

基于 NSGA-II 算法的同轴送粉激光熔覆 工艺多目标优化

赵凯*, 梁旭东**, 王伟, 杨萍, 郝云波, 朱忠良

上海航天设备制造总厂有限公司, 上海 200245

摘要 同轴送粉激光熔覆工艺的稳定性受诸多因素的影响,其工艺参数难以寻优。通过设计以工艺参数(激光功率、送粉速度、扫描速度)为输入、以反映熔覆层形貌和质量的特征参数为响应的中心复合实验,对比分析了响应曲面法的回归模型与神经网络对单道熔覆结果的预测效果。采用多目标优化算法 NSGA-II 对三个工艺参数进行优化求解。结果表明:采用优化后的参数进行激光熔覆的修复件表面硬度增大了 17.11%,基体热影响区深度减小了 13.90%,熔覆效率增大了 6.10%。

关键词 激光技术; 激光熔覆; 工艺参数; 神经网络; 遗传算法; 工艺优化

中图分类号 TG665

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.0102004

Multi-Objective Optimization of Coaxial Powder Feeding Laser Cladding Based on NSGA-II

Zhao Kai*, Liang Xudong**, Wang Wei, Yang Ping, Hao Yunbo, Zhu Zhongliang

Shanghai Aerospace Equipments Manufacturer Co., Ltd., Shanghai 200245, China

Abstract The stability of coaxial powder feeding laser cladding process is affected by many factors, which makes it difficult to estimate the optimal process parameters. This study designs a central composite experiment, which considers the process parameters (laser power, powder feeding speed, and scanning speed) as input and outputs the characteristic parameters that reflect the cladding morphology and quality. The regression model and neural network in the response surface method are applied to the prediction of the single-pass cladding results, and their effects are compared. Based on this, a multi-objective optimization algorithm, i. e., the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II), is used to optimize the three aforementioned process parameters. The results denote that the optimized process parameters can improve the surface hardness of the repaired parts by 17.11%, reduce the depth of the base heat-affected zone by 13.90%, and improve the cladding efficiency by 6.10%.

Key words laser technique; laser cladding; process parameter; neural networks; genetic algorithm; process optimization

OCIS codes 140.3390; 140.3460; 350.3390

1 引 言

近些年来,能源、航空航天等高端制造领域的零件呈现出加工技术先进、结构复杂等特征^[1],从而增大了零件维修的难度。同轴送粉激光熔覆技术能够在破损零件表面熔覆异种材料,使其达到甚至超过原有零件的性能^[2-3]。将激光熔覆技术应用于高附加值零件的修复,能产生巨大的经济效益。

虽然现在的激光熔覆技术比早期的有了很大进步,但熔覆层的多孔性^[4-5]、裂纹^[6-7]、表面不平整^[8]等问题依然存在,这些问题大多是激光熔覆工艺参数不匹配导致的。随着对激光熔覆技术的深入研究,优化工艺参数已经成为提升工业产品质量的有效手段。获得新材料最佳熔覆工艺参数的传统方法具有成本高、效率低等缺点,因此,正交法^[9-10]、田口法^[11]、响应曲面法^[12-13]等实验设计方法被广泛用于

收稿日期: 2019-07-29; 修回日期: 2019-08-28; 录用日期: 2019-09-26

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(51705328)、上海市青年科技英才扬帆资助项目(17YF1408500)

* E-mail: zkdlut@163.com; ** E-mail: fengshenxiaoxu@163.com

建立熔覆工艺参数与输出响应之间的关系模型,进而对参数进行优化设计。在激光熔覆过程中,光、粉、气各相之间的相互耦合使得输入层和输出层之间具有复杂的映射关系,如果建立的回归模型精度不高,就难以将其应用于进一步的参数优化。机器学习领域中的一些算法,如神经网络^[14-15]、支持向量机^[16]等可以解决这种复杂映射下的回归问题,将机器学习方法应用于工艺参数预测已成为一种趋势。

激光熔覆修复过程中的熔覆参数相互耦合,并且往往修复质量和修复效率不能兼得,因此参数优化过程是一个复杂的多目标优化问题。多目标优化获得的是被优化目标的非劣解集,各种优化算法之间存在较大差异,当前研究采用的算法有 SPEA^[17] (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)、Micro-GA^[18] (Micro Genetic Algorithm)、PAES^[19] (Pareto-archived Evolution Strategy)等。非支配排序遗传算法(NSGA-II)在机械加工优化领域已被证实卓有成效^[20-21],能有效解决普通遗传算法易于生成单个目标函数极端最优解的现象。

本文基于 NSGA-II 算法对汽轮机阀座零件的同轴送粉激光熔覆修复工艺参数的优化进行了研究。首先,采用回归分析、BP(back propagation)神经网络定量描述加工性能与加工工艺参数之间的关系;然后,基于 NSGA-II 算法的优化思想,将工艺参数视为决策变量,制定约束关系与目标函数,用于最小化或最大化一些特征值,以提高熔覆性能与熔覆效率;最后,采用优化后的工艺参数完成汽轮机阀座零件的修复。

2 实验材料与方法

本单位自主研发的机器人型激光熔覆设备由 TruDisk 6002 型激光器、六轴机器人、双筒送粉器、水冷机、操作台等组成。激光熔覆原理如图 1 所示,可以看到,金属粉末随高纯氩气流动经熔覆头送粉喷嘴汇聚于一点。激光束由熔覆头镜组会聚于工作平面,并在基体表面形成熔池,同时合金粉末被输送入熔池发生冶金反应。随着激光熔覆头移动,熔池迅速凝固并形成熔覆层,经层层扫描堆叠形成具有一定厚度的修复层。高速相机用于实时监测熔池形貌,以保证稳定的加工过程。

本实验拟对图 2 所示的汽轮机阀座零件进行修复,该零件在使用过程中极易造成环内壁挤压受损。阀座材料为 20 钢,该钢强度低,韧性、塑性和焊接性较好。修复前对该零件表面进行热处理,以利于修

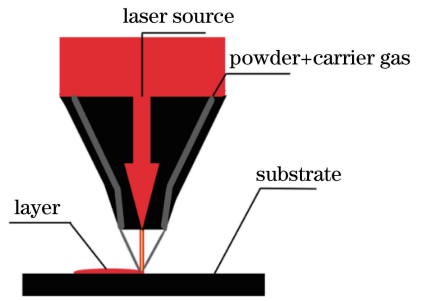


图 1 激光熔覆原理图

Fig. 1 Laser cladding schematic

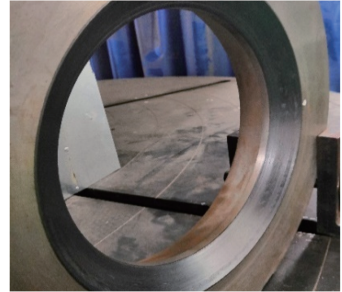


图 2 表面损坏的汽轮机阀座

Fig. 2 Surface damaged steam turbine seat

复过程的进行。修复材料选用球形 Inconel625 粉末,其扫描电子显微镜(SEM)形貌如图 3 所示。Inconel625 粉末材料具有优异的耐蚀性和较高的强度,同时具有良好的加工性和焊接性,无焊后开裂敏感性,熔覆成形的合金具有较高的屈服强度和良好的疲劳性能。阀座基体和修复材料的性能与主要成分分别见表 1、2。

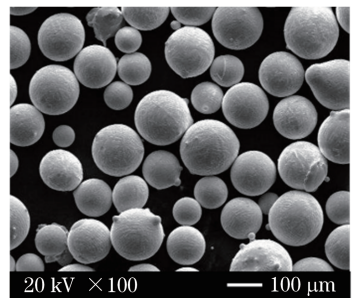


图 3 Inconel625 粉末的 SEM 形貌

Fig. 3 SEM image of spherical Inconel625 powder

通常,离焦量等工艺参数的设定会影响光斑和粉斑的匹配,参数设置不当会导致激光的热能不能完全作用于金属粉末,且在这个过程中会有少量气体进入到熔覆层中,从而导致熔覆层中出现熔渣、气孔等缺陷,影响界面的结合性能。同时,熔覆层两侧的润湿角过大也会导致其抗冲击能力较差,界面结合不好。单道熔覆层的常见缺陷如图 4 所示,主要为表面粗糙不平和内部孔隙缺陷。

表 1 基体和修复材料的性能

Table 1 Performances of matrix and repaired materials

Material	Melting point / °C	Density / (g·cm ⁻³)	Tensile strength /MPa	Yield strength /MPa	Brinell hardness /HB
Steel 20	1398-1454	7.93	410	245	156
Inconel625	1290-1350	8.4	827	414	220

表 2 基体和修复材料的主要成分

Table 2 Main compositions of matrix and repaired materials

Material	Mass fraction /%						
	Cr	Mo	C	Si	Mn	Nb	Fe
Steel 20	0.25	8	0.17-0.24	0.17-0.37	0.70-1.00	3.15	Bal.
Inconel625	23	8	-	-	-	4.15	5

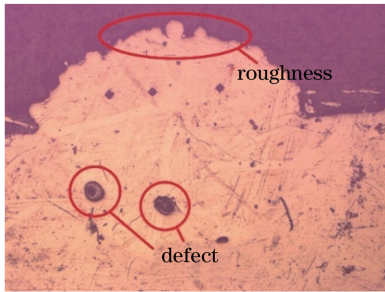


图 4 单道熔覆层常见缺陷

Fig. 4 Common defects in single-pass cladding layer

为了保证光斑和粉斑的匹配,熔覆参数见表 3。

表 3 熔覆参数

Table 3 Cladding parameters

Parameter	Content
Distance from nozzle to substrate /mm	12
Laser beam diameter at substrate /mm	2.5
Shielding gas	Argon
Powder transport gas	Argon
Powder transport gas flow rate / (m ³ ·h ⁻¹)	0.425

激光功率、扫描速度和送粉速度是影响熔覆层形貌最主要的工艺参数,实验选择这三个变量作为模型的输入。同轴送粉激光熔覆修复的优化目标需要考虑熔覆层的尺寸参数和性能参数,尺寸参数包

括熔高、熔宽、熔深和热影响区(HAZ)深度,这些参数的测量方法如图 5 所示。汽轮机阀座修复的主要目的是保证修复体表面具有足够大的硬度,因此在实验中测定了单道熔覆层的显微硬度,测定方法如图 6 所示,即在基体平面上,在熔宽的四等分点取 A、B、C 三个等间距的点进行测定,最后取其平均值。

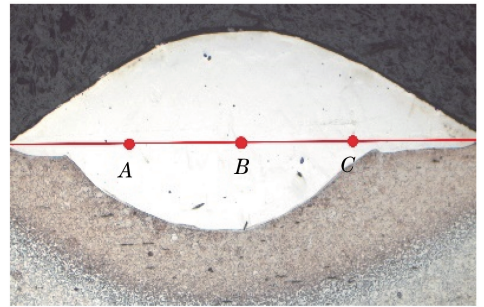


图 6 单道熔覆层显微硬度的测量示意图

Fig. 6 Diagram of microhardness measurement for single-pass cladding layer

此外,实验中还测定了熔覆层的孔隙率。将单道截面的显微图二值化后,可以清晰辨别出熔道的边界。手动提取的熔道边界如图 7 所示。通过图片分析软件计算边界内孔隙(黑色部分)占边界内总面

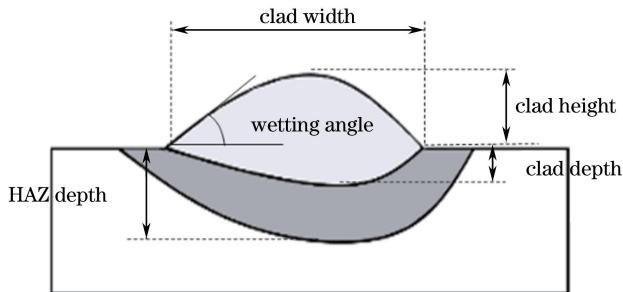


图 5 单道熔覆层截面的尺寸参数

Fig. 5 Dimensional parameters of cross section of single-pass cladding layer

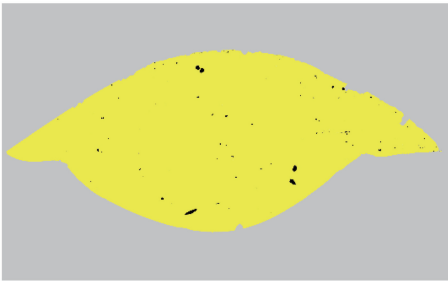


图 7 熔覆层截面二值化处理后的效果图

Fig. 7 Effect of cross section of cladding layer after binarization processing

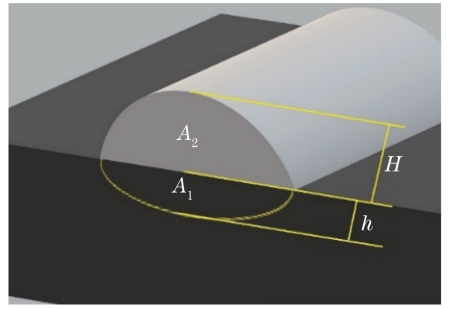


图 8 稀释率测定示意图

Fig. 8 Dilution rate measurement diagram

积的比例,将计算值作为孔隙率。

稀释率可以间接反映基体材料与熔覆材料的融合度,可在一定程度上反映熔覆层与基体的结合性能。熔覆层稀释率的计算公式为

$$D = \frac{A_1}{A_1 + A_2} = \frac{1}{1 + \frac{A_2}{A_1}}, \quad (1)$$

式中: D 为稀释率; A_1 为母材熔化区域截面的面积; A_2 为熔覆层截面的面积。稀释率测定示意图如图 8 所示。可以看出,截面面积 A_1 和 A_2 的变化主要体现在熔覆层高度 H 与基材熔深 h 上,因此熔覆层稀释率可以表示为

$$D = \frac{h}{H + h} = \frac{1}{1 + \frac{H}{h}}. \quad (2)$$

综上,以激光功率、扫描速度、送粉速度作为变量,以熔覆层的截面面积、稀释率、热影响区深度、显微硬度平均值和内部孔隙率为响应值,进行同轴送粉激光熔覆工艺参数的优化。

表 4 CCD 实验设计的工艺参数和对应的编码值

Table 4 Process parameters and corresponding coded values in CCD experiments

Parameter	$\alpha = -1.5$	$\alpha = -1$	$\alpha = 0$	$\alpha = 1$	$\alpha = +1.5$
Laser power /W	800	1100	1400	1700	2000
Scanning speed /($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	8	9.5	11	12.5	14
Powder flow rate /($\text{g} \cdot \text{min}^{-1}$)	10.08	11.34	12.6	13.86	15.12

在典型的多输入多响应实验过程中,多项式回归方法是将响应建模为所有的主要因子和相互作用效应因子的函数模型。对于主要输入变量之间存在多种相互作用的单道激光熔覆模型,通常选择二阶多项式函数,其公式为

$$y = \alpha_0 + \sum_n \alpha_n X_n + \sum_n \alpha_{n(n+1)} X_n X_{n+1} + \sum_n \alpha_{nn} X_n^2, n = 1, 2, 3, \quad (3)$$

式中: n 为输入变量的个数; X_1, X_2, X_3 分别代表激

3 同轴送粉激光熔覆代理模型的构建

代理模型就是通过一定数量的包含输入值与响应值的数据,构造出一个尽可能接近真实物理结构的模型。构建代理模型的目的是解决激光熔覆参数优化中数据量需求过大的问题。通过设计多项式回归与 BP 神经网络两种方法对工艺参数与输出值建模,并比较两种模型的预测精度,最终选取误差较小的模型进行工艺参数的优化设计。

3.1 多项式回归模型

为了将构建激光熔覆代理模型的拟合效果与多项式回归模型进行对比,构建模型的训练组参考了响应曲面法中二阶中心复合实验(CCD)的设计方法。该方法能在保证多项式模型准确性的前提下设计出尽可能少的实验组,同时保证了样本分布的均匀性。设计了 20 组具有三因子、5 阶中心复合的 Inconel625 粉末激光熔覆单道实验。CCD 实验设计的工艺参数和对应的编码值 α 见表 4, CCD 实验设计的变量和对应的测量结果见表 5。

光功率、扫描速度和送粉速度; α_0 为常数项; α_n 、 $\alpha_{n(n+1)}$ 和 α_{nn} 分别是线性系数、变量相互作用系数和二次项系数。

采用方差分析(ANOVA)确定回归多项式中每一项的重要程度,从而在方程拟合时消除不重要的项。在方差分析中,如果显著概率值(p 值)小于置信水平,则认为每个项都是显著的。当置信水平大于 95%时,认为模型是可信的。分别对 HAZ 深度、稀释率、熔宽等响应值建立多项式回归模型进行拟

合,其中一些不重要的项将通过方差分析法进行剔除。以 HAZ 深度为例,多项式回归模型为

$$h_i = -0.9 + 1.21 \times 10^{-3} \times P_i + 0.01 \times v_i + 0.07 \times f_i - 4.71 \times 10^{-5} \times P_i \times v_i - 6.58 \times 10^{-3} \times$$

$$v_i \times f_i + 5.03 \times 10^{-3} \times v_i^2, \quad (4)$$

式中: h_i 为热影响区深度; P_i 为激光功率; v_i 为扫描速度; f_i 为粉末流速; i 为实验次数,本文取 $i = 1, 2, \dots, 20$ 。

表 5 CCD 实验设计的变量和对应的测量结果

Table 5 Variables and corresponding measured results in CCD experimental design

CCD experiment No.	Parameter				Response			
	Laser power /W	Scanning rate / (mm·s ⁻¹)	Feed-powder speed / (g·min ⁻¹)	Section area / mm ²	Dilution	Microhardness /HV	HAZ depth /mm	Porosity /%
1	800	8.0	15.12	0.88	0.05	259.93	0.45	2.30
2	800	8.0	10.08	0.64	0.06	262.67	0.51	0.27
3	800	14.0	10.08	0.28	0.34	206.10	0.53	1.70
4	800	14.0	15.12	0.36	0.11	258.07	0.47	0.39
5	1100	11.0	12.6.0	1.00	0.28	244.03	0.62	1.17
6	1400	12.5	12.60	1.36	0.50	201.23	0.84	0.36
7	1400	9.5	12.60	1.92	0.44	209.17	0.90	0.08
8	1400	11.0	11.34	1.48	0.50	200.63	0.86	0.21
9	1400	11.0	13.86	1.60	0.45	208.77	0.84	0.20
10	1400	11.0	12.60	1.58	0.48	197.97	0.88	0.14
11	1400	11.0	12.60	1.56	0.50	192.83	0.89	0.03
12	1400	11.0	12.60	1.60	0.47	192.93	0.89	0.15
13	1400	11.0	12.60	1.60	0.46	197.67	0.86	0.04
14	1400	11.0	12.60	1.64	0.45	199.17	0.85	0.24
15	1400	11.0	12.60	1.54	0.47	197.53	0.85	0.20
16	1700	11.0	12.60	2.00	0.55	186.83	1.06	1.48
17	2000	8.0	15.12	3.64	0.52	186.17	1.40	0.97
18	2000	8.0	10.08	3.32	0.63	170.43	1.57	1.59
19	2000	14.0	10.08	2.00	0.68	160.37	1.22	1.01
20	2000	14.0	15.12	2.00	0.58	178.60	1.11	1.29

3.2 BP 神经网络

激光熔覆工艺参数与熔覆特征之间存在高度的非线性耦合关系,而 BP 神经网络具有高映射能力,可以实现从输入到输出的任意非线性映射。BP 神经网络模型结构图如图 9 所示,其中 $f(\cdot)$ 为输入变量和输出值之间的非线性关系。输入参数到输出参数的网络模型为一个三层的 BP 神经网络,输入层节点个数为 3,分别为 P_i, v_i, f_i 。通过多次调整参数发现,当隐层节点个数为 8 时,模型的拟合效果较好。模型的输出分别为稀释率 D_i 、热影响区深度 h_i 、显微硬度平均值 H_i 和孔隙率 p_i 。采用表 4 中设计的 20 组实验结果训练该网络。

设置 BP 神经网络的学习率为 0.5,训练的模型精度为 6.5×10^{-6} ,最大迭代数为 5000。在进行网络训练与测试前对所有样本数据进行归一化处理,归一化公式为

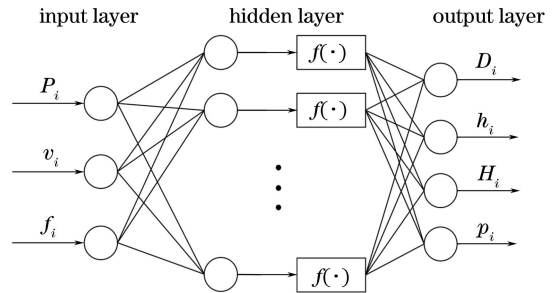


图 9 BP 神经网络模型结构图

Fig. 9 Structure of BP neural network model

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, i = 1, 2, \dots, 20, \quad (5)$$

式中: x 为任何一个输入变量的原始值集合; x_i 为第 i 组该变量的原始值; \bar{x}_i 为第 i 组该变量的归一化后的值。

用已处理好的数据对 BP 网络进行训练,然后

将样本再次作为输入,检验模型的准确度,对 BP 神经网络的输出结果进行反归一化处理,公式为

$$y_i = \bar{y}_i \times [\max(y) - \min(y)] + \min(y), \quad i = 1, 2, \dots, 20, \quad (6)$$

式中: y 为任何一个输出响应值的原始值集合; y_i 为第 i 组该响应的原始值; \bar{y}_i 为第 i 组该响应的归

一化后的值。

训练后的模型可以有效预测和分析激光熔覆工艺参数与熔覆层特征之间的关系。BP 神经网络预测结果如图 10 所示,在 5000 次迭代后,模型误差减小至 0.0025。可以看出,HAZ 深度、稀释率、显微硬度、孔隙率的模拟值和预测值吻合得较好。

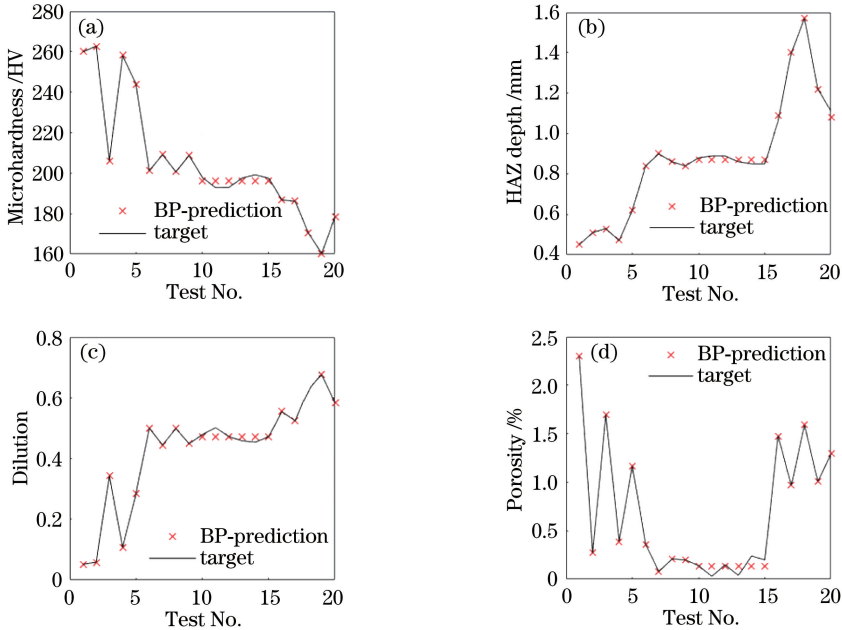


图 10 BP 神经网络预测结果。(a)显微硬度;(b)热影响区深度;(c)稀释率;(d)孔隙率

Fig. 10 Prediction results of BP neural network. (a) Microhardness; (b) HAZ depth; (c) dilution rate; (d) porosity

3.3 模型的对比分析

将多项式回归方法与 BP 神经网络进行对比分析,最终选择拟合效果较好的模型进行工艺参数的优化。因此,设计了 6 组单道实验并对结果进行测量,实验的熔覆参数在给定范围内是随机的。单道熔覆层的截面形貌如图 11 所示。



图 11 单道熔覆层的截面形貌

Fig. 11 Cross-section morphology of single-pass cladding layer

将 6 组实验的熔覆参数作为输入分别用于函数回归模型和 BP 神经网络模型中。6 组实验参数及两种模型得到的各预测值见表 5、6。

表 5 多元回归和神经网络对稀释率的预测值

Table 5 Dilution rate predicted based on multiple regression and neural network

Single-pass experiment No.	Measured value	Prediction result	
		Multiple regression	Neural network
1	0.520	0.58	0.54
2	0.640	0.60	0.63
3	0.601	0.57	0.63
4	0.456	0.49	0.48
5	0.150	0.09	0.14
6	0.080	0.07	0.09

表 6 多元回归和神经网络对显微硬度的预测值

Table 6 Microhardness predicted based on multiple regression and neural network

Single-pass experiment No.	Measured value	Prediction result	
		Multiple regression	Neural network
1	186.43	192.15	184.67
2	163.70	154.53	167.43
3	177.70	163.65	171.50
4	207.47	202.42	206.94
5	234.00	240.04	257.35
6	250.47	255.44	258.08

BP神经网络和多元非线性回归对稀释率和显微硬度的预测误差对比如图12、13所示。可以看出,BP神经网络对稀释率和显微硬度的预测精度都大于多元非线性回归,这说明函数拟合对复杂多元非线性模型的拟合效果不好。因此,熔覆参数的优化将基于误差较小的BP神经网络模型进行。

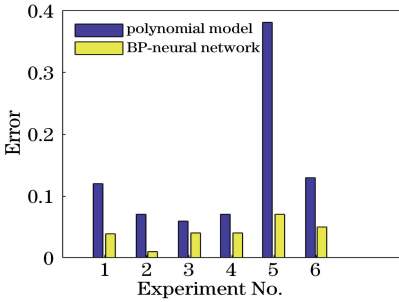


图12 稀释率的预测误差对比

Fig. 12 Comparison of prediction error of dilution rate

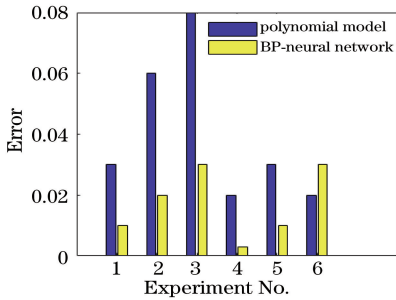


图13 显微硬度的预测误差对比

Fig. 13 Comparison of prediction error of microhardness

4 工艺参数优化

4.1 优化目标函数与约束条件

基于建立的BP神经网络预测模型,在采用NSGA-II算法进行熔覆参数优化选择之前,首先确定各参数的取值范围以及实际修复零件应用场景下的优化目标。由于修复的汽轮机阀座要保证表面具有较大的硬度,因此,优化目标设计为单道熔覆层的显微硬度尽可能大,即目标函数 Ψ_1 为

$$\Psi_1 = \max[H_i(P_i, v_i, f_i)]. \quad (7)$$

熔覆效率定义为扫描速度与熔覆层截面面积 S_i 的乘积。为了保证尽可能高的修复效率,定义目标函数 Ψ_2 :

$$\Psi_2 = \max[v_i \times S_i(P_i, v_i, f_i)]. \quad (8)$$

在修复过程中,热影响区在经受复杂热循环的同时,会不可避免地伴随着组织转变及应力演化,从而导致材料性能的变化,最终影响零件的服役性能,因此热影响区深度应尽可能小,对应的目标函数

Ψ_3 为

$$\Psi_3 = \min[h_i(P_i, v_i, f_i)]. \quad (9)$$

稀释率过小会导致熔覆层与基体的结合性能不好,甚至无法实现冶金结合。熔覆层稀释率过大会导致基体过度稀释涂层,增大开裂、变形的倾向,涂层性能降低。因此,需要对稀释率进行约束,以保证单道熔覆层的形貌。本文针对Inconel625粉末修复,将稀释率 D_i 限制为32%~52%。为了使修复体内部的气孔满足修复要求,将孔隙率 p_i 限制在0.1%之内。

4.2 NSGA-II多目标优化方法

采用NSGA-II方法对激光熔覆参数进行优化,该方法相对于第一代算法进行了改良:提出了快速非支配排序法,以减小算法的计算复杂度;提出了拥挤度和拥挤度比较算子,使整个Pareto域均匀分布;引入精英策略,以扩大采样空间。

NSGA-II算法原理如图14所示(P_0 表示随机生成的初始种群, P_1 表示第一代父代, Q_1 表示第一代子代, P_2 表示选择变异后的子代, N_{gen} 表示当前迭代次数, N_{max} 表示最大迭代次数)。该方法是直接面向Pareto前沿的方法,首先对父代群体进行遗传操作,得到种群子群体,然后将两种群合并进行非劣排序和拥挤距离排序,形成新的种群,反复进行直到结束。拥挤距离指目标空间上某点与同一支配序上相邻点之间的距离,拥挤距离的引入可保证Pareto最优解的多样性。

4.3 优化结果

考虑到激光器、机器人和送粉机的精度,在优化过程中以固定间隔选取了10000个点,其中符合约束条件的点共2731个,将它们组成优化的可行域。设置初始种群的数量为200,最大迭代次数为100,NSGA-II算法优化后的Pareto解集中包括69个点。优化的Pareto前沿解集如图15所示。

结合修复背景,在NSGA-II得到的最优参数集中优选出显微硬度最大的参数组合:激光功率为1270 W,扫描速度为11.5 mm/s,送粉速度为14 g/min,对应的显微硬度为218.337 HV。

优化前的参数组(激光功率为1400 W,扫描速度为12 mm/s,送粉速度为10 g/min,)是通过正交实验方法结合工程经验得到的。优化前后响应值结果比较见表7,可以看出,通过优化后的工艺参数组得到的试样的硬度比优化前增大了17.11%,热影响区深度减小了13.90%,熔覆效率增大了6.10%。优化后,熔覆层内部孔隙率进一步减小,稀释率也维持

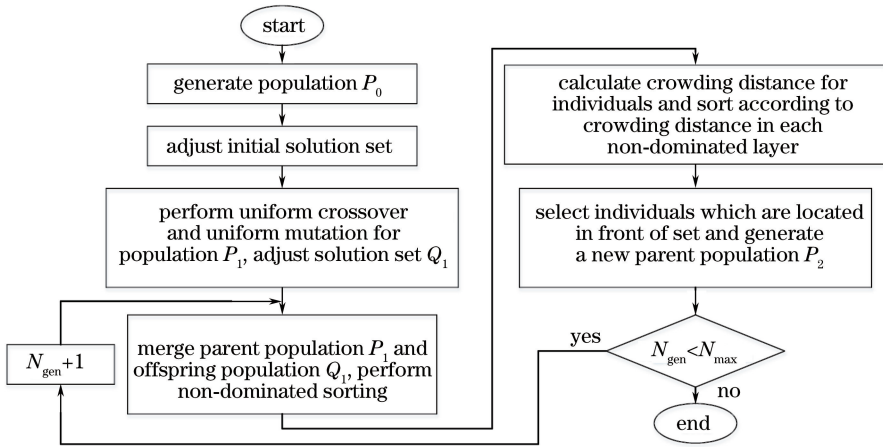


图 14 NSGA-II 算法原理图

Fig. 14 Schematic of NSGA-II algorithm

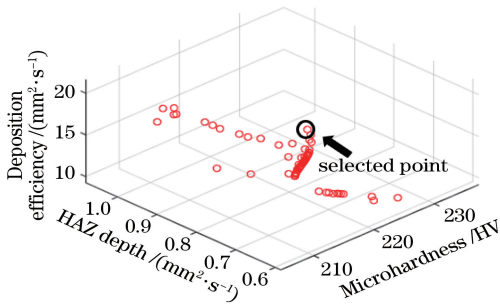


图 15 优化的 Pareto 前沿解集

Fig. 15 Optimized Pareto frontier solution set

在较好的水平。

表 7 优化前后响应值结果比较

Table 7 Comparison of response values before and after optimization

Response	Dilution	HAZ depth /mm	Microhardness / HV	Efficiency / (mm ² · s ⁻¹)
Before	0.518	0.855	186.433	15.24
After	0.320	0.736	218.337	16.17

采用优化后的工艺参数在基板上进行了熔覆成形实验,并对试样进行了磨削,以观察内部的孔隙情况。采用优化后参数组加工的试样如图 16 所示,硬度测试后的试样如图 17 所示。可以看出,加工界面

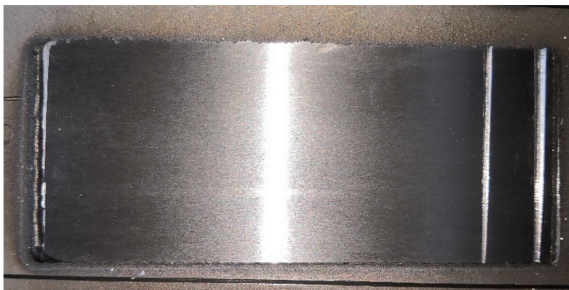


图 16 优化后参数组加工的试样

Fig. 16 Test piece processed with optimized parameters

上的气孔较少,具有良好的表面质量。测量点处的硬度均大于 220 HB,最大处可达 230 HB,说明优化的工艺参数可以提高修复件的性能。

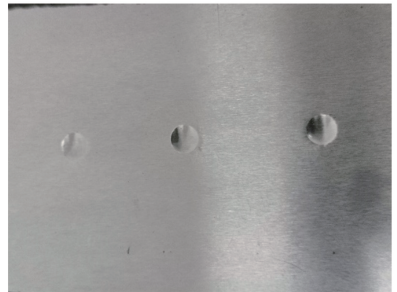


图 17 表面硬度测试后的试样

Fig. 17 Test piece after surface hardness test

待修复零件路径规划示意图如图 18 所示,修复后的汽轮机阀座及其表面形貌分别如图 19、20 所示。可以看出,修复体表面光滑平整,可以达到工件使用要求。

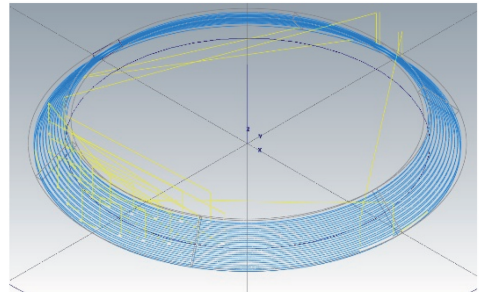


图 18 待修复零件路径规划示意图

Fig. 18 Path planning of part to be repaired

5 结 论

以汽轮机阀座内壁表面修复为背景,对熔覆参数与多个响应进行了建模并对比分析了两种预测模

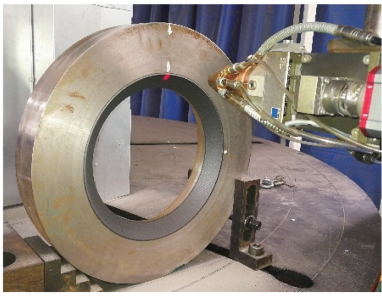


图 19 修复后的汽轮机阀座

Fig. 19 Repaired steam turbine seat



图 20 阀座修复后的表面形貌

Fig. 20 Surface morphology of repaired seat

型的效果,然后基于预测模型完成激光熔覆参数的优化。BP神经网络对映射的能力很强,在解决复杂多元非线性问题时可以体现出其优势,本文搭建的BP神经网络模型的预测误差小于4%。NSGA-II算法在工艺参数优化后得到了一组含有69个解的Pareto前沿,将其用于指导修复过程的参数设计。优选的工艺参数组相较于未优化组,可以提高表面硬度,降低基体热影响区深度,提高熔覆效率。用优化后的激光熔覆工艺参数在基板上进行修复,基板的硬度均在220 HB以上。

参 考 文 献

[1] Fu L. Opportunities and challenges facing Chinese manufacturing under new model of intelligent manufacturing [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2016, 44(9): 161-164, 89.
伏琳. 智能制造新模式下“中国制造”面临的机遇和挑战[J]. *机床与液压*, 2016, 44(9): 161-164, 89.

[2] Zhang J, Wu W N, Zhao L Z. Research progress and development trend of laser cladding[J]. *Hot Working Technology*, 2013, 42(6): 131-134, 139.
张坚, 吴文妮, 赵龙志. 激光熔覆研究现状及发展趋势[J]. *热加工工艺*, 2013, 42(6): 131-134, 139.

[3] Liu Y N, Sun R L, Niu W, et al. Microstructure and friction and wear resistance of laser cladding composite coating on Ti811 surface [J]. *Chinese*

Journal of Lasers, 2019, 46(1): 0102010.

刘亚楠, 孙荣禄, 牛伟, 等. Ti811 表面激光熔覆复合涂层的微观组织及摩擦磨损性能 [J]. *中国激光*, 2019, 46(1): 0102010.

[4] Janicki D. Laser cladding of Inconel 625-based composite coatings reinforced by porous chromium carbide particles [J]. *Optics & Laser Technology*, 2017, 94: 6-14.

[5] Paul C P, Mishra S K, Prem Singh C H, et al. Studies on laser rapid manufacturing of cross-thinned porous structures of Inconel 625 [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 61: 757-770.

[6] Chen W J, Chen H, Li C C, et al. Microstructure and fatigue crack growth of EA4T steel in laser cladding remanufacturing [J]. *Engineering Failure Analysis*, 2017, 79: 120-129.

[7] Lee C, Park H, Yoo J, et al. Residual stress and crack initiation in laser clad composite layer with Co-based alloy and WC + NiCr [J]. *Applied Surface Science*, 2015, 345: 286-294.

[8] Wang Z, Sun W L, Huang H B, et al. Effect of ultrasonic vibrations on quality of laser cladding layer with low overlap rate [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(14): 141402.
王战, 孙文磊, 黄海博, 等. 超声振动对低搭接率激光熔覆层质量的影响 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(14): 141402.

[9] Cheng W, Wu M P, Tang Y H, et al. Laser cladding process of 42CrMo surface with single-pass [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(4): 041402.
程伟, 武美萍, 唐又红, 等. 42CrMo 合金表面单道轨迹激光熔覆工艺研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(4): 041402.

[10] Aubry P, Blanc C, Demirci I, et al. Laser cladding and wear testing of nickel base hardfacing materials: influence of process parameters [J]. *Journal of Laser Applications*, 2017, 29(2): 022504.

[11] Zhang Z, Kovacevic R. Multiresponse optimization of laser cladding steel+VC using grey relational analysis in the Taguchi method [J]. *JOM*, 2016, 68(7): 1762-1773.

[12] Farahmand P, Kovacevic R. Parametric study and multi-criteria optimization in laser cladding by a high power direct diode laser [J]. *Lasers in Manufacturing and Materials Processing*, 2014, 1: 1-20.

[13] Xu X C, Wen H J, Wang J Y, et al. Optimization of laser cladding conditions in response surface method for repairing damaged alloy parts [J]. *Chinese Journal of Vacuum Science and Technology*, 2018, 38(7): 615-620.

- 许向川, 温海骏, 王俊元, 等. 基于响应面的装备零件再制造激光熔覆工艺参数优化[J]. 真空科学与技术学报, 2018, 38(7): 615-620.
- [14] Lei K Y, Qin X P, Liu H M, et al. Prediction on characteristics of molten pool in wide-band laser cladding based on neural network [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2018, 29(11): 1212-1220.
雷凯云, 秦训鹏, 刘华明, 等. 基于神经网络的宽带激光熔覆熔池特征参数预测[J]. *光电子 • 激光*, 2018, 29(11): 1212-1220.
- [15] Caiazza F, Caggiano A. Laser direct metal deposition of 2024 Al alloy: trace geometry prediction via machine learning[J]. *Materials*, 2018, 11(3): 444.
- [16] Tian J, Hou J B. FGM centrifugal casting parameters adaptive optimization with SVM [J]. *Foundry Technology*, 2018, 39(8): 1731-1734.
田静, 侯击波. 支持向量机的功能复合材料离心铸造参数自适应优化[J]. *铸造技术*, 2018, 39(8): 1731-1734.
- [17] Sarker T K, Tang M L. A strength Pareto evolutionary algorithm for live migration of multiple interdependent virtual machines in data centers[M]// Arik S, Huang T, Lai W, et al. *Neural information processing. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9490: 114-121.
- [18] Nag K, Pal T, Pal N R. ASMiGA: an archive-based steady-state micro genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2015, 45(1): 40-52.
- [19] Knowles J D, Corne D W. Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy [J]. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(2): 149-172.
- [20] Chaube A, Benyoucef L, Tiwari M K. An adapted NSGA-2 algorithm based dynamic process plan generation for a reconfigurable manufacturing system [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2012, 23(4): 1141-1155.
- [21] Vardhan M V, Sankaraiah G, Yohan M. Optimization of process parameters in CNC milling for machining P20 steel using NSGA-II [J]. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, 2017, 14(3): 57-63.