

激光与光电子学进展

液压支柱钢表面激光再制造工艺参数的多目标优化

王燕燕^{1*}, 何炜¹, 舒林森^{1,2}¹陕西理工大学机械工程学院, 陕西 汉中 723000;²陕西省工业自动化重点实验室, 陕西 汉中 723000

摘要 为了获得奥氏体不锈钢在液压支柱钢表面激光熔覆的最佳工艺参数,选取工艺参数激光功率、扫描速度、送粉速度为输入变量,将熔覆层质量作为评价指标建立数学模型,设计了16组正交实验。利用自适应混沌粒子群算法进行寻优,对熔覆层宏观形貌和显微组织进行实验分析,验证优化后的工艺参数的合理性与准确性,并将综合评价相近的两组试件进行对比。结果表明:激光功率为1200 W、扫描速度为13 mm/s、送粉速度为1.72 g/min是最佳的工艺参数组合;采用自适应混沌粒子群算法对工艺参数进行优化,能够有效地改善熔覆层的宏观缺陷和表面性能,证明了该优化算法在激光熔覆领域应用的可行性。

关键词 激光熔覆; 多目标优化; 主成分分析法; 自适应混沌粒子群算法

中图分类号 TG456.7 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP230876

Multi-Objective Optimization of Laser Remanufacturing Process Parameters for Steel Surface of Hydraulic Prop

Wang Yanyan^{1*}, He Wei¹, Shu Linsen^{1,2}¹School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723000, Shaanxi, China;²Shaanxi Key Laboratory of Industrial Automation, Hanzhong 723000, Shaanxi, China

Abstract In order to obtain the optimal parameters of laser cladding process parameters of austenitic stainless steel alloy on hydraulic prop steel surface, the process parameters laser power, scanning speed, powder feeding speed are selected as input variables, and the quality of cladding layer is used as evaluation index to establish a mathematical model. 16 groups of orthogonal experiments are designed. Using adaptive chaotic particle swarm optimization algorithm to perform optimization, and the macro-morphology and microstructure of the cladding layer are analysed by experiments to verify the rationality and accuracy of the optimized process parameters. Two groups of specimens with similar comprehensive evaluation values are compared. The results show that the best combination of process parameters are laser power of 1200 W, scanning speed of 13 mm/s, and the powder feeding speed of 1.72 g/min. Using adaptive chaotic particle swarm optimization algorithm to optimize the process parameters can effectively improve the macroscopic defects and surface properties of the cladding layer, which proves the feasibility of the optimization algorithm in the field of laser cladding.

Key words laser cladding; multi-objective optimization; principal component analysis; adaptive chaotic particle swarm algorithm

1 引言

27SiMn钢常作为液压立柱的材料,因其长期处于煤矿业中较为恶劣的工作环境,表面易发生点蚀、磨损等缺陷,这严重影响了设备的安全性和可靠性^[1]。激光熔覆是一种增材制造技术,该技术以激光为热源将

熔覆材料和基材一起熔凝,在基体表面制备组织细密、抗磨、结合强度高的涂层,可以节约大量成本^[2]。激光熔覆的过程包含了材料、物理、化学等多门学科,其成形过程复杂并受到多个因素,如工艺参数^[3]、环境温度、粉末和基材干燥度等影响。各因素之间非线性相关,且随着反应的进行结果也各不相同,很难对工艺参

收稿日期: 2023-03-16; 修回日期: 2023-04-19; 录用日期: 2023-04-28; 网络首发日期: 2023-05-08

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(51505268)、陕西省教育厅专项科研项目(18JK0150)

通信作者: *wangyanyanustb@163.com

数与熔覆层质量之间的映射关系进行定性^[4],因此构建工艺参数与熔覆层质量之间的数学模型尤为重要。

为了得到高质量的熔覆层,国内外学者对工艺优化方法开展了大量的研究,常见的工艺优化方法有灰色关联法^[5]、田口法^[6]等。随着算法的不断改进,智能算法,如响应曲面法、遗传算法^[7]和粒子群算法^[8]等也逐渐被应用于激光熔覆的工艺优化。响应曲面法通过确定性实验,用多元回归方程拟合函数,但需建立合理的因素和水平^[9];遗传算法能求出全局的最优解,适合求解冗杂的问题,但它的编程复杂、搜索能力慢^[10];粒子群算法同遗传算法类似,但它的步骤简单且容易实现,然而它的搜索能力取决于惯性权重的值^[11]。以上算法存在的问题有:搜索能力差而导致的早熟收敛;参数缺乏灵活调整导致的实验精度较差。与其他算法相比,自适应混沌粒子群(ACPSO)算法,通过混沌系统随机生成粒子的速度与位置坐标,根据粒子的进化状态动态调节惯性权重,其收敛速度快、求解精度高,能够避免早熟收敛的问题,更适合应用于激光再制造中工艺参数的优化问题。

基于以上分析,本文设计了 16 组激光熔覆正交实验,以稀释率 q_1 、热影响区深度 q_2 、显微硬度 q_3 作为评价指标,采用主成分分析(PCA)法对评价指标作标准化得到综合评价指标 ξ ,利用 ACPSO 算法对工艺参数进行寻优。将最优值和实验值的评价指标对比分析,验证最优值的可靠性,为激光再制造领域中工艺参数的优化提供了一定的理论方法。

2 实验条件和方案设计

2.1 实验条件

选用尺寸为 100 mm×100 mm×10 mm 的 27SiMn 钢作为基体,其主要元素成分为:0.24%~0.32% C(质量分数)、1.2%~1.5% Si、1.1%~1.4% Mn、0.2%~0.3% Ni、0.2%~0.3% Cr,实验前对基体进行磨抛处理,并用无水乙醇清洗。选用粒度为 40~80 μm 的 316L 合金粉末作为熔覆材料,其主要元素成分为:0.8%~1.0% Si、1.8%~2.0% Mn、16.0%~18.0% Cr、10.0%~13.0% Ni、2.0%~3.0% Mo。熔覆系统采用 RH-A3000D 激光器、CWFL-3000 水冷设备,选择氩气为送粉气和保护气,激光喷头与 ABB 公司的机械臂连接,采用同轴送粉的方式进行熔覆。

2.2 实验方案设计及结果

选用激光功率(p)、扫描速度(v)和送粉速度(c)为变化因素,以正交实验法为基础,采用 L16(4^3)的正交表设计实验。因素水平为:激光功率 900、1200、1500、1800 W;扫描速度 5、8、11、14 mm/s;送粉速度 1.6、1.8、2.0、2.2 g/min。

实验后,用线切割设备切取试样,经打磨、抛光后用王水进行腐蚀,使用无水乙醇清洁表面。正交实验熔覆涂层如图 1 所示。利用超景深显微镜测量熔覆层的稀释率(q_1)和热影响区深度(q_2),利用 HV-1000 型显微硬度计测量试件的显微硬度(q_3),正交实验设计及结果如表 1 所示。

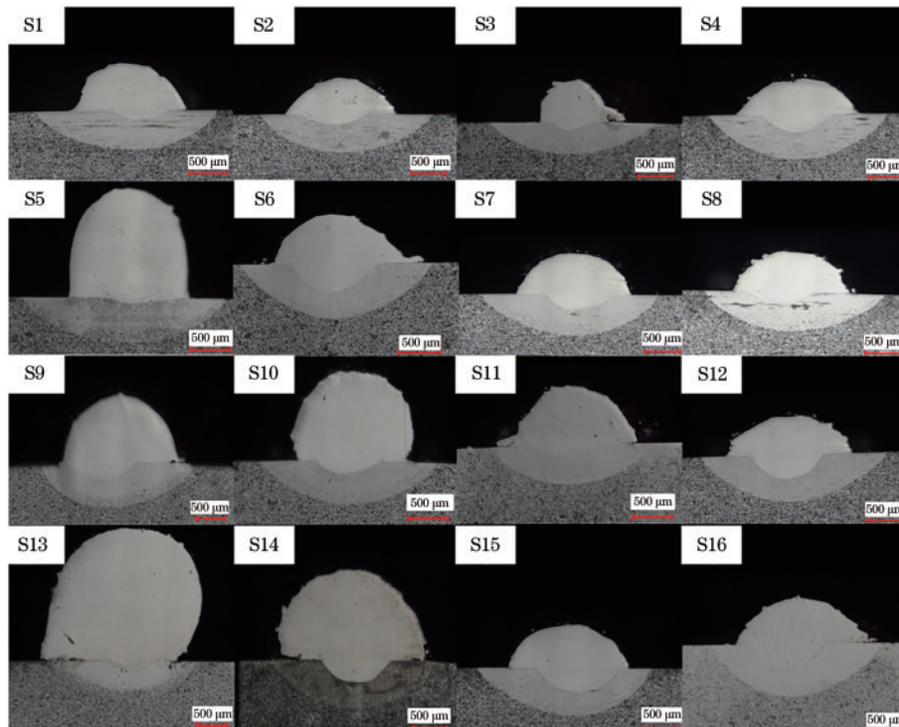


图 1 实验熔覆层形貌

Fig. 1 Morphologies of the tested cladding layers

表 1 实验设计及结果
Table 1 Experimental design and results

Sample	Process parameter			Evaluation index			Comprehensive evaluation value ξ
	p/W	$v/(mm \cdot s^{-1})$	$c/(g \cdot min^{-1})$	$q_1/\%$	$q_2/\mu m$	$q_3/HV0.5$	
S1	900	5	1.6	8.17	512	190.6	303.433
S2	900	8	1.8	14.01	556	190.4	327.232
S3	900	11	2.0	10.56	575	207.5	326.755
S4	900	14	2.2	22.21	592	215.9	338.694
S5	1200	5	1.8	3.42	588	197.3	323.859
S6	1200	8	1.6	26.68	660	206.4	355.067
S7	1200	11	2.2	16.39	602	196.9	332.501
S8	1200	14	2.0	15.52	538	221.6	323.824
S9	1500	5	2.0	9.98	744	201.5	288.910
S10	1500	8	2.2	6.02	181	206.8	321.108
S11	1500	11	1.6	9.50	497	201.6	306.449
S12	1500	14	1.8	25.09	327	220.2	271.610
S13	1800	5	2.2	1.94	527	215.3	323.427
S14	1800	8	2.0	9.72	675	211.7	354.170
S15	1800	11	1.8	27.56	736	221.1	280.457
S16	1800	14	1.6	26.17	757	228.9	298.117

3 模型建立与分析

将 q_1, q_2, q_3 作为评价指标, q_1 越低、 q_2 越小、 q_3 越大, 越能得到高质量的熔覆层。结合实际情况并施加约束, 建立数学模型:

$$\begin{cases} q_1 = \min(p_i, v_i, c_i) \\ q_2 = \min(p_i, v_i, c_i) \\ q_3 = \max(p_i, v_i, c_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $900 \leq p_i \leq 1800; 5 \leq v_i \leq 14; 1.6 \leq c_i \leq 2.2$ 。

3.1 PCA 法求解权重因子

PCA 的思想是“降维”, 为了压缩变量个数, 用少量的变量代表原始数据的大部分变量, 以消除原始变量之间的共线性。

首先建立数据的原始矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中: n 为评价对象个数; m 为评价指标个数。

对 \mathbf{X} 矩阵进行标准化得到相关系数矩阵:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{m1} & \cdots & r_{mm} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

结合式(2)、(3), 计算原始矩阵 \mathbf{X} 标准化后的相关系数 $r_{ij}(i, j=1, 2, \dots, m)$, 表示为

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2 (x_{kj} - \bar{x}_j)^2}}, \quad (4)$$

式中: x_{ki} 和 x_{kj} 分别表示 \mathbf{X} 矩阵中第 i 行和第 j 列的第 k 个主成分对应的变量指标; \bar{x}_i 和 \bar{x}_j 表示 \mathbf{X} 矩阵中第 i 行和第 j 列的均值。

根据主成分贡献率和累计贡献率选取主成分, k 为主成分对应的贡献率累计达到 85% 时所需要的主成分个数, 则贡献率计算公式为

$$\eta = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} (i=1, 2, \dots, m), \quad (5)$$

累计贡献率计算公式为

$$\eta_c = \frac{\sum_{k=1}^i \lambda_k}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} (i=1, 2, \dots, m), \quad (6)$$

主成分载荷 l 计算公式为

$$l_{ij} = \sqrt{\lambda_i} e_{ij} (i=1, 2, \dots, m), \quad (7)$$

式中, e_{ij} 表示特征值 λ_i 对应的特征向量 \mathbf{e}_i 的第 j 个分量。相关系数矩阵的特征值 λ_i 以及贡献率如表 2 所示。

表 2 相关系数矩阵 \mathbf{R} 的特征值
Table 2 Eigenvalues of the correlation coefficient matrix \mathbf{R}

Composition	λ	Contribution rate / %	Cumulative contribution rate / %
1	1.661	55.377	55.377
2	0.890	29.650	85.027
3	0.449	14.973	100.000

通过主成分载荷得出综合得分系数, 对指标系数进行归一化, 由三个评价指标得到相关系数矩阵, 根据式(5)、式(6)、式(7)得出相关系数矩阵的权重矩阵 \mathbf{M} :

$$\mathbf{M} = [0.393 \quad 0.263 \quad 0.344]^T. \quad (8)$$

3.2 构建模型

由式(8)得出综合评价值 ξ 如表1所示。选用多元二次回归模型的形式构建 x 与 ξ 之间的数学模型,其中 $x=[p, v, c]$,从Matlab导入 $[b, bint, r, rint, stats] = regress(\xi, x, a)$,得出:

$$\xi = - \begin{pmatrix} 195.98 - 25.14 \times p + 24.5 \times v + 17.16 \times c \\ + 11.66 \times pv + 49.21 \times vc - 21.35 \times pc \\ - 30.44 \times p^2 - 11.09 \times v^2 - 9 \times c^2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

对表1中的工艺参数和综合评价值进行方差和残差分析。表3为 ξ 的方差分析,其中: F 值为拟合方程的显著性; P 值为控制组和实验组之间的差异程度; α 为显著性水平; r^2 为相关系数; R_{sn} 为信噪比。从表3中可看出: P 为0.0008,小于0.001,且信噪比的值良好,表明模型显著性良好;相关系数 r^2 为0.9615, r^2 越大,说明回归方程越显著。图2为综合评价 ξ 模型的残差图,图中的16组数据点在直线两侧均匀分布,表明拟合模型能够满足算法寻优所需要的精度。

表3 综合评价 ξ 的方差分析结果

Table 3 Analysis results of variance of comprehensive evaluation value ξ

Source of variance	F	P	a	r^2	R_{sn}
ξ	7.97	0.0008	0.05	0.9615	9.24

3.3 工艺参数优化

粒子群优化(PSO)算法是一种以群体协作为核心的搜索方法,它可以有效地模拟鸟群的觅食行为,并将其初始化为多个随机解,然后经过不断的迭代,最终达

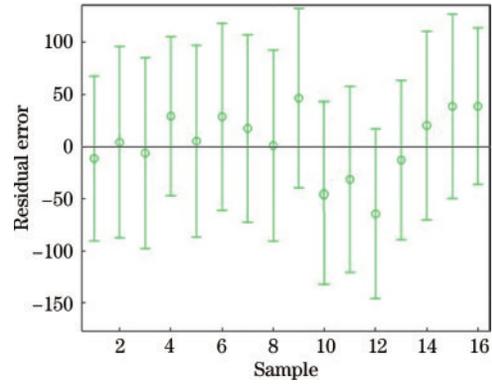


图2 综合评价 ξ 模型的残差图

Fig. 2 Residual graph of the comprehensive evaluation ξ model

到最优的结果。其公式为

$$v_{id}^{(k+1)} = \omega v_{id}^k + a_1 r_1 (X_{pid}^k - x_{id}^k) + a_2 r_2 (X_{gd}^k - x_{id}^k), \quad (10)$$

$$x_{id}^{(k+1)} = x_{id}^k + v_{id}^{(k+1)}, \quad (11)$$

式中: v_i, x_i 为粒子 i 的速度和位置; a_1, a_2 为学习因子; ω 为惯性权重; k 为当前更新次数; r_1, r_2 为(0,1)之间的随机数; X_{id} 为粒子 i 在 N 维搜索空间中的位置($d=1, 2, \dots, N$); p 为粒子 i 当前最优位置的适应度值; g 为整个种群的最优位置的适应度值。

在粒子不断迭代的过程中,粒子都是依靠式(10)和式(11)来进化的。迭代过程通过粒子信息和最优解来引导,易陷入局部最优。在式(10)中, ω 能够扩大寻优空间,它的取值基本决定了算法的优化性能。采用ACPSO算法,利用混沌算法^[12]更新粒子的初始条件,能够保证种群的多样性;选择适应度高的粒子进行混沌操作,根据粒子自身信息自适应地调节惯性权重,可以提高算法的优化性能。ACPSO算法的流程图如图3所示。

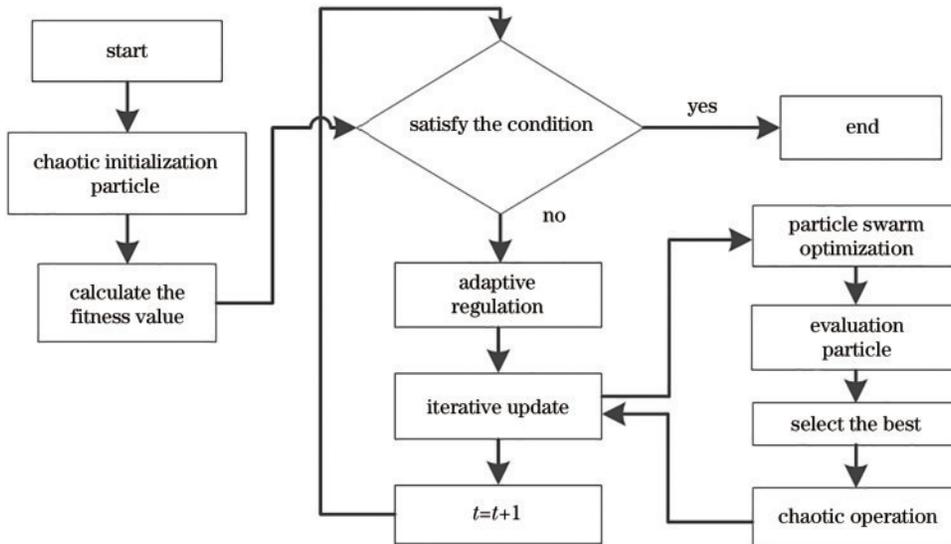


图3 ACPSO算法流程图

Fig. 3 Flowchart of ACPSO algorithm

混沌系统由Logistic方程^[13]得出,其迭代公式为

$$Z^{(t+1)} = \mu Z^t (1 - Z^t), t = 0, 1, 2, \dots, \quad (12)$$

式中: Z^t 为混沌变量第 t 次迭代的值; t 为迭代计算的次数; μ 为系统的控制参数。

根据综合评价计算粒子的适应度值。式(10)中惯

性权重 ω 的取值很大程度决定了优化算法的平衡。基于粒子的适应度值对 ω 进行自适应调节^[14], 计算公式为

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f_i - f_{\min})}{f_a - f_{\min}}, & f_i \leq f_a \\ \omega_{\max}, & f_i > f_a \end{cases}, \quad (13)$$

式中: f_i 为粒子 i 当前的适应度值; f_a 为平均值。

基于 ACPSO 算法, 设置种群大小为 30, 最大迭代次数为 200, 学习因子 a_1, a_2 为 2, ω_{\min} 为 0.2, ω_{\max} 为 1.2。如图 4 所示, 经 ACPSO 算法寻优, 最终得出综合评价价值 ξ 为 310.69, 对应的工艺参数为: 激光功率 1200 W, 扫描速度 13 mm/s, 送粉速度 1.72 g/min。

4 结果验证与分析

4.1 ACPSO 算法优化结果验证

对 ACPSO 算法优化后的结果进行实验验证, 在 16 组实验结果中提取 2 个 ξ 值最优的试样 S1、S11 与优化后的试样 (Q) 进行对比, 结果如图 5 所示。在 S1 试件的热影响区中有裂纹出现且裂纹靠近熔覆层底部, 熔覆层和基体之间出现断裂倾向; 在 S11 试件的熔覆

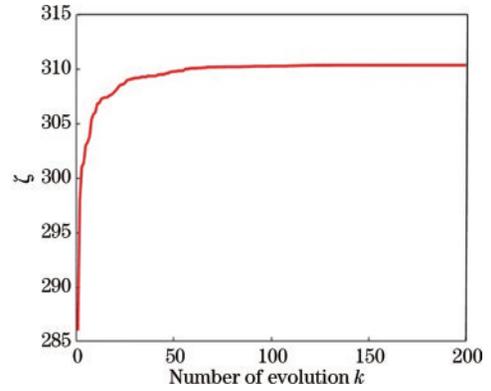


图 4 ACPSO 算法的迭代收敛曲线

Fig. 4 Iterative convergence curve of ACPSO algorithm

层两端存在缝隙, 熔覆层中存在少量气孔; 在优化后的 Q 试件中, 无明显裂纹、气孔、缝隙等缺陷。

如图 6 所示, 将试样 S1、S11 与 Q 的响应值进行对比, Q 的响应值最优。把试样 S1 和 S11 的响应值加权后对比验证, 发现经过优化后的熔覆层的稀释率降低了 14.12%, 热影响区深度降低了 0.70%, 显微硬度增大了 9.69%。

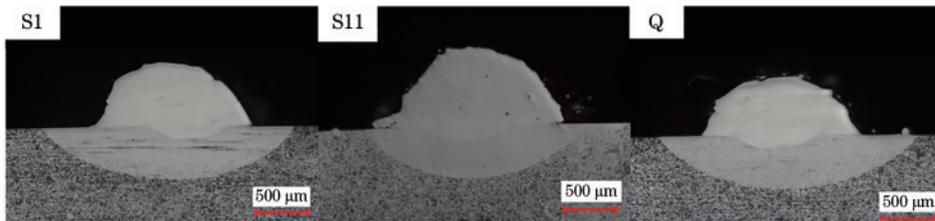


图 5 试样 S1、S11 与 Q 的截面形貌

Fig. 5 Section morphology of sample S1, S11 and Q

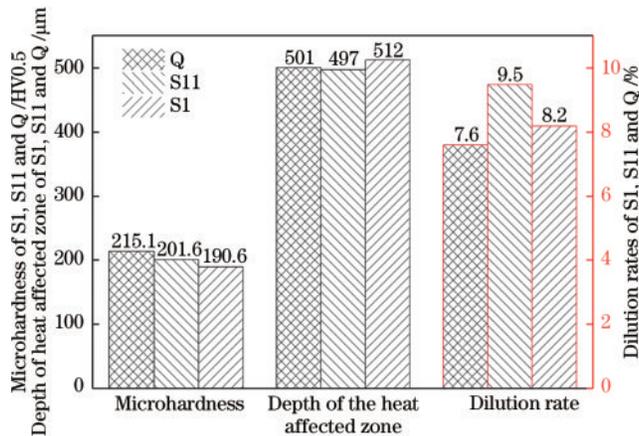


图 6 试样 S1、S11 与 Q 的响应值对比结果

Fig. 6 Comparison results of response values of sample S1, S11 and Q

4.2 显微组织分析

图 7 为试样 S1、S11 和 Q 的显微组织。图 7(a)、(d)、(g) 是涂层与基体的结合区, 可以观察到该区域以

平面晶和胞状晶为主, 涂层中部 [图 7(b)、(e)、(h)] 主要由柱状树枝晶构成。晶粒的生长方式由凝固过程的冷却条件决定, 通常以 G/R 表示, 其中: G 为温度梯度; R 为凝固速率。在凝固初期, 熔池向基体提供能量, 固液界面前的 G 较大而 R 很小, 促使晶粒向平面晶和胞状晶生长; 随着凝固过程的进行, G/R 的值逐渐减小, 受到 Marangoni 对流效应^[15] 的影响, 热量沿垂直基体方向散失, 晶粒以柱状树枝晶方式生长; 在凝固后期, 涂层与空气接触, R 较大而 G 很小, 在涂层顶部 [图 7(c)、(f)、(i)] 形成了均匀细小的等轴树枝晶。在图 7 中能比较明显地观察到, 与试样 S11 相比, 试样 S1 和 Q 各区域的组织生长均匀, 类别单一且有较强的方向性, 这有利于增强涂层的力学性能。而相较于试样 S1 的工艺参数, 试样 Q 有着更大的温度梯度和凝固速率, 使得试样 Q 的显微组织在涂层中部就开始发生横向的晶体熔断, 从而在涂层顶部产生更加细小致密的等轴晶区。

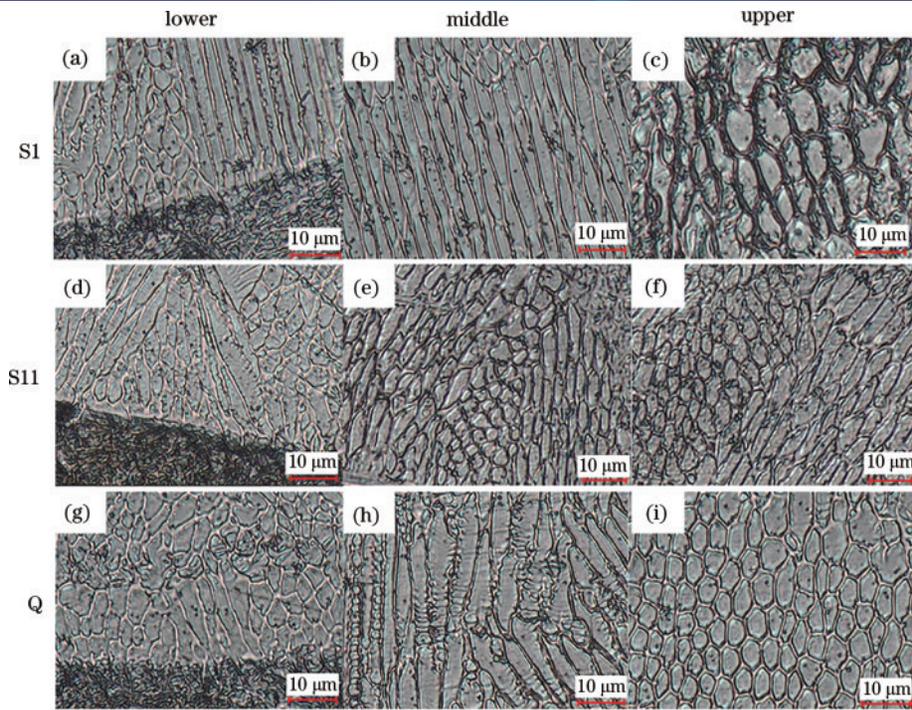


图 7 试样 S1、S11 和 Q 的显微组织

Fig. 7 Microstructures of sample S1, S11 and Q

5 结 论

利用正交实验设计和 PCA 法建立了熔覆层综合评价模型,利用 ACP SO 算法进行工艺寻优,得出了一种激光熔覆工艺参数的优化方法,该方法具有迭代速度快、搜索精度高的特点。通过算法寻优,得出了单道熔覆的最优工艺参数:激光功率为 1200 W;送粉速度为 1.72 g/min;扫描速度为 13 mm/s。在该条件下,热影响区深度为 501 μm 、稀释率为 7.6%、显微硬度可达 215.1HV0.5。

从 16 组实验结果中提取 2 个 ξ 值最优的试样 S1、S11,加权后与优化后的试样 Q 进行对比验证,经过优化后的熔覆层,热影响区深度降低了 0.70%,稀释率降低了 14.12%,显微硬度增大了 9.69%。优化后的熔覆层在形貌和微观组织方面均优于试样 S1 和 S11 的熔覆层,验证了 ACP SO 算法的可行性。

参 考 文 献

- [1] 衡钊,舒林森.激光功率对 27SiMn 钢激光熔覆力学性能的影响[J].中国激光,2022,49(8):0802011.
Heng Z, Shu L S. Effect of laser power on mechanical properties of laser clad 27SiMn steel[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(8): 0802011.
- [2] 王成,王伟,丁士杰,等.激光熔覆铁基耐磨涂层的制备及摩擦学性能研究[J].中国激光,2022,49(22):2202011.
Wang C, Wang W, Ding S J, et al. Preparation and tribological properties of Fe-based wear-resistant coating by laser cladding[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(22): 2202011.
- [3] 王燕燕,李家豪,舒林森,等.基于 RSM 与 NSGA-II 算法的激光熔覆参数多目标优化[J].激光与光电子学进展,2022,59(7):0714004.
Wang Y Y, Li J H, Shu L S, et al. Multi-objective optimization of laser cladding parameters based on RSM and NSGA-II algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(7): 0714004.
- [4] Huang Y B, Hu Y L, Zhang M J, et al. Multi-objective optimization of process parameters in laser cladding CoCrCuFeNi high-entropy alloy coating[J]. Journal of Thermal Spray Technology, 2022, 31(6): 1985-2000.
- [5] Lian G F, Liu Z Z, Zhang Y Q, et al. Grey relational analysis-based composite coating property optimization fabricated by laser cladding[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 120(11/12): 7985-7996.
- [6] Deng D W, Li T S, Huang Z Y, et al. Multi-response optimization of laser cladding for TiC particle reinforced Fe matrix composite based on Taguchi method and grey relational analysis[J]. Optics & Laser Technology, 2022, 153: 108259.
- [7] Ilanlou M, Shoja Razavi R, Nourollahi A, et al. Prediction of the geometric characteristics of the laser cladding of Inconel 718 on the Inconel 738 substrate via genetic algorithm and linear regression[J]. Optics & Laser Technology, 2022, 156: 108507.
- [8] Le X W, Hao J B, Meng Q D, et al. Prediction of 18Ni300 laser cladding topography based on back-propagation neural network and particle swarm optimization[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1775(1): 012009.

- [9] Liang Z G, Zhan J M, Shi W Q, et al. Parameters optimization of the laser cladding of a Fe-based VC composite coating using response surface methodology (RSM)[J]. *Lasers in Engineering*, 2021, 49(4/5/6):179-203.
- [10] Liu H M, Qin X P, Huang S, et al. Geometry characteristics prediction of single track cladding deposited by high power diode laser based on genetic algorithm and neural network[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2018, 19(7): 1061-1070.
- [11] Zhang Y D, Wang S H, Ji G L. A comprehensive survey on particle swarm optimization algorithm and its applications [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015: 931256.
- [12] 虎涛涛, 单要楠. 一种混沌变参数粒子群优化算法[J]. *自动化仪表*, 2017, 38(3): 37-40.
- Hu T T, Shan Y N. A chaotic particle swarm optimization algorithm with variable parameters[J]. *Process Automation Instrumentation*, 2017, 38(3): 37-40.
- [13] 曾艳阳, 冯云霞, 赵文涛. 基于 logistic 映射的自适应变尺度混沌粒子群算法[J]. *系统仿真学报*, 2017, 29(10): 2241-2246.
- Zeng Y Y, Feng Y X, Zhao W T. Adaptive mutative scale chaos particles swarm optimization based on logistic mapping[J]. *Journal of System Simulation*, 2017, 29(10): 2241-2246.
- [14] Yi L. Study on an improved PSO algorithm and its application for solving function problem[J]. *International Journal of Smart Home*, 2016, 10(3): 51-62.
- [15] Liu L C, Wang G, Ren K, et al. Marangoni flow patterns of molten pools in multi-pass laser cladding with added nano-CeO₂[J]. *Additive Manufacturing*, 2022, 59: 103156.