

基于机器视觉的焊接熔池动态监测与焊缝成形质量智能控制研究

罗延飞

海西蒙古族藏族自治州职业技术学校, 青海德令哈, 817099;

摘要: 焊接是现代制造业基石, 其质量影响重大装备与基础设施安全。实现焊接智能化是提升制造质量与效率的关键。基于机器视觉的技术因信息丰富、响应快、非接触等优势, 成为焊接监测与控制领域热门研究方向。本综述梳理基于机器视觉的焊接过程智能监测与控制技术进展。先阐述主动与被动视觉传感系统原理、特点与现状, 分析抗强干扰传感方案设计; 接着探讨从传统图像处理到深度学习特征提取方法的演进, 评述算法应对焊接场景的优劣; 围绕焊接动态过程建模, 综述从物理机理模型到深度学习预测模型的研究路径; 总结经典 PID 控制、智能控制到基于模型的预测控制等策略在焊接质量控制中的应用与融合; 剖析当前技术在工业应用中的关键挑战, 展望向多信息融合、嵌入式智能、缺陷预测及自适应强化学习等方向的发展趋势。本综述为相关人员提供技术参考, 推动智能化焊接技术创新与应用。

关键词: 机器视觉; 智能化焊接; 质量预测; 智能控制

DOI: 10. 64216/3104-9702. 25. 03. 048

引言

焊接技术是航空航天等国家战略性产业不可或缺的材料连接工艺, 焊接质量稳定性与一致性是关键结构件安全运行的命脉。然而, 焊接是复杂物理化学过程, 具多变量、强非线性等特点。传统焊接质量控制依赖焊工技能与经验, 通过焊后无损检测验证, 效率低、可重复性差, 无法实时干预缺陷, 导致高成本甚至报废。为此, 发展“智能化焊接”成国内外共同目标, 核心是形成“感知-认知-决策-执行”闭环确保焊接质量。机器视觉因信息密度高、响应快等优点, 是实现智能化焊接最具潜力的感知手段, 能获取焊接过程直观动态信息。近年来, 基于机器视觉的焊接监测与控制技术取得进展, 正从实验室走向工业应用。本综述对基于机器视觉的焊接过程智能监测与控制技术进行全面系统梳理总结, 文章结构为: 第二章介绍视觉传感系统发展; 第三章详述图像处理与特征提取技术演进; 第四章综述焊接过程建模方法; 第五章总结智能控制策略; 第六章讨论挑战与未来趋势; 第七章给出结论。

1 视觉传感系统的演进与发展

1.1 被动视觉传感

被动视觉法直接利用焊接过程中的自然光源(主要

是电弧光)进行成像。早期研究通常采用普通 CCD/CMOS 相机, 通过调整曝光时间、增益等参数, 并加装中性密度(ND)滤光片来避免饱和。这种方法结构简单、成本低, 能够直接观察电弧形态和熔池的整体轮廓。然而, 强烈的弧光极易使图像中熔池区域的细节特征丢失, 信噪比低, 稳定性差。

为改善成像质量, 研究人员发展了多种技术: 特殊曝光法: 采用极短曝光时间(微秒级)在电弧电流过零或基值期间采集图像, 以“冻结”熔池并避开弧光最强烈的时刻。该方法对同步控制要求极高。

光谱滤波法: 利用电弧光谱与熔池辐射光谱的差异, 选择熔池辐射较强的特定波段(如近红外)进行成像, 并加装对应波段的带通滤光片, 可在一定程度上抑制弧光。尽管有这些改进, 被动视觉在强弧光干扰下的鲁棒性依然不足, 特别是在铝、镁等金属焊接时, 强烈的金属蒸汽和飞溅使问题更加突出。

1.2 主动视觉传感

主动视觉法通过向焊接区域投射特定的辅助光源, 并分析光路在物体表面的变化来获取信息。它能有效克服环境光干扰, 是目前研究的主流。激光扫描法: 通过振镜系统将单点激光束快速扫描过熔池表面, 通过三角测量法逐点获取高度信息, 从而重建熔池的三维形貌。

该方法精度高,但系统复杂、成本高、数据采集速度相对较慢。

激光结构光法:这是当前最成功、应用最广泛的主动视觉方法。它将点激光扩展为线激光、网格激光等特定图案,并投射到熔池表面。相机从另一个角度观察因熔池表面起伏而变形的激光条纹。通过条纹中心的精确提取和三角测量原理,可以实时获得熔池区域的二维或三维形貌信息。其成功的关键在于光学滤波技术:选用电弧辐射较弱波段(如808nm,980nm)的激光器,并在相机镜头前加装中心波长与激光波长精确匹配的窄带干涉滤光片(带宽通常为5~10nm),可以极大地抑制弧光背景,获得对比度极高的激光条纹图像。结构化光源视觉传感器已成为焊接机器人、自动化焊接专机上的标准配置之一。

1.3 多传感器信息融合

为了更全面地感知焊接过程状态,融合视觉信息与其他物理量的多传感器系统成为趋势。例如,将视觉传感器与声音传感器、电弧电压/电流传感器、光谱仪等相结合。通过信息融合算法(如卡尔曼滤波、深度学习融合网络),可以互补不同传感器的优势,提高状态识别的准确性和可靠性。例如,视觉提供几何形态信息,声音可反映熔滴过渡频率和稳定性,光谱可用于焊缝跟踪或缺陷初步分析。

2 从传统图像处理到深度学习的特征提取技术

2.1 传统图像处理方法

在深度学习兴起之前,研究人员广泛使用一系列经典的图像处理算法:预处理:包括中值滤波、高斯滤波用于去噪;直方图均衡化、同态滤波用于增强对比度;形态学操作(开运算、闭运算)用于消除小孔洞和毛刺。

分割与特征提取:

阈值分割:采用全局阈值、局部自适应阈值(如Otsu算法)将图像二值化,分离前景(熔池/条纹)与背景。

边缘检测:采用Sobel、Canny等算子提取熔池轮廓。

条纹中心提取:对于结构光图像,采用Steger法、灰度重心法等亚像素精度算法提取激光条纹中心线。

特征参数计算:从分割后的区域或边缘中,计算熔池的几何参数,如熔宽、熔长、面积、后拖角等;从变形的激光条纹中,通过三角测量计算熔池表面的高度、

凹陷深度等三维形貌参数。这些传统算法在背景简单、干扰较小的特定条件下效果良好,但其性能严重依赖于预设参数的调整,且算法设计的针对性很强。面对焊接过程中复杂的噪声、不均匀光照、飞溅等干扰,传统方法的鲁棒性和泛化能力不足,需要针对不同工况进行繁琐的参数重调。

2.2 深度学习驱动的智能特征提取

深度学习的出现,特别是卷积神经网络(CNN)在计算机视觉领域的革命性成功,为焊接图像特征提取带来了突破性进展。它能够从大量数据中自动学习特征的层次化表示,对噪声、光照变化等具有极强的鲁棒性。

应用场景:

语义分割:采用U-Net、DeepLabV3+等编码器-解码器架构的网络,对图像进行像素级分类,可同时精确分割出熔池区域、电弧区域、激光条纹以及背景。U-Net凭借其在小样本数据集上的优异表现,成为焊接图像分割的首选网络之一。

目标检测:采用FasterR-CNN、YOLO等网络,用于检测焊丝、熔滴、焊缝中心线等特定目标。

异常检测:采用自编码器(Autoencoder)或生成对抗网络(GAN),学习正常焊接图像的特征,进而检测出飞溅、咬边等异常区域。

优势与挑战:

优势:端到端学习,避免复杂的人工特征设计;对图像干扰(如飞溅、轻微弧光)不敏感,鲁棒性极强;一旦模型训练完成,可适应较大的工艺参数变化,泛化能力好。

挑战:依赖大量精确标注的数据集进行监督学习,数据标注成本高;模型的可解释性相对较差;对计算资源有一定要求,实时性部署是工业应用需考虑的问题。尽管存在挑战,但深度学习已成为焊接视觉特征提取的主流方向,其优越的性能使其在复杂工业场景中展现出巨大潜力。

3 焊接过程建模:从机理驱动到数据驱动

3.1 机理模型

机理模型基于焊接领域的物理定律(如质量守恒、能量守恒、动量守恒)和冶金原理,通过偏微分方程等形式描述熔池流体动力学、传热传质过程。这类模型具有明确的物理意义,有助于深入理解过程的本质。然而,

焊接是一个高度复杂的非线性系统，完整的机理模型极其复杂，求解计算量巨大，难以满足实时控制的需求。因此，机理模型多用于过程仿真和理论研究，直接用于在线控制较为困难。

3.2 经验/统计模型

为避免机理模型的复杂性，研究者们建立了大量基于实验数据的经验或统计模型。通常采用系统辨识方法，将焊接过程视为一个“黑箱”或“灰箱”系统，通过分析输入（如焊接电流 I 、电压 U 、速度 V ）与输出（如熔宽 W ）数据，建立其数学关系，如线性回归模型、传递函数模型等。这些模型形式简单，便于控制器设计，但精度有限，且只在建模所用的特定工况附近有效，泛化能力弱。

3.3 基于深度学习的智能预测模型

随着大数据和人工智能的发展，基于深度学习的数据驱动模型成为新的研究热点。这类模型将焊接过程视为一个强大的非线性映射函数，能够直接从输入数据中学习复杂的动态关系。静态质量预测：以一组工艺参数或某一时刻的熔池特征作为输入，利用全连接神经网络（FNN）、CNN 等预测最终的焊缝尺寸（如熔宽、余高）。

动态质量预测：焊接是典型的时序过程。为了捕捉其动态特性，循环神经网络（RNN），尤其是长短期记忆网络（LSTM）和门控循环单元（GRU）被广泛应用。它们能有效学习时间序列中的长期依赖关系。更进一步，将 CNN（擅长提取空间特征）和 LSTM（擅长建模时间动态）结合的 CNN-LSTM 混合模型，成为处理焊接时空动态数据的强大工具。例如，以一段时间内的熔池图像序列或特征序列作为输入，预测未来时刻的焊缝成形质量，实现质量的“软测量”，为前瞻性控制提供了可能。深度学习模型虽然缺乏明确的物理解释，但其强大的非线性拟合能力使其在精度和泛化性上往往优于传统方法，是实现高质量智能控制的关键。

4 智能控制策略的融合与发展

4.1 经典 PID 控制

比例-积分-微分（PID）控制器因其结构简单、易于实现，在工业中应用最广。在焊接中，通常用于控制单一的熔池几何参数，如保持熔宽恒定。通过视觉系统实时检测熔宽，将其与设定值比较，产生的误差用于调节 PID 控制器，进而改变焊接电流或速度。然而，PID

控制对于焊接这种非线性、大滞后、强耦合的系统，控制效果有限，参数整定困难，适应性差。

4.2 智能控制

为解决经典控制的局限性，各种智能控制方法被引入：模糊控制：不依赖于精确的数学模型，而是基于专家的经验知识制定模糊规则，适用于非线性系统。模糊逻辑控制器常被用于根据熔宽误差及其变化率来调整焊接参数，表现出良好的鲁棒性。

神经网络控制：利用神经网络的非线性映射能力和自学习特性，可以构建神经网络控制器，或者将神经网络与传统控制器（如 PID）结合，实现参数的自整定。

专家系统：将优秀焊工的操作经验编码成知识库，根据视觉系统感知到的不同工况（如坡口宽窄变化），调用相应的规则调整焊接参数。5.3 基于模型的预测控制（MPC）与分层控制

MPC 是处理多变量、有约束过程的先进控制策略，非常适合焊接应用。其核心在于：利用内部模型（可以是传递函数、状态空间模型，也可以是深度学习预测模型）来预测系统未来的输出行为；通过滚动优化，求解未来一段时间内使预测输出最接近期望轨迹的最优控制序列，并将第一个控制量作用于系统。

将 MPC 应用于焊接质量控制，优势明显：前瞻性：可以基于预测模型，在当前时刻就预见未来的质量偏差，并提前采取纠正措施，克服系统的大滞后性。

约束处理：可以显式地处理执行机构的物理约束（如电流、速度的上下限）。

多变量协调：可同时协调控制电流、速度等多个参数，以稳定多个质量指标（如熔宽和余高）。当前的研究前沿是构建分层智能控制架构：底层采用模糊 PID 等快速控制器，负责精确跟踪执行机构的设定值；上层采用以深度学习模型为预测器的 MPC 优化器，根据视觉感知的熔池动态和预测的焊缝质量，为底层控制器生成最优的工艺参数设定值。这种架构融合了多种控制策略的优点，代表了焊接智能控制的发展方向。

5 挑战与未来趋势

当前面临的主要挑战：可靠性瓶颈方面，多数算法在实验室表现好，但在实际工业现场，面对工件反光等复杂因素，系统可靠性和鲁棒性需大幅提升；实时性要求方面，深度学习模型计算量大，嵌入式部署要在不牺

牲精度前提下进行模型轻量化等,以满足焊接毫秒级实时控制需求;数据依赖性方面,深度学习模型依赖大量高质量标注数据,获取涵盖所有工况的焊接图像数据并精确标注成本高、周期长;系统集成度方面,将视觉传感器等与硬件无缝集成形成商业化系统,涉及多学科交叉,工程实现难度大。趋势:多模态信息融合,融合多源信息,构建“数字孪生”感知体系;轻量化与嵌入式AI,研究轻量级神经网络结构,利用工具链优化模型并部署于边缘计算设备,实现“端侧智能”;小样本学习与迁移学习,针对数据稀缺研究相关算法,让模型适应新的真实焊接任务;从几何控制到缺陷预测控制,未来系统不仅控制焊缝几何尺寸,还将融合冶金学知识,实现内部缺陷在线预测与抑制;强化学习的应用,探索深度强化学习在焊接中的应用,实现完全自适应的焊接过程控制。

6 结论

本文综述了基于机器视觉的焊接过程智能监测与

控制技术研究现状与趋势。该领域正经历由人工智能技术驱动的变革,视觉传感向抗干扰、多信息融合发展,特征提取从传统算法转向智能感知,过程建模从机理驱动转向数据驱动预测,控制策略从经典控制走向智能融合控制。虽在可靠性等方面有挑战,但随技术进步,智能化焊接技术将日趋成熟。未来,通过多学科融合构建下一代智能焊接系统,将为制造业高质量发展提供核心支撑。

参考文献

- [1] 褚慧慧. 基于视觉的焊缝质量检测技术研究[D]. 哈尔滨工程大学[2025-09-30].
- [2] 汤宇. 管道全位置焊接机器人控制技术研究[D]. 湖北文理学院, 2022.
- [3] 郭吉昌, 朱志明, 于英飞, 等. 焊接领域激光结构光视觉传感技术的研究及应用[J]. 中国激光, 2017, 44(12): 10.