

DOI: 10.3901/JME.2009.03.269

基于神经网络的激光熔覆高度预测*

姜淑娟^{1,2} 刘伟军¹ 南亮亮^{1,2}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所先进制造技术重点实验室 沈阳 110016;
2. 中国科学院研究生院 北京 100049)

摘要: 激光成形过程中, 对熔覆高度进行实时检测, 从而实现熔覆高度闭环控制是成形高质量零件的保证。激光成形过程是一个多参数耦合的非线性过程, 大量激光参数对成形熔覆表面质量具有重要影响。在分析激光参数对熔覆高度影响的基础上, 建立利用激光工艺参数预测熔覆高度的误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络模型, 完成了网络算法设计。通过激光成形试验采集样本, 利用训练样本对所建立的网络进行训练, 完成网络输入输出高度映射关系, 并利用测试样本对所训练的网络进行检验。仿真试验表明, 神经网络熔覆高度预测模型具有很高的精度, 验证了该预测模型在理论和实践上的可行性与有效性。神经网络熔覆高度预测模型为实现激光加工过程熔覆高度实时预测与闭环控制打下基础, 对提高成形产品质量具有重要意义。

关键词: 激光参数 熔覆高度 神经网络 预测模型

中图分类号: TP183

Laser Cladding Height Prediction Based on Neural Network

JIANG Shujuan^{1,2} LIU Weijun¹ NAN Liangliang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacture Technology, Shenyang Institute of Automation,
Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016;

2. Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract: Real-time detection and closed-loop control of laser cladding height is necessary for forming high quality parts. Technological parameters are coupled and the forming process is a non-linear process. A large number of laser parameters affect the quality of the laser cladding surface. Based on the analysis of the influence of laser parameters on cladding height, the BP (Back propagation) neural network prediction model of cladding height is build. The neural network arithmetic is designed and the samples are acquired by laser forming experiment. The training samples are used to train the network to accomplish the mapping relation between input and output of the network. The test samples are used to verify the performance of the trained network. Simulation results indicate that the prediction model has sufficient accuracy. The BP neural network prediction model of cladding height is feasible and valid in theory and in practice. The laser cladding height BP neural network prediction model lays the foundation for real-time height prediction and closed-loop control in laser forming process, and it has great significance for improving the quality of formed parts.

Key words: Laser parameters Laser cladding height Neural network Prediction model

0 前言

金属零件激光成形技术是基于快速成形技术

发展起来的一项新型金属零件加工技术^[1], 以其材料利用率高、无需模夹具, 可成形任意复杂形状零件等优点而成为金属零件加工领域的一个重要发展方向。目前该技术存在的一个最大问题是成形零件的质量问题, 由于其成形过程复杂, 受多种因素影响^[2-4], 极易造成加工环境不稳定, 使得成形零件的质量难以保证, 成形精度较差, 成形零件往往需要

* 中国科学院知识创新资助项目(F040208)。20080612 收到初稿, 20081118 收修改稿

经过复杂的后续处理才能使用,这无疑加大了生产成本,也延长了生产周期,成为限制该技术在工业上普遍应用的一个重要原因。

加工参数的不稳定,对成形零件质量有重要影响——熔覆层高度不均匀、成形零件几何外形具有较大偏差、加工表面不平整、出现孔洞或裂纹等现象,甚至还会影响到成形零件的内部组织性能,影响零件的力学或化学性能。当加工过程中出现这些现象时,如果不及时调整加工参数进行补偿,就会由于缺陷的累积造成成形效果越来越差,甚至导致最终成形功能零件的失败。要保证成形零件的质量和精度,就必须实现加工过程的实时监测与闭环控制。目前国际上对激光直接成形过程的闭环控制研究主要是通过监测熔池温度、熔覆层高度、熔池形状的变化来控制激光输出功率、送粉速度、激光扫描速度等工艺参数,从而保证成形金属零件的尺寸精度^[5]。而文献[5]又指出,对于确定材料而言,当激光功率增大到一定值时,熔池内的金属溶液大多已达到了热饱和,温度累积效应并不显著,而监测金属熔池的熔覆高度更具有实际意义。由于成形熔覆厚度极薄,大约为 0.05~2.00 mm^[2],加之工作现场高温、强光、烟雾等恶劣环境,为熔覆高度检测带来了很大难度。目前,国际上对激光熔覆高度的检测主要是利用高精度传感器进行直接测量的,例如,美国 Sandia 国家实验室的 GRIFFITH 等^[6],利用激光三角测量原理对熔覆层厚度进行了实时检测;美国密执安大学 MAZUMDE 等^[7],设计了在 360°圆周上排布三个监测装置同时对熔池进行监测,通过对监测结果的分析,得出准确的沉积高度。国内清华大学宁国庆等^[5]利用具有瞄准性的红外双色探头检测熔覆凸凹点。尽管以上一些检测方案实现了熔覆高度测量,但实施起来都有一定的难度,对测量元件精度要求较高,测量过程易受周围环境影响,测量精度很难保证。寻求一种简单、高精度的检测方法成为该研究领域面临的一项重要任务。

近年来,随着计算机技术与神经网络技术的发展,利用人工神经网络强大的非线性信息处理能力,神经网络在复杂非线性工程建模中得到了广泛应用。尤其是神经网络在自动焊接领域熔池深度和焊缝宽度检测中的成功应用^[8-9],对本课题的研究起到了很大的启示作用,建立了利用激光工艺参数预测熔覆高度的神经网络模型。通过试验与分析掌握了激光参数对熔覆高度的基本影响规律,利用对熔覆高度具有重要影响的激光参数作为神经网络输入,完成了误差反向传播(Back propagation, BP)神经网络算法设计,通过试验采集了样本,将采集样本随

机分成三部分,一部分作为训练样本用来训练网络,一部分用作确认样本,防止网络“过拟合”,一部分用作测试样本,用来检验所建立网络模型的性能与泛化能力。将训练好的神经网络应用到加工过程中,实现熔覆高度在线预测,在熔覆高度出现缺陷处通过调整加工参数,从而保证成形的熔覆层厚度均匀一致。因此,熔覆高度的精确预测,为实现加工过程闭环控制打下基础,对提高成形产品质量具有重要意义。

1 熔覆高度影响因素分析

金属粉末激光成形过程中,熔覆高度是由多个激光参数共同决定的,激光工艺参数对熔覆高度的影响呈非线性变化,且各参数之间具有复杂的耦合关系,难以建立统一的数学公式。参数的不稳定性往往造成实际成形熔覆高度与预先设定的分层厚度不一致,这种状况如果得不到及时的调整,就会由于参数之间的耦合作用而产生恶劣的连锁反应:成形是在激光负离焦状态下进行的,当实际成形高度小于分层厚度时,累积加工数层之后,造成负离焦量减少,随之带来的是光斑面积的减小和激光功率密度的增强,对熔覆的外观尺寸以及内部组织性能都有一定的影响;反之,当加工的熔覆高度大于分层厚度时,在多层成形之后就会造成激光能量不足而导致粉末无法充分重熔凝固、粉末难以实现冶金结合,也会对成形零件的内部组织性能造成影响。以下分析了激光加工过程中的几个重要参数对成形熔覆高度的影响。

1.1 激光功率对熔覆高度的影响

激光功率决定了激光比能量和光束功率密度,是熔池获得能量多少的决定因素。激光功率越大,熔池获得的能量越多,在粉末充足的情况下,熔覆高度随着激光功率的增大而增高。但当粉末量一定时,情况将发生变化,激光功率在一定范围内,熔覆高度随激光功率的增大而增高,超过这个范围,熔覆高度随着功率的增大反而减小,这是由于激光功率和送粉量之间存在一个最佳匹配,当功率小于这个匹配值时,粉末的利用率随激光功率增大而变大,也就是有更多的粉末参与熔覆成形,使得熔覆层高度增加,反之情况相反。

为验证以上分析结论,进行了多次激光功率与成形熔覆高度试验。在激光扫描速度为 3 mm/s,送粉速率为 8 g/min(其他试验参数选择与表中相同)的条件下,进行了激光功率对熔覆高度影响试验。图 1 是根据试验结果绘制的激光功率对熔覆高度影

响曲线。

表 样本采集试验条件

名称	参数
激光功率 P/W	700, 800, 900, 1 000, 1 100
送粉速率 $v_1/(g \cdot \text{min}^{-1})$	8, 10, 12, 14, 16
扫描速度 $v_2/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	3, 4, 5, 6
保护气体	氩气
载气流量 $q/(\text{L} \cdot \text{min}^{-1})$	2.67
光斑直径 D/mm	3
材料	Ni60 合金粉末
粉末粒度 d/mm	0.075

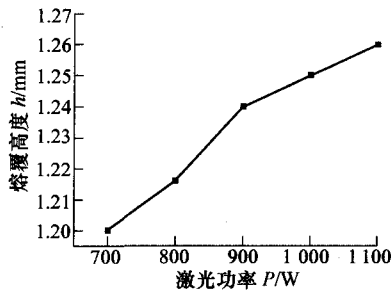


图1 激光功率对熔覆高度的影响

从图1可以看出,激光功率在700~1100 W范围内,熔覆高度随激光功率的增加呈非线性上升趋势。

1.2 送粉速率对熔覆高度的影响

送粉速率对熔覆高度有着显著的影响^[10],送粉速率决定了单位时间内熔池获得粉末量的多少,在熔池获得能量充足的情况下,送粉速率越大,熔池获得的粉末越多,熔覆高度随之增大,反之,熔覆高度随送粉速率的降低而减小。但在一定的激光功率下,太大的送粉速率会导致粉末吸收能量的不足,粉末不能充分熔化,反而影响熔覆层质量。

在激光功率为900 W,扫描速度为3 mm/s(其他试验参数选择与表中相同)的条件下,进行了送粉速率对熔覆高度影响试验。图2是根据试验结果绘制的在一定范围内送粉速率对熔覆高度影响曲线。

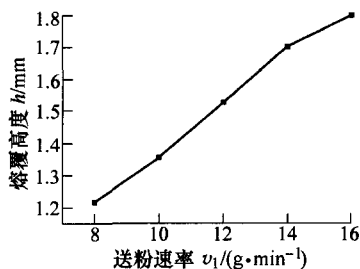


图2 送粉速率对熔覆高度的影响

从图2可以看出,送粉速率在8~16 g/min范围内,熔覆高度随送粉速率的增加而增高。

1.3 扫描速度对熔覆高度的影响

扫描速度越快,同轴送粉器单位时间内流入熔池的粉末数量就越少,熔池获得的激光能量也越少,

光束与粉末、基材的交互作用时间越短,熔化的粉末数量也就越少,使得熔覆层厚度下降。此外,过快的扫描速度容易引起基材和粉末吸收激光能量不足,基材无法充分重熔,加之不能充分熔化的金属粉末,使得相邻熔覆层非冶金结合,层内组织疏松,性能较差,无法达到功能零件的要求。反之,随扫描速度减慢,单层熔覆厚度会随之增加,但过慢的扫描速度使得激光与粉末作用时间过长,不仅会造成金属零件的汽化、氧化及过烧等缺陷,而且降低了成形效率。总之,激光功率、扫描速度和送粉速率对熔覆高度的影响规律都是在各参数的一定范围内成立的,并且各参数之间搭配要合理。

在激光功率为700 W,送粉速率为8 g/min(其他试验参数选择与表中相同)的条件下,进行了扫描速度对熔覆高度影响试验。图3是根据试验结果绘制的在一定范围内扫描速度对熔覆高度影响曲线。

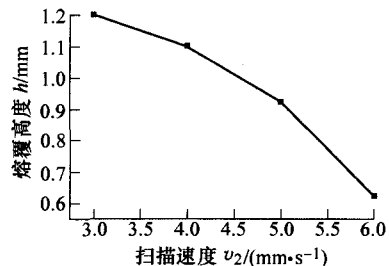


图3 扫描速度对熔覆高度的影响

从图3可以看出,扫描速度在3~6 mm/s范围内,熔覆高度随扫描速度的增加而减小。

1.4 其他参数对熔覆高度的影响

载气流量和光斑直径也都对熔覆高度具有一定的影响,载气流量太低,气流无法有效地约束粉末流,粉末成发散状喷出,降低了成形熔覆高度,载气流量太大也无法有效的约束粉末流,甚至还会产生粉末碰撞飞溅等现象,也不利于成形熔覆层,通常载气流量在2.5~15.0 L/min较为合理。光斑尺寸增大有利于形成大尺寸的熔池,进入熔池的粉末就会越多,因而有利于增大熔覆高度,但太大的光斑尺寸会显著的降低激光功率密度,由此会产生粘粉、孔洞、结合强度下降等一系列缺陷,在本试验中,将光斑尺寸约束在2~4 mm之内比较合理。此外,激光的离焦量影响光斑直径,进而影响激光功率密度,对熔覆高度产生影响,基体材料的性质以及基体的预热程度也都对成形的熔覆高度具有一定的影响。

2 神经网络熔覆高度预测过程

神经网络熔覆高度预测模型是利用神经网络

建立的利用激光成形工艺参数预测熔覆高度的系统。网络通过对样本的学习与训练调整网络权值,从而建立输入参数与输出参数之间高精度的映射关系,将训练好的模型应用到加工过程中,利用当时的工艺参数即可预测熔覆高度,从而达到熔覆高度的在线检测与闭环控制目的。模型在激光加工过程中的具体应用过程是:首先通过在线学习,利用训练样本建立一个高性能、强泛化能力的熔覆高度预测神经网络,将训练好的网络应用到加工过程中,在进行某层加工之前,利用当时的激光参数,即系统输入,通过网络映射关系求出熔覆高度,即系统输出,当预测高度值偏离计算机分层厚度值时,利用控制系统及时调整激光工艺参数,进行重新预测,使得预测值与理论值偏差小于阈值,从而得到均匀一致的成形熔覆层,保证最终成形零件具有较高的外形尺寸精度。其工作过程如图4所示。

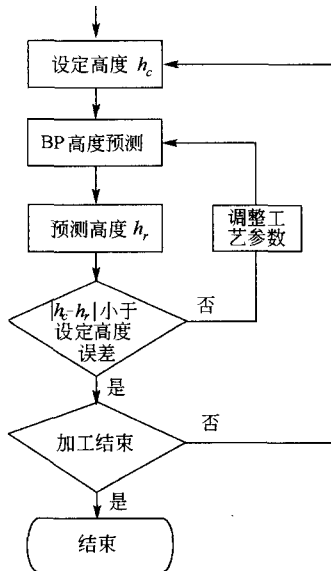


图4 神经网络熔覆高度预测过程

3 熔覆高度预测模型的建立

3.1 BP神经网络建模

熔覆高度预测模型网络选择的是前向型神经网络中的BP神经网络,前向型神经网络通常比较适合于预测、模式识别以及非线性函数逼近,其中的BP神经网络以其具有逼近能力强、训练算法简单明确、计算量小、并行性强等优点,同时其缺点也可以通过改进算法得到优化,因此该方法在工程实际应用中最为广泛。

基于以上激光工艺参数对熔覆高度的影响规律分析,考虑到工艺参数的易控性,确定网络的输入参数为激光功率、扫描速度和送粉速率,系统输出为熔覆高度。

BP神经网络算法通过两个阶段完成学习过程:第一阶段,网络前向传播,从网络前层向后计算各神经元的输出;第二阶段,误差反传调整权、阈值,基于梯度下降法从网络后层向前修改网络权值和阈值。两个阶段交替计算,直到收敛,完成网络学习。图5是具有三层的典型BP神经网络结构示意图。

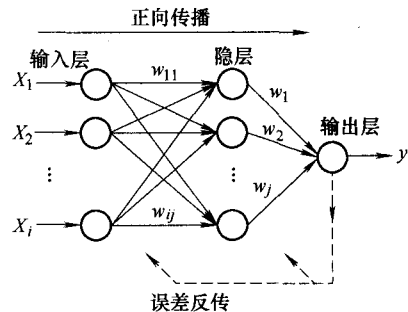


图5 BP神经网络结构示意图

网络具体算法介绍如下。

3.1.1 BP神经网络前向传播算法

本设计采用三层BP神经网络,输入层具有三个节点,中间隐层为 M 个节点,输出层为一个节点。 U_i 为输入层节点 i 的输出($i=1\sim 3$), U_{pj} 是隐层节点 j 的输入($j=1\sim M$), U_j 是隐层节点 j 的输出, y 为网络的最终输出。隐含层的第 j 个节点的输入写为

$$U_{pj} = \sum_{i=1}^3 w_{ij} U_i \quad (1)$$

第 j 个节点的输出为

$$U_j = f(U_{pj}) \quad (2)$$

f 为节点激活函数

$$f(U_{pj}) = \frac{1}{1 + \exp(-U_{pj} - \theta)} \quad (3)$$

式中 θ 为阈值。

第 j 个节点的输出 U_j 将通过加权系数 w_j 向前传播到输出节点,这里输出节点只有一个,其输入为 U_p ,输出为 y

$$U_p = \sum_{j=1}^M w_j U_j \quad (4)$$

式中 M 为隐层节点数。输出层节点的实际网络输出为

$$y = f(U_p) \quad (5)$$

3.1.2 BP网络权值的调整规则

设给定 N 个样本 $(x_k, y_k)(k=1,2,\dots,N)$,每一样本的输入输出模式对的二次型误差函数定义为

$$E_k = \frac{1}{2}(d_k - y_k)^2 \quad (6)$$

式中 d_k ——期望输出

y_k ——实际输出

输出层权系数调整如下。权值调整公式为

$$w_j = w_j + \Delta w_j \quad (7)$$

式中 Δw_j 为权系数修正值。

$$\Delta w_j = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_j} \quad (8)$$

式中 $\eta > 0$, η 为步长。

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_j} = \frac{\partial E_k}{\partial U_p} \frac{\partial U_p}{\partial w_j} \quad (9)$$

定义反传误差信号 δ_k 为

$$\delta_k = (d_k - y_k) f'(U_p) = y_k(1 - y_k)(d_k - y_k) \quad (10)$$

由此可得输出层的神经元权系数的修正公式为

$$\Delta w_j = \eta y_k(1 - y_k)(d_k - y_k) U_j \quad (11)$$

隐含层权系数调整

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial U_{pj}} U_i = \eta \delta_j U_i \quad (12)$$

$$\delta_j = f'(U_{pj}) \delta_k w_j \quad (13)$$

对于隐含节点 j

$$\Delta w_{ij} = \eta U_j (1 - U_j) \delta_k w_j U_i \quad (14)$$

权值调整为

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij} \quad (15)$$

3.1.3 BP 学习算法的计算步骤

BP 学习算法的计算分以下几个步骤。

(1) 网络初始化。用较小的随机数对每一层的权值 w 和阈值 θ 初始化。

(2) 提供训练样本集。即提供输入矢量 U 和期望输出 D 样本对。

(3) 计算实际输出。按式(2)、(5)计算隐含层、输出层各神经元的输出。

(4) 按式(6)计算目标值与实际输出的偏差 E_k 。

(5) 按式(11)计算 Δw_j , 按式(7)修正权值。

(6) 按式(14)计算 Δw_{ij} , 按式(15)修正权值。

(7) 返回(2)重复计算, 直到误差 E_k 满足要求为止。

若网络输出值与期望值 d_k 不一致, 则将其误差信号从输出端反向传播, 并在传播过程中对加权系数不断修正, 使在输出层节点上得到的输出结果尽可能接近期望输出值 d_k 。对于 N 个样本对, 按上述步骤(1)~(7)逐个完成网络加权系数的调整, 直到完成 N 个样本的训练学习为止。

3.2 试验样本采集

采用 BP 神经网络方法建模的首要前提条件是有足够多、典型性好和精度高的样本。为保证试验数据的精确度, 通过人为进行大量试验, 之后对样件进行测量获得试验样本。样本获取试验设备为 3 kW 二氧化碳激光器, 同轴送粉器, 试验采用加工薄壁墙的形式, 其他条件如表所示。

具体过程为: 激光功率、送粉速率和扫描速度为变量, 每次固定其中的两个参数, 改变另一个参数值, 完成 10 层 25 cm 长薄壁墙的加工, 试验中其他工艺参数采用表中值, 并在过程中保持不变, 加工试验完成后, 对最终成形效果进行观察, 如果成形效果良好、无缺陷, 则对其进行样本数据采集, 样本输入为加工试验样件时采用的激光功率、扫描速率和送粉速度参数值, 样本输出通过测量获得, 利用游标卡尺对该样件, 即薄壁墙高度进行多次测量, 求平均值作为该组样本输出值。最终获得试验样本 100 组。

3.3 样本仿真试验

利用以上获取的样本对所建立的网络进行训练及仿真, 具体步骤如下。

(1) 输入样本归一化处理, 归一化的结果位于 [0.1, 0.9] 区间, 使输入落在神经元传递函数梯度较大的地方, 避开 S 型函数饱和区域, 能够提高网络效率并使建立的模型具有一定的外推能力。归一化公式如下

$$x = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.8 + 0.1 \quad (16)$$

当输出层节点采用 Sigmoid 转换函数时, 输出变量也要进行相应的预处理。

(2) 网络参数的初始化, 网络权值及阈值初始化, 设定目标精度, 收敛误差界值 E_{\min} , 最大学习次数, 隐层结点数、学习率的最佳值。

(3) 为监控训练(学习)过程, 使之不发生“过拟合”和提高网络模型的性能和泛化能力, 将样本数据随机分成训练样本、确认样本和测试样本三部分, 当然, 数据分组时还应尽可能考虑样本模式间的平衡。其中 60 组作为训练样本, 10 组作为确认样本, 30 组作为测试样本。训练样本用以计算梯度和修正网络的权值和阈值, 确认样本采用提前终止法避免网络“过适配”, 测试样本用于检测网络性能。

(4) 给定输入/输出样本对, 按照第 3.1 节 BP 神经网络算法训练网络, 从网络的前层向后层逐步计算网络输出; 计算网络的目标函数; 判断网络误差; 反向传播的计算, 试验经多次调整参数, 反复

训练以获得网络的最佳参数值和最佳权值、阈值,网络训练过程误差曲线如图 6 所示,保存训练好的网络,以用于加工过程熔覆高度在线预测。

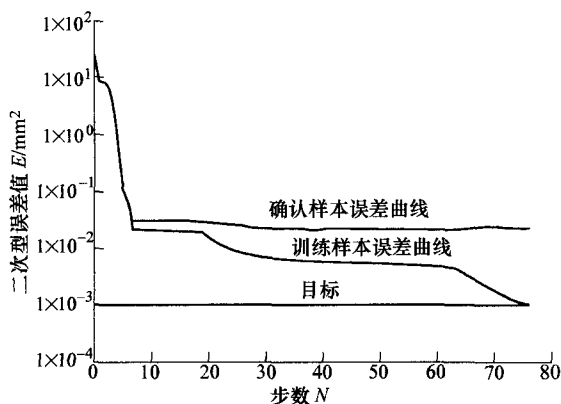


图 6 训练过程误差曲线

(5) 利用所保存的网络对测试样本进行仿真,以检验网络的性能及泛化能力。利用测试样本输入,通过网络预测获得的输出熔覆高度值和测试样本实际输出值的比较如图 7 所示。

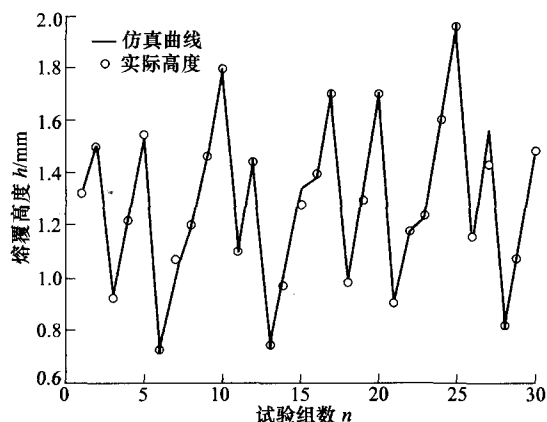


图 7 测试样本仿真结果

网络方均误差定义为

$$E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (d_k - y_k)^2 \quad (17)$$

式中 d_k 为样本输出值, y_k 为网络输出值, N 为样本个数。

利用测试样本对所训练的网络进行仿真,试验结果显示测试样本方均误差为 0.0091 mm^2 ,与训练样本的方均误差比较接近,所以网络的性能比较好,并具有一定的泛化能力。仿真曲线能够以较高的精度逼近实际值,说明了熔覆高度预测模型的可行性与有效性,利用该模型预测熔覆层高度比较准确,将其应用到激光加工过程中对各熔覆层高度进行预测,具有实用价值。

4 结论

(1) 本文分析了激光加工参数与熔覆高度的关系,并通过试验的方法,绘制了激光功率、扫描速度、送粉速率与熔覆高度之间的变化趋势曲线,对实际加工过程参数选择提供了一定的参考。

(2) 建立了 BP 神经网络熔覆高度预测模型,根据试验数据训练了网络并进行了检验,测试样本的仿真结果表明该网络对熔覆高度预测具有较高的精度,验证了熔覆高度预测模型的理论可行性与实践中的有效性,为激光加工过程闭环控制打下了基础。

(3) 将该预测模型应用到激光加工过程中对各层熔覆高度进行预测,在预测高度偏离理想高度时及时调整加工参数,对成形表面均匀一致的熔覆层,提高成形产品质量具有重要意义。较之熔覆高度直接测量法,该方法简单易行,不受环境因素影响,将其应用到激光成形过程检测与闭环控制中具有很高的实用价值。

参 考 文 献

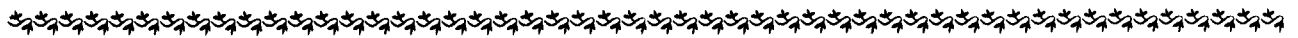
- [1] 尚晓峰,刘伟军,王天然,等. 金属粉末激光成形扫描方式[J]. 机械工程学报, 2005, 41(7): 99-102.
SHANG Xiaofeng, LIU Weijun, WANG Tianran, et al. Scanning model of the metal powder laser shaping [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(7): 99-102.
- [2] TOYSERKANI E, KHAJEPOUR A, CORBIN S. Laser cladding[M]. New York: CRC Press, 2005.
- [3] TOYSERKANI E. Modeling and control of laser cladding by powder injection[D]. Waterloo, Ontario, Canada: University of Waterloo, 2003.
- [4] KOBRYN P A, MOORE E H, SEMIATIN S L. The effect of laser power and traverse speed on microstructure, porosity, and build height in laser deposited Ti-6Al-4V [J]. Scripta Materialia, 2000, 43(4): 299-305.
- [5] 宁国庆,钟敏霖,杨林,等. 激光直接制造金属零件过程的闭环控制研究[J]. 应用激光, 2002, 22(2): 172-176.
NING Guoqing, ZHONG Minlin, YANG Lin. Research about close-loop control system during laser direct manufacturing metallic component[J]. Applied Laser, 2002, 22(2): 172-176.
- [6] GRIFFITH M L, HOFMEISTER W H, KNOROVSKY G A, et al. Direct laser additive fabrication system with image feedback control: United States, 6459951[P]. 2002-10-01.

(下转第 281 页)

- [14] 张持重, 李冬梅, 庞绍平, 等. 采用 X 射线法测算金属材料内部残余应力的研究[J]. 吉林化工学院学报, 2001, 18(4): 73-75.
ZHANG Chizhong, LI Dongmei, PANG Shaoping, et al. Study on the interior residual stress of metal surveyed by X-ray method[J]. Journal of Jilin Institute of Chemical Technology, 2001, 18(4): 73-75.
- [15] 袁发荣, 伍尚礼. 残余应力测试与计算[M]. 长沙: 湖南大学出版社, 1987.
YUAN Farong, WU Shangli. Measurement and calculation of residual stress[M]. Changsha: Hunan University Press, 1987.
- [16] 米谷茂. 残余应力的产生和对策[M]. 朱荆璞, 邵会孟, 译. 北京: 机械工业出版社, 1983.
MAU Rice. Formation and countermeasure of residual stress[M]. ZHU Jingpu, SHAO Huimeng, translated. Beijing: China Machine Press, 1983.
- [17] 林钢, 林慧国, 赵玉涛. 铝合金应用手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
LIN Gang, LIN Huiguo, ZHAO Yutao. Application manual of aluminium alloy[M]. Beijing: China Machine Press, 2006.
- [18] 王祝堂, 田荣璋. 铝合金及其加工手册[M]. 长沙: 中南工业大学出版社, 1989.
WANG Zhutang, TIAN Rongzhang. Aluminium alloy and processing manual[M]. Changsha: Central South University of Technology Press, 1989.

作者简介: 郑卜祥, 男, 1980 年出生。主要研究方向为工艺装备的设计制造以及焊接自动化和焊接结构的分析。

E-mail: hopezbx@emails.bjut.edu.cn



(上接第 274 页)

- [7] MAZUMDER J, DUTTA D, KIKUCHI N, et al. Closed loops direct metal deposition: art to part[J]. Optics and Laser Engineering, 2000, 34: 397-414.
- [8] 罗勇, 张华, 徐健宁. TIG 熔敷堆焊焊缝宽度的 BP 神经网络建模[J]. 焊接技术, 2006, 35(2): 10-12.
LUO Yong, ZHANG Hua, XU Jianning. BP neural networks modelling of TIG deposit surfacing weld width [J]. Welding Technology, 2006, 35(2): 10-12.
- [9] 虞剑. GMAW 焊熔池信息识别及熔深控制技术研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2004.
YU Jian. Research on identification of GMAW weld pool information and control of penetration[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2004.
- [10] 杨林, 钟敏霖, 黄婷, 等. 激光直接制造镍基高温合金零件成形工艺的研究[J]. 应用激光, 2004, 24(6): 345-349.
YANG Lin, ZHONG Minlin, HUANG Ting, et al. The study of parameters for laser direct manufacturing Ni based super-alloy[J]. Applied Laser, 2004, 24(6): 345-349.

作者简介: 姜淑娟, 女, 1977 年出生, 博士研究生。主要研究方向为激光快速成形、检测与控制等。

E-mail: jiangshujuan@sia.cn

刘伟军, 男, 1969 年出生, 博士, 研究员, 博士研究生导师。主要研究方向为非接触式自由曲面三维测量与反求技术、快速成形技术、快速模具制造技术等。完成多项自然科学基金、863 及国家、省市重大科研项目。

E-mail: wjliu@sia.cn

南亮亮, 男, 1980 年出生, 博士研究生。主要研究方向为激光快速成形技术。

E-mail: nanliang@sia.cn

