

## 激光与光电子学进展

## 激光熔覆工艺优化方法研究现状及发展趋势

巩江涛<sup>1</sup>, 舒林森<sup>1,2\*</sup>, 王家胜<sup>1,2</sup>, 李家豪<sup>1</sup>, 秦景鹏<sup>1</sup><sup>1</sup>陕西理工大学机械工程学院, 陕西 汉中 723001;<sup>2</sup>陕西省工业自动化重点实验室, 陕西 汉中 723001

**摘要** 激光熔覆涂层质量由各个工艺参数及其交互作用共同决定,通过工艺参数优化可实现熔覆涂层调形控性。从传统优化方法和智能优化方法的角度,详细阐述熔覆涂层质量优化的国内外研究现状,归纳讨论各种优化方法的优缺点,分析了不同优化方法在提高涂层性能时所发挥的作用。最后对涂层质量优化方法的未来发展趋势进行了展望。旨在为高品质的熔覆涂层制备提供优化方法和今后激光熔覆工艺优化方法研究提供可以借鉴的研究方向。

**关键词** 激光技术; 激光熔覆; 工艺优化; 涂层质量; 优化方法

中图分类号 TG174.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221408

## Research Status and Development Trend of Laser Cladding Process Optimization Method

Gong Jiangtao<sup>1</sup>, Shu Linsen<sup>1,2\*</sup>, Wang Jiasheng<sup>1,2</sup>, Li Jiahao<sup>1</sup>, Qin Jingpeng<sup>1</sup><sup>1</sup>School of Mechanical Engineering, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723001, Shaanxi, China;<sup>2</sup>Shaanxi Key Laboratory of Industrial Automation, Hanzhong 723001, Shaanxi, China

**Abstract** The quality of laser cladding coating is determined by various process parameters and their interactions. Shape control of cladding coating can be realized by optimizing process parameters. In this paper, from the perspective of traditional optimization methods and intelligent optimization methods, the research status of cladding coating quality optimization at home and abroad was described in detail, the advantages and disadvantages of various optimization methods were summarized and discussed, and the role of different optimization methods in improving coating performance was analyzed. Finally, the future development trend of coating quality optimization method was prospected. The purpose of this paper is to provide an optimization method for the preparation of high quality cladding coating and to provide a reference for the future research of laser cladding process optimization method.

**Key words** laser technique; laser cladding; process optimization; coating quality; optimization method

## 1 引言

激光熔覆技术是表面工程领域的重要组成部分<sup>[1]</sup>,它能够利用高能激光束在零部件的表面熔覆高硬、耐磨、耐腐等综合性质优异的涂层,从而显著改善零部件性能<sup>[2]</sup>,以达到延长服役寿命或再利用的目的。目前,该技术已成功应用于航空航天、兵器、船舶及交通等领域。熔覆涂层质量与工艺参数密切相关,常因工艺参数不匹配,导致熔覆层产生气孔<sup>[3]</sup>、裂纹<sup>[4-5]</sup>、表面不平整<sup>[6]</sup>等质量缺陷。因此,工艺参数的优化是有

效提升熔覆涂层质量的必要环节<sup>[7-9]</sup>。

激光熔覆是一个多工艺参数耦合的复杂非线性过程,其中激光功率、扫描速度、送粉速度、离焦量、光斑直径等工艺参数对熔覆层质量起着至关重要的作用<sup>[10]</sup>。激光熔覆过程中光、粉、气三相的耦合作用,导致定性描述各工艺参数与熔覆层质量之间的复杂映射关系存在较大的困难<sup>[11]</sup>,因而实现高质量涂层往往需要进行繁杂的工艺优化<sup>[12]</sup>。为了获得质量优异的熔覆涂层,大量国内外学者开展了激光熔覆工艺参数优化方法的研究。图1为常见的工艺参数优化方法。正

收稿日期: 2022-04-25; 修回日期: 2022-05-26; 录用日期: 2022-06-13; 网络首发日期: 2022-06-23

基金项目: 国家自然科学基金(51505268)、陕西省教育厅重点科研计划(20JS020)、陕西省工业自动化重点实验室开放课题研究基金(SLGPT2019KF01-16)、陕西理工大学科研基金项目(SLG2123)

通信作者: \*shulinsen19@163.com

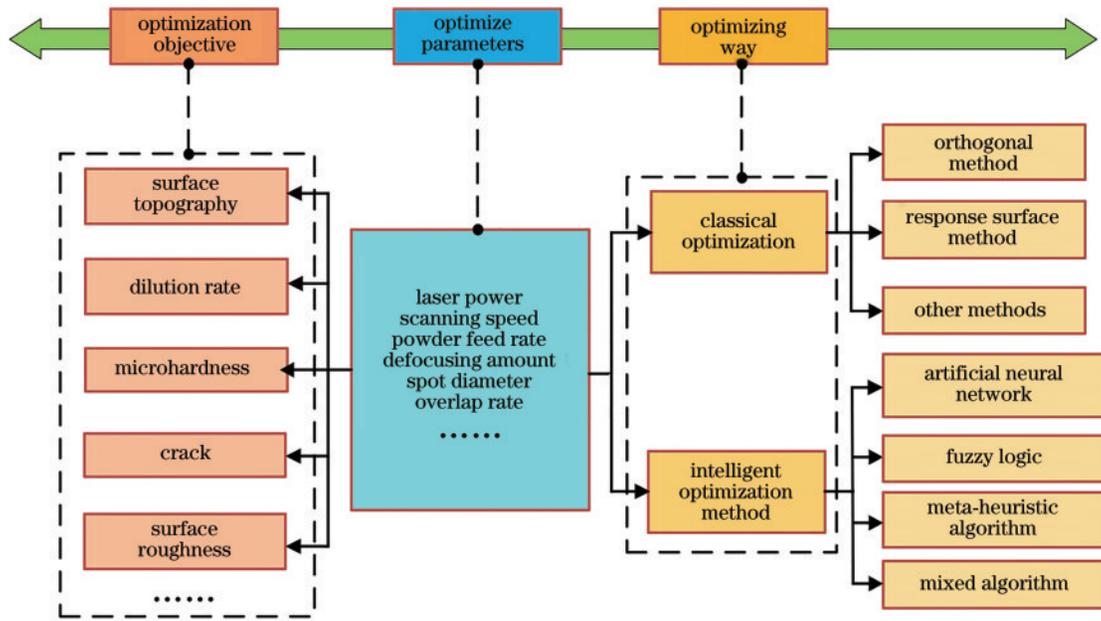


图 1 常见的工艺参数优化方法

Fig. 1 Common process parameter optimization methods

交法、响应面法(RSM)、灰色关联法、经验-统计法等传统优化算法已在参数优化问题中得到广泛应用。随着算法的不断发展,智能优化算法诸如人工神经网络、模糊逻辑、元启发式算法、混合算法等也逐渐应用于激光熔覆的工艺参数优化问题中,推动了激光熔覆工艺优化的发展进程。

本文针对激光熔覆工艺参数优化问题,从传统优化方法和智能优化方法的角度出发,综述了熔覆涂层质量优化的国内外研究现状,对比分析了各种优化方法的优缺点及不同优化方法在激光熔覆提质增效上所发挥的作用。最后,探讨了涂层质量优化方法的未来发展趋势,以期制备高质量涂层和工艺优化方法的未来研究方向提供参考。

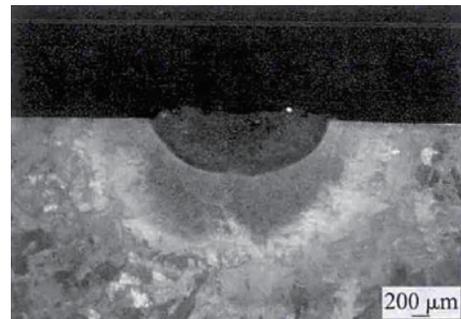
## 2 传统优化方法

### 2.1 正交法

正交试验法是一种研究多因素多水平的试验设计方法,具有“均匀分散,整齐可比”的特点,一般通过正交表来设计和分析多因素试验,可利用相对较少的试验次数,快速准确地进行工艺参数寻优<sup>[13]</sup>。在试验因素之间不考虑交互作用的情况下,正交试验法是一种经济且有效的试验设计方法。

高霖等<sup>[14]</sup>采用正交试验法研究了激光功率、扫描速度、离焦量和预置层厚度对 TC11 钛合金表面制备的 CBN 熔覆涂层几何形貌的影响。研究发现,工艺参数的改变均会引起涂层几何形貌发生相应的变化,其中扫描速度对熔覆涂层形貌的影响最显著。赵树国等<sup>[15]</sup>设计了正交试验,分析了工艺参数对 CNB 和 Ti 混合粉末涂层熔池尺寸的影响。结果显示,激光功率

对涂层形貌的影响与文献<sup>[14]</sup>的研究有相似规律,均随着激光功率的增大,熔宽先增大后减小,熔深增大,熔高减小。另外,通过综合考虑涂层宏观质量和预期性能对熔池尺寸进行工艺参数寻优。图 2<sup>[15]</sup>为最优参数下的熔覆层截面形貌,可见熔覆层形貌良好,无裂纹、气孔等缺陷,达到了期望目标。他们采用同种方法以相同的评价指标,研究了相同基体上制备的不同熔覆涂层的形貌,发现工艺参数对涂层形貌的影响规律可能存在相同的情况,但其最优参数受试验条件及涂层成分的影响必然存在差异。

图 2 熔覆层截面形貌<sup>[15]</sup>Fig. 2 Cross section morphology of cladding layer<sup>[15]</sup>

江吉彬等<sup>[16]</sup>以激光功率、扫描速度、离焦量为主要参数,研究了 45 钢表面制备的 WC 增强 Ni 基涂层性能。分析发现优化后的熔覆涂层性能显著提升,图 3<sup>[16]</sup>为优化后试样的显微硬度折线图,可见基体到熔覆层顶部的显微硬度呈阶梯状增长,最大可达到 70 HRC,是基体的 3~4 倍。这是熔覆层组织的明显分层产生的结果。雷靖峰等<sup>[17]</sup>采用正交试验设计法在 U71Mn 钢表面制备了 Ni60-25%WC 涂层,分析了最

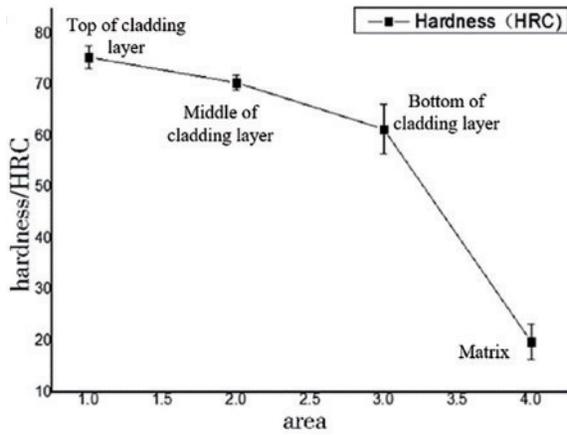


图 3 优化后试样的显微硬度折线图<sup>[16]</sup>

Fig. 3 Line chart of microhardness of optimized samples<sup>[16]</sup>

图 4<sup>[17]</sup>为最优参数下的熔覆层内部显微硬度图。熔覆过程中未熔化的 WC 颗粒下沉,使熔覆层内部 WC 密度比表面高,提高了熔覆层内部显微硬度,最高可达到 1170 HV,是基体的 3.7 倍。他们采用相同方法制备 WC 增强 Ni 基涂层,但相较于文献[17]的试验,文献[16]的试验中涂层显微硬度较差,比较发现当复合涂层中加入 WC 颗粒含量较多时,涂层脆性增强,硬度降低<sup>[18]</sup>。因此,尽管制备涂层的方法相同,但涂层的质量也会因涂层成分配比的产生差异。

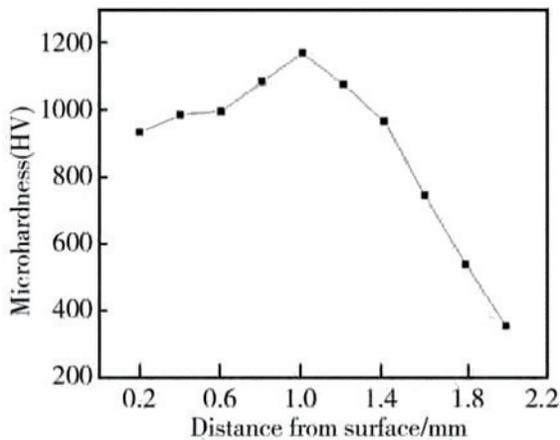


图 4 熔覆层内部显微硬度图<sup>[17]</sup>

Fig. 4 Microhardness of cladding layer<sup>[17]</sup>

目前,正交试验法已在机械、材料、电力等领域得到了广泛的应用与研究。其具有正交性,可简便、直观地分析出各因素的主效应,但也存在一些不足,如:最优组合只能是试验水平的某种组合;最优解只能在所选水平的范围之内;无法给试验提供明确的指向性等。因而,采用正交试验法进行工艺参数寻优收敛速度较慢,产生的结果精度较低。

### 2.2 响应面法

响应面法是一种综合试验设计和数学建模用于解决多变量问题的一种统计方法<sup>[19]</sup>。它可以在保持较高

的建模精度的前提下,以较少的试验次数分析工艺参数之间的交互作用,并可采用多元二次回归方程建立工艺参数与响应目标之间的函数关系,进而对工艺参数寻优。响应面法主要包括中心复合设计(CCD, Central Composite Design)和 Box-Behnken design (BBD)两种方法。

CCD 是一种常见的 2 阶全因子试验设计方法,在水平的试验设计研究中应用广泛。CCD 设计是基于立方体的顶点确定试验因子的,实际设计过程中会有部分试验点超出原定的水平。因此,可在有限的试验次数下获得较多的试验信息,进而更加准确可靠地获得最优的多变量参数,更适合用于激光熔覆涂层质量的优化<sup>[20]</sup>。图 5<sup>[21]</sup>为中心复合设计原理图,图中 X 轴、Y 轴、Z 轴分别代表不同工艺参数的增加方向。

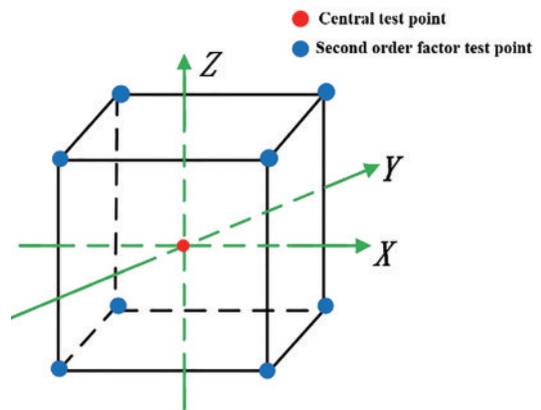


图 5 CCD 设计原理图<sup>[21]</sup>

Fig. 5 CCD design schematic diagram<sup>[21]</sup>

Box-Behnken 设计用于评估因素与响应目标之间关系是否呈非线性关系<sup>[22]</sup>。相较于正交试验,可在连续区域内获得工艺参数与响应目标之间的表达式,最优解的求解精度较高。和 CCD 相比,采用 BBD 法进行试验设计时,因子位于立方体每边的中点,在设计因素相同的情况下,BBD 法设计的连续试验数量较少,设计更简单、经济。图 6<sup>[21,23]</sup>为 BBD 设计原理图,图中

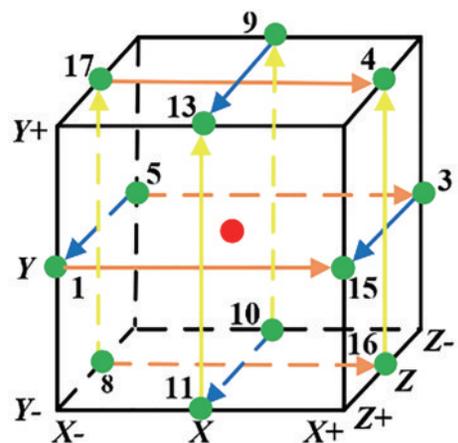


图 6 BBD 设计原理图<sup>[21,23]</sup>

Fig. 6 BBD design schematic diagram<sup>[21,23]</sup>

不同颜色的箭头方向代表不同工艺参数的增加方向。

练国富等<sup>[24]</sup>采用响应面法揭示了激光功率、扫描速度、气流量和离焦量与熔高、熔宽和熔覆层横截面积之间的函数关系,构建了工艺参数与熔覆层结构尺寸的二阶回归模型,熔宽、熔高和熔覆层横截面积的回归方程。通过计算模型的调整  $R$  方值与预测  $R$  方值,验证了该模型的可靠性。另外,建立如图 7<sup>[24]</sup>所示的响应图与等高线图,分析了工艺参数之间的相互作用对响应目标的影响是否显著。

$$W_{\text{width}} = 2.48 + 0.17 \times L_{\text{LP}} - 0.13 \times S_{\text{SS}} - 0.086 \times G_{\text{GF}} + 0.091 \times L_{\text{LP}} \times S_{\text{SS}} - 0.085 \times S_{\text{SS}}^2 + 0.058 \times G_{\text{GF}}^2, \quad (1)$$

$$H_{\text{height}} = 1.31 + 0.1 \times L_{\text{LP}} - 0.17 \times S_{\text{SS}} - 0.15 \times G_{\text{GF}} - 0.26 \times D_{\text{DA}} + 0.1 \times L_{\text{LP}} \times G_{\text{GF}} - 0.064 \times S_{\text{SS}} \times G_{\text{GF}} + 0.049 \times G_{\text{GF}}^2, \quad (2)$$

$$A_{\text{area}} = 39087.51 + 5343.23 \times L_{\text{LP}} - 7566.71 \times S_{\text{SS}} - 6860.48 \times G_{\text{GF}} - 10438.67 \times D_{\text{DA}} + 3477.49 \times L_{\text{LP}} \times G_{\text{GF}} - 1899.86 \times L_{\text{LP}} \times D_{\text{DA}} + 2915.51 \times G_{\text{GF}}^2, \quad (3)$$

式中:  $W_{\text{width}}$  为宽度;  $H_{\text{height}}$  为高度;  $A_{\text{area}}$  为熔覆层横截面积;  $L_{\text{LP}}$  为激光功率;  $S_{\text{SS}}$  为扫描速度;  $G_{\text{GF}}$  为气流量;  $D_{\text{DA}}$  为离焦量。

许向川等<sup>[25]</sup>为了优化装备零件再制造激光熔覆工艺参数,提高再制造熔覆涂层的质量。利用响应面法对激光功率、送粉量和扫描速度进行优化,以熔高和熔

宽为响应目标。通过方差分析可知,激光功率和送粉量对熔高和熔宽的影响最为显著。运用 Design-Expert 软件设置响应指标的目标值与重要度,从而得出涂层制备的最优工艺参数如下:激光功率为 3.94 kW,送粉量为 60 g/min,扫描速度为 4 mm/s。

Wu 等<sup>[26]</sup>为优化激光熔覆工艺参数制备高硬度的 Ni60A-25%WC 涂层,设计了基于 Box-Behnken 设计的工艺优化试验。通过构建工艺参数与稀释率和单位有效面积的数学模型,并采用方差分析获得了工艺参数与响应目标之间的影响规律,其中激光功率对熔覆涂层稀释率的影响最大,送粉率对熔覆涂层单位有效面积的影响最大。最优工艺参数的选择范围可由如图 8<sup>[26]</sup>所示的最佳理想值的三维交互作用图确定。通过电子背散射衍射 (EBSD) 分析可知,具有最佳工艺参数的熔覆涂层具有高密度的微观结构和明显的择优取向,显微硬度最大可达 660 HV,是基体的 2.2 倍。吴腾等<sup>[27]</sup>利用激光熔覆制备铁基 TiC 复合熔覆涂层,结合 Box-Behnken 试验设计,研究输出电流、脉冲宽度、扫描速度对熔覆层的影响规律,并进行工艺参数优化。结果表明,工艺参数对熔宽均产生显著影响,而熔高、熔深主要受输出电流的影响。经过优化获得的最优工艺参数组合如下:输出电流为 165 A、扫描速度为 296 mm/min、脉冲宽度为 3 ms,此时的响应目标的误差均在 5% 以内,证明该模型具有较高的预测精度。

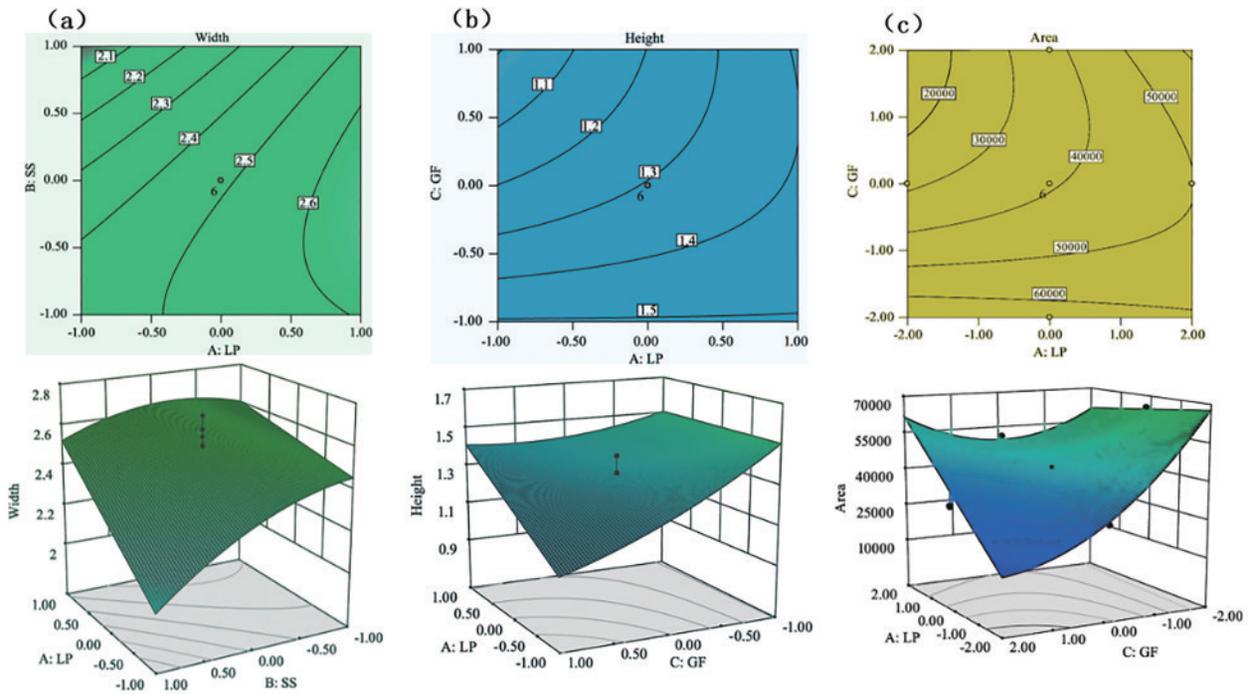


图 7 等高线图与响应面<sup>[24]</sup>

Fig. 7 Response surface and contour map<sup>[24]</sup>

响应面法已成功应用于各种系统的优化问题中,尤其是解决多变量的响应问题。该方法采用多元回归方程拟合参数与响应值之间的函数关系,并可利用等高线图和响应曲面图对工艺参数寻优。需要注意的

是,利用该方法进行试验设计的前提是设计的试验点应包含最佳的试验条件,否则将导致优化结果产生偏差。因此,使用响应面法进行优化时,需确定合理的试验各因素与水平。

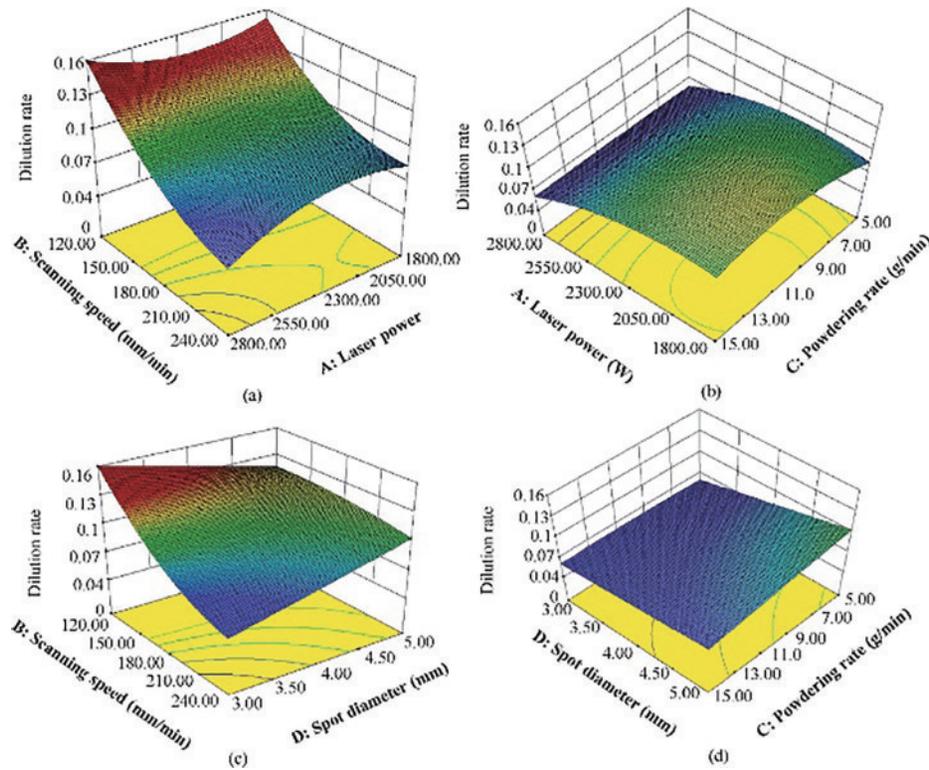


图 8 最佳理想值时的三维相互作用图<sup>[26]</sup>

Fig. 8 Three-dimensional interaction diagram at optimal ideal values<sup>[26]</sup>

### 2.3 其他方法

激光熔覆的传统优化方法范畴内,除应用较为广泛的正交试验法、响应面法外,还有诸如田口法、灰色关联法、经验统计法等一系列优化方法。Yu等<sup>[28]</sup>以熔宽、熔高和稀释率为评价指标,采用田口-灰色关联法对激光熔覆工艺参数进行了优化。利用单一的灰色关联值来表征三个响应值,实现熔覆涂层质量的综合评价。结果表明,综合评定后的熔覆涂层在形貌和微观结构上较其他的熔覆涂层有显著提升。赵丹丹等<sup>[29]</sup>为

修复 35CrMoV 钢的已磨损表面,采用灰色关联法将多个单目标响应转换为综合指标进行优化。优化后的熔覆层耐磨性相对提高了 43%。比较文献[28]和文献[29]采用的方法,文献[29]在利用灰色关联法时,采用层次分析法可精确定目标权重,既可简化计算和分析过程,又有助于决策者保持思维过程一致化<sup>[30]</sup>。

Liang等<sup>[31]</sup>提出了一种基于模糊综合评判(PCE)和改进层次法(IAHP)的激光熔覆涂层质量评价方法,图9<sup>[31]</sup>为PCE-IAHP综合方法流程图。该质量评价指

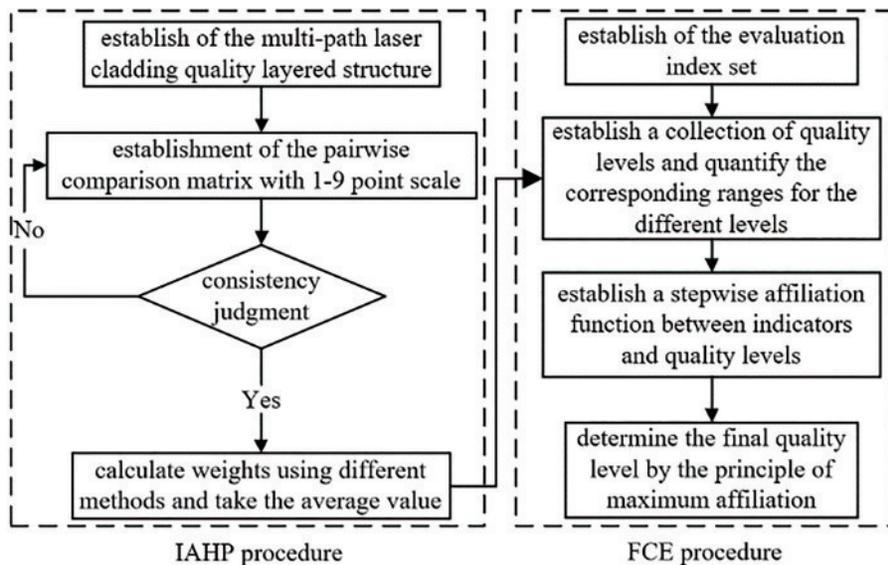


图 9 PCE-IAHP 综合方法流程图<sup>[31]</sup>

Fig. 9 PCE-IAHP integrated method flow chart<sup>[31]</sup>

标框架是根据熔覆涂层的宏观形貌、微观结构和力学性能等方面建立的,采用IAHP对评价指标加权,利用逐步隶属函数计算各指标不同程度的隶属度,进而评价项目的质量水平。结果表明,该方法有助于提高涂层表面质量,优化工艺参数。

Erfanmanesh等<sup>[32]</sup>采用经验-统计的方法对激光熔覆WC-12Co涂层的工艺参数进行优化。结果表明,激光功率和扫描速度对熔高有显著影响,并基于经验-统计关系建立激光熔覆WC-Co合金涂层的加工工艺图,如图10<sup>[32]</sup>所示。由图10可知,WC-Co合金涂层的激光熔覆工艺难度较大,这是因为激光熔覆工艺只允许在较窄的工艺参数范围内制备高质量的熔覆层。Shayanfar等<sup>[33]</sup>采用相同方法获得了最小孔隙率和无裂纹的铬镍合金涂层,证明了方法的可行性。

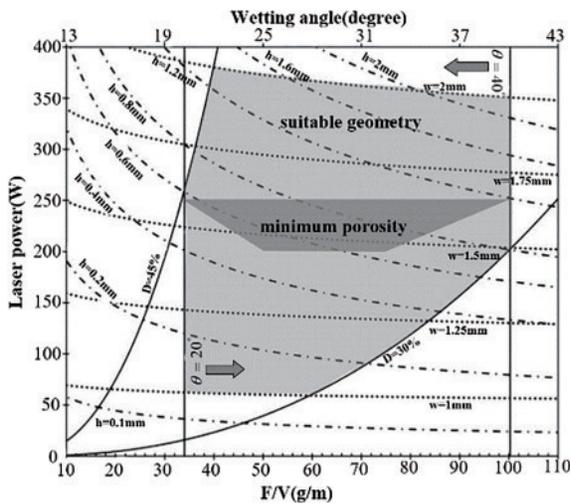


图 10 激光熔覆 WC-Co 合金涂层工艺图<sup>[32]</sup>  
Fig. 10 Process drawing of laser cladding WC-Co alloy coating<sup>[32]</sup>

### 3 智能优化方法

随着激光熔覆技术发展,涂层质量的优化也逐渐引入智能优化方法来控制和优选参数,以实现传统方法无法获得的质量特性<sup>[34]</sup>。智能优化方法是基于生物智能或自然现象的随机搜索算法,把自然界的各种行为抽象为可量化的关键指标,并转换为数学问题进行求解<sup>[35]</sup>。通常可将智能优化方法分为人工神经网络(ANN)、模糊逻辑、元启发式算法和混合算法<sup>[36-37]</sup>。

#### 3.1 人工神经网络

人工神经网络是一种通过模拟人脑的神经系统求解非线性和复杂数学模型的方法<sup>[38]</sup>,在组合优化、质量预测、过程建模等领域得到广泛应用<sup>[36,39]</sup>。通过对权值进行适当优化,按误差最小化原则确认预测输出与实际输出之间的关系,最终获得预期的输入输出关系。图11<sup>[40]</sup>为人工神经网络原理图,可见,人工神经网络是由大量神经元相互连接构成的复杂网络,网络主要由三层构成,分别是输入层、输出层和隐藏层。人工神

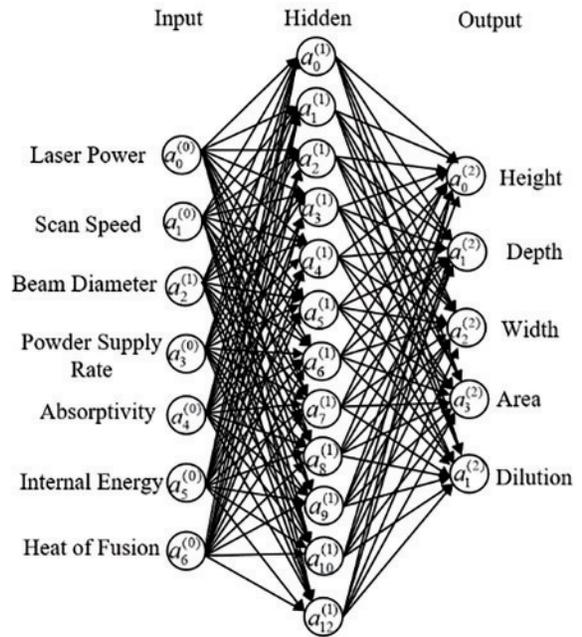


图 11 神经网络原理图<sup>[40]</sup>  
Fig. 11 Schematic diagram of neural network<sup>[40]</sup>

神经网络中最常用的两种方法是反向传播(BP)神经网络和径向基函数(RBF)神经网络。

#### 3.1.1 BP神经网络

BP神经网络是一种以误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络<sup>[41]</sup>。由于其具有自学习、自训练、参数优化和输出预测功能,成功在各领域得到了广泛应用<sup>[42]</sup>。Aggarwal等<sup>[43]</sup>通过对熔覆层形貌与熔池面积的预测,发现人工神经网络模型适合于描述工艺参数与熔覆层几何形貌之间非线性关系。范鹏飞等<sup>[44]</sup>和蒋伟伟等<sup>[45]</sup>采用多元线性回归和BP神经网络对激光熔覆层形貌进行预测,通过对比两种方法的预测结果可知,BP神经网络的预测精度更高,可获得更好的预测结果。激光熔覆过程存在较多的不可控因素,如:工艺参数之间的相互影响、工艺参数与熔覆层质量的高度非线性关系等,导致难以建立精确的数学模型;熔覆层质量控制往往依靠大量的试验数据积累,成本较高,易造成资源浪费。神经网络作为一个强大的经验模型工具可以在未知函数关系的情况下建立输入与输出的关系,具有高度非线性拟合能力<sup>[46]</sup>,这是传统方法无法实现的。

李琦等<sup>[47]</sup>为探究熔覆层面积与工艺参数之间的耦合关系,利用BP神经网络建立了激光功率、扫描速度和送粉速度与熔覆层面积的预测模型。先利用50组训练集数据对预测模型进行训练,再根据训练好的网络进行20组的测试。结果表明,采用BP神经网络可有效预测熔覆层面积,图12<sup>[47]</sup>为熔覆层面积的测试样本仿真结果。

姜淑娟等<sup>[48]</sup>采用BP神经网络建立了激光熔覆高度预测模型,利用60组训练集数据训练后的网络预测

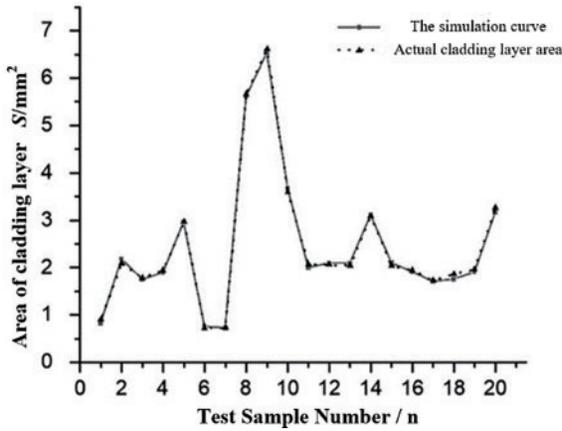


图 12 熔覆层面积的测试样本仿真结果<sup>[47]</sup>

Fig. 12 Simulation results of test sample of cladding layer area<sup>[47]</sup>

值和试验值变化趋势相似,即训练后的神经网络有较高的预测精度。图 13<sup>[48]</sup>为熔覆层高度测试样本仿真结果。比较文献[47]和文献[48]的训练数据集发现,虽然训练集的数量略有差异,但预测结果和试验结果的拟合程度都较好。Guo 等<sup>[49]</sup>为获得制备钴基合金涂层的最优参数,提出利用 BP 神经网络对工艺试验数据进行训练,从而确定涂层性能与工艺参数之间的映射关系。通过对比预测结果与试验结果可知,其平均相对误差不超过 10%,由此证明了该模型的可行性和有效性。同时,实现了激光熔覆钴基合金涂层的工艺寻优,最优参数如下:激光功率为 1550 W,扫描速度为 410 mm/min,送粉速度为 18 g/min。

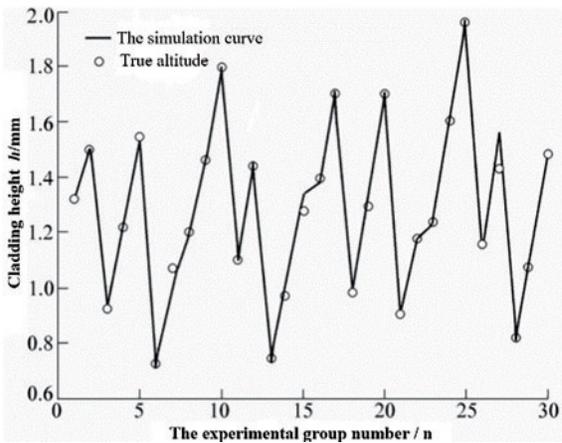


图 13 熔覆层高度测试样本仿真结果<sup>[48]</sup>

Fig. 13 Simulation results of cladding layer height test samples<sup>[48]</sup>

### 3.1.2 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种以函数逼近为基础的前馈神经网络。与 BP 神经网络相比,RBF 神经网络具有更好的函数逼近能力和泛化能力,训练速度更快,结构更简单,可从根本上解决 BP 神经网络产生局部最优解的问题<sup>[50]</sup>。徐家乐等<sup>[51]</sup>为研究激光功率、扫描速度

和送粉率等工艺参数对钴基合金涂层的稀释率的影响,利用 RBF 神经网络成功实现了不同参数下的涂层稀释率的预测,并通过对比试验值与预测值发现,其最大误差值为 5.47%。文献[49]和文献[51]均对钴基合金涂层的质量进行了预测,相比文献[49]使用的 BP 神经网络模型,文献[51]使用的 RBF 神经网络预测模型具有更高的预测能力。

### 3.2 模糊逻辑

模糊逻辑是通过模拟人脑按照一定的规则实行推理,与神经网络不同的是,其利用专家或已知的经验进行学习,具有一定的模糊性。图 14<sup>[52]</sup>为模糊逻辑算法的原理图。Zeinali 等<sup>[52]</sup>基于模糊逻辑算法实现了激光熔覆动态逆模型的建立。图 15<sup>[52]</sup>为模糊逆动力学模型示意图,所建立的模型将扫描速度描述为工艺参数,特别是熔高的函数。结果表明,该模糊模型具有一定的自适应能力,可用于实时控制应用,能够准确预测所需的扫描速度,获得期望的熔高。

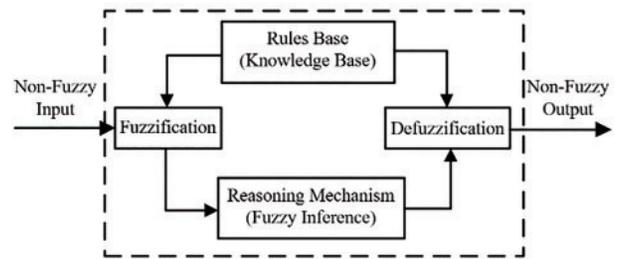


图 14 模糊逻辑算法的原理图<sup>[52]</sup>

Fig. 14 Schematic diagram of fuzzy logic algorithm<sup>[52]</sup>

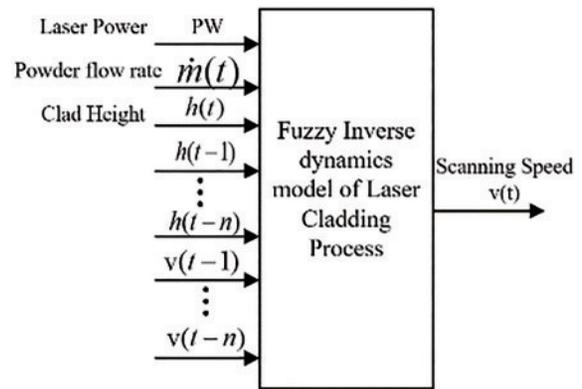


图 15 模糊逆动力学模型示意图<sup>[52]</sup>

Fig. 15 Schematic diagram of fuzzy inverse dynamics model<sup>[52]</sup>

### 3.3 元启发式算法

元启发式算法是一种基于自然现象发展起来的智能优化算法<sup>[53]</sup>,可有效求解复杂的优化问题,解决了传统优化算法求解精度低、收敛性差等问题<sup>[54]</sup>,已成功应用于激光熔覆工艺优化。常见的元启发式算法有遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)等。

GA 是一种基于仿生学和自然选择的一种随机并行搜索优化方法<sup>[55]</sup>。由于单一的遗传算法求解多目标问题的局限性,常利用属于遗传算法范畴的非支配排

序二代遗传算法(NSGA-II)解决激光熔覆的多目标优化问题,图16<sup>[56]</sup>为NSGA-II算法原理图。赵凯等<sup>[56]</sup>针对同轴送粉激光熔覆存在的工艺稳定性差的问题,提出应用NSGA-II算法对稀释率、显微硬度、熔深和

孔隙率进行工艺参数寻优。对比优化前后响应值的结果(表1<sup>[56]</sup>为优化前后响应值结果比较)可知:显微硬度增大了17.11%,基体热影响区(HAZ)深度减小了13.9%,熔覆效率增大了6.10%。

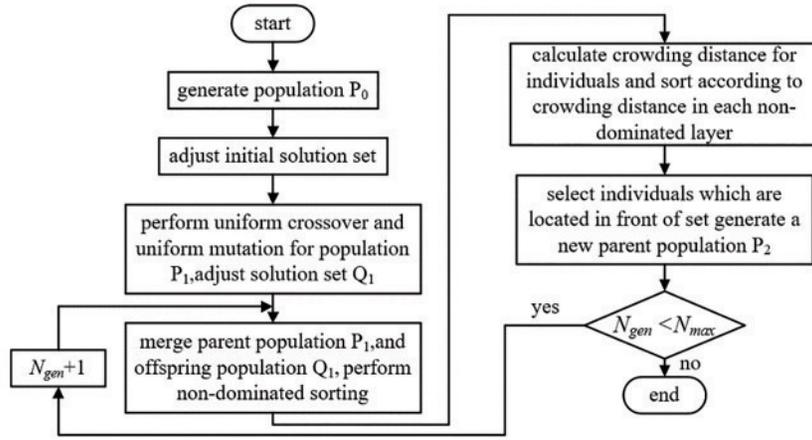


图 16 NSGA-II 算法原理图<sup>[56]</sup>

Fig. 16 Schematic diagram of NSGA-II algorithm<sup>[56]</sup>

表 1 优化前后响应值结果比较<sup>[56]</sup>

Table 1 Comparison of response values before and after optimization<sup>[56]</sup>

Response	Dilution	HAZ depth/mm	Microhardness / HV	Efficiency / (mm <sup>2</sup> ·s <sup>-1</sup> )
Before	0.518	0.855	186.433	15.24
After	0.32	0.736	218.337	16.17

王燕燕等<sup>[57]</sup>以稀释率、热影响区深度和显微硬度为优化指标,运用NSGA-II算法对工艺参数进行寻优。图17<sup>[57]</sup>为Pareto前沿解集。由此可得到最佳工艺参数如下:激光功率为1950W,扫描速度为19mm/s,送粉速度为2.4r/min。通过将最佳参数组与对比试验组进行试验,图18<sup>[57]</sup>为最佳工艺参数组与对比试验组的响应值,比较发现: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%。文献[56]和

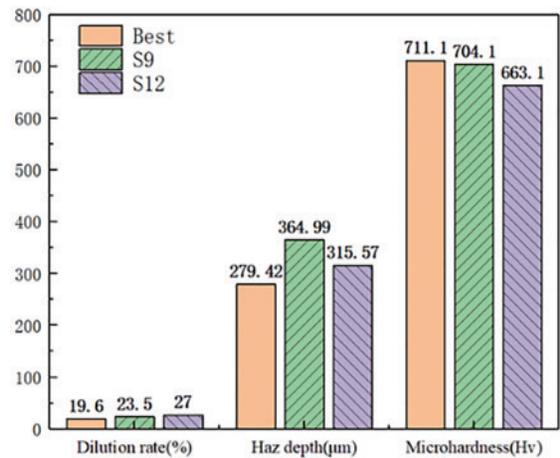


图 18 最佳工艺参数组与对比试验组各项响应值<sup>[57]</sup>

Fig. 18 Response of optimal process parameters group and comparison experimental group<sup>[57]</sup>

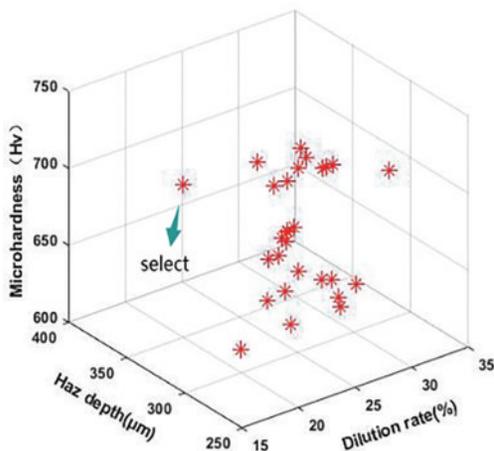


图 17 优化后的 Pareto 前沿解集<sup>[57]</sup>

Fig. 17 Optimized Pareto frontier solution set<sup>[57]</sup>

文献[57]采用相同算法、相同评价指标针对不同激光熔覆涂层质量进行了优化,均得到了较好的优化结果,证明了NSGA-II算法在工艺参数优化上的可行性。

粒子群算法是一种具有记忆能力的全局搜索算法,该算法通过群体之间的合作与竞争来搜索全局最优解<sup>[58]</sup>。图19<sup>[59]</sup>为粒子群算法的原理图,图19(a)为粒子群算法的工艺参数优化流程图,图19(b)为粒子更新过程。

胡言峰等<sup>[59]</sup>为提高再制造机械零部件再服役寿命,利用粒子群算法以稀释率和表面平整度表征熔覆层质量并作为优化目标进行激光熔覆工艺参数优化。图20<sup>[59]</sup>为粒子群算法适应度曲线。当迭代500次时,收敛精度最高,可得出工艺参数最优解:激光功率为2516.7W、扫描速度为11.84mm/s、送粉量为

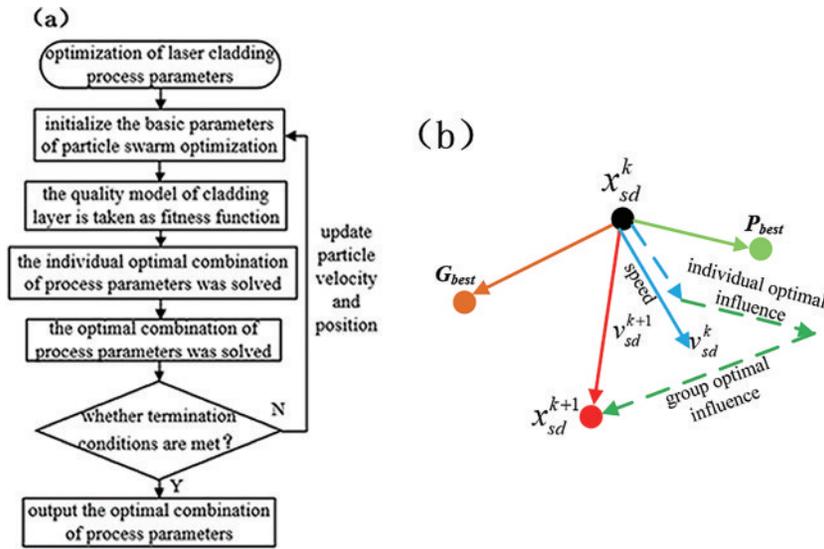


图 19 粒子群算法原理图。(a)优化流程图;(b)粒子更新过程<sup>[59]</sup>

Fig. 19 Schematic diagram of particle swarm optimization. (a) Optimization flow chart; (b) particle renewal processes<sup>[59]</sup>

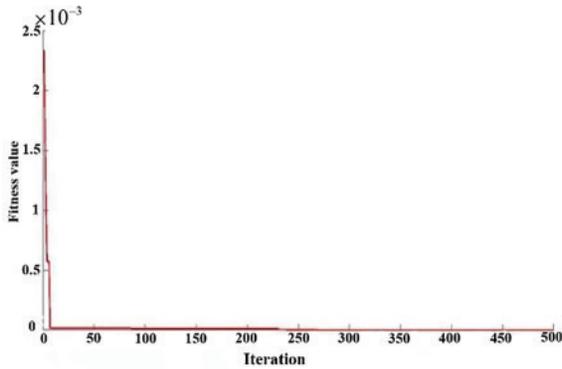


图 20 适应度曲线<sup>[59]</sup>

Fig. 20 Fitness curve<sup>[59]</sup>

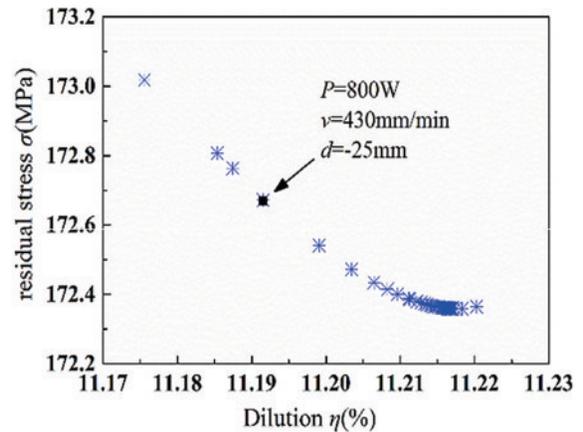


图 21 目标函数的 Pareto 前沿解集<sup>[60]</sup>

Fig. 21 Pareto frontier solution set of objective function<sup>[60]</sup>

1.72 r/min、搭接率为 36.9%。基于最优工艺参数进行试验验证后得到的熔覆层与基材冶金结合良好,涂层质量也明显提高。

Ma 等<sup>[60]</sup>采用多目标量子粒子群算法(MOQPSO)对激光功率、扫描速度和离焦量三个工艺参数进行了同步优化,获得了低稀释率和低残余应力的致密涂层。图 21<sup>[60]</sup>为目标函数的 Pareto 前沿解集。据此可得到最优工艺参数:激光功率为 800 W,扫描速度为 430 mm/min,离焦量为 25 mm。相较于文献[59]采用的粒子群算法,文献[60]采用的多目标量子粒子群算法是粒子群算法的一种新变体,由于具有强大的全局搜索能力,可代替粒子群算法处理单目标问题,更适用于激光熔覆过程中的多目标优化问题。

### 3.4 混合算法

随着智能算法的不断发展,诸多学者将多种算法融合,为解决工艺参数与熔覆层质量之间的复杂的非线性关系提供了新的方向。杨友文等<sup>[61]</sup>在预测镍基高温合金熔覆层质量时,提出利用遗传算法的宏观搜索能力将 BP 神经网络的初始值和阈值进行优化,从而

避免了神经网络陷入局部最优解。图 22<sup>[62]</sup>为 GA-BP 神经网络流程图。刘干成等<sup>[63]</sup>采用相同方法对相同涂层质量进行预测,其预测结果与测试样本之间的平均相对误差为 3.951%,证明了 GA-BP 神经网络具有较高的预测精度。Liu 等<sup>[64]</sup>和庞伟帆等<sup>[65]</sup>为成功预测不同涂层的质量,也采用了 GA-BP 神经网络,并获得了较好的预测结果。

Pant 等<sup>[66]</sup>采用激光熔覆技术对 SS316L 涂层质量进行研究时,提出了利用神经网络和基于粒子群算法的神经网络 PSO-ANN,分别建立工艺参数与熔高、熔宽、粉末捕获效率之间的非线性关系,通过对比两者的平均绝对百分比误差可得出,PSO-ANN 的预测性能要高于 ANN,图 23<sup>[67]</sup>为 PSO-ANN 流程图。倪立斌等<sup>[67]</sup>运用相同的算法对激光熔覆涂层几何形貌进行了预测,结果显示:使用优化后的参数获得的结果与预期目标值之间具有较小的误差。比较 GA-BPNN 和 PSO-ANN 两种混合算法,由于粒子群算法相较于遗

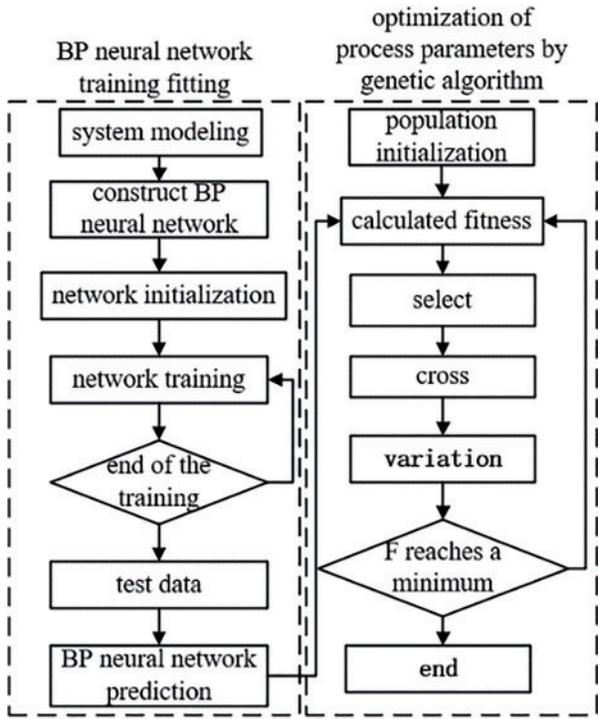


图 22 GA-BP 神经网络流程图<sup>[65]</sup>  
Fig. 22 GA-BP neural network flow chart<sup>[65]</sup>

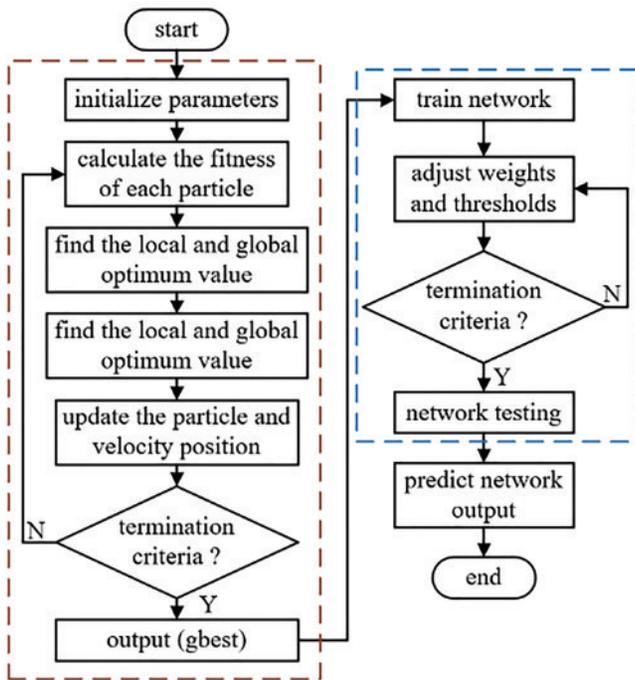


图 23 PSO-ANN 流程图<sup>[67]</sup>  
Fig. 23 Flow chart of PSO-ANN<sup>[67]</sup>

传算法有更高的收敛速度,故 PSO-ANN 模型比 GA-BPNN 具有更高的预测精度。

#### 4 结束语

近年来,激光熔覆技术发展遇到的熔覆涂层调形控性问题已经得到了国内外学者的关注,形成了比较成熟的理论方法,并在实际应用中得到了验证。但激

光熔覆的高温快冷过程也改变着涂层材料的组织形态以及结合界面临近区域的材料物性,形成类似铸态的硬脆材料组织,在很大程度上削弱了材料性能,制约着该技术的工程应用。激光熔覆工艺优化是改善激光熔覆涂层质量的关键手段,以下核心问题是未来亟需深入研究的方向:

1)研究基于智能算法融合的工艺优化方法。随着人工智能技术的不断发展,综合多种算法建立混合式智能优化算法是解决优化问题的一个重要研究内容。一方面是完善算法的理论体系,继续将现有的各种智能方法更广泛地整合使用,另一方面是要推动算法的进一步探索与开发,引入其他更多的先进智能算法设计更高效的混合优化算法,为涂层质量优化提供更加有效的新方法。

2)完善激光熔覆工艺优化的评价指标。从现有文献检索来看,当前激光熔覆工艺优化的因素主要是激光功率、扫描速度、送粉量、离焦量等,而用于优化评价的指标多为熔宽、熔高、熔深以及稀释率等指标。用于评价熔覆涂层性能的力学性能少有报道,比如拉伸性能、压缩性能、弯曲性能、冲击韧性、剪切性能、耐磨性能以及疲劳性能等,恰好这些力学性能指标又是工程师们关心的焦点。在可以预见的未来,这些力学性能指标将被逐步用于激光熔覆涂层工艺优化之中。此外,随着绿色制造理念深入,高能束激光的有效能耗以及产生的碳排放问题也将被纳入工艺优化问题并予以关注。

3)开发面向激光熔覆工艺优化的专用优化智能软件。目前,以大量试验为主的激光熔覆工艺优化策略,耗时费力、成本高昂,对激光熔覆系统、扫描电镜等理化检测硬件依赖度高。不仅如此,激光熔覆设备规格型号不统一,不同设备制备的涂层形态、性能均存在不容忽视的差异,基于 MATLAB、Python 等编程软件生成的优化结果具有不确定性和个性化特征,无法直接用于指导实际生产。随着软件技术的发展,将不同优化算法开发成专用软件已成为可能,建立各种设备、材料、方法的数据库,形成数据积累,为基于大数据熔覆涂层质量预测奠定基础。在数字化、智能化快速发展的今天,开发专用优化仿真软件,实现涂层的快速智能化,对实际生产具有重要的意义。

#### 参 考 文 献

[1] 梁万旭, 杨勇, 金康, 等. 基于响应面法的同轴送粉多道激光熔覆层形貌预测[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(1): 0114012.  
Liang W X, Yang Y, Jin K, et al. Morphology prediction of coaxial powder feeding multichannel laser cladding layer based on response surface[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(1): 0114012.  
[2] 邱焕霞, 俞文斌, 宋建丽, 等. H13 钢表面激光熔覆 316L/H13+20%WC 复合涂层温度场数值模拟[J]. 激

- 光与光电子学进展, 2022, 59(3): 0314002.
- Qiu H X, Yu W B, Song J L, et al. Numerical simulation of laser cladding 316L/H13+20%WC composite coating on H13 steel surface[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(3): 0314002.
- [3] Janicki D. Laser cladding of Inconel 625-based composite coatings reinforced by porous chromium carbide particles [J]. Optics & Laser Technology, 2017, 94: 6-14.
- [4] 崔陆军, 李海洋, 郭士锐, 等. 基于卷积模块注意力机制深度学习模型的激光熔覆裂纹识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2014001.
- Cui L J, Li H Y, Guo S R, et al. Laser cladding cracks recognition based on deep learning combined convolutional block attention module[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2014001.
- [5] 陈滋鑫, 周后明, 徐采星. 激光熔覆裂纹研究现状[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(7): 0700006.
- Chen Z X, Zhou H M, Xu C X. Cladding crack in laser cladding: a review[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(7): 0700006.
- [6] 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.
- 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.
- [7] 童佟, 朱加雷, 梁栩. U75V 钢轨多层多道激光熔覆工艺研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(7): 0714005.
- Tong T, Zhu J L, Liang X. Research on multilayer and multipass laser cladding process for U75V rails[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(7): 0714005.
- [8] 杜彦斌, 周志杰, 许磊, 等. 基于灰色关联分析与自适应混沌差分进化算法的激光熔覆工艺参数优化方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(1): 149-160.
- Du Y B, Zhou Z J, Xu L, et al. Laser cladding process parameter optimization method based on grey relational analysis and ACDE algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(1): 149-160.
- [9] 赵尧, 虞钢, 何秀丽, 等. 基于主成分分析法与逼近理想解法的 38MnVS6 激光熔覆工艺研究[J]. 兵工学报, 2019, 40(12): 2537-2544.
- Zhao Y, Yu G, He X L, et al. Research on laser cladding processing for 38MnVS6 by PCA-TOPSIS method[J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(12): 2537-2544.
- [10] Bax B, Rajput R, Kellet R, et al. Systematic evaluation of process parameter maps for laser cladding and directed energy deposition[J]. Additive Manufacturing, 2018, 21: 487-494.
- [11] 练国富, 姚明浦, 陈昌荣, 等. 激光熔覆多道搭接成形质量与效率控制方法[J]. 表面技术, 2018, 47(9): 229-239.
- Lian G F, Yao M P, Chen C R, et al. Control of the quality and efficiency of multi-track overlapping laser cladding[J]. Surface Technology, 2018, 47(9): 229-239.
- [12] 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.
- 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.
- [13] 赵瑞恒. 激光熔覆熔池检测与工艺实验研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2021.
- Zhao R H. Experimental research on laser cladding molten pool detection and process[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2021.
- [14] 高霁, 宋德阳, 冯俊文. 工艺参数对钛合金激光熔覆 CBN 涂层几何形貌的影响[J]. 表面技术, 2015, 44(1): 77-80, 87.
- Gao J, Song D Y, Feng J W. Influence of processing parameters on geometrical features of CBN coatings by laser cladding on titanium alloy surface[J]. Surface Technology, 2015, 44(1): 77-80, 87.
- [15] 赵树国, 李成龙, 程成. 激光熔覆工艺参数对涂层质量的影响及其优化选择[J]. 热加工工艺, 2015, 44(22): 82-85.
- Zhao S G, Li C L, Cheng C. Effect of laser cladding parameters on quality of coating and optimization selection of parameters[J]. Hot Working Technology, 2015, 44(22): 82-85.
- [16] 江吉彬, 程圆, 黄旭, 等. 45 钢表面激光熔覆 WC 增强 Ni 基涂层性能[J]. 应用激光, 2019, 39(1): 24-34.
- Jiang J B, Cheng Y, Huang X, et al. Performance of WC reinforced Ni-based coating on 45 steel surface by laser cladding[J]. Applied Laser, 2019, 39(1): 24-34.
- [17] 雷靖峰, 祁文军, 谢亚东, 等. U71Mn 钢表面激光熔覆 Ni60-25%WC 涂层工艺参数优化的研究[J]. 表面技术, 2018, 47(3): 66-71.
- Lei J F, Qi W J, Xie Y D, et al. Optimization of process parameters of laser cladding Ni60-25%WC coating on U71Mn steel[J]. Surface Technology, 2018, 47(3): 66-71.
- [18] 陈永刚. 激光熔覆 WC 颗粒增强 Ni 基合金涂层耐磨性能的研究[J]. 热加工工艺, 2022, 51(2): 106-109.
- Chen Y G. Study on wear resistance of Ni-based alloy coating reinforced with WC particles by laser cladding[J]. Hot Working Technology, 2022, 51(2): 106-109.
- [19] 季霞. 激光熔覆成形金属零件的参数优化及实验研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2008.
- Ji X. The optimization of processing parameters and experimental investigation on metal components fabricated by laser cladding[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2008.
- [20] 林佳怡. 模具激光熔覆层硬度和耐磨性多目标优化研究[D]. 济南: 济南大学, 2021.
- Lin J Y. Multi-objective optimization for hardness and wear resistance of laser cladding layer on die[D]. Jinan: University of Jinan, 2021.
- [21] 马润波, 董丽虹, 王海斗, 等. 基于中心复合设计的热喷涂层接触疲劳寿命预测研究[J]. 兵工学报, 2017, 38(3): 561-567.
- Ma R B, Dong L H, Wang H D, et al. Research on

- contact fatigue life prediction of thermally sprayed coating based on central composite design[J]. *Acta Armamentarii*, 2017, 38(3): 561-567.
- [22] 杨国彬. 基于响应面法和遗传算法的开关磁阻电机优化设计[D]. 赣州: 江西理工大学, 2019.  
Yang G B. Optimization design of switched reluctance motor based on response surface method and genetic algorithm[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2019.
- [23] 韩冰源, 徐文文, 朱胜, 等. 面向等离子喷涂涂层质量调控的工艺优化方法研究现状[J]. *材料导报*, 2021, 35(21): 21105-21112.  
Han B Y, Xu W W, Zhu S, et al. Research on multi-factor parameter optimization methods for quality control of plasma spraying coatings: a review[J]. *Materials Reports*, 2021, 35(21): 21105-21112.
- [24] 练国富, 杨谔, 陈昌荣, 等. 激光熔覆单层单道轨迹成形控制方法[J]. *激光与红外*, 2018, 48(4): 438-446.  
Lian G F, Yang S, Chen C R, et al. Study on single-track profile control method for laser cladding trajectory[J]. *Laser & Infrared*, 2018, 48(4): 438-446.
- [25] 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.  
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.
- [26] Wu S, Liu Z H, Huang X F, et al. Process parameter optimization and EBSD analysis of Ni60A-25% WC laser cladding[J]. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, 2021, 101: 105675.
- [27] 吴腾, 师文庆, 谢林圯, 等. 激光熔覆铁基 TiC 复合涂层成形质量的控制方法[J]. *激光技术*, 2022, 46(3): 344-354.  
Wu T, Shi W Q, Xie L Y, et al. Forming quality control method of laser cladding Fe-based TiC composite coating[J]. *Laser Technology*, 2022, 46(3): 344-354.
- [28] Yu T B, Yang L, Zhao Y, et al. Experimental research and multi-response multi-parameter optimization of laser cladding Fe313[J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 108: 321-332.
- [29] 赵丹丹, 焦锋. 基于灰色关联分析的 35CrMoV 钢活塞杆激光熔覆工艺参数优化[J]. *兵工学报*, 2018, 39(10): 2073-2080.  
Zhao D D, Jiao F. Optimization of laser cladding process parameters of 35CrMoV piston rod based on grey correlation analysis[J]. *Acta Armamentarii*, 2018, 39(10): 2073-2080.
- [30] 吕永波. 系统工程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006: 184-186.  
Lü Y B. Systems engineering[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 184-186.
- [31] Liang W X, Yang Y, Qi K, et al. Quality evaluation of multi-path laser cladding coatings based on integrated fuzzy comprehensive evaluation and improved analytical hierarchy process method[J]. *Surface and Coatings Technology*, 2021, 427: 127816.
- [32] Erfanmanesh M, Abdollah-Pour H, Mohammadian-Semnani H, et al. An empirical-statistical model for laser cladding of WC-<sup>12</sup>Co powder on AISI 321 stainless steel[J]. *Optics & Laser Technology*, 2017, 97: 180-186.
- [33] Shayanfar P, Daneshmanesh H, Janghorban K. Parameters optimization for laser cladding of Inconel 625 on ASTM A592 steel[J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2020, 9(4): 8258-8265.
- [34] Parandoush P, Hossain A. A review of modeling and simulation of laser beam machining[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2014, 85: 135-145.
- [35] 高岳林, 杨钦文, 王晓峰, 等. 新型群体智能优化算法综述[J]. *郑州大学学报(工学版)*, 2022, 43(3): 21-30.  
Gao Y L, Yang Q W, Wang X F, et al. Overview of new swarm intelligent optimization algorithms[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2022, 43(3): 21-30.
- [36] Bakhtiyari A N, Wang Z W, Wang L Y, et al. A review on applications of artificial intelligence in modeling and optimization of laser beam machining[J]. *Optics & Laser Technology*, 2021, 135: 106721.
- [37] Casalino G. Computational intelligence for smart laser materials processing[J]. *Optics & Laser Technology*, 2018, 100: 165-175.
- [38] 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算机原理应用[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 1991.  
Jin F, Fan J J, Tan Y D. Principle and application of neural network and neural computer[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 1991.
- [39] 汪镭, 周国兴, 吴启迪. 人工神经网络理论在控制领域中的应用综述[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2001, 29(3): 357-361.  
Wang L, Zhou G X, Wu Q D. Artificial neural network theory application in control field[J]. *Journal of Tongji University*, 2001, 29(3): 357-361.
- [40] Feenstra D R, Molotnikov A, Birbilis N. Utilisation of artificial neural networks to rationalise processing windows in directed energy deposition applications[J]. *Materials & Design*, 2021, 198: 109342.
- [41] Ahmed W A M, Saad E S M, Aziz E S A. Modified back propagation algorithm for learning artificial neural networks[C]//Proceedings of the Eighteenth National Radio Science Conference. NRSC'2001 (IEEE Cat. No.01EX462), March 27-29, 2001, Mansoura, Egypt. New York: IEEE Press, 2001: 345-352.
- [42] 杨振凯, 王海军, 刘明, 等. 基于 BP 神经网络的 Fe 基金粉末喷涂工艺参数优化[J]. *表面技术*, 2015, 44(9): 1-6.  
Yang Z K, Wang H J, Liu M, et al. Optimization of spraying process parameters for Fe-based alloy based on BP neural network model[J]. *Surface Technology*, 2015, 44(9): 1-6.
- [43] Aggarwal K, Urbanic R J, Saqib S M. Development of predictive models for effective process parameter selection for single and overlapping laser clad bead geometry[J]. *Rapid Prototyping Journal*, 2018, 24(1):

- 214-228.
- [44] 范鹏飞, 张冠. 基于线性回归和神经网络的金属陶瓷激光熔覆层形貌预测[J]. 表面技术, 2019, 48(12): 353-359, 368.  
Fan P F, Zhang G. Prediction on geometrical characteristics of cermet laser cladding based on linear regression and neural network[J]. Surface Technology, 2019, 48(12): 353-359, 368.
- [45] 蒋伟伟, 傅戈雁, 张吉平, 等. 三分光束光内同轴送丝熔覆层几何形貌预测[J]. 红外与激光工程, 2020, 49(3): 0305005.  
Jiang W W, Fu G Y, Zhang J P, et al. Prediction of geometrical shape of coaxial wire feeding cladding in three-beam[J]. Infrared and Laser Engineering, 2020, 49(3): 0305005.
- [46] Akbari M, Saedodin S, Panjehpour A, et al. Numerical simulation and designing artificial neural network for estimating melt pool geometry and temperature distribution in laser welding of Ti<sub>6</sub>Al<sub>4</sub>V alloy[J]. Optik, 2016, 127(23): 11161-11172.
- [47] 李琦, 李涛, 吴祖鹏, 等. 基于神经网络的激光熔覆层面积及气孔率预测[J]. 应用激光, 2020, 40(1): 29-34.  
Li Q, Li T, Wu Z P, et al. Prediction of laser cladding layer area and porosity based on neural network[J]. Applied Laser, 2020, 40(1): 29-34.
- [48] 姜淑娟, 刘伟军, 南亮亮. 基于神经网络的激光熔覆高度预测[J]. 机械工程学报, 2009, 45(3): 269-274, 281.  
Jiang S J, Liu W J, Nan L L. Laser cladding height prediction based on neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(3): 269-274, 281.
- [49] Guo S R, Chen Z J, Cai D B, et al. Prediction of simulating and experiments for Co-based alloy laser cladding by HPDL[J]. Physics Procedia, 2013, 50: 375-382.
- [50] 彭彬彬, 闫献国, 杜娟. 基于BP和RBF神经网络的表面质量预测研究[J]. 表面技术, 2020, 49(10): 324-328, 337.  
Peng B B, Yan X G, Du J. Surface Quality Prediction Based on BP and RBF neural networks full text replacement[J]. Surface Technology, 2020, 49(10): 324-328, 337.
- [51] 徐家乐, 谭文胜, 胡增荣, 等. RBF神经网络在激光熔覆钴基金属涂层稀释率预测中的应用[J]. 应用激光, 2021, 41(4): 752-757.  
Xu J L, Tan W S, Hu Z R, et al. Application of RBF neural network in the prediction of dilution ratio of laser cladding cobalt based alloy coating[J]. Applied Laser, 2021, 41(4): 752-757.
- [52] Zeinali M, Khajepour A. Development of an adaptive fuzzy logic-based inverse dynamic model for laser cladding process[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(8): 1408-1419.
- [53] 董如意. 元启发式优化算法研究与应用[D]. 长春: 吉林大学, 2019.  
Dong R Y. Research and application of meta-heuristic optimization algorithms[D]. Changchun: Jilin University, 2019.
- [54] 赵畅, 刘允刚, 陈琳, 等. 面向元启发式算法的多无人机路径规划现状与展望[J]. 控制与决策, 2022, 37(5): 1102-1115.  
Zhao C, Liu Y G, Chen L, et al. Research and development trend of multi-UAV path planning based on metaheuristic algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(5): 1102-1115.
- [55] 杨超. 基于多目标优化的反馈多智能体遗传算法研究[D]. 天津: 天津职业技术师范大学, 2021.  
Yang C. Research on feedback multi-agent genetic algorithm based on multi-objective optimization[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology and Education, 2021.
- [56] 赵凯, 梁旭东, 王炜, 等. 基于NSGA-II算法的同轴送粉激光熔覆工艺多目标优化[J]. 中国激光, 2020, 47(1): 0102004.  
Zhao K, Liang X D, Wang W, et al. Multi-objective optimization of coaxial powder feeding laser cladding based on NSGA-II [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1): 0102004.
- [57] 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.
- [58] 邵信光, 杨慧中, 陈刚. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及其应用[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 740-743, 748.  
Shao X G, Yang H Z, Chen G. Parameters selection and application of support vector machines based on particle swarm optimization algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2006, 23(5): 740-743, 748.
- [59] 胡言峰, 杜彦斌, 许磊, 等. 响应面法与粒子群算法集成的激光熔覆工艺参数优化方法[J/OL]. 机械科学与技术: 1-9[2022-05-23]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20200645.  
Hu Y F, Du Y B, Xu L, et al. Optimization method of laser cladding process parameters by integrating response surface method and particle swarm optimization algorithm [J/OL]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering: 1-9[2022-05-23]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20200645.
- [60] Ma M Y, Xiong W J, Lian Y, et al. Modeling and optimization for laser cladding via multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm [J]. Surface and Coatings Technology, 2020, 381: 125129.
- [61] 杨友文, 田宗军, 潘浒, 等. 基于遗传神经网络的镍基高温合金激光熔覆层形貌质量预测[J]. 焊接学报, 2013, 34(11): 78-82, 117.  
Yang Y W, Tian Z J, Pan H, et al. Geometry quality prediction of Ni-based superalloy coating by laser cladding based on neural network and genetic algorithm [J]. Transactions of the China Welding Institution, 2013, 34(11): 78-82, 117.
- [62] 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.
- 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.
- [63] 刘干成, 黄博. 基于 GA-BP 神经网络的镍基合金熔覆涂层形貌预测[J]. 应用激光, 2018, 38(4): 527-535.
- Liu G C, Huang B. Prediction of Ni-based alloy cladding coatings topography based on GA-BP neural network[J]. Applied Laser, 2018, 38(4): 527-535.
- [64] Liu H M, Qin X P, Huang S, et al. Geometry modeling of single track cladding deposited by high power diode laser with rectangular beam spot[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 100: 38-46.
- [65] 庞祎帆, 傅戈雁, 王明雨, 等. 基于响应面法和遗传神经网络模型的高沉积率激光熔覆参数优化[J]. 中国激光, 2021, 48(6): 0602112.
- Pang Y F, Fu G Y, Wang M Y, et al. Parameter optimization of high deposition rate laser cladding based on the response surface method and genetic neural network model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(6): 0602112.
- [66] Pant P, Chatterjee D. Prediction of clad characteristics using ANN and combined PSO-ANN algorithms in laser metal deposition process[J]. Surfaces and Interfaces, 2020, 21: 100699.
- [67] 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.
- 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.