化能力与工业推广价值。尽管如此，探索 ML 在 FSW 中的应用仍极具研究价值。鉴于 FSW 过程的高度复杂性与强耦合性，纯粹的物理建模往往难以兼顾精度与效率。ML 作为一种数据驱动的工具，虽不能完全替代物理机制研究，但能有效填补理论空白，是实现焊接过程从“经验试错”向“智能预测”转型的关键路径，对于降低研发成本、保障重大装备焊接质量的稳定性具有重要的工程意义。

3　ML 在 AFSD 领域的应用现状

作为一项新兴的固相增材工艺，AFSD 领域的 ML 相关研究尚处于起步阶段，但仍然可以沿用与 FSW 领域相似的 ML 应用思路，例如，通过回归和分类模型分别进行性能预测和成形质量分类[65]。预测内容包含 UTS、EL、显微硬度和沉积层实际厚度[65-67]。模型的输入参数通常以工艺参数（转速、行进速度、沉积层设定厚度、是否预热和进料速率）和过程参量特征（温度均值、进料力均值、轴向力均值、扭矩均值和三向力特征）为主[65-67]。

在 AFSD 的原位控制方面，与张喆等[64]设计的 FSW 前导点温度控制系统类似，Merritt 等[68]基于嵌入 AFSD 增材工具头的热电偶获得的温度时间序列，构建了一个回声状态网络，该网络可根据当前温度和转速预测温度变化率，通过对温度变化率进行积分即可获得下一时刻的温度值，从而实现仅依靠初始温度和转速预测整个温度时间序列。同时，他们设计了一个控制器，通过改变转速实现温度的闭环控制，而回声状态网络基于转速和当前温度预测下一时刻温度的能力，为控制器的测试提供了无需真实实验的过程模拟。这为开发 AFSD 乃至更广泛的 FSW 领域的闭环控制器，构建了一个能够加速开发周期、大幅降低验证成本的可靠虚拟测试平台。

4　PIML 在 FSW/AFSD 领域的研究进展

ML 在 FSW/AFSD 领域的成功应用，得益于其处理高维数据、挖掘复杂非线性关系的能力。然而，这种纯数据驱动的模型本质上具有“黑箱”特性，其内部的决策逻辑与预测依据难以追溯。这种不可解释性削弱了模型预测结果的可信度与用户的接受度，研究人员难以判断其预测是源于数据中的本质规律，还是噪声或虚假关联，这限制了模型的进一步优化与缺陷诊断。提高模型可解释性的方法主要包括使用内在可解释模型（例如决策树及其衍生模型）和可解释性分析方法（例如 SHAP，SHapley Additive exPlanations）[69-70]。

此外，基于特征可视化的敏感性分析是理解“黑箱”模型的另一有效途径。例如，Han 等[71]针对电子背散射衍射（electron backscattered diffraction，EBSD）传统微观结构描述符的局限性，采用预训练 VGG16 网络从 EBSD 图像中提取了高维微观结构特征，通过主成分分析获得了 5 个主成分作为核心描述符。随后构建了图像再生网络，通过独立、系统地调整单一主成分的数值并观察再生图像的变化，从而将抽象的数学特征与直观的物理属性（晶粒尺寸、取向等）明确关联起来，成功解释了这些主成分的物理意义。这种“高维特征提取→降维→特征逆向可视化解释”的方法为建立可解释的工艺-结构关联提供了新范式。

然而，即使提高了可解释性，模型仍因缺乏物理约束，其预测结果可能违反物理规律，可信度与泛化性受限。同时，这些模型高度依赖由耗时费力的实验获取的高质量数据集[72]。在实验成本高昂的 FSW/AFSD 领域，小样本数据极易导致模型过拟合，难以应对工艺参数与条件变化带来的挑战。传统的纯解析或数值模型（基于物理的模型）能模拟不同尺度物理行为，揭示内在机制，但也存在固有局限：首先，模型简化依赖于近似假设，可能无法完全捕捉过程变异与不确定性；其次，依赖于实验结果校准模型参数；最后，高计算成本与复杂性也限制了对复杂几何与微观结构的精确、高效模拟[73]。因此，将物理先验知识嵌入 ML 模型的 PIML 模型，成为关键发展方向。PIML 融合两者优势，利用物理规律约束数据驱动过程，从而增强模型的物理一致性、预测可靠性与泛化能力，并降低对海量实验数据的依赖。目前，PIML 可大致分为以下 5 类：基于物理的特征工程、基于数值模拟的 ML 输入和输出、基于物理的 ML 架构、数据驱动的物理模型矫正和基于物理的损失函数修改。

4.1 基于物理的特征工程

基于物理的特征工程旨在将领域知识转化为具有明确物理意义的输入特征。例如，单独根据流速、特征尺寸或流体黏度均无法区分流动状态，但将它们通过物理定律组合成无量纲数（如雷诺数），则能有效判别层流与湍流[74]。在FSW/AFSD中，这体现为将转速、焊接速度等原始工艺参数转化为表征热输入与材料变形的复合特征。该方法将物理理解直接嵌入特征层面，引导模型学习更本质的规律，从而显著提升回归与分类任务的准确性、可解释性，并缓解对海量数据的依赖。例如，Dewan等[75]引入无量纲速度比来表征热输入的大小，发现随着无量纲速度比的增大，轴向力逐渐减小，由轴向力和无量纲速度表示的无量纲参数EFI，能有效区分冷、热和标准无缺陷焊缝。

4.2 基于数值模拟的ML输入和输出

数值模拟是弥补实验数据不足、深化物理理解的关键工具，既能为ML模型提供输入数据，也能提供输出数据。模拟为模型提供输入数据时，可利用数值模拟计算实验手段难以获取的关键物理场变量，并将其作为ML模型的输入特征。这些场变量能更直接地反映工艺过程的物理本质，从而引导模型学习更具泛化能力的规律，显著提升预测准确性。

Du等[76]将通过解析模型和数值模拟获得的应变率、温度、最大剪切应力和扭矩作为输入特征，分别使用DT模型和NN模型预测焊缝是否存在孔隙缺陷，其分类精度显著高于仅将工艺参数和材料性质作为输入特征的方法。此外，这种方法在解决跨尺度预测难题上展现出独特价值。以微观组织演化为例，从宏观工艺到微观组织的精确物理建模极为复杂，而ML则提供了一条高效替代路径。例如，Fratini等[77]将通过模拟获得的局部应变、应变率、温度和Zener-Hollomon参数等场变量作为输入，以实验测得的局部晶粒尺寸为输出，训练ANN模型，实现了对焊缝横截面晶粒尺寸的整体预测。该方法直接构建了从物理场到微观组织的黑箱映射，绕过了复杂的微观组织演变方程与跨尺度计算，为关联宏观工艺与微观组织提供了一条全新的技术路径。对于部分可测但成本高昂的数据，借助模拟进行补充生成，可大幅减少实验次数，在降低成本的同时保证数据集的物理完备性。

模拟为模型提供输出，是指将模拟结果作为ML模型的输出特征。此时，训练完毕的ML模型则成为数值模拟的代理模型，其核心优势在于能够以极低的成本逼近原始模拟的输入-输出关系，从而极大地加速计算效率。对于涉及强非线性、多场耦合的复杂物理模型，其单次计算往往耗时数小时甚至数天。当研究需要进行参数敏感性分析、不确定性量化，尤其是涉及多目标工艺优化时，通常需要成千上万次运行模拟以评估不同参数组合下的性能，此时构建用于快速预测的代理模型几乎是必选项[78]。

然而，该方法的核心局限在于高度依赖数值模拟的可靠性。若模拟本身存在误差或未经验证，所构建的代理模型将继承甚至放大这些错误，导致预测失效。因此，必须通过实验数据对模拟进行严格校准，确保其物理保真性，才能保障ML模型的实际应用价值。

4.3 基于物理的ML架构

基于物理的ML架构，其核心在于将领域知识深度嵌入ML模型的结构设计中。在这种范式下，NN被设计为物理系统的“求解器”或“函数表示器”，其输入和输出被赋予明确的物理意义，或者网络的结构模块与物理过程的子阶段严格对应，从而使模型的架构本身就内嵌了物理定律的数学形式，即使在数据稀缺或外推区域，其预测也天然具备物理一致性和可解释性。

在FSW/AFSD领域，已有研究者探索并构建了基于物理的ML架构。例如，Koch等[79]依据能量守恒建立搅拌头温度变化率与输入功率、热损失之间的常微分方程框架，并使用神经网络来表征方程中的复杂函数关系，通过自动微分和反向传播进行训练，最终基于功率时间序列实现了对搅拌头下压和停留阶段温度时间序列的高精度预测。另一项研究则更具系统性，Shi等[80]根据AFSD过程中工具头和沉积层热循环的物理阶段，为不同阶段量身定制了差异化的NN模块，针对工具产热和增材层传热模块采用FCNN，而针对工具冷却模块则采用非线性自回归外生输入网络，其模块化设计思想如图4所示。这些模块的输入、输出和拓扑结构设计均体现了对热传导物理过程的理解。该模型不仅能精准预测训练过的工况，在预测新测量位置或新工艺参数下的热循环时也展现出优异的泛化能力，验证了物理引导的架构在应对数据外推挑战时的有效性。

4.4 数据驱动的物理模型矫正

数据驱动的物理模型矫正，其出发点是一个已经存在的基于机理构建的物理模型（如解析模型或数值模型）因包含难以理论确定的参数（如摩擦因数、热边界条件）或简化假设而存在误差。此类方法的核心是利用实验或高保真数据，通过ML技术来“矫正”这个预先存在的物理模型。ML在此扮演“校准器”或“逆向求解器”的角色，根据实验数据反演出最符合观测

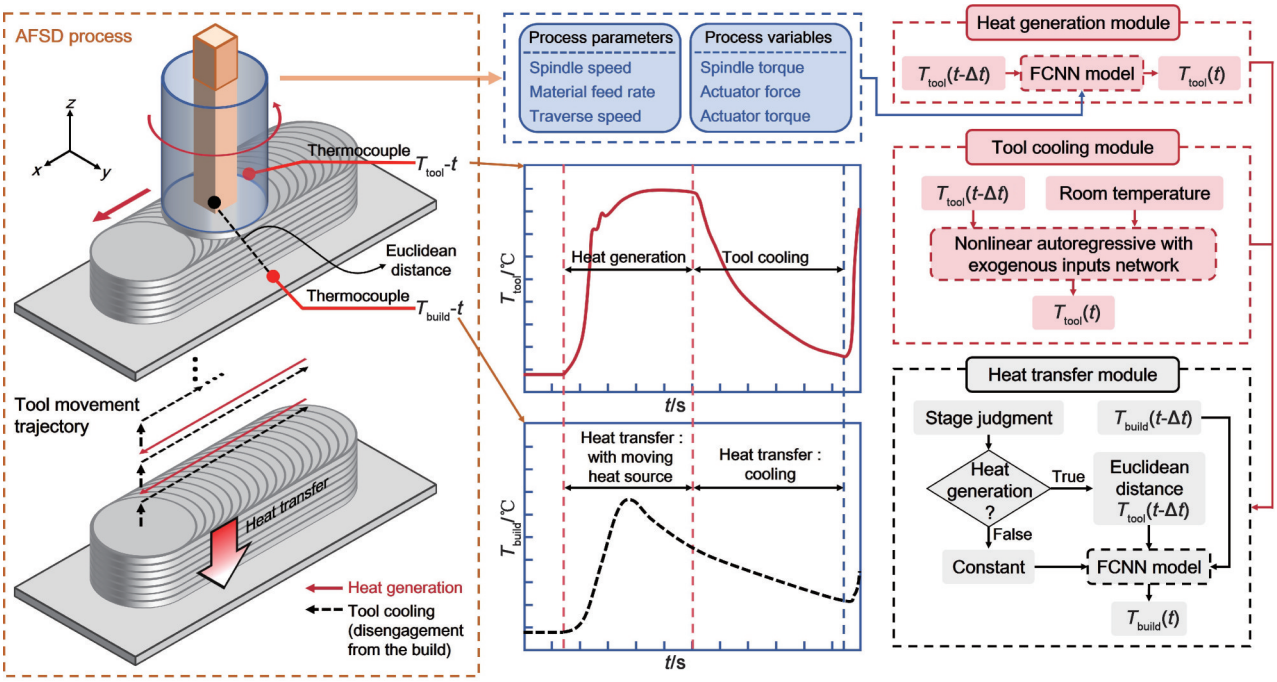


图 4　针对 AFSD 过程不同热阶段定制的物理引导模块化 NN 架构

Fig.4　Physics-guided modular NN architecture customized for different thermal stages of the AFSD process

结果的物理参数值，这不仅显著加速了传统上依赖试错的参数调优过程，更重要的是，为那些原本难以直接测量的关键物理参数提供了基于实验数据的定量确定途径。

采用 ML 方法通过实验获得的热循环曲线矫正 CFD 边界条件关键参数，如图 5 所示。Wang 等[81]以通过计算流体力学（computational fluid dynamics，CFD）获得的热循环曲线特征为输入，以对应的边界条件参数为输出训练 ANN 模型，随后将实验获得的热循环曲线输入训练好的 ANN 模型，即可反推出最可能令 CFD 模拟和实验结果吻合的边界条件参数，从而实现对 CFD 模型的快速校准。在更复杂的数据驱动矫正中，贝叶斯框架可同时优化参数并量化其不确定性。Zhu 等[82]构建了包含 CFD 代理模型、系统偏差和测量噪声的物理信息贝叶斯框架。研究者首先用高斯过程建立从工艺参数及待矫正界面参数（滑移率、背板传热系数）到温度场关键特征（经主成分分析提取）的代理模型。随后，利用少量实验数据，通过马尔可夫链蒙特卡洛算法在参数空间进行搜索。该方法不仅为界面参数找到了最优值，还量化了其不确定性，实现了对物理模型更高置信度的概率性矫正。这为研究外场（如超声、热辅助）作用机理提供了新途径：通过校准不同外场下的关键参数，可直接定量验证其改变界面接触状态等底层物理假设，超越了传统仅从宏观效果反推机理的局限。Shi 等[83]则展示了从数据中直接“学习”控制方程数学形式的方法。该方法假设温度变化率是工艺参数、过程变量等的未知函数，通过构建候选数学项函数库，利用基于稀疏混合整数优化的符号回归模型从中筛选重要项并确定系数，从而得到显式的控制方程。相比纯黑箱模型，该方法所得方程兼具预测能力与物理可解释性，为从数据反演更基本的物理关系提供了新途径。

4.5　基于物理的损失函数修改

基于物理的损失函数修改，其典型代表是物理信息神经网络（physics-informed neural network，PINN）。该方法的核心动机源于求解复杂物理场问题的固有挑战。与常微分方程主要描述单一变量的演化不同，描述温度场、流场等的偏微分方程，其解是在高维时空区域上定义的函数，求解时需同时满足多个控制方程、边界条件及初始条件，这构成了一个在多维函数空间中寻找特定解的复杂问题。在 PIML 的范畴内，PINN 方法为此提供了一种独特的求解思路：它将控制方程、边界条件及初始条件的残差作为惩罚项直接纳入 NN 的损失函数，从而将上述复杂的边值/初值问题转化为一个可微分的优化问题。相比之下，对于常微分方程问题，通常直接使用传统的数值积分器更为高效，因此较少采用需要构建此类复杂损失函数的 PINN 方法[79]。

在 FSW/AFSD 领域，PINN 方法已展现出其解决多物理场问题的潜力。Kim 等[84]首次将 PINN 应用于

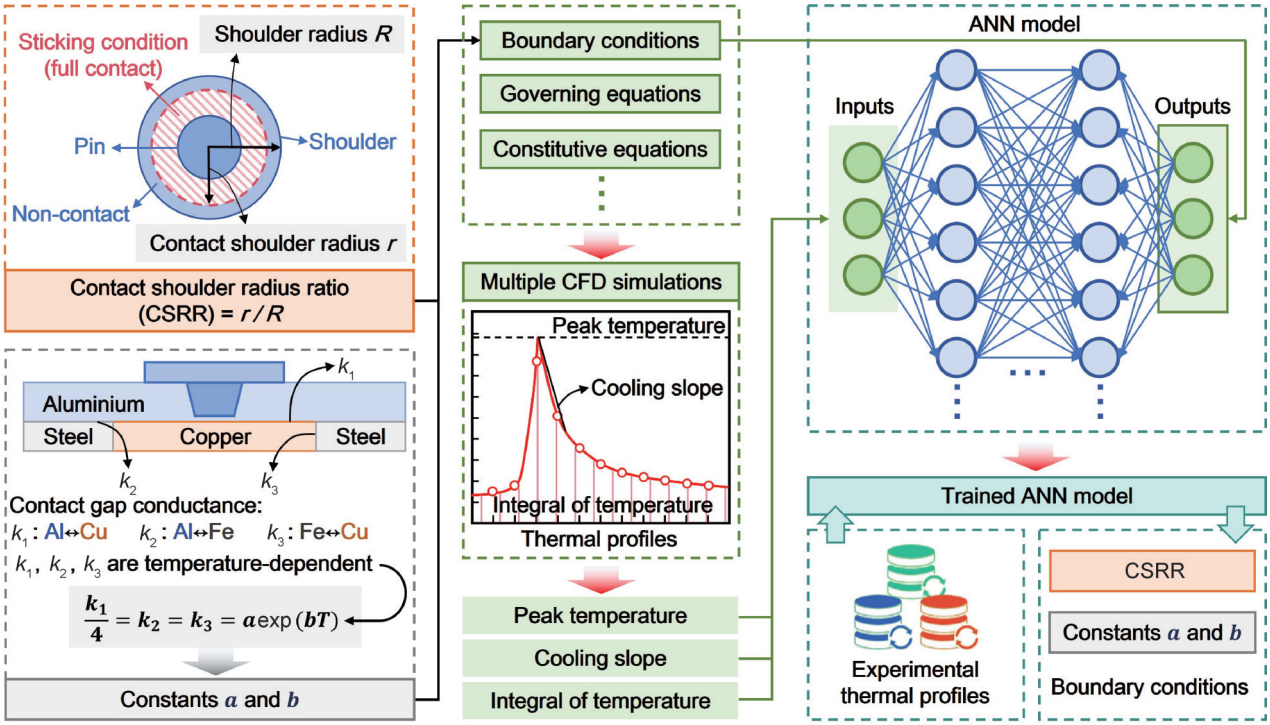


图5 采用ML方法通过实验获得的热循环曲线矫正CFD边界条件关键参数

Fig.5 Correction of key CFD boundary condition parameters based on experimentally measured thermal profiles using ML methods

FSW过程，针对其瞬态热传导问题，通过构建包含控制方程与边界条件残差的损失函数，成功预测了不同转速下焊缝对接面内的温度场演变。其结果与有限元模拟吻合良好，验证了该方法在FSW热过程建模中的有效性。针对更为复杂的AFSD过程，Gnanasambandam等[85]构建了一个同时求解速度场、压力场和温度场的co-PINN模型，其核心创新在于设计了一种双分支网络架构：一个分支的全连接网络专门用于预测耦合的速度场与压力场，另一个独立的全连接网络分支则专门预测温度场，两者共享相同的空间坐标输入。这种设计巧妙地平衡了物理精度与计算效率：既避免了将所有物理量置于单一网络下导致的优化冲突，也规避了为每个物理量单独建网带来的过高计算成本。该co-PINN模型通过将控制方程残差、边界条件与实验数据共同纳入损失函数进行优化，计算速度相比于有限体积法提升了至少4倍，在仅使用20%实验数据标定的情况下，其预测精度显著超越传统有限体积法。这些开创性工作证明了PINN框架在本领域的适用性，同时也预示着在更复杂的工艺-组织-性能关联建模等方面，仍有巨大的研究空间待探索。

相较于传统数值模拟方法，PINN展现出多方面的显著优势[85]。在计算范式上，PINN具有“无网格”的先天优势，通过在整个计算域内均匀随机采样坐标点来实现离散，从而摆脱了传统数值模拟对复杂结构化网格的依赖。在对实验数据的处理上，PINN可完全不依赖实验数据，仅凭控制方程和边界条件进行求解；而当获得部分实验数据时，PINN又能将其自然地融入损失函数，实现对稀疏、非结构化多源数据的有效融合，从而获得更高精度的物理-数据融合解。

尽管PINN在上述方面展现出显著优势，但其相较于传统数值模拟仍存在明显局限性。在求解精度和收敛性方面，由于损失函数通常包含偏微分方程残差、边界条件、初始条件及可能的实验数据项，这些目标在优化过程中相互竞争，导致训练难以平衡，容易陷入局部最优，并且神经网络通常难以捕捉边界附近的剧烈变化特征，因此其求解精度通常低于传统数值模拟[86-87]。在训练效率和计算成本方面，由于PINN依赖自动微分求解高阶偏导数，存储的大量中间变量会大幅增大内存占用，随着问题维度的升高，计算域内的采样点数量呈指数增长，进一步加重计算负担[88]。

PIML通过在传统数据驱动模型中融入物理知识，为FSW/AFSD领域的建模、预测和优化提供了新的范式，其具体架构差异如图6所示。与此同时，表3总结了五种主要PIML应用形式相对于传统ML方法的核心改进与特点。

综上所述，PIML通过上述多种途径，有效地将物理机理、数值模拟与数据驱动方法相融合。这种融合

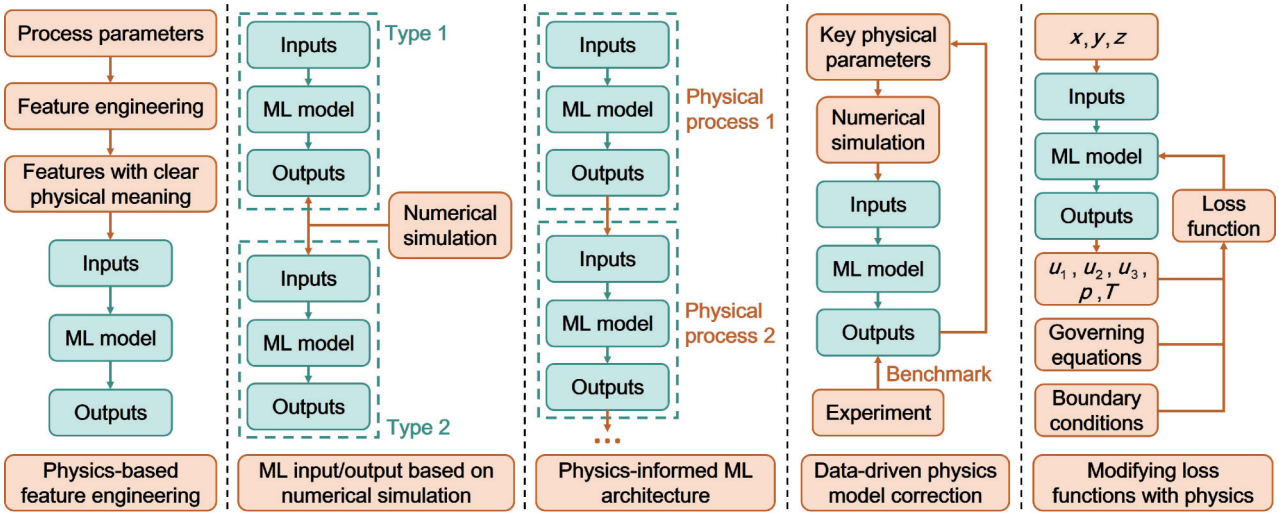


图6　五种 PIML 方法的结构差异

Fig.6　Structural differences among five PIML methods

表 3　五种 PIML 应用形式与传统 ML 方法的比较

Table 3　Comparison of five PIML application paradigms with traditional ML methods

Application form of PIML	Core improvement over traditional ML
Physics-based feature engineering	Transforming domain knowledge into input features with clear physical meaning, guiding the model to learn essential laws, thereby improving model accuracy, interpretability, and reducing reliance on data volume
ML input/output based on numerical simulation	Using simulation data to augment or replace costly experimental data, providing key physical field variables difficult to obtain experimentally as inputs, or constructing efficient surrogate models to accelerate optimization, thereby enhancing the physical completeness and applicability of the model
Physics-informed ML architecture	Embedding the mathematical form of physical laws or process structures into neural network design, so that the model inherently maintains physical consistency, significantly improving prediction reliability and generalization capability under extrapolated scenarios
Data-driven physics model correction	Using ML to efficiently and automatically calibrate key parameters in physical models, and even inversely deriving equation forms from data, achieving rapid optimization and uncertainty quantification of physical models
Modifying loss functions with physics	Incorporating physical constraints such as governing equations and boundary conditions as penalty terms into the loss function, achieving fused solution of physical laws and data, with advantages including mesh-free nature, high computational efficiency, and the ability to handle sparse and irregular data

不仅增强了模型的物理一致性、预测准确性和外推泛化能力，还通过引入物理引导的特征、结构或约束，提升了模型的可解释性，并降低了对大规模、高成本实验数据的依赖，为解决FSW/AFSD领域中小样本、高维度、强非线性等传统难题提供了强有力的工具。

5　结束语

ML与PIML的研究与应用，正深刻推动FSW及其衍生的固相增材制造技术从基于经验的工艺开发模式，向数据与物理模型共同驱动的新范式演进。ML在挖掘工艺-性能复杂关系、实现过程状态感知与预测方面展现出强大能力，成为工艺优化与质量调控的核心智能工具。而PIML通过将物理定律、数值模拟与数据驱动模型深度融合，有效增强了模型的可解释性、物理一致性及在小样本条件下的泛化能力，为揭示工艺本质、构建跨尺度关联提供了新途径。然而，当前研究大多仍处于实验室验证阶段，模型的工程适用性与鲁棒性有待在实际生产环境中进一步检验。基于此，该领域未来有望在以下方向取得突破：

(1)发展通用化模型。当前研究大多针对特定材料在有限工艺窗口下构建预测模型，其泛化能力受限。面对同种金属不同牌号、异种材料组合等海量可能性，依赖穷举式实验获取训练数据的方式将难以维系。未来研究需将材料物性参数深度融入特征工程与模型架构，构建能够理解材料-工艺-性能内在关联的通用模型框架，实现单一模型对多材料体系、多工艺路径下服役性能和工艺窗口的兼容预测，从而大幅

降低新材料、新工艺的研发成本与周期。

(2)实现闭环控制。尽管基于过程参量的缺陷检测与性能预测研究已较为丰富,且部分算法已具备实时处理能力,但真正实现焊接/增材过程中的原位闭环控制研究仍相对匮乏。未来的控制策略应超越传统的滞后反馈,深度融合基于ML的预测模型,构建“感知-预测-决策-执行”的智能控制回路,以解决制造过程中的质量不稳定难题,确保产品性能的一致性与高可靠性。

(3)驱动自主工艺探索。虽然已有不少研究利用多目标优化算法来探寻最优工艺参数,但此类工作大多在获得一组“最优”参数后对模型的预测结果进行实验验证,而未能形成“实验-学习-主动探索”的闭环。且实验设计仍严重依赖研究者的先验知识或网格化参数遍历,效率低下。未来需要构建以多目标工艺优化为驱动的主动学习平台,使ML不仅能被动分析数据,更能主动规划实验路径,在未知且复杂的工艺空间中高效发掘潜在的最优解,实现工艺参数的自主寻优与突破。

(4)深化PIML融合应用。尽管PIML在FSW/AFSD领域已展现出潜力,但当前应用多集中于利用物理知识构造特征或使用模拟数据等初级阶段,其更深层次的价值远未得到充分挖掘。未来研究应在两个维度上深入推进:一方面需要利用PIML解决“反问题”,反演关键物理参数,为量化验证工艺机理提供数据驱动工具;另一方面应当大力开发PINN等前沿算法,并推动其从宏观过程模拟向工艺-微观组织-服役性能的跨尺度一体化模拟迈进,从而使该领域从经验试错向基于机理与数据的理性设计转变。

参考文献

[1] Meng X C, Huang Y X, Cao J, et al. Recent progress on control strategies for inherent issues in friction stir welding[J]. Progress in Materials Science, 2021, 115: 100706.

[2] Liu F C, Feng A H, Pei X, et al. Friction stir based welding, processing, extrusion and additive manufacturing[J]. Progress in Materials Science, 2024, 146: 101330.

[3] 石磊,李阳,肖亦辰,等.基于搅拌摩擦的金属固相增材制造研究进展[J].材料工程,2022,50(1):1-14.
Shi L, Li Y, Xiao Y C, et al. Research progress of metal solid phase additive manufacturing based on friction stir[J]. Journal of Materials Engineering, 2022, 50(1): 1-14.

[4] Rohan, Sharma A, Ahmad A, et al. Parametric optimization of FSAM-Fabricated Al7075/Graphene/B_4C hybrid composites using a Taguchi-ensemble machine learning framework[J]. Scientific Reports, 2026, 16: 4062.

[5] Sharma A, Jain R, Agrawal P, et al. Enhanced thermal stability in additive friction stir deposited ODS IN9052 Al alloy[J]. Acta Materialia, 2024, 279: 120284.

[6] Brandes A C, Roos A, Klusemann B, et al. Process parameter assessment on the dissimilar deposition of AA2024-T351 on AA7475-T761 by friction surfacing[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2023, 27: 7593-7605.

[7] 李顺强,陈滋源,彭勇,等.搅拌摩擦沉积技术研究及应用进展[J].中国有色金属学报,2026,36(3):866-888.
Li S Q, Chen Z Y, Peng Y, et al. Research and application progress of additive friction stir deposition[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2026, 36(3): 866-888.

[8] 刘海滨,张迎星,谢瑞山,等.固相摩擦增材制造技术研究进展及其应用现状[J].金属学报,2026,62(1):100-116.
Liu H B, Zhang Y X, Xie R S, et al. Recent research progress in solid-state friction-based additive manufacturing technology and its current applications[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2026, 62(1): 100-116.

[9] 杜文博,李晓亮,李霞,等.搅拌摩擦沉积增材技术研究现状[J].机械工程学报,2024,60(7):374-384.
Du W B, Li X L, Li X, et al. Research status of additive friction stir deposition process[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(7): 374-384.

[10] Geng P H, Xia Y J, Dong Z Q, et al. Machine learning applications in welding processes: progresses and opportunities[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2025, 213: 104344.

[11] El-Zathry N E, Akinlabi S, Woo W L, et al. Enhancing friction stir-based techniques with machine learning: a comprehensive review[J]. Machine Learning: Science and Technology, 2025, 6(2): 021001.

[12] 于凡淇.船用铝合金搅拌摩擦焊接头组织性能研究与数据挖掘优化[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2023.
Yu F Q. Microstructures and mechanical properties of friction stir welded marine aluminum alloy and welding data mining[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2023.

[13] 王海军.2219铝合金搅拌摩擦焊状态信号特征研究及性能等级预测[D].长沙:中南大学,2022.
Wang H J. Study on state signal characteristics and performance grade prediction of 2219 aluminum alloy friction stir welding[D]. Changsha: Central South University, 2022.

[14] Yang B H, Lu X H, Sun S X, et al. Tensile strength prediction and process parameters optimization of FSW thick AA2219-T8 based on ANN-GA[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2024, 46(7): 388.

[15] Mishra A, Jatt V, Sefene E M, et al. Supervised machine learning and physics machine learning approach for prediction of peak temperature distribution in additive friction stir deposition of aluminium alloy[J]. PLOS One, 2025, 20(4): e0309751.

[16] Myśliwiec P, Kubit A, Szawara P. Optimization of 2024-T3 aluminum alloy friction stir welding using random forest, XGBoost, and MLP machine learning techniques[J]. Materials, 2024, 17(7): 1452.

[17] Mothilal M, Kumar A. Optimization of friction stir welding pro-

cess parameter in the joining of AA7075-T6/AA5083-O dissimilar aluminum alloy using response surface methodology[J]. International Journal of Pressure Vessels and Piping, 2024, 211: 105282.

[18] 王润泽.基于协同控制的FSW工艺优化及温度场模拟研究[D].沈阳:沈阳工业大学,2024.
Wang R Z.FSW process optimization and temperature field simulation research based on collaborative control [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology,2024.

[19] Shanavas S, Dhas J E R. Quality prediction of friction stir weld joints on AA 5052 H32 aluminium alloy using fuzzy logic technique [J]. Materials Today: Proceedings, 2018, 5 (5) : 12124-12132.

[20] Kumar S S, Ashok S D. Development of acoustic emission and motor current based fuzzy logic model for monitoring weld strength and nugget hardness of FSW joints [J]. Procedia Engineering,2014,97:909-917.

[21] Das B, Pal S, Bag S. Weld quality prediction in friction stir welding using wavelet analysis [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2017,89(1/2/3/4):711-725.

[22] Verma S, Misra J P, Singh J, et al. Prediction of tensile behavior of FS welded AA7039 using machine learning [J]. Materials Today Communications,2021,26:101933.

[23] Verma S, Gupta M, Misra J P. Performance evaluation of friction stir welding using machine learning approaches [J]. MethodsX, 2018,5:1048-1058.

[24] Zhai M, Yin J L, Yang C L, et al. Investigating the relationship of process parameter, heat-mass transfer and joint strength in Mg/Al friction stir lap welding via experiments, machine learning and numerical analysis[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer,2025,247:127143.

[25] 康粟.基于三向力特征的铝合金搅拌摩擦焊成形及缺陷预测研究[D].天津:天津大学,2022.
Kang S. Study on weld formation and defect prediction of aluminum alloy friction stir welding based on three-dimensional force characteristics[D]. Tianjin: Tianjin University,2022.

[26] 刘喆.铝合金双轴肩搅拌摩擦焊的力行为及缺陷预测研究[D].天津:天津大学,2023.
Liu Z. Study on the force behavior and defect prediction of aluminum alloy bobbin tool friction stir welding [D]. Tianjin: Tianjin University,2023.

[27] Hartl R, Praehofer B, Zaeh M F. Prediction of the surface quality of friction stir welds by the analysis of process data using artificial neural networks [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications, 2020,234(5):732-751.

[28] Rabe P, Reisgen U, Schiebahn A. Non-destructive evaluation of the friction stir welding process, generalizing a deep neural defect detection network to identify internal weld defects across different aluminum alloys[J]. Welding in the World,2023,67(3):549-560.

[29] Balachandar K, Jegadeeshwaran R. Friction stir welding tool condition monitoring using vibration signals and random forest algorithm-a machine learning approach [J]. Materials Today: Proceedings,2021,46:1174-1180.

[30] Rathinasuriyan C, Sankar R, Shanbhag A G, et al. Prediction of the average grain size in submerged friction stir welds of AA6061-T6[J]. Materials Today: Proceedings,2019,16:907-917.

[31] 孟祥悦.2219铝合金厚板FSW过程物理量及接头力学性能智能预测[D].大连:大连理工大学,2022.
Meng X Y. Intelligent prediction of physical quantities and mechanical properties of joints in 2219 aluminum alloy thick plate FSW[D]. Dalian: Dalian University of Technology,2022.

[32] Shojaeefard M H, Behnagh R A, Akbari M, et al. Modelling and Pareto optimization of mechanical properties of friction stir welded AA7075/AA5083 butt joints using neural network and particle swarm algorithm[J]. Materials & Design,2013,44:190-198.

[33] Medhi T, Abou Iltaf Hussain S, Roy B S, et al. An intelligent multi-objective framework for optimizing friction-stir welding process parameters[J]. Applied Soft Computing,2021,104:107190.

[34] Darzi Naghibi H, Shakeri M, Hosseinzadeh M. Neural network and genetic algorithm based modeling and optimization of tensile properties in FSW of AA 5052 to AISI 304 dissimilar joints[J]. Transactions of the Indian Institute of Metals, 2016, 69 (4) : 891-900.

[35] 张天鹏,赵亚东.基于主轴动态特性的GA-BP网络预测FSW接头性能[J].特种铸造及有色合金,2022,42(7):814-818.
Zhang T P, Zhao Y D. GA-BP neural network prediction of FSW joint properties based on dynamic characteristics of spindle [J]. Special Casting & Nonferrous Alloys,2022,42(7):814-818.

[36] Tansel I N, Demetgul M, Okuyucu H, et al. Optimizations of friction stir welding of aluminum alloy by using genetically optimized neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2010,48(1/2/3/4):95-101.

[37] 池浩瀚,李世海,刘雪松.基于遗传算法及神经网络的6005A-T6铝合金FSW工艺参数优化[J].热加工工艺,2021,50(7):118-120.
Chi H H, Li S H, Liu X S. FSW process parameters optimization of 6005A-T6 Al alloy based on genetic algorithm and neural network[J]. Hot Working Technology,2021,50(7):118-120.

[38] 王健.静轴肩搅拌摩擦焊温度场仿真及焊接参数智能优化研究[D].北京:北京建筑大学,2023.
Wang J. Simulation of temperature field of static shoulder friction stir welding and intelligent optimization of welding parameters [D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture,2023.

[39] 赵鹏,樊亚琛,谭富海,等.非刚性支撑的搅拌摩擦焊工艺参数优化研究[J].机械制造,2025,63(5):62-66.
Zhao P, Fan Y C, Tan F H, et al. Research on optimization of process parameter in friction stir welding with non-rigid support [J]. Machinery,2025,63(5):62-66.

[40] 刘玉兵.搅拌摩擦焊加工过程数字孪生系统设计[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2023.
Liu Y B. Design of digital twin system for friction stir welding process[D]. Harbin: Harbin Engineering University,2023.

[41] 周诗函.基于数据驱动的搅拌摩擦焊力学性能预测及工艺参数优化[D].沈阳:沈阳航空航天大学,2024.
Zhou S H. Data-driven prediction of mechanical properties and

process parameter optimization for friction stir welding [D]. Shenyang:Shenyang Aerospace University,2024.

[42] Song Q,Wang H R,Ji S D,et al.Improving joint quality of hybrid friction stir welded Al/Mg dissimilar alloys by RBFNN-GWO system [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2020, 59: 750-759.

[43] 岳玉梅,韩松,郭芮秀,等.基于RBFNN-ACO的铝合金搅拌摩擦搭接焊工艺参数优化[J].航空制造技术,2022,65(21):54-61.
Yue Y M,Han S,Guo R X,et al.Process parameters optimization of aluminum alloy friction stir lap welding by RBFNN-ACO[J]. Aeronautical Manufacturing Technology,2022,65(21):54-61.

[44] 韩松.基于IACO-RBF的曲面结构搅拌摩擦焊焊接工艺参数智能匹配[D].沈阳:沈阳航空航天大学,2022.
Han S.Intelligent matching of process parameters of curved surface structure FSW based on IACO-RBF [D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University,2022.

[45] AbuShanab W S, Abd Elaziz M, Ghandourah E I, et al. A new fine-tuned random vector functional link model using Hunger games search optimizer for modeling friction stir welding process of polymeric materials [J]. Journal of Materials Research and Technology,2021,14:1482-1493.

[46] Shehabeldeen T A, Elaziz M A, Elsheikh A H, et al. A novel method for predicting tensile strength of friction stir welded AA6061 aluminium alloy joints based on hybrid random vector functional link and henry gas solubility optimization[J].IEEE Access,2020,8:79896-79907.

[47] Abd Elaziz M,Shehabeldeen T A,Elsheikh A H,et al.Utilization of random vector functional link integrated with marine predators algorithm for tensile behavior prediction of dissimilar friction stir welded aluminum alloy joints[J]. Journal of Materials Research and Technology,2020,9(5):11370-11381.

[48] 王希靖,徐成,张杰,等.基于神经网络BP算法的7075-T651铝合金搅拌摩擦焊焊接接头疲劳寿命预测[J].兰州理工大学学报,2008,34(3):12-15.
Wang X J,Xu C,Zhang J,et al.Fatigue life prediction of friction-stir welding joints of aluminum alloy 7070-7651 based on BP algorithm of neural network [J]. Journal of Lanzhou University of Technology,2008,34(3):12-15.

[49] Maqbool A,Khalad A,Khan N Z.Prediction of corrosion rate for friction stir processed WE43 alloy by combining PSO-based virtual sample generation and machine learning[J].Journal of Magnesium and Alloys,2024,12(4):1518-1528.

[50] 王学力.严苛复杂服役条件下X80管线钢环焊缝接头疲劳与断裂行为及搅拌摩擦焊工艺研究[D].天津:天津大学,2023.
Wang X L.Study on fatigue and fracture behavior of X80 pipeline steel girth weld joint and friction stir welding technology under severe and complicated service conditions[D].Tianjin:Tianjin University,2023.

[51] Siamakmanesh N,Ali Mostafaei M.A novel approach to investigate the effect of friction stir welding parameters on hardness and grain size of pure titanium using artificial neural network[J].Materials Today Communications,2024,38:108404.

[52] 吉鑫.典型钢铁材料搅拌摩擦焊焊缝组织及性能研究[D].天津:天津大学,2022.
Ji X.Study on microstructure and properties of typical steel for friction stir welding[D].Tianjin:Tianjin University,2022.

[53] Jeyakrishnan S,Vijayakumar S,Naga Swapna Sri M,et al.An integration of RSM and ANN modelling approach for prediction of FSW joint properties in AA7178/AA5456 alloys [J]. Canadian Metallurgical Quarterly,2025,64(1):43-60.

[54] 徐胜.基于多源信号的搅拌摩擦焊接过程监测与性能在线评估[D].长沙:中南大学,2023.
Xu S. Process monitoring and online performance evaluation of friction stir welding based on multi-source signals[D].Changsha: Central South University,2023.

[55] Mishra D,Gupta A,Raj P,et al.Real time monitoring and control of friction stir welding process using multiple sensors [J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology,2020,30:1-11.

[56] Guan W,Cui L,Liang H,et al.The response of force characteristic to weld-forming process in friction stir welding assisted by machine learning [J]. International Journal of Mechanical Sciences, 2023,253:108409.

[57] 孙屹博,龙海威,邹丽,等.基于声发射多特征融合的搅拌摩擦焊缺陷监测[J].焊接学报,2022,43(6):96-101.
Sun Y B,Long H W,Zou L,et al.Defecting monitored of friction stir welding based on acoustic emission multi-feature fusion[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2022, 43(6): 96-101.

[58] 徐蒋明,柯黎明.搅拌摩擦焊焊缝缺陷超声检测信号特征分析与神经网络模式识别[J].核动力工程,2020,41(1):163-166.
Xu J M, Ke L M. Characteristic extraction based on wavelet packet and pattern recognition for ultrasonic inspection signals from defects in FSW joints using artificial neural network [J]. Nuclear Power Engineering,2020,41(1):163-166.

[59] 胡怀辉.基于超声TOFD的搅拌摩擦焊近表面缺陷识别与检测信号特征研究[D].南昌:南昌航空大学,2014.
Hu H H.Study of signal characteristic and near surface defect recognition of friction stir welding based on ultrasonic TOFD technology[D].Nanchang:Nanchang Hangkong University,2014.

[60] Boldsaikhan E,Corwin E M,Logar A M,et al.The use of neural network and discrete Fourier transform for real-time evaluation of friction stir welding[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 4839-4846.

[61] Fleming P A,Lammlein D H,Wilkes D M,et al.Misalignment detection and enabling of seam tracking for friction stir welding[J]. Science and Technology of Welding and Joining, 2009, 14(1): 93-96.

[62] 任剑剑.高转速搅拌摩擦焊轴向压力闭环控制系统设计及工艺参数优化[D].镇江:江苏科技大学,2021.
Ren J J.Design of closed-loop control system for axial force of high rotation speed friction stir welding and optimization of process parameters[D].Zhenjiang:Jiangsu University of Science and Technology,2021.

[63] 储龙飞.6061-T6铝合金薄板高转速搅拌摩擦焊接过程压力控制研究[D].镇江:江苏科技大学,2020.
Chu L F.Research on axial-force control of 6061-T6 aluminum al-

loy sheet in HR-FSW[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology, 2020.

[64] 张喆,张永林,周扬,等.搅拌摩擦焊前导点温度控制研究[J].热加工工艺,2021,50(3):110-114.
Zhang Z, Zhang Y L, Zhou Y, et al. Research on temperature control of leading point in friction stir welding[J]. Hot Working Technology, 2021, 50(3): 110-114.

[65] Huang Y M, Liu Q, Zhang K Y, et al. Investigation of three-dimensional forces during additive friction stir deposition: how could force signals reveal the deposition quality [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2025, 204: 104234.

[66] Tam C W, Qiao Q, Chen X W, et al. Prediction of the mechanical properties of the additive friction stir-deposited Al2219 using machine learning [J]. Materials Genome Engineering Advances, 2026, 4: e70046.

[67] Qiao Q, Liu Q, Pu J, et al. A comparative study of machine learning in predicting the mechanical properties of the deposited AA6061 alloys via additive friction stir deposition [J]. Materials Genome Engineering Advances, 2024, 2: e31.

[68] Merritt G R, Cousin C A, Yoon H S. Nonlinear temperature control of additive friction stir deposition evaluated on an echo state network[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2024, 146(2): 021004.

[69] Guan W, Zhao Y H, Liu Y C, et al. Force data-driven machine learning for defects in friction stir welding[J]. Scripta Materialia, 2022, 217: 114765.

[70] 丁来顺,陈秋任,刘勇,等.基于数据驱动的搅拌摩擦焊对接接头强度预测[J].焊接,2025(9):59-69.
Ding L S, Chen Q R, Liu Y, et al. Data-driven prediction of tensile strength for friction stir welded butt joints[J]. Welding & Joining, 2025(9): 59-69.

[71] Han Y, Griffiths R J, Yu H Z, et al. Quantitative microstructure analysis for solid-state metal additive manufacturing via deep learning[J]. Journal of Materials Research, 2020, 35(15): 1936-1948.

[72] Farrag A, Yang Y X, Cao N Q, et al. Physics-informed machine learning for metal additive manufacturing[J]. Progress in Additive Manufacturing, 2025, 10(1): 171-185.

[73] Faegh M, Ghungrad S, Oliveira J P, et al. A review on physics-informed machine learning for process-structure-property modeling in additive manufacturing [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2025, 133: 524-555.

[74] Du Y, Mukherjee T, Mitra P, et al. Machine learning based hierarchy of causative variables for tool failure in friction stir welding[J]. Acta Materialia, 2020, 192: 67-77.

[75] Dewan M W, Huggett D J, Liao T W, et al. Prediction of tensile strength of friction stir weld joints with adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and neural network[J]. Materials & Design, 2016, 92: 288-299.

[76] Du Y, Mukherjee T, DebRoy T. Conditions for void formation in friction stir welding from machine learning[J]. npj Computational Materials, 2019, 5: 68.

[77] Fratini L, Buffa G, Palmeri D. Using a neural network for predicting the average grain size in friction stir welding processes [J]. Computers & Structures, 2009, 87(17/18): 1166-1174.

[78] Shojaeefard M H, Akbari M, Asadi P. Multi objective optimization of friction stir welding parameters using FEM and neural network [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2014, 15(11): 2351-2356.

[79] Koch J, Choi W, King E, et al. Neural lumped parameter differential equations with application in friction-stir processing[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2025, 36(2): 1111-1121.

[80] Shi T, Wu J J, Ma M, et al. AFSD-nets: a physics-informed machine learning model for predicting the temperature evolution during additive friction stir deposition [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2024, 146(8): 081003.

[81] Wang H, Colegrove P A, dos Santos J. Hybrid modelling of 7449-T7 aluminium alloy friction stir welded joints [J]. Science and Technology of Welding and Joining, 2013, 18(2): 147-153.

[82] Zhu Y H, Wu X F, Gotawala N, et al. Thermal prediction of additive friction stir deposition through Bayesian learning- enabled explainable artificial intelligence [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2024, 72: 1-15.

[83] Shi T, Ma M, Wu J J, et al. AFSD-physics: exploring the governing equations of temperature evolution during additive friction stir deposition by a human-AI teaming approach [J]. Manufacturing Letters, 2024, 41: 1004-1015.

[84] Kim J, Kim T. Heat transfer modeling of friction stir welding using PINNs [J]. Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers-A, 2024, 48(4): 231-242.

[85] Gnanasambandam R, Gotawala N, Wu X F, et al. Coupled physics-informed neural network for multi-physics modeling in additive friction stir deposition [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2026, 23: 1631-1649.

[86] Farea A, Yli-Harja O, Emmert-Streib F. Understanding physics-informed neural networks: techniques, applications, trends, and challenges[J]. AI, 2024, 5(3): 1534-1557.

[87] Luo K, Zhao J S, Wang Y P, et al. Physics-informed neural networks for PDE problems: a comprehensive review[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(10): 323.

[88] Fan W H, Chen X J. Embedding physics into machine learning: a review of physics informed neural networks as partial differential equation forward solvers [J]. Tsinghua Science and Technology, 2026, 31(3): 1326-1364.

基金项目:山东省自然科学基金优秀青年科学基金项目(ZR2024YQ020);国家自然科学基金项目(52275349,52035005)

收稿日期:2026-03-31;**录用日期**:2026-05-13

通讯作者:石磊(1987—),男,教授,博士,主要从事搅拌摩擦焊接与增材制造研究,联系地址:山东省济南市经十路17923号山东大学材料科学与工程学院焊接研究所(250061),E-mail:lei.shi@sdu.edu.cn

(本文责编:寇凤梅)