

激光与光电子学进展

基于 RSM 与 NSGA-II 算法的激光熔覆参数多目标优化

王燕燕^{1*}, 李家豪¹, 舒林森^{1,2}, 苏成明³

¹陕西理工大学机械工程学院, 陕西 汉中 723001;

²陕西省工业自动化重点实验室, 陕西 汉中 723001;

³陕西天元智能再制造股份有限公司, 陕西 西安 710065

摘要 为了获得激光熔覆 FeCrNiSi 粉末在 Q690 上的最佳工艺参数, 提出了一种基于响应面法 (RSM) 与第二代非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 的激光熔覆参数优化方法。通过设计响应面法中的 Box-Behnken 试验方案, 搭建输入变量 (激光功率、扫描速度、送粉速率) 与响应值 (稀释率、热影响区深度、显微硬度) 之间的代理模型, 运用 NSGA-II 对工艺参数进行寻优, 结果表明, 激光功率为 1950 W, 扫描速度为 19 mm/s, 送粉速率为 2.4 r/min 时, 获得最优参数, 在此条件下熔覆后的试件的稀释率降低了 22.4%, 热影响区深度减小了 17.9%, 显微硬度增大了 4.2%。

关键词 激光光学; 激光熔覆; 响应面法; Box-Behnken 设计; 第二代非支配排序遗传算法; 多目标优化

中图分类号 TG456.7

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0714004

Multi-Objective Optimization of Laser Cladding Parameters Based on RSM and NSGA-II Algorithm

Wang Yanyan^{1*}, Li Jiahao¹, Shu Linsen^{1,2}, Su Chengming³

¹School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong, Shaanxi 723001, China;

²Shaanxi Provincial Key Laboratory of Industrial Automation, Hanzhong, Shaanxi 723001, China;

³Shaanxi Tianyuan Intelligent Remanufacturing Co., Ltd., Xi'an, Shaanxi 710065, China

Abstract In order to obtain the best technological parameters of laser cladding FeCrNiSi powder on Q690, an optimization method of laser cladding parameters based on response surface method (RSM) and second generation non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) algorithm is proposed. By designing the Box-Behnken experiment scheme in response surface method, the proxy model between the input variables (laser power, scanning speed, and powder feeding rate) and the response values (dilution, heat affected zone depth, and microhardness) is established, and the process parameters were optimized by NSGA-II. The results show that the optimal parameters are obtained when the laser power is 1950 W, the scanning speed is 19 mm/s, and the powder feeding rate is 2.4 r/min. Under these conditions, the dilution rate of the cladding specimen decreases by 22.4%, the depth of the heat affected zone decreases by 17.9%, and the microhardness increases by 4.2%.

Key words laser optics; laser cladding; response surface method; Box-Behnken design; second generation non-dominated sorting genetic algorithm; multi-objective optimization

收稿日期: 2021-06-01; 修回日期: 2021-06-10; 录用日期: 2021-06-23

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计划项目(18JK0150)

通信作者: *wangyanyanustb@163.com

1 引言

激光熔覆技术利用高能束激光将基材与合金粉末材料快速熔凝,形成新的合金功能涂层,有效改善了金属零件材料的表面耐磨、耐腐蚀及抗氧化性能,可实现机械零件磨损等失效形式的修复再造,其节材、节能效果显著且经济效益好^[1-3]。但是激光熔覆过程受到时变高温热循环和异质材料(基材和粉末)的热物理性能影响,其成形机理非常复杂,影响质量的工艺参数众多^[4-5]。若工艺参数控制不当,则会导致熔覆层表面不平度,诱发内部气孔和微裂纹等缺陷^[6-9]。因此,非常有必要研究激光熔覆的参数优化。

激光熔覆时,激光熔覆工艺参数与熔覆质量及性能并不呈线性关系。选择合理的激光熔覆工艺参数可降低熔覆层表面不平度,避免熔覆层内部气孔和微裂纹等缺陷^[10]。人们常用正交法^[11]、田口法^[12]、响应曲面法^[13]等试验设计优化方法,以及模拟退火^[14]、神经网络^[15]等智能算法来对激光熔覆工艺参数进行优选。在解决激光熔覆工艺参数优化问题时,需要根据适应度函数与时间密度选择适用的算法,如粒子群优化算法(PSO)^[16]、遗传算法(GA)^[17]、强度帕累托进化算法(SPEA)^[18]等。与之相比,带精英策略的第二代非支配排序遗传算法(NSGA-II)算法不需要对适应度函数和权重进行计算,或在函数拟合的基础上做二次拟合,使算法寻优时搜索难度增大。可见,NSGA-II算法速度快、搜索精度高^[19],更适合激光熔覆工艺参数优化。

鉴于此,本文将激光功率(A)、扫描速度(B)、送粉速率(C)作为激光熔覆工艺参数优化的输入变量,将熔覆层的稀释率(F_1)、热影响区(HAZ)深度(F_2)、显微硬度(F_3)作为输入变量的响应,基于RSM中的Box-Behnken模型设计17组具有3因素3水平熔覆试验方案,在Q690基材上制备多组单道FeCrNiSi合金熔覆层,运用NSGA-II算法对输入变量进行寻优得到Pareto解集,对优选的工艺参数进行试验验证,核验激光熔覆最佳工艺参数的有效性。

2 试验条件与方案

2.1 试验条件

本次试验选择设备为3 kW 光纤激光熔覆机,如图1所示。选择100 mm×50 mm×10 mm尺寸

的Q690钢板作为熔覆基材,试验前对其进行抛光、清洁处理,其表面粗糙度鉴定为1.6 μm 。Q690钢板中所含主要元素(质量分数)为C(0.18%)、Si(0.6%)、Mn(2%)、S(0.3%)、P(0.25%)、Fe(0.11%)、Ni(1.5%)、Cr(1.2%)。熔覆材料为FeCrNiSi铁基球形粉末,粉末粒度为36~120 μm ,其自熔性、润湿性和喷焊性能好,试验前对其干燥处理,其在超景深显微镜下的形貌如图2所示。



图1 3 kW 光纤熔覆激光机

Fig. 1 3 kW fiber cladding laser

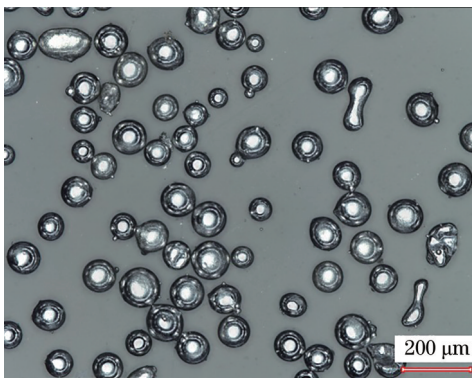


图2 粉末形貌图

Fig. 2 Powder topography

2.2 方案设计

将试验设计方案定为3因素3水平,选择BBD(Box-Behnken Design)模型。BBD模型适宜在低水平因素下选择,能更好地拟合响应曲面,减少对试验数组的设计,降低试验成本。BBD试验中各输入变量对应的编码值依次为激光功率(1800, 2100, 2400 W)、扫描速度(16, 20, 24 mm/s)、送粉速率(1.5, 2.0, 2.5 r/min)。BBD试验设计的输入变量与其对应的响应值如表1所示。单道熔覆层截面示意图如图3所示,稀释率为图中基材熔化面积与熔覆层面积的比值,与热影响区深度皆可由超景深显微镜直接测得。显微硬度的测试方法:在熔覆层截

表 1 BBD 试验设计的输入变量与其响应值

Table 1 Input variable and its response values of BBD experimental design

BBD experimental number	Input variable			Response value		
	Laser power /W	Scanning speed / (mm·s ⁻¹)	Powder feeding rate / (r·min ⁻¹)	Dilution rate / %	HAZ depth / μm	Microhardness / HV _{0.5}
S1	1800	24	1.5	44.7	299.37	623.8
S2	1800	20	1.5	41.2	308.75	641.6
S3	1800	20	2.5	29.1	293.91	641.2
S4	1800	24	2.0	26.9	286.45	654.0
S5	1800	16	1.5	41.7	331.07	744.3
S6	2100	16	2.5	26.1	350.98	664.9
S7	2100	20	2.0	35.2	312.28	415.1
S8	2100	24	2.0	29.7	273.49	671.0
S9	2100	16	2.5	23.5	364.99	704.1
S10	2100	24	1.5	42.1	307.11	627.7
S11	2100	24	2.5	25.9	285.17	618.5
S12	2100	20	2.5	27.0	315.57	663.1
S13	2100	20	1.5	40.9	333.01	748.7
S14	2400	20	1.5	39.7	318.64	649.3
S15	2400	24	2.0	33.9	311.43	480.1
S16	2400	16	2.0	24.7	409.78	631.1
S17	2400	20	2.5	21.6	332.48	744.7

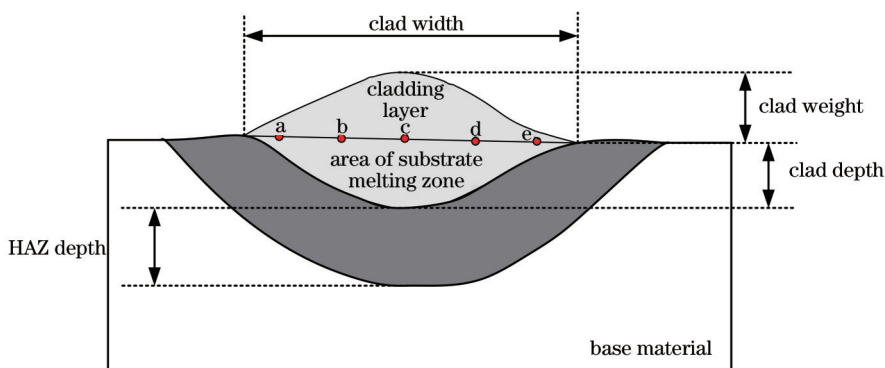


图 3 单道熔覆层截面示意图

Fig. 3 Cross-section diagram of single cladding layer

面内如图所示取五个点,使用 HV-1000 型维氏硬度仪测得该五个点显微硬度后,取平均值。

3 建立激光熔覆代理模型

建立代理模型是为了在所需数据庞大的情况下,运用有限的数,通过输入变量与响应值之间的拟合关系,构造出趋近于真实的模型。使用

Design-expert 软件对表 1 中的输入变量和响应值进行回归模型的数据整理和函数拟合,采用二阶多项式回归函数作为激光熔覆代理模型,为验证所建立的代理模型是否可用,对其进行方差分析,并通过残差图证明其可靠性。

BBD 试验搭建出的描述输入变量与响应值之间函数关系的三元二次多项式为

$$F_{(1,2,3)} = \begin{cases} -0.61A^2 + 2.03B^2 + 0.34C^2 + 2.03AB + 1.16AC - 0.85BC + 0.39A + 1.6B - 13.59C + 36.51 \\ 4.68A^2 + 6.42B^2 - 3.41C^2 - 13.75AB + 6.08AC - 10.43BC + 20.27A - 31.72B - 1.16C + 316.62 \\ 0.43A^2 + 40.36B^2 + 108.33C^2 - 69.26AB + 13.91AC + 48.64BC + 19.75A - 42.19B - 4.02C + 556.83 \end{cases}, \quad (1)$$

式中： F_1 为熔覆层稀释率； F_2 为熔覆层热影响区深度； F_3 为熔覆层显微硬度； A 为激光功率； B 为扫描速度； C 为送粉速率。

表 2 为三个响应值的方差分析结果。熔覆层稀

表 2 响应值方差分析

Table 2 Analysis of variance of response values

Variance source	Response value		
	Dilution rate	HAZ depth	Microhardness
Model	2383.00	15756.75	2922.91
F value	41.93	6.84	46.84
P value	<0.0001	<0.0001	<0.0001
Lack of fit	0.4926	0.4231	0.4625
R^2	0.9818	0.9979	0.9741
Signal to noise ratio	17.540	9.548	18.840

释率、热影响区深度和显微硬度模型的显著性 P 值都小于 0.0001, 自由度 F 值较大, 且失拟项数值都大于 0.1, 说明其置信区间选取合理, 模型效果显著。相关系数用来进一步验证拟合程度是否可靠, 如熔覆层稀释率模型的相关平方系数 $R^2=0.9818$, 故说明所有试验数据中 98.18% 的数据都可用该模型解释, 同理, 熔覆层热影响区深度模型与显微硬度模型都可由其相关系数说明其可靠性。三个响应值的信噪比都大于 4, 说明试验结果可靠。熔覆层稀释率、热影响区深度和显微硬度所对应的残差图如图 4 所示, 所有点分布在直线四周, 其正态分布概率越靠近直线拟合效果越好。综上所述, 构建出的激光熔覆代理模型映射出了两者之间接近真实的非线性关系, 其显著性好, 预测精度高。

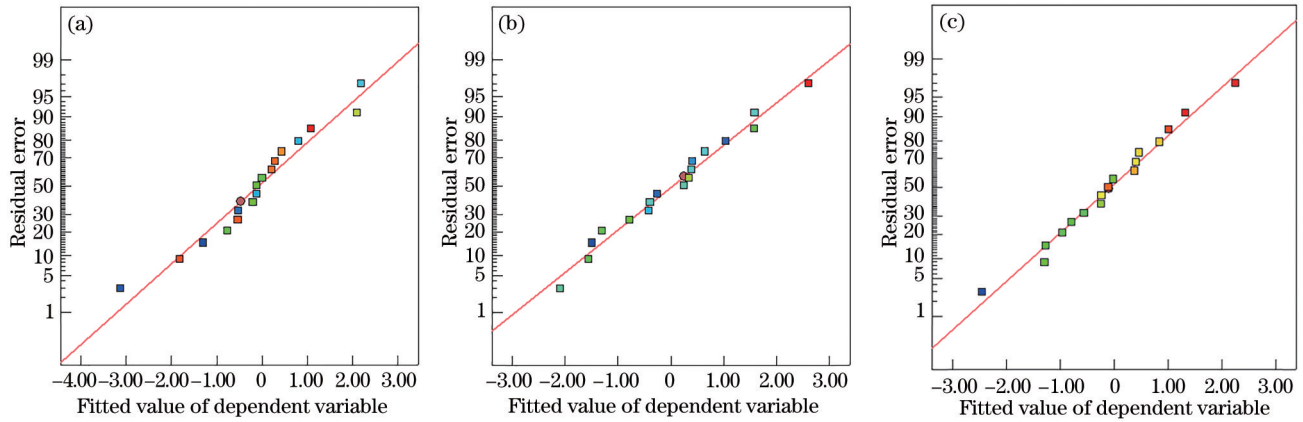


图 4 各响应值对应残差图。(a) 稀释率; (b) 热影响区深度; (c) 显微硬度

Fig. 4 Residuals for each response value. (a) Dilution rate; (b) HAZ depth; (c) microhardness

4 工艺参数优化

结合实际生产背景, 在激光熔覆过程中, 熔覆层稀释率过大会使融合涂层开裂, 严重影响熔覆层性能与形貌, 所以定义 $\min F_1(A, B, C)$, 使稀释率尽可能地小, 且针对铁基粉末熔覆试验, 将稀释率限制在 10%~30%。在熔覆过程中, 热影响区伴随着热力循环, 其组织成分与残余应力发生显著的变化, 为避免热影响区的变化对基材性能产生恶劣影响, 故定义 $\min F_2(A, B, C)$ 。试验过程对试件的耐磨性有一定需求, 作为衡量熔覆层力学性能的因素之一, 要求熔覆层显微硬度尽可能地大, 因此定义 $\max F_3(A, B, C)$ 。

NSGA-II 算法是在第一代遗传算法的基础上引进了非支配排序与聚集距离的理念, 非支配排序是在同一个面上运用支配的概念对各个点进行排

优排序形成非支配集, 而非支配集必须满足

$$\begin{cases} M_{x \in \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}} Q = P \\ \forall i, j \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \text{ and } i \neq j, x_i \cap x_j = \emptyset, \\ x_1 > x_2 > x_3 \dots > x_n, \end{cases} \quad (2)$$

式中： P 为非支配集合； M 为种群； Q 为子代在空间中的位置； x_k 为任意因子。根据非支配概念, 将其划分为 n 个满足上述条件且互不相交的子群体, 满足了算法解集对空间分布性的要求。

为满足种群的多样性, 在各个支配面之间又用到了聚集距离的概念进行排序, 其遵循的原则为

$$Q_{(i)distance} = [Q_{(i+1)} \cdot f_{(1)} - Q_{(i-1)} \cdot f_{(1)}] + [Q_{(i+1)} \cdot f_{(2)} - Q_{(i-1)} \cdot f_{(2)}], \quad (3)$$

式中： f_1 是空间横轴上的位移； f_2 是空间纵轴上的位移。在种群进化时, 按聚集距离排序, 可以搜索空间内更多的区域, 将优秀的个体保存下来继续参与

下一代进化。

在进行多次排序后,将 Pareto 解集集中在一个前沿面上,减少了运算时间,降低了复杂程度。精英策略在第一代基础上,将父代与子代放在一起进

行择优,扩大了种群数量,提高了寻优过程的效率,避免陷入局部最优解。NSGA-II 算法流程图如图 5 所示。

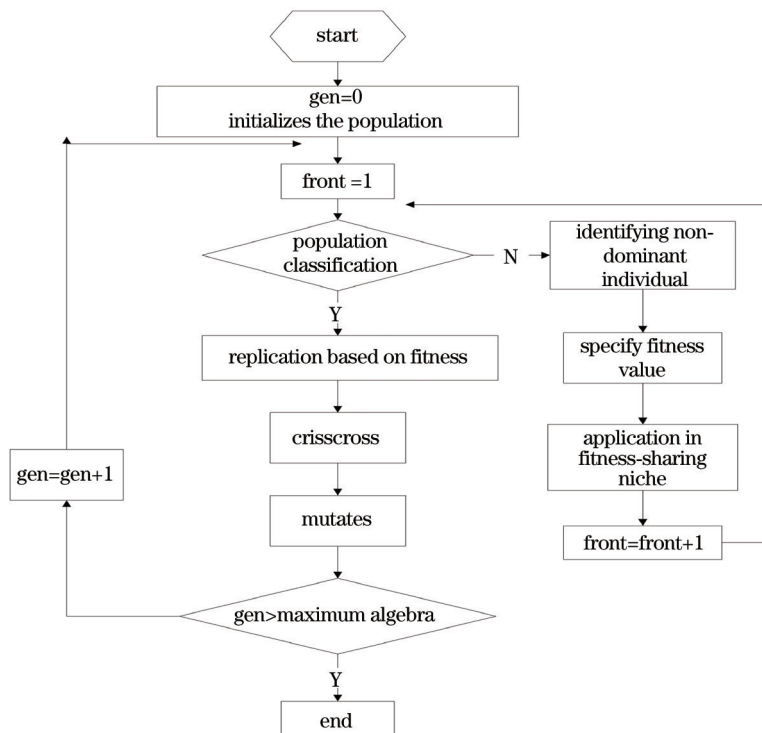


图 5 NSGA-II 算法流程图

Fig. 5 Flow chart of NSGA-II algorithm

基于 NSGA-II 算法,种群大小设定为 200,设置迭代次数为 300 次,优化后得到的 Pareto 前沿如图 6 所示。其中,一共包含 30 个满足要求的点,综合所有因素,选择稀释率为 19.8%,热影响区深度为

283.12 μm ,显微硬度为 722.1 $\text{HV}_{0.5}$ 的点,其对应的熔覆工艺参数:激光功率为 1950 W,扫描速度为 19 mm/s,送粉速率为 2.4 r/min。

得到最佳熔覆工艺参数后进行验证试验,取表 1 中第 9 组和第 12 组的试件为对比试验组,其编号为 S9 和 S12。最佳参数试验组的熔覆层与两组对比试验组的熔覆层形貌如图 7 所示,可以看到最佳工艺参数组的熔覆层截面较为平整,熔池均匀对称,要明显优于对比试验组的熔覆层截面形貌。

图 8 所示为最佳参数组与两组对比试验组的响应值比对,发现最佳参数组在性能上要优于对比试验组。将对比试验组的响应值取加权与最佳参数组进行对比,可以看出最佳参数组的熔覆层稀释率降低了 22.4%,热影响区深度减小了 17.9%,显微硬度增大了 4.2%。综上所述,优化后的工艺参数,其表面形貌与显微硬度都得到了提升,对实际生产具有指导作用。

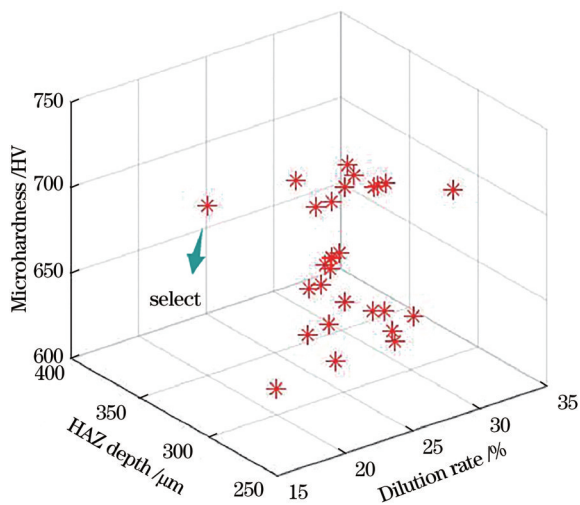


图 6 优化后的 Pareto 前沿解集

Fig. 6 Pareto front solution after optimization

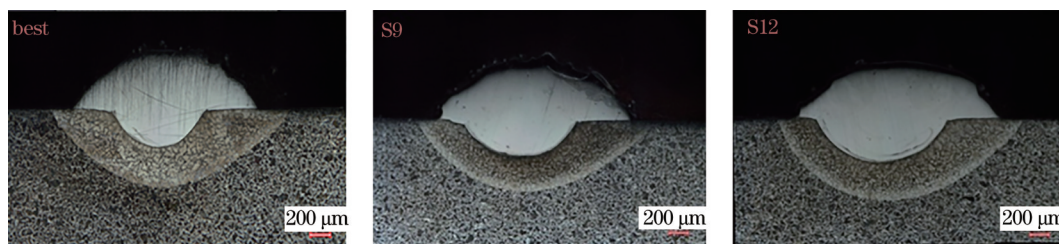


图 7 最佳工艺参数组与对比试验组熔覆层截面形貌对比

Fig.7 Comparison of cross-section morphology of cladding layer between best process parameter group and contrast experimental groups

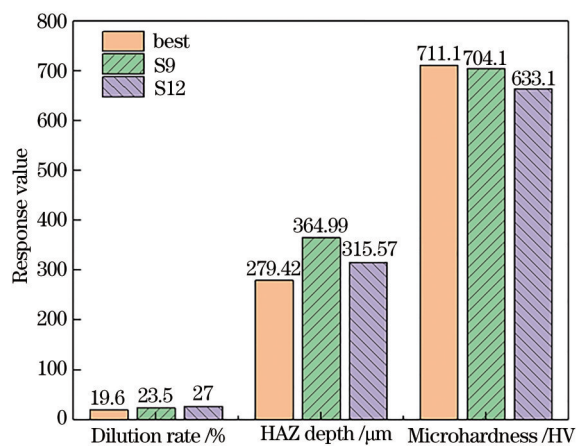


图 8 最佳工艺参数组与对比试验组各项响应值对比

Fig.8 Comparison of response values between best process parameter group and contrast experimental groups

5 结 论

本文在 Q690 表面激光熔覆 FeCrNiSi 铁基粉末,探究最佳工艺参数下熔覆层的表面形貌与显微硬度,得到如下结论:采用响应面法设计了具有近似旋转性的 BBD 单道熔覆试验,选取二次不含交叉项的三元二次多项式来近似隐式功能函数,其回归效果异常显著,且模型的预测误差均在 10% 以内。

通过算法寻优,得到最佳参数组为激光功率为 1950 W,扫描速度为 19 mm/s,送粉速率为 2.4 r/min,经过试验对比,发现熔覆层稀释率降低了 22.4%,热影响区深度减小了 17.9%,显微硬度增大了 4.2%。

本文形成了一种适用于激光单道熔覆最佳参数寻优的方法,为实际生产提供了帮助,以期整合出一个激光熔覆参数的参考体系。激光熔覆多道的生产效益更不容忽视,下一步拟对激光多道熔覆进行参数寻优研究。

参 考 文 献

[1] 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.

[2] Wang D S, Tian Z J, Shen L D, et al. Research development of nanostructured coatings prepared by laser cladding[J]. Chinese Journal of Lasers, 2008, 35(11): 1698-1709.

王东生,田宗军,沈理达,等. 激光表面熔覆制备纳米结构涂层的研究进展[J]. 中国激光, 2008, 35(11): 1698-1709.

[3] Hu D W, Liu Y, Chen H, et al. Microstructure and properties of laser cladding Ni-based WC coating on Q960E steel[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(6): 0602120.

胡登文,刘艳,陈辉,等. Q960E 钢激光熔覆 Ni 基 WC 涂层组织及性能[J]. 中国激光, 2021, 48(6): 0602120.

[4] Shu L S, Wang J S, Bai H Q, et al. Numerical and experimental investigation on laser cladding treatment of wear shaft surface[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(9): 217-223.

舒林森,王家胜,白海清,等. 磨损轴面激光熔覆过程的数值模拟及试验[J]. 机械工程学报, 2019, 55(9): 217-223.

[5] Bai Y, Wang Z H, Zuo J J, et al. Fe-based composite coating prepared by laser cladding and its heat and corrosion resistance[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(10): 1002001.

白杨,王振华,左娟娟,等. 激光熔覆制备铁基复合涂层及其耐热耐蚀性能[J]. 中国激光, 2020, 47(10): 1002001.

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

- [7] Paul C P, Mishra S K, Prem Singh C H, et al. Studies on laser rapid manufacturing of cross-thin-walled porous structures of Inconel 625[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 61(5/6/7/8): 757-770.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Wang S, Zheng S, Liu W J, et al. Optimization of process parameters for laser cladding Fe35A alloy on 45 steel surface[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(9): 0914007.
王胜, 郑舜, 刘文军, 等. 45 钢表面激光熔覆 Fe35A 合金的工艺参数优化[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(9): 0914007.
- [11] 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.
- [12] Fang L, Yin S F, Zhao T C. Multi-objective optimization of P20H die steel laser cladding based on kriging model[J]. *Materials Protection*, 2017, 50(12): 63-66.
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.
- [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] 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.
- [15] Wen H J, Meng X L, Xu X C, et al. Multi-objective optimization of laser cladding process parameters based on neural network and genetic algorithm[J]. *Applied Laser*, 2019, 39(5): 734-740.
温海骏, 孟小玲, 许向川, 等. 基于神经网络和遗传算法的激光熔覆工艺参数多目标优化[J]. *应用激光*, 2019, 39(5): 734-740.
- [16] Ni L B, Liu J C, Wu Y T, et al. Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2011, 38(2): 0203003.
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): 0203003.
- [17] Wang D S, Yang Y W, Tian Z J, et al. Process optimization of thick nanostructured ceramic coating by laser multi-layer cladding based on neural network and genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2013, 40(9): 0903001.
王东生, 杨友文, 田宗军, 等. 基于神经网络和遗传算法的激光多层熔覆厚纳米陶瓷涂层工艺优化[J]. *中国激光*, 2013, 40(9): 0903001.
- [18] 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 W, Lai W K, et al. *Neural information processing. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2015, 9490: 114-121.
- [19] Li J Y, Li H N, Liao Z R, et al. Analytical modelling of full single-track profile in wire-fed laser cladding[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2021, 290: 11678.