

doi: 10.7690/bgzdh.2020.06.001

基于神经网络 PSD 算法的 LMD 自适应控制系统

刘广志¹, 王敏¹, 贺雷², 张震¹, 范华献¹

(1. 中国兵器装备集团自动化研究所有限公司智能制造事业部, 四川 绵阳 621000;

2. 长安工业集团有限责任公司工艺研究所, 重庆 401120)

摘要: 为解决送粉式金属直接成形过程中, 会出现机械性能降低、多物理场耦合、机理复杂、工艺参数多、熔池凝固速率较大等问题, 设计一种基于神经网络 PSD 算法的成形过程自适应成形闭环反馈控制系统。根据光学系统实时监测激光熔池的图像信号, 利用图像融合与视觉检测技术构造熔池图像特征集, 对工艺参数与熔池尺寸动态关系进行分析, 构建成形质量精度辨识体系, 通过神经网络 PSD 算法优化, 实现 LMD 成形过程工艺参数的自适应控制。仿真结果表明: 该控制器对熔池宽度有较高的控制精度, 可改善制造工艺成形质量和保证工艺稳定性。

关键词: 增材制造; 自适应控制; 神经网络 PSD; 在线检测; 系统辨识

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

LMD Adaptive Control System Based on Neural PSD Algorithm

Liu Guangzhi¹, Wang Min¹, He Lei², Zhang Zhen¹, Fan Huaxian¹

(1. Department of Intelligent Manufacture, Automation Research Institute Co., Ltd. of China South Industries Group Corporation, Mianyang 621000, China;

2. Institute of Technology, Chang'an Industrial Group Co., Ltd., Chongqing 401120, China)

Abstract: In order to solve the problems of low mechanical properties, multi-physical field coupling, complex mechanism, many process parameters and high solidification rate of molten pool in powder feeding metal direct forming process, etc, a closed-loop feedback control system for adaptive forming process based on neural network PSD algorithm is designed. According to the real-time image signal of laser molten pool monitored by optical system, the image feature set of molten pool is constructed by image fusion and visual detection technology, the dynamic relationship between process parameters and molten pool size is analyzed and the precision identification system of forming quality is constructed. The adaptive control of process parameters in LMD forming process is realized by optimizing the PSD algorithm of neural network. The simulation results show that the adaptive controller has high control accuracy for the width of molten pool, and can obviously improve the forming quality of manufacturing process and ensure the stability of process.

Keywords: additive manufacturing; adaptive control; neural network PSD; on-line detection; system identification

0 引言

增材制造(3D 打印)技术是新工业革命最具标志性的生产工具, 颠覆了传统的产品制造模式, 解决了复杂结构成形问题, 实现了设计引导制造^[1]。送粉式金属直接成形(laser metal deposition, LMD)作为增材制造的一种形式, 是通过快速成形技术和激光熔覆技术有机结合, 以金属粉末为加工原料, 采用高能密度激光束将喷洒在金属基板上的粉末逐层熔覆堆积, 从而形成金属零件的制造技术^[2]。LMD 具有同轴送粉效率高、材料致密性好等优点, 多用于大型零件的增材制造及零件修复工作。

LMD 制造过程中, 如果不对变化的工艺条件进行有效监测与控制, 激光增材制造或修复的零部件会出现机械性能降低、几何精度下降等问题。由于

成形过程中存在多物理场耦合、不稳定因素多、熔池凝固速率较大等问题, 会导致成形零件出现翘曲变形、开裂、尺寸异常等宏观缺陷, 内部则易出现裂纹、气孔、未熔合等不可预知的冶金缺陷^[3-4]。

笔者以 LMD 成形控制系统为研究对象, 利用图像融合与视觉检测等技术构造熔池图像特征, 在线提取熔池重要特征信息, 建立熔池特征参数与显著性工艺参数化的匹配数学模型, 实现成形过程质量系统辨识, 改善再制造工艺质量和提高工艺稳定性, 实现 LMD 制造过程的净成形。

1 控制系统组成

LMD 控制系统以一套具有激光增材制造特殊要求的工控系统(integrated control system, ICS)为核心, 选用德国 Beckhoff-C5102-IPC 作为基本控制

收稿日期: 2020-02-29; 修回日期: 2020-03-18

基金项目: 四川省科技计划项目(2018GZ12)

作者简介: 刘广志(1990—), 男, 辽宁人, 硕士, 助理工程师, 从事机器人自动控制领域和 3D 打印(激光增材)自适应控制系统等研究。
E-mail: 715586765@qq.com.

平台，经二次开发出满足 LMD 生产工艺的控制系统。对下层，ICS 利用 TwinCAT 软件平台，通过 EtherCAT 通信实现对激光器、送粉器等工艺设备的数字 / 模拟量集成控制。上层主要是在 HMI (Beckhoff-P6942) 上，通过 ADS (automation device specification) 通信采用 MFC (C++编程) 进行数据采集与监控系统 (data acquisition and monitoring system, DMS) 开发，来完成 LMD 工艺参数的读写、真空气氛环境和加工成形过程中设备运行状态数据的采集和监控等功能，同时利用嵌入式 PCI 数据采集卡进行熔池图像采集，为后续熔池动态视觉在线检测提供数据支持。LMD 控制系统总体架构如图 1。

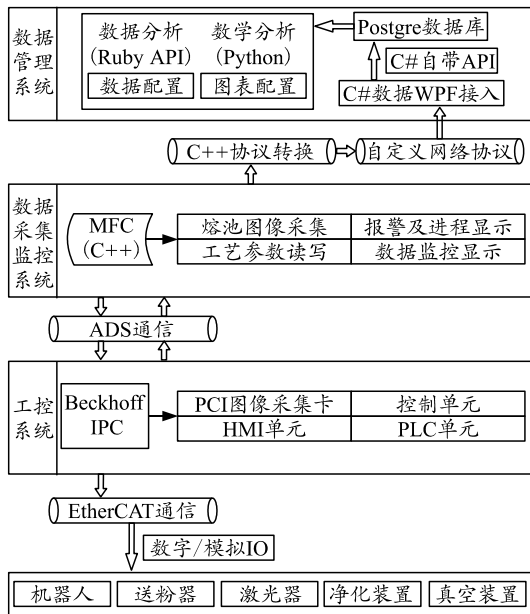


图 1 LMD 控制系统构成框架

为满足对 LMD 成形工艺参数实验中产生的大量工艺数据进行系统管理的功能需求，实现工艺参数管理模块，笔者在 DMS 系统基础上开发工艺数据管理系统 (database management system, DBMS)。DBMS 系统通过数据采集、存储和边缘处理实现。采集部分 MFC 通过 C++ 协议转换程序，利用自定义网络 TCP 协议，将 ICS 控制系统内部变量激光功率 (P)、扫描速度 (v) 等发送出来。在边缘 PC 内，通过 C# 接收程序接收变量数据，并存入 PostgreSQL 数据库中，利用 Python 等对参数进行图表配置。

2 在线检测

在控制系统搭建完成后，为获得自适应系统的闭环输入 (熔覆尺寸)，笔者进行了 LMD 检测系统平台研究。其意义主要在于建立工艺参数—熔池形

态—微观组织—宏观性能之间的联系，并获得熔池的演变过程^[5]。LMD 检测系统核心在于 CCD 检测、双色高温计以及结构光 3 个模块上，由于打印过程的需要，检测模块需要安装在某个固定的载体上，3 个核心模块采集的数据均会交给位于控制系统下的 DBMS 系统，并在 DBMS 下与其他系统数据如材料参数、性能数据等数据融合，寻求获得过程控制的主要简化特征模型和特征量。如图 2 所示，核心是根据光学系统实时监测激光熔池的图像信号，利用图像融合与视觉检测技术构造熔池图像特征集，对熔池图像进行阈值分割、边缘检测、去噪等处理后^[6]，再对熔池进行定位、检测、分割、提取，以得到精准的熔池轮廓。

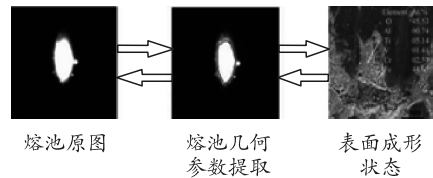


图 2 研究过程

通过提取的轮廓获得熔池宽度、面积、温度梯度等复杂信息，分析成形构件的尺寸精度、微观组织、机械性能等与熔池特征参数的对应关系^[7]。建立熔池特征参数与显著性工艺参数化的匹配模型，在此基础上实现成形过程质量辨识，并将熔池特征信息作为闭环反馈控制的输入信号，实时、自适应调整激光功率与扫描速度等显著性工艺参数，从而改善 LMD 快速成形工艺质量和提高工艺稳定性。

3 控制系统建模

针对 LMD 单道成形过程熔池宽度控制，需要建立工艺参数与熔池宽度的动态变化模型作为自适应控制器设计的根本。笔者主要考虑沉积成形过程中扫描速度对熔池宽度的影响，首先采用阶跃响应辨识实验建立单输入单输出系统模型，以了解单一熔敷参数对成形的影响；然后利用实验数据辨识出单入单出差分方程，建立控制仿真实验时的被控对象模型。

3.1 熔池动态特性分析

控制对象的动态特性是整个控制系统建模的关键，LMD 成形过程熔敷层尺寸的动态特性只在它处于变化状态下才会体现出来。为深入了解熔敷层尺寸动态特性，必须使其处于被激励的状态，如施加一工艺变量的阶跃响应或随机噪声激励等。

笔者采用阶跃响应法来研究 LMD 熔覆成形熔

池动态过程的辨识建模^[8]。为了解单道打印参数对成形的影响，笔者首先采用阶跃响应辨识实验建立单输入单输出系统模型，以熔池宽度 (W_d /mm) 为被控制对象，控制对象为扫描速度， v /(mm/s)。

为了体现成形过程的散热特性，单道实验在基板的侧面进行沉积如图 3 所示。沉积过程中，基板材料为 TC4 钛合金，其他各实验条件见表 1。由于成形道首末两端扫描速度不稳定，两端的熔池尺寸动态特性受多因素影响复杂，其动态特性与成形平稳阶段比较有很大不同，因而在获得的检测数据中应避免采用该处数据。

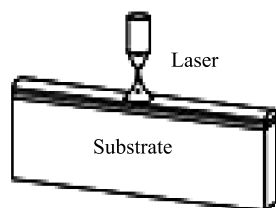


图 3 阶跃实验

表 1 阶跃测试实验条件

P/W	1 500			TC4
D/mm	3	Ar	l/min	20
$R/(r/min)$	1.5		$/mm$	$200 \times 200 \times 8$
l/min	6		$v/(mm/s)$	7

扫描速度阶跃实验中保持扫描速度和送粉量不变，扫描速度正向阶跃值为 $\Delta P=2$ mm/s，功率从 7 mm/s 跳至 9 mm/s；负向阶跃时，脉冲功率阶跃值为 $-\Delta P$ ，成形过程通过 MFC 进行将速度参数写入 ICS 系统的 TwinCAT 中，产生阶跃变化。由于成形道首末两端扫描速度不稳定，其动态特性与成形平稳阶段比较有很大不同；因此，实验中删除了两端数据。

从图 4 可以看出，输出曲线均不存在振荡，可以近似认为该传递函数为 1 阶系统，其传递函数可表示为

$$G(s) = \frac{k}{1 + Ts} \cdot e^{-\tau s} \quad (1)$$

其中： T 为时间常数； k 为增益系数； τ 为时滞常数。进行辨识的目的主要是确定上述各个参数。在 Matlab 的辨识工具箱环境中，系统传递函数 $G(s)$ 的分母阶次 m 和分子阶次 n 都已确定， $m=1$ ， $n=0$ ，令时滞常数 τ 的倍数分别取 0, 1, 2, ..., 比较各个结果的综合误差 FPE 的值，选择误差最小的值时的参数作为时滞常数，并确定传递函数的其他各个特征参数如表 2 所示。

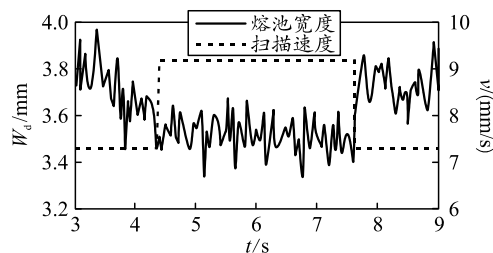


图 4 扫描速度正向阶跃熔宽暂态响应

表 2 激光功率阶跃时熔宽传递函数特征参数 mm

	熔宽 W_d	
	T	2.100 5
K	0.003 9	0.001 6
τ	0.638 7	1.083 5

实验结论：速度增加，工件热输入增加，熔池宽度减小；负向阶跃时，熔宽的时间常数要小于正向阶跃时熔宽的时间常数，说明 TC4 熔覆过程中热输入量降低对成形存在重要影响；正、负向阶跃所引起的熔宽暂态响应的的时间常数和增益系数不同，充分说明 TC4 钛合金沉积制造过程熔池宽度随工艺参数的变化是一个含有时变性、时滞性的复杂过程。

3.2 熔池动态模型辨识

3.2.1 动态信号设计

为了使过程可辨识，输入信号必须满足一定的条件，最低要求是输入信号对过程的动态特性持续激励，即输入信号必须充分激励过程的所有模式。为了获取沉积过程扫描速度对熔池宽度的动态影响的准确信息，设计了多水平扫描速度阶跃实验， v 的取值范围分 4 个等级：7~13 mm/s， $\Delta v=2$ ，以先增后减方式进行，每个速度等级沉积 20 mm 的长度，其他条件与阶跃实验相同。同时利用 CCD 进行取像，频率为 2 Hz，采相周期为 1 张/40 ms。扫描速度持续激励熔宽暂态响应如图 5 所示。

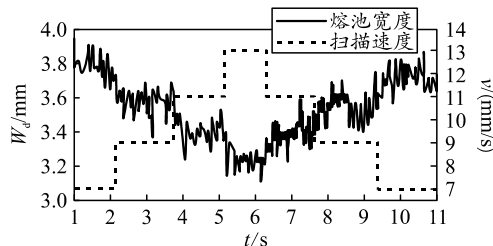


图 5 扫描速度持续激励熔宽暂态响应

3.2.2 系统动态辨识

阶跃实验表明，被控系统为非线性系统。笔者利用 Matlab 软件中的 System Identification 工具箱进行系统动态辨识^[9]。将扫描速度视为输入量，将熔池宽度视为输出量采用非线性系统受控自回归滑

动(auto-regressive exogeneous, ARX)模型来辨识 v 与 W_d 的动态关系模型^[10]。其差分方程为

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-d) + C(z^{-1})e(t) \quad (2)$$

其中: $u(t)$ 和 $y(t)$ 分别对应输入输出量; $e(t)$ 是白噪声; z^{-1} 为延迟因子, $A(z^{-1})$ 等如下式

$$\left. \begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_mz^{-m} \\ B(z^{-1}) &= b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_nz^{-n} \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1z^{-1} + c_2z^{-2} + \dots + c_kz^{-k} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

文中的模型需要确定结构参数:模型的阶次 m 、 n 、 k 和时滞 d 。由于参数较多,辨识过程中,首先确定 2 个参数,变动另外一个参数,找到最小的损失函数,然后固定此参数,在剩余的参数中挑选一个进行上述变动,寻找最小的残差方差,直到所有参数全部变动后,找到最小的残差方差对应参数才是最终的模型参数。最后确定参数为 $n=4$, $m=3$, $k=2$, $d=1$ 。识别出 a_i 、 b_i 、 c_i 后,得到动态关系模型为:

$$\begin{aligned} y(t) &= 0.1385y(t-1) + 1.1225y(t-2) - \\ & 0.07935y(t-3) - 0.2332y(t-4) - \\ & 0.08345u(t-1) + 0.008569u(t-2) + \\ & 0.0596u(t-3) + 0.003271v(t-1) + \\ & 0.86v(t-2) + v(t) \end{aligned} \quad (4)$$

如图 6 所示,利用测试数据验证模型的有效性,拟合结果良好。

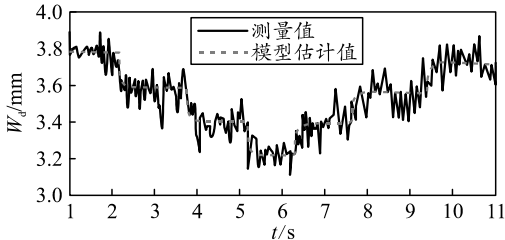


图 6 模型输出与实际输出

4 自适应 PSD 控制器设计

考虑到 LMD 成形过程复杂且易受随机干扰的影响,参数固定的 PID 控制器控制效果很难长期处在最佳的状态。笔者采用 PSD(即比例、求和、微分)算法来完成自适应控制过程。PSD 算法结合神经元学习功能,根据过程误差的几何特性建立性能指标,无过程参数辨识,只需检测过程的期望输出和实际输出,即形成参数自调整闭环控制系统^[11]。

4.1 PSD 控制算法

PSD 控制器结构见图 7, W_s 为熔宽设定值, W_m 为熔宽检测值。转换器接收来自二者的偏差输入,

形成偏差及偏差的求和和微分,单神经网络综合这 3 个输入的作用形成控制量 $u(k)$ 。

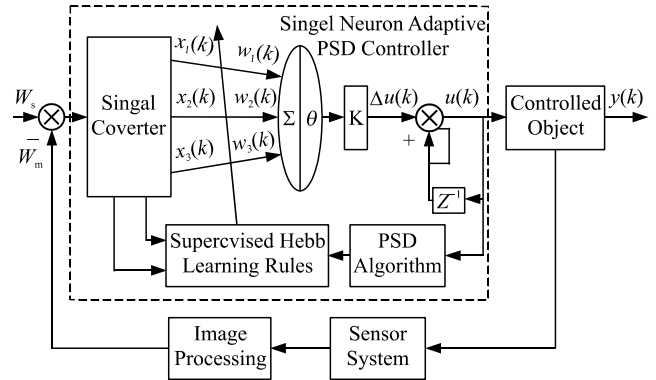


图 7 LMD 单神经元自适应 PSD 算法

单神经元的输入有 3 个变量,分别代表检测熔敷宽度与设定熔敷宽度的偏差、积分、微分。

$$\left. \begin{aligned} x_1(k) &= e(k) - e(k-1) \\ x_2(k) &= e(k) \\ x_3(k) &= e(k) - 2e(k-1) + e(k-2) \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

神经元通过关联搜索来产生控制信号

$$\Delta u(k) = t \sum_{i=1}^3 \varpi_i(k) x_i(k) \quad (6)$$

其中: $\varpi_i(k)$ 为对应 $x_i(k)$ 的加权系数; t 为神经元的比例系数。 $\varpi_i(k)$ 可以表示为

$$\varpi_i(k) = \frac{\omega_i(k)}{\sum_{i=1}^3 |\omega_i(k)|} \quad (7)$$

引入性能指标函数最小化来训练控制器参数:

$$J(k) = \frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)]^2 = \frac{1}{2} [e(k+1)]^2 \quad (8)$$

$J(k)$ 关于 $\omega_i(k)$ 的精度为

$$\frac{\partial J}{\partial \omega_i(k)} = -e(k+1) \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial \omega_i(k)} \quad (9)$$

$\omega_i(k)$ 的变化量为

$$\Delta \omega_i(k) = \omega_i(k+1) - \omega_i(k) = -\eta \frac{\partial J}{\partial \omega_i(k)} \quad (10)$$

对上述算法规范整理后,可得:

$$\left. \begin{aligned} \omega_1(k+1) &= \omega_1(k) + d_p k_e(k+1) x_1(k) \operatorname{sgn} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \\ \omega_2(k+1) &= \omega_2(k) + d_p k_e(k+1) x_2(k) \operatorname{sgn} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \\ \omega_3(k+1) &= \omega_3(k) + d_p k_e(k+1) x_3(k) \operatorname{sgn} \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$