

# QT800-2 球墨铸铁表面激光熔覆工艺参数 多目标优化

张胜江, 王明娣, 倪超, 徐悠源, 尹梓航,  
林瑶, 郭敏超, 王贤宝

(苏州大学 机电工程学院, 江苏 苏州 215000)

**摘 要:** **目的** 为了解决球墨铸铁表面激光熔覆铁基合金过程中熔覆层塌陷、厚度不均等问题, 确定旁轴送粉激光熔覆最优工艺参数组, 并对参数寻优方法进行对比分析。**方法** 选取工艺参数(激光功率、扫描速度、送粉速度)为优化变量和熔覆层表面质量(表面粗糙度、硬度)为优化指标, 通过设计  $L_9(3^4)$  正交试验进行极差分析, 得到优化后的参数组合; 通过神经网络预测模型结合 NSGA-II 多目标优化算法进行参数寻优。通过对比这两种优化方法对熔覆层表面质量的实际优化效果, 确定最优工艺参数组。**结果** 3 个工艺参数对综合质量的影响大小依次为激光功率>扫描速度>送粉速度, 正交优化参数组合使得熔覆层表面粗糙度降低 23.3%, 硬度降低 7.1%。而 NSGA-II 遗传算法优化参数组合可实现表面粗糙度降低 40.5%, 硬度提升 6.6%。最优工艺参数组合为: 激光功率 4614 W, 送粉速度 2.6 r/min, 扫描速度 325.6 mm/min。**结论** 采用 NSGA-II 遗传算法能获得比正交试验更快更好的优化效果; 通过合理选择工艺参数, 能够解决熔覆层塌陷、厚度不均等问题, 从而极大地改善熔覆层表面质量。

**关键词:** 激光熔覆; 熔覆质量; 球墨铸铁; 工艺参数; 正交试验; NSGA-II 算法; 工艺优化

**中图分类号:** TG174.4; V261.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2021)07-0074-09

**DOI:** 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2021.07.006

## Multi-objective Optimization of Laser Cladding Process Parameters on QT800-2 Ductile Iron Surface

ZHANG Sheng-jiang, WANG Ming-di, NI Chao, XU You-yuan, YIN Zi-hang,  
LIN Yao, GUO Min-chao, WANG Xian-bao

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Soochow University, Suzhou 215000, China)

**ABSTRACT:** To solve the problems of cladding layer collapse and uneven thickness in the process of laser cladding Fe-based alloy on the surface of ductile cast iron, the optimal process parameter group of side-axis powder feeding laser cladding was

收稿日期: 2020-08-09; 修订日期: 2021-03-26

Received: 2020-08-09; Revised: 2021-03-26

**基金项目:** 国家自然科学基金(51675360); 苏州市科技计划项目(SYG201805); 苏州大学大学生创新创业训练计划(202010285153K); 苏州大学第二十二批大学生课外学术科研基金(KY20200010Z)

**Fund:** The National Natural Science Foundation of China(51675360); Suzhou Science and Technology Plan Project(SYG201805); Undergraduate Training Program for Innovation and Entrepreneurship, Soochow University(202010285153K); the 22nd Batch of Extracurricular Academic Research Funds of Soochow University(KY20200010Z)

**通讯作者:** 王明娣(1975—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为激光加工技术。

**Corresponding author:** WANG Ming-di(1975—), Female, Doctor, Professor, Research focus: laser processing technology.

**引文格式:** 张胜江, 王明娣, 倪超, 等. QT800-2 球墨铸铁表面激光熔覆工艺参数多目标优化[J]. 表面技术, 2021, 50(7): 74-82.

ZHANG Sheng-jiang, WANG Ming-di, NI Chao, et al. Multi-objective optimization of laser cladding process parameters on QT800-2 ductile iron surface [J]. Surface technology, 2021, 50(7): 74-82.

determined, and the parameter optimization methods were compared and analyzed. Select the process parameters (laser power, scanning speed, powder feeding speed) as the optimization variables and the surface quality of the cladding layer (surface roughness, hardness) as the optimization indicators, and perform the range analysis by designing the  $L_9(3^4)$  orthogonal test to get the optimized parameter combination; perform parameter optimization through the neural network prediction model combined with NSGA-II multi-objective optimization algorithm. By comparing the actual optimization effects of these two optimization methods on the surface quality of the cladding layer, the optimal process parameter group is determined. The influence of the three process parameters on the overall quality is in order: laser power, scanning speed, powder feeding speed, and the combination of orthogonal optimization parameters reduces the surface roughness of the cladding layer by 23.3% and the hardness by 7.1%; while the optimized parameter combination by the NSGA-II genetic algorithm can reduce the surface roughness by 40.5% and increase the hardness by 6.6%. The optimal combination of process parameters is: laser power 4614 W, powder feeding speed 2.6 r/min, scanning speed 325.6 mm/min. The use of NSGA-II genetic algorithm can obtain better optimization results than orthogonal experiments; through reasonable selection of process parameters, it can solve the problems of cladding layer collapse and thickness unevenness, thereby greatly improving the surface quality of the cladding layer.

**KEY WORDS:** laser cladding; cladding quality; ductile cast iron; process parameters; orthogonal experiment; NSGA-II algorithm; process optimization

激光熔覆能形成强度、耐磨性等综合性质较好的熔覆层，是一项拥有广泛应用前景的表面处理技术。但目前应用激光熔覆时也存在一些问题，如熔覆层塌陷、裂纹、孔隙等<sup>[1-2]</sup>。研究表明，这些问题可以通过工艺参数优化<sup>[3-5]</sup>来解决。传统的优化算法都具有一定的局限性，而基于神经网络利用算法（遗传算法<sup>[6-8]</sup>、粒子群算法<sup>[9-11]</sup>等）来优化，具有可行性和通用性。其中 NSGA-II 遗传算法能进行全局优化，较为灵活，从而实现多目标寻优，有效提高激光熔覆的熔覆层质量，提升经济效益。

目前国内外学者已对激光熔覆工艺参数的优化算法进行了很多研究。方琳等人<sup>[12]</sup>利用 Kriging 方法建立 P20H 钢上熔覆层各质量目标与工艺参数的数学模型，并采用 NSGA-II 遗传算法寻求出满足设计要求的最优参数。Kriging 能够给出最优线性无偏估计，但在处理非线性问题时具有一定的局限性。倪立斌等人<sup>[13]</sup>利用 BP 神经网络建立了熔覆带宽度、高度与熔覆工艺参数之间的预测模型，并结合粒子群算法对熔覆过程中的工艺参数进行寻优，最终验证优化结果。PSO 算法收敛速度快，但收敛结果易受参数大小和初始种群的影响。Marzban 等人<sup>[14]</sup>设计 L9 正交试验研究工艺参数对熔覆高度、宽度和深度的影响，随后进行主成分分析以确定每个参数的权重影响，以此采用 TOPSIS 算法进行过程参数的寻优，并通过验证试验对最优解检验。TOPSIS 算法能逐渐贴近各目标最优理想解，但其只反映各目标内部的相对接近度，不能

反映与整体最优方案的相对接近度。

前人的研究已经证实优化算法对参数的优化卓有成效。在 QT800-2 球墨铸铁基体材料表面激光熔覆铁基合金粉末，其熔覆层质量有多个指标，NSGA-II 算法能够快速寻找这些指标的最优结果。本文以激光功率、送粉率、扫描速度为优化参数，熔覆层表面粗糙度和硬度为优化指标，通过极差分析得到正交优化结果；然后通过 MATLAB 神经网络工具箱建立预测模型，改进 NSGA-II 算法得出最终优化结果，与正交试验结果进行比较；最后分析了优化后的工艺参数对基材性能的影响。

1 试验

1.1 材料和设备

本试验熔覆粉末选用铁基 339 粉末，该粉末成本低，耐磨性能较好，适用于要求局部耐磨性高且容易变形的零件熔覆，其成分以及主要性能如表 1 所示。

基材选取直径为 23.5~26.5 mm 的 QT800-2 球墨铸铁，具有较高的强度、耐磨性，广泛应用于铸造行业。基材性能如表 2 所示。

本文选用的激光器为 YLS-6000-CT-Y11 型光纤激光器，激光功率由光纤激光器连续调节，输出功率达 6000 W。该激光器内置一路输出光光耦合器，采用水冷的冷却方式。送粉设备为 RC-PGF-D2 双桶式

表 1 熔覆层粉末材料性质  
Tab.1 Material properties of cladding layer powder

Material	Melting point/℃	Thermal expansion coefficient/K	Hardness (HB)	Ingredient
Iron base 339 powder	About 1600	$3.53\times10^{-5}$	About 90	Cr 15wt%, Si 0.3wt%, Mn 0.3wt%, C 0.03wt%, the rest is Fe

表 2 基体材料性质  
Tab.2 Properties of the base material

Material	Melting point/℃	Thermal expansion coefficient/K	Hardness (HB)	Ingredient
QT800-2 Nodular cast iron	1200~1300	$13.5 \times 10^{-6}$	245~335	C 3.0%~4.0%; Si 1.8%~3.2%; the sum of Mn, P, S less than 3.0%; appropriate amount of spheroidizing elements such as rare earth and magnesium

同步送粉器,送粉连续稳定,可精确控制送粉量和载粉气流。旁轴送粉的粉末输送装置在激光束一侧,在高能量密度的激光束照射下,涂层粉末先与激光束接触,再和基体表面薄层快速熔化并急冷,形成熔覆层,粉末利用率较高、通用性较好。

1.2 方法及结果测量

激光熔覆过程涉及很多参数,根据先前的文献和经验<sup>[15-20]</sup>,本试验选择激光功率、扫描速度、送粉速度作为优化的工艺参数。选择表面粗糙度和表面硬度作为评价熔覆层质量的指标。送粉气流量为 8 L/min,气压为 0.5 MPa,三爪卡盘转速为 3 r/min,试验过程如图 1 所示。

表面粗糙度测量采用比较判别法。 $Ra > 1.6 \mu\text{m}$  时,



图 1 熔覆试验过程  
Fig.1 Cladding experiment process

通过目测鉴别被测样品表面粗糙度的等级。硬度测量采用 HR-150A 洛氏硬度计,选用 C 标尺,测量范围为 20~70HRC,采用机械-手动测试结合的测量方式。

2 正交试验及结果分析

2.1 试验方案

由于本试验待优化的工艺参数有 3 个,即有 3 个试验因素:激光功率、送粉速度、扫描速度。为简化试验过程,提高试验效率,采用正交试验设计<sup>[21]</sup>,该方法可通过少量次数试验来寻求最优工艺条件。本次正交试验设计有 3 个因素,每个因素对应 3 个水平,相应水平设置如表 3 所示。

表 3 工艺参数及相应水平  
Tab.3 Process parameters and corresponding levels

Parameters	Level 1	Level 2	Level 3
Laser power $P/\text{W}$	1500	2000	2500
Powder feeding speed $c/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	2	3	5
Scan speed $v/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	221	226	250

2.2 试验结果

正交试验设计 9 组方案,不同组的试验参数及对应熔覆表面参数如表 4 所示。

图 2 显示了熔覆结束后的表面状况。各表面状况初步说明,熔覆层表面质量因激光功率、送粉速度、扫描速度的不同而不同。

表 4  $L_9(3^4)$  正交试验表  
Tab.4  $L_9(3^4)$  orthogonal experiment table

Serial number	Laser power $P/\text{W}$	Powder feeding speed $c/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	Scan speed $v/(\text{mm} \cdot \text{min}^{-1})$	Surface roughness $Ra/\mu\text{m}$	Hardness (HRC)
1	1500	2	221	3.2	41
2	1500	3	226	3.2	40
3	1500	5	250	6.3	51
4	2000	2	226	1.6	45
5	2000	3	250	1.6	52
6	2000	5	221	1.6	49
7	2500	2	250	1.6	46
8	2500	3	221	3.2	47
9	2500	5	226	6.3	56



图 2 熔覆表面状况  
Fig.2 Surface condition of cladding

2.3 结果分析

本课题进行的正交试验有 3 个因素，2 个评价指标，属于多指标试验。拟采用排队评分法进行质量指标评价，属于“综合评分法”的一种<sup>[22]</sup>。排队评分结果如表 5 所示。

试验结果中，表面粗糙度最优值  $Ra=1.6\text{ }\mu\text{m}$ ，最劣值  $Ra=6.3\text{ }\mu\text{m}$ 。当表面粗糙度  $Ra=1.6\text{ }\mu\text{m}$  时得分 60， $Ra=3.2\text{ }\mu\text{m}$  得分 40， $Ra=6.32\text{ }\mu\text{m}$  得分 20。表面硬度最大值为 56HRC，最小值为 40HRC。规定硬度区间为[40, 45]、[45, 50]、[50, 55]、[55, 60]，对应的评分分别为 15、30、45、60。将所有指标的评分值依次填入正交表中，所得结果见表 5。表 5 中因素 A、B、C 对应的 1、2、3 代表各因素的水平。

表 5 排队评分表  
Tab.5 Queue score table

Serial number	Level			Surface roughness $Ra/\mu\text{m}$	Hardness (HRC)	Surface roughness score	Hardness score	Comprehensive score
	Laser power (A)	Powder feeding speed (B)	Scan speed					
1	1	1	1	3.2	41	40	15	55
2	1	2	2	3.2	40	40	15	55
3	1	3	3	6.3	51	20	45	65
4	2	1	2	1.6	45	60	30	90
5	2	2	3	1.6	52	60	45	105
6	2	3	1	1.6	49	60	30	90
7	3	1	3	1.6	46	60	30	90
8	3	2	1	3.2	47	40	30	70
9	3	3	2	6.3	56	20	60	80

根据综合平衡法准则可得，改变激光功率对熔覆层表面质量有较为显著的影响；送粉速度对表面硬度有突出贡献，但对综合质量影响不大；扫描速度对表面粗糙度影响不大，但对表面硬度有明显影响。同时，不同的送粉速度会导致不同的优化偏向，若选择 2 r/min 则偏向于优化表面粗糙度，若选择 5 r/min 则偏向于优化表面硬度，但是极差分析表明，它们对综合质量具有相同的优化效果。

极差分析法是正交试验的一种分析方法，其由于简单易懂、实用性强等优点而被广泛运用。极差分析时，利用公式  $R=\max(k_1, k_2, k_3)-\min(k_1, k_2, k_3)$  计算极差  $R$  值，根据极差  $R$  的大小即可判断因素 A、B、C 对相应评价指标的重要程度，据此获得针对该评价指标的最优方案。本次正交试验的极差分析结果如表 6 所示。

由表 6 可知，3 个工艺参数对不同的优化指标有不同的最优参数组合。参数对熔覆层表面粗糙度的影

响大小依次为：激光功率>送粉速度>扫描速度。按照表面粗糙度最小原则，最优工艺参数组合为：激光功率 2000 W，送粉速度 2 r/min，扫描速度 221 mm/min 或 250 mm/min。参数对硬度的影响大小依次为：送粉速度>激光功率=扫描速度。按照硬度最大原则，最优工艺参数组合为：激光功率 2500 W，送粉速度 5 r/min，扫描速度 250 mm/min。参数对综合质量的影响大小依次为：激光功率>扫描速度>送粉速度。综合考虑表面粗糙度和表面硬度这两个指标，选择参数优化组合为：激光功率 2000 W，扫描速度 250 mm/min，送粉速度 2 r/min 或 5 r/min。

本试验考虑工艺参数对熔覆层综合质量的影响，选择其对应的最优参数组合，将其应用于实际熔覆过程，得到实际熔覆层表面状况如图 3 所示。测得此时表面粗糙度为  $4.83\text{ }\mu\text{m}$ ，硬度为 52HRC，初步说明了正交试验优化设计能够高效快速地得出优化方案。

表 6 极差分析  
Tab.6 Range analysis

		Laser power (A)	Powder feeding speed (B)	Scan speed (C)	Importance ranking	Best plan
Surface roughness score	$K_1$	100.00	160.00	140.00	A>B>C	A2B1C1 A2B1C3
	$K_2$	180.00	140.00	120.00		
	$K_3$	120.00	100.00	140.00		
	$k_1$	33.33	53.33	46.67		
	$k_2$	60.00	46.67	40.00		
	$k_3$	40.00	33.33	46.67		
	$R$	26.67	20.00	6.67		
Hardness score	$K_1$	75.00	75.00	75.00	B>A=C	A3B3C3
	$K_2$	105.00	90.00	105.00		
	$K_3$	120.00	135.00	120.00		
	$k_1$	25.00	25.00	25.00		
	$k_2$	35.00	30.00	35.00		
	$k_3$	40.00	45.00	40.00		
	$R$	15.00	20.00	15.00		
Comprehensive score	$K_1$	175.00	235.00	215.00	A>C>B	A2B1C3 A2B3C3
	$K_2$	285.00	230.00	225.00		
	$K_3$	240.00	235.00	260.00		
	$k_1$	58.33	78.33	71.67		
	$k_2$	95.00	76.67	75.00		
	$k_3$	80.00	78.33	86.67		
	$R$	36.67	1.67	15.00		



图 3 正交优化熔覆表面状况

Fig.3 Orthogonal optimization of cladding surface conditions

### 3 神经网络与 NSGA-II 算法结合优化

#### 3.1 算法优化模型描述

本试验的工艺参数和质量指标之间存在复杂的非线性函数, 为避免直接求解, 采用神经网络与 NSGA-II 算法结合优化的方法。神经网络能够以任意精度拟合非常复杂的函数<sup>[23]</sup>, 其构建可使用 MATLAB 自带的神经网络优化工具箱 Neural Net Fitting (nftool)。使用的神经网络由输入层神经元、隐藏层

神经元、输出层神经元和每层之间的节点连接权构成。输入层神经元个数  $N_v$  为本优化问题的决策变量数目, 输出层神经元个数  $N_o$  为目标函数数量, 隐藏层神经元个数 (层数)  $N_{ho}$  可用公式  $N_{ho} = \sqrt{N_v + N_o} + \alpha$  ( $1 \leq \alpha \leq 10$ ) 确定,  $\alpha$  的具体数值通过分析隐藏层神经元个数不同的神经网络的收敛速度、训练误差等网络性能来确定。MATLAB 内置的 Gamultiobj 函数基于 NSGA-II 遗传算法, 建立神经网络之后, 用来进行多目标优化。

此优化方法的基本思想为: 首先将试验数据输入神经网络, 利用 MATLAB 神经网络工具箱构建质量指标的预测模型; 其次将神经网络的预测值作为适应度值应用到 NSGA-II 算法中, 进行多目标优化; 最后对比实际优化结果, 验证算法优化结果的有效性。

#### 3.2 算法优化方案

对工艺参数-表面粗糙度、工艺参数-硬度分别用神经网络进行建模。由于正交试验所得数据较少, 另外补充输入数据和测试数据, 补充后的输入数据和测试数据及相应的熔覆层表面质量如表 7、表 8 所示。



表 7 输入数据  
Tab.7 Input data

Serial number	Laser power <i>P</i> /W	Powder feeding speed <i>c</i> /(r·min <sup>-1</sup> )	Scan speed <i>v</i> /(mm·min <sup>-1</sup> )	Surface roughness <i>Ra</i> /μm	Hardness (HRC)
1	1500	2	221.48	3.2	41
2	1500	3	226.19	3.2	40
3	1500	5	249.76	6.3	51
4	2000	2	226.19	1.6	45
5	2000	3	249.76	1.6	52
6	2000	5	221.48	1.6	49
7	2500	2	249.76	1.6	46
8	2500	3	221.48	3.2	47
9	2500	5	226.19	6.3	56
10	2200	2	226.19	1.6	45
11	2200	1	226.19	3.2	45
12	2200	2	221.48	3.2	45
13	2500	1	221.48	3.2	40
14	2000	1	249.76	1.6	45
15	1500	1	249.76	3.2	40

表 8 测试数据  
Tab.8 Test data

Serial number	Laser power <i>P</i> /W	Powder feeding speed <i>c</i> /(r·min <sup>-1</sup> )	Scan speed <i>v</i> /(mm·min <sup>-1</sup> )	Surface roughness <i>Ra</i> /μm	Hardness (HRC)
1	2200	5	226.19	6.3	56
2	1800	5	226.19	6.3	55
3	1400	5	226.19	12.5	52
4	2200	3	226.19	3.2	42

3.3 算法优化过程及结果

图 4 显示了神经网络对表面粗糙度和硬度的预测结果，可以看出误差随训练次数的增加而逐渐下降，最终达到设定值。

图 5 显示了训练结束后，神经网络分别对表面粗糙度和硬度的预测值与样本实际值对比情况。蓝色的点表示样本实际值，红色的点表示预测值。折线图表示测值和样本实际值之间的误差。

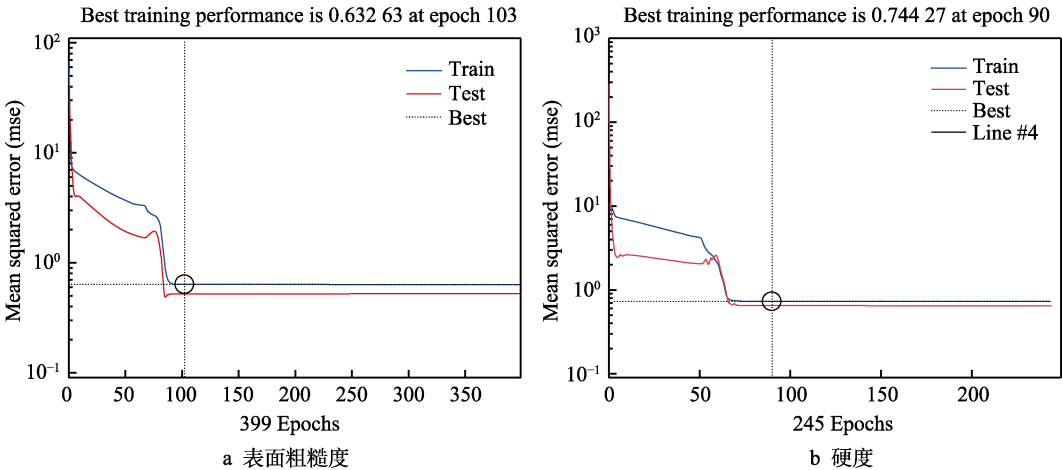


图 4 Net-MSE 图  
Fig.4 Net-MSE diagram: a) surface roughness, b) hardness

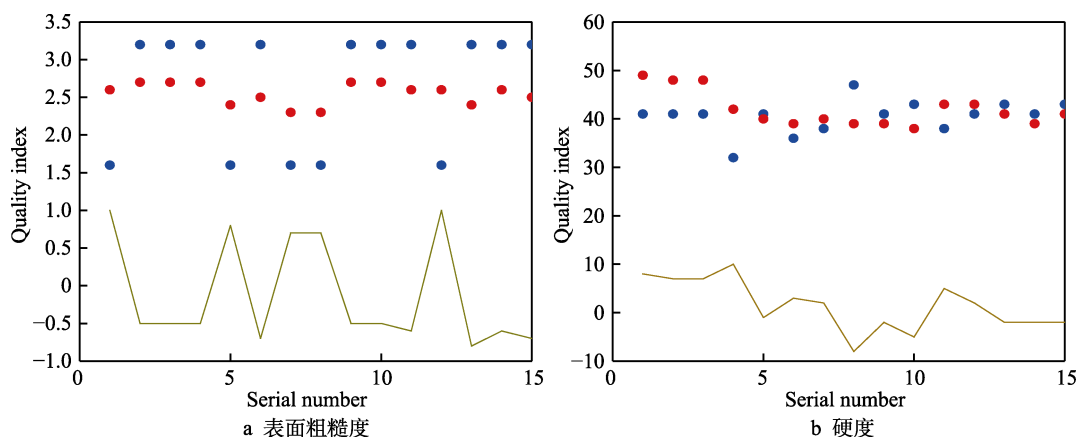


图 5 预测、实际对比情况

Fig.5 Forecast and actual comparison: a) surface roughness, b) hardness

使用 MATLAB 的 Gamultiobj 函数进行优化, 参考同样运用 BP-NSGA II 方法进行多目标优化的文献<sup>[24-27]</sup>, 选择最优前端个体系数为 0.1, 初始种群数 Population Size 为 100, 停止代数 StallGenlimit 为 100, 适应度函数偏差为 0.1, 代码罗列如下:

```
options=gaoptimset('ParetoFraction',0.1,'Populatio
```

```
nSize',100,'StallGenlimit',100,'TolFun',0.1,'PlotFcns',
@gaplotpareto);
lb=[600;1;0];
ub=[6000;5.8;Inf];
[x,fval,exitflag]=gamultiobj(@fitnessfcn,3,[],[],[],lb,
ub,options);
```

经过一系列程序优化, 最终结果如表 9 所示。

表 9 优化结果

Tab.9 Optimization results

Serial number	Laser power $P/W$	Powder feeding speed $c/(r \cdot \min^{-1})$	Scan speed $v/(mm \cdot \min^{-1})$	Surface roughness $Ra/\mu m$	Hardness (HRC)
1	4645	4.8	326.88	3.39	61.65
2	4660	5.8	327.85	3.38	60.40
3	4646	4.0	326.63	3.41	63.08
4	1069	4.2	120.85	3.55	64.80
5	4644	3.6	327.60	3.41	63.64
6	4614	2.6	325.56	3.43	64.08
7	1351	5.4	124.78	3.53	64.80
8	4639	4.2	327.37	3.40	62.83
9	4652	4.5	327.65	3.40	62.39
10	603	1.0	98.39	3.59	64.80

### 3.4 算法优化分析与验证

分析表 9 优化结果, 所得优化解的表面粗糙度数值差别不大。根据硬度最大原则, 选取最优工艺参数组合: 激光功率 4614 W, 送粉速度 2.6 r/min, 扫描速度 325.6 mm/min。将上述参数组合应用到实际熔覆



图 6 算法优化实际熔覆表面状况

Fig.6 Algorithm to optimize the actual cladding surface condition

当中, 最优参数实际熔覆层表面状况如图 6 所示, 熔覆表面无塌陷及厚度不均等问题, 直观表达了通过算法获得的最优工艺参数能大幅提高熔覆层表面质量。

实际测得表面粗糙度为  $3.75 \mu m$ , 表面硬度为 59.7HRC, 对比实际优化值与算法优化值, 各优化指标对比情况如表 10 所示。对比发现, 误差为 5%~10%, 证实基于神经网络的 NSGA-II 算法优化有效, 可信度高。

表 10 优化的实际值与算法值数据对比

Tab.10 Comparison of optimized actual value and algorithm value data

Parameters	Actual value	Algorithm value	Error
Surface roughness $Ra$	$3.75 \mu m$	$3.43 \mu m$	8.5%
Hardness	59.7HRC	64.08HRC	7.3%

4 优化方案分析

分别对比 NSGA-II 算法实际优化的指标、正交优化的指标及优化前的指标,优化前后各参数对比情况如表 11 所示。

由表 11 可知,正交优化后,熔覆层表面粗糙度降低了 23.3%,但硬度没有优化效果;NSGA-II 算法实际优化后,熔覆层表面粗糙度降低了 40.5%,硬度提高了 6.6%。对比发现,NSGA-II 算法对熔覆层质量的优化效果更好,能够更加快速、有效地获得多目

标优化最优工艺参数组合。其原因主要有:1)原理上正交试验设计和分析方法通过部分试验方案反映了全面试验信息,因此试验方案较少,且数据点分配均匀。本次正交试验设计虽然高效快速,但相对于基于更多样本的 NSGA-II 算法无法得到更精确的数据参数。2)实际优化过程中,正交试验设计和分析过程误差较大,且只有在试验所考察的范围内才有意义,而 NSGA-II 算法在基于神经网络之后,通过改进避免了局部最小等缺点,能够获得更精确的最优解。

表 11 正交优化与算法优化数据对比  
Tab.11 Comparison of orthogonal optimization and algorithm optimization data

Parameters	Before optimization	Orthogonal optimization		Algorithm optimization	
		Value	Rate of change	Value	Rate of change
Surface roughness <i>Ra</i>	6.3 μm	4.83 μm	−23.3%	3.75 μm	−40.5%
Hardness	56HRC	52HRC	−7.1%	59.7HRC	6.6%

5 结论

通过正交试验设计,采用排队评分法综合评价熔覆层质量,并进行极差分析,得出对熔覆层综合质量影响大小的排序依次为激光功率>扫描速度>送粉速度。在此基础上,得到的正交优化方案可使熔覆层表面粗糙度降低 23.3%,但对硬度无优化效果。

利用神经网络结合 NSGA-II 遗传优化算法,对比实际测量值,最终得到优化工艺参数:激光功率 4614 W,送粉速度 2.6 r/min,扫描速度 325.6 mm/min。此条件下,表面粗糙度 *Ra*=3.75 μm,硬度达 59.7HRC。NSGA-II 算法对熔覆层表面粗糙度的优化效果较为显著,对表面硬度的优化效果一般。

基于神经网络的 NSGA-II 算法的优化效果比正交优化效果更快更好。NSGA-II 优化算法对表面粗糙度的优化效果较为明显,对表面硬度的优化效果较为微弱。本试验仅简单地将目标函数加以正负变换即作为适应度函数,后续应选取多种适应度函数构造方法,比较优化结果而后选取。

参考文献

[1] 李克彬,肖辉东,刘宇,等. 激光熔覆层的缺陷成因及控制方法[J]. 机电技术, 2019(6): 50-51.  
LI Ke-bin, XIAO Hui-dong, LIU Yu, et al. Defects and control methods of laser cladding layer[J]. Mechanical & electrical technology, 2019(6): 50-51.

[2] 李守彪,万明奇,沈亮,等. 激光熔覆 Ni 基纳米复合涂层的冲蚀性能研究[J]. 装备环境工程, 2019, 16(4): 119-126.  
LI Shou-biao, WAN Ming-qi, SHEN Liang, et al. Seawater

erosion-corrosion resistance of Ni-based composite coatings by laser cladding[J]. Equipment environmental engineering, 2019, 16(4): 119-126.

[3] 王剑彬,曾庆生,杨毅. 激光熔覆配油盘零件工艺参数优化研究[J]. 激光杂志, 2014, 35(6): 51-53.  
WANG Jian-bin, ZENG Qing-sheng, YANG Yi. Optimization research of process parameters for laser cladding oil distribution plate parts[J]. Laser journal, 2014, 35(6): 51-53.

[4] 梁泽芬,纳仁花,林小军,等. 激光熔覆 Co 基合金/MoSi<sub>2</sub> 复合涂层工艺参数的优化[J]. 材料保护, 2016, 49(10): 72-73.  
LIANG Ze-fen, NA Ren-hua, LIN Xiao-jun, et al. Optimization of technological parameters of laser cladding Co-based alloy/MoSi<sub>2</sub> composite coatings[J]. Materials protection, 2016, 49(10): 72-73.

[5] 徐善瑞,王玉玲,张光华,等. 20CrMnTi 钢表面激光熔覆 Fe 基合金工艺参数优化[J]. 激光杂志, 2016, 37(11): 28-31.  
XU Shan-rui, WANG Yu-ling, ZHANG Guang-hua, et al. Research on parameter optimization of laser cladding Fe alloy on 20CrMnTi steel surface[J]. Laser journal, 2016, 37(11): 28-31.

[6] DING S F, ZHANG Y N, CHEN J R, et al. Research on using genetic algorithms to optimize Elman neural networks[J]. Neural computing and applications, 2013, 23(2): 293-297.

[7] LI S T. Power electronic circuits fault diagnosis technology based on genetic algorithm neural network[J]. International journal of intelligent information and management science, 2018, 7(1): 689.

[8] MENG H, ZHU J, LI M Y. A modeling of vinyl acetate synthesis process based on genetic algorithm optimization neural network[J]. Advanced materials research, 2013, 2584: 3115-3119.



- [9] YANG Y, SHANG Z H, CHEN Y, et al. Multi-objective particle swarm optimization algorithm for multi-step electric load forecasting[J]. *Energies*, 2020, 13(3): 542.
- [10] LI M S, ZHANG H J, LIU L, et al. A quantitative structure-property relationship model based on chaos-enhanced accelerated particle swarm optimization algorithm and back propagation artificial neural network[J]. *Applied sciences*, 2018, 8(7): 354.
- [11] SAFFARAN A, MOGHADDAM M A, KOLAHAN F. Optimization of back propagation neural network-based models in EDM process using particle swarm optimization and simulated annealing algorithms[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2020, 42(1): 1287-1300.
- [12] 方琳, 殷素峰, 赵天婵. 基于 Kriging 模型的 P20H 模具钢激光熔覆多目标优化[J]. *材料保护*, 2017, 50(12): 63-66.  
FANG Lin, YIN Su-feng, ZHAO Tian-chan. Multi-objective optimization of P20H die steel laser cladding based on Kriging model[J]. *Materials protection*, 2017, 50(12): 63-66.
- [13] 倪立斌, 刘继常, 伍耀庭, 等. 基于神经网络和粒子群算法的激光熔覆工艺优化[J]. *中国激光*, 2011, 38(2): 99-104.  
NI Li-bin, LIU Ji-chang, WU Yao-ting, et al. Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms[J]. *Chinese journal of laser*, 2011, 38(2): 99-104.
- [14] MARZBAN J, GHASEMINEJAD P, AHMADZADEH M H, et al. Experimental investigation and statistical optimization of laser surface cladding parameters[J]. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 2015, 76(5-8): 1163-1172.
- [15] 朱刚贤, 张安峰, 李涤尘. 激光熔覆工艺参数对熔覆层表面平整度的影响[J]. *中国激光*, 2010, 37(1): 296-301.  
ZHU Gang-xian, ZHANG An-feng, LI Di-chen. Effect of process parameters on surface smoothness in laser cladding[J]. *Chinese journal of laser*, 2010, 37(1): 296-301.
- [16] 杨宁, 杨帆. 工艺参数对激光熔覆层质量的影响[J]. *河南教育学院学报(自然科学版)*, 2010, 19(3): 15-17.  
YANG Ning, YANG Fan. Effect of processing parameters on quality of laser cladding layer[J]. *Journal of Henan Institute of Education(natural science edition)*, 2010, 19(3): 15-17.
- [17] SUN Y W, HAO M Z. Statistical analysis and optimization of process parameters in Ti6Al4V laser cladding using Nd:YAG laser[J]. *Optics and lasers in engineering*, 2012, 50(7): 985-995.
- [18] ANSARI M, SHOJA R R, BAREKAT M. An empirical-statistical model for coaxial laser cladding of NiCrAlY powder on Inconel 738 superalloy[J]. *Optics and laser technology*, 2016(86): 136-144.
- [19] 沈毅鸿, 张元良, 李涛, 等. 激光熔覆中工艺参数对形层几何特征及硬度影响分析[J]. *大连理工大学学报*, 2017, 57(3): 247-251.  
SHEN Yi-hong, ZHANG Yuan-liang, LI Tao, et al. Analysis of effect of process parameters on forming layer's geometric characteristics and hardness in laser cladding[J]. *Journal of Dalian University of Technology*, 2017, 57(3): 247-251.
- [20] 于天彪, 宋博学, 郗文超, 等. 激光熔覆工艺参数对熔覆层形貌的影响及优化[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(4): 537-542.  
YU Tian-biao, SONG Bo-xue, XI Wen-chao, et al. Influence of laser cladding process parameters on morphology of cladding layer and its optimization[J]. *Journal of Northeastern University (natural science)*, 2019, 40(4): 537-542.
- [21] 程敬丽, 郑敏, 楼建晴. 常见的试验优化设计方法对比[J]. *试验室研究与探索*, 2012, 31(7): 7-11.  
CHENG Jing-li, ZHENG Min, LOU Jian-qing. Comparison of several common optimal experimental design methods[J]. *Laboratory research and exploration in laboratory*, 2012, 31(7): 7-11.
- [22] 苑玉凤. 多指标正交试验分析[J]. *湖北汽车工业学院学报*, 2005, 19(4): 53-56.  
YUAN Yu-feng. Analysis of multi-target orthogonal experiment[J]. *Journal of Hubei University of Automotive Technology*, 2005, 19(4): 53-56.
- [23] 黄山松, 杜继宏, 冯元琨. 前向神经网络的处理能力和推广性量度[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 1999(7): 54-58.  
HUANG Shan-song, DU Ji-hong, FENG Yuan-kun. Capacity and generalization measurement of feed forward neural network[J]. *Journal of Tsinghua University(science and technology)*, 1999(7): 54-58.
- [24] ZHANG J H, XIE A G, SHEN F M. Multi-objective optimization and analysis model of sintering process based on BP neural network[J]. *Journal of iron and steel research international*, 2007, 14(2): 1-5.
- [25] 付涛, 王大镇, 弓清忠, 等. 基于改进型 BP 神经网络和 NSGA-II 遗传算法的机械零件多目标优化[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2013(9): 39-41.  
FU Tao, WANG Da-zhen, GONG Qing-zhong, et al. Mechanical parts multi-objective optimization based on improved BP neural network and NSGA-II genetic algorithm[J]. *Combined machine tool and automatic machining technology*, 2013(9): 39-41.
- [26] SHU L Y, YANG L X. Manufacturer order fulfillment based on multi-objective optimization NSGA II model[J]. *Applied mechanics and materials*, 2013, 2488: 136-140.
- [27] ESWARI J S, TRIPATHI M K, DHAGAT S, et al. Five objective optimization using naive & sorting genetic algorithm (NSGA) for green microalgae culture conditions for biodiesel production[J]. *Recent innovations in chemical engineering*, 2019, 12(2): 110-121.