面向低碳的激光熔覆过程工艺参数多目标优化

刘 丹 刘伟军 刘 顺 杨志刚 刘 榜 杨国哲 姜兴宇*
沈阳工业大学机械工程学院,沈阳,110870

摘要:针对激光熔覆过程中工艺系统能量转化效率低、加工周期长与物耗大等问题,提出一种面向低碳的激光熔覆过程工艺参数多目标优化方法。深入分析了激光熔覆工艺过程碳排放特性,以激光功率、送粉速度及扫描速度作为关键工艺参数,构建以碳排放、粉末利用率及质量(宽高比)为目标的激光熔覆工艺参数多目标优化模型。提出了一种改进的广义差分进化三代算法(GDE3),引入混沌记忆权重因子增强种群多样性,可有效解决算法过早收敛而难以获得最优工艺参数问题。以Fe_3O_4不锈钢为实验材料,开展了激光熔覆实验,实验结果表明,优化后的激光熔覆工艺碳排放降低25%,粉末利用率提高19%,熔覆层质量与性能显著提高。

关键词:激光熔覆;多目标优化;GDE3;碳排放
中图分类号:TG665
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.10.007 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Multi-objective Optimization of Process Parameters in Laser Cladding for Low Carbon Emission

LIU Dan LIU Weijun LIU Shun YANG Zhigang LIU Bang YANG Guozhe JIANG Xingyu*
School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang, 110870

Abstract: To address issues such as the low energy conversion efficiency of the process system, long processing cycles, and high material consumption during laser cladding, a multi-objective optimization method for laser cladding process parameters oriented toward low carbon emissions was proposed. An in-depth analysis of the carbon emission characteristics in the laser cladding process was conducted. Taking laser power, powder feeding rate, and scanning speed as key process parameters, a multi-objective optimization model for laser cladding process parameters was established, with carbon emissions, powder utilization rate, and quality (aspect ratio) as the optimization objectives. An improved third-generation generalized differential evolution (GDE3) algorithm was proposed, which incorporated a chaotic memory weight factor to enhance population diversity. This effectively addresses the issue of premature convergence of the algorithm, thereby facilitating the acquisition of optimal process parameters. Using Fe_3O_4 stainless steel as the experimental material, laser cladding experiments were conducted. The results show that the optimized laser cladding process reduces carbon emissions by 25%, increases powder utilization by 19%, and significantly improves the quality and performance of the cladding layer.

Key words: laser cladding; multi-objective optimization; GDE3; carbon emissions

0 引言

激光熔覆通过高能激光束与金属粉末的快速冶金结合,可实现废旧零件的精准修复、表面强化与寿命延长,已广泛应用于航空航天关键零部件制造及高端装备再制造等领域[1]。然而,该过程仍存在加工周期长、能耗与成本较高、系统能量转化效率偏低等问题,并伴随35%~50%的金属粉末非预期损耗,制约了其规模化和绿色化发展。因此,有必要开展激光熔覆过程碳排放建模与工艺参数多目标优化研究,构建能耗-排放-质量协同优化模型,为提高过程能效、降低碳排放及推进制造业绿色化发展提供理论与方法支撑。

要实现激光熔覆的低碳高效加工,探究激光熔覆过程碳排放机理与特性是其中关键。在激光增材制造能耗与碳排放建模及特性分析方面,COZZOLINO等[2]评估了Inconel718零件增材制造及后续机械加工过程的整体比能耗。LIU等[3]探讨了体能量密度、能量利用率、单位能耗、显微硬度及拉伸性能之间的映射关系。GE等[4]分析了激光焊接系统的碳排放特性,并建立了激光焊接单元碳排放模型。WU等[5]构建了激光、电弧及混合激光-电弧三种焊接工艺碳排放模型。INGARAO等[6]提出了一种基于产品生命周期的

收稿日期:2025-09-02
基金项目:国家重点研发计划(2022YFB4602202);辽宁省揭榜挂帅项目(2022JH1/10800061);辽宁省教育厅重点攻关项目(LJKZ.Z20220023);沈阳市科学技术计划(23-503-6-01)

增材制造过程的能耗模型。

在关注减少环境影响同时，还应关注熔覆层质量与性能。PANDEY等[7]利用响应曲面法优化激光功率、扫描速度和粉末送粉速率等工艺参数，实现了更低气孔率和缺陷的增强涂层质量。

机床行业的碳排放研究主要集中在建模与工艺参数优化领域。ZHENG等[8]提议通过模块化设计结合不同的成形技术以降低碳排放和提高资源效率。PAWANR等[9]开发了一个量化圆柱零件加工碳排放的模型。NI等[10]提出了一种综合优化方法，通过调整滚齿工艺参数以降低能耗和生产成本。

在面向能耗/低碳的激光制造过程工艺参数优化方面，JIANG等[11]通过对激光熔覆装备子系统的能耗分析，建立了激光熔覆过程工艺参数多目标优化模型。WANG等[12]建立了最小化熔覆系统总能耗(TEC)的数学模型，并提出了一种基于混合遗传算法结合变邻域搜索的求解方法。CHEN等[13]建立了基于激光器子系统、机器人子系统、除尘子系统、水冷子系统及控制系统等辅助系统的激光清洗过程碳排放模型，并提出了基于佳点集与协同进化框架多目标进化算法的求解方法。段诚茂等[14]建立了激光焊接系统碳排放模型，提出一种基于综合碳效率的铝合金激光焊接工艺系统低碳优化方法。吴剑钊等[15]为激光焊接各子系统建立碳排放模型，初步揭示了碳排放与生产质量间的相互作用关系。

综上，国内外学者已揭示了激光制造碳排放机理与特性，但激光熔覆工艺涉及多子系统、多工艺参数协同，其碳排放机理尚不明晰，需进一步探究工艺参数对能量效率、材料熔化效率和熔覆质量的非线性映射关系。基于此，本文提出一种面向低碳的激光熔覆过程工艺参数多目标优化方法。

1　基于生命周期评价的激光熔覆过程碳排放模型

1.1　碳排放系统边界

激光熔覆过程总体上可分为启动、待机和熔覆三阶段，涉及激光发生器、数控系统、粉末送粉系统、冷却系统和净化系统5个关键子系统。各阶段的能量使用情况差异显著，但每个阶段内功耗相对稳定。基于此，创建各子系统模型，进而形成基于状态-功率曲线的激光熔覆工艺总体能量模型。激光熔覆装备的状态-功率曲线见图1。

激光熔覆涉及多个子系统协同工作。这些子系统主要包括激光发生器子系统、冷却器子系统、

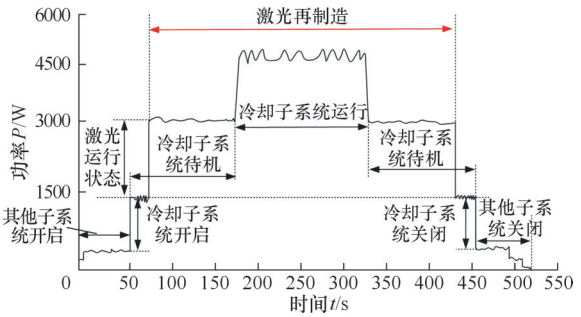


图1　激光熔覆装备的状态-功率曲线

Fig.1　State-power curve of laser cladding equipment

送粉子系统、进给子系统以及辅助系统。各子系统功率随运行状态变化，共同决定系统总功率及电能碳排放。考虑不同地区电力碳排放因子的差异，本文根据实验所在地，选取碳排放因子为0.331 $kgCO_2/(kW\cdot h)$。激光熔覆过程中主要消耗的材料为金属粉末，所以选取物耗的碳排放因子为2.22 $kgCO_2/kg$。

激光熔覆过程的碳排放来源主要包括电能消耗、金属粉末损耗及流体消耗。惰性气体和冷却循环水在本文设定的核算边界内不计入直接碳排放，本文主要核算激光发生器、送粉、冷却及辅助子系统的电能碳排放，以及未利用和未回收粉末产生的材料碳排放，碳排放系统边界如图2所示。

1.2　激光熔覆过程碳排放模型

1)激光熔覆过程的时间模型。为评估激光熔覆子系统的碳排放，需要建立时间函数模型。激光熔覆过程的总时间t_{tot}包括工作时间t_m和待机时间t_s，其中待机时间由预准备时间t_p、激光间隔时间t_i和粉末送粉延迟时间t_g组成。激光熔覆过程总时间的计算式为

$$t_{tot}=t_s+t_m \tag{1}$$

$$t_s=t_i+t_p+t_g \tag{2}$$

$$t_m=\frac{60l}{v_s}\left(1+\frac{z-d}{d(1-\beta)}\right)N \tag{3}$$

式中：l为熔覆长度，mm；d为光斑直径，mm；z为熔覆宽度；mm；β为重叠率；N为熔覆层数；v_s为扫描速度，mm/min。冷却子系统是独立的，需要为冷却子系统建立一个工作时间模型，表示为[16]

$$t_c=\frac{(P_{lm}-P_{lin})t_m}{\rho q_k \Delta tc} \tag{4}$$

式中：t_c为冷却系统运行时间；P_{lm}为激光系统输出功率；P_{lin}为激光系统输入功率；Δt为冷却水温差；q_k为冷却水流量；ρ为冷却水密度；c为冷却水质量热容。

2)激光发生器子系统。根据激光熔覆工艺过程，激光发生器子系统可被分为启动-停止、待机、熔化和间隔4种状态。启动过程中的功率变化影响较小，因此不予考虑。待机状态功率和激

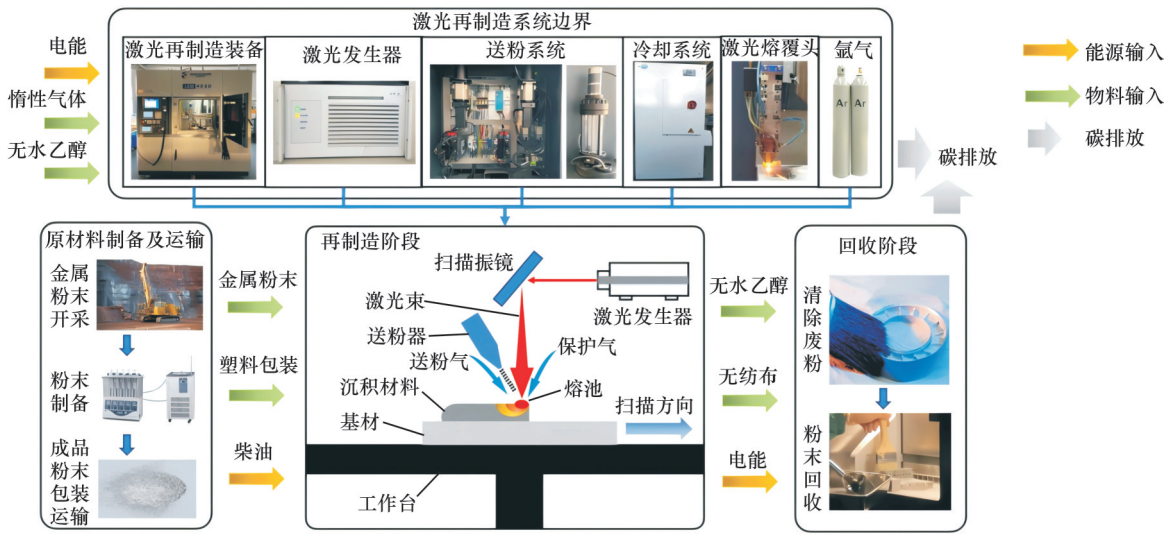


图2 激光熔覆过程的碳排放系统边界

Fig.2 System boundary of carbon emissions for the laser remanufacturing process

光间隔状态被视为恒定。熔化状态下消耗的功率与有效激光输入功率和工作持续时间均有关。由此，激光发生器子系统的碳排放可表示为

$$C_{\mathrm{l}}=[P_{\mathrm{ls}}(t_{\mathrm{s}}-t_{\mathrm{i}})+P_{\mathrm{lm}}t_{\mathrm{m}}+P_{\mathrm{li}}t_{\mathrm{i}}]C_{\mathrm{e}} \tag{5}$$

式中：P_{ls}为激光发生器子系统间歇功率；P_{li}为激光发生器子系统待机功率；C_{e}为碳排放因子，C_{e}=0.331 $\mathrm{kgCO_2/(kW\cdot h)}$。

3)送粉子系统。根据送粉子系统工作原理，电能变化导致的启动-停止状态会产生碳排放，然而，该过程较为短暂，难以精确计算。为保持精确度并简化模型，将待机状态的碳排放视作启动-停止状态的碳排放，因此，送粉子系统的碳排放模型仅考虑待机和工作的碳排放，可表述为

$$C_{\mathrm{p}}=(P_{\mathrm{ps}}t_{\mathrm{s}}+P_{\mathrm{pm}}t_{\mathrm{m}})C_{\mathrm{e}} \tag{6}$$

式中：P_{ps}、P_{pm}分别为粉末送粉子系统待机功率和工作功率。

4)进给子系统。作为激光熔覆的关键组成部分，进给子系统的送粉速率变化会直接影响熔覆过程能耗，进而影响碳排放。进给子系统的能耗包含待机状态、工作状态及回程状态的电能。由于目前熔化过程中回程次数有限且速度较快，可忽略这部分碳排放，因此，进给子系统工作状态和待机状态的碳排放模型可表述为

$$C_{\mathrm{m}}=(P_{\mathrm{ms}}t_{\mathrm{s}}+P_{\mathrm{mm}}t_{\mathrm{m}})C_{\mathrm{e}} \tag{7}$$

式中：P_{ms}、P_{mm}分别为进给子系统待机功率和工作功率。

5)冷却子系统。依据冷却子系统的运作原理，功率变化被分为启动-停止、待机和运行状态3种状态，因此，电能消耗也分为启动-停止状态消耗、待机状态消耗和运行状态消耗3类。鉴于启动-停止状态的电能消耗微乎其微，故不予考虑。冷却子系统的碳排放可表述为

$$C_{\mathrm{c}}=[P_{\mathrm{cs}}(t_{\mathrm{tot}}-t_{\mathrm{i}})+P_{\mathrm{cm}}t_{\mathrm{c}}]C_{\mathrm{e}} \tag{8}$$

式中：P_{cs}、P_{cm}分别为冷却子系统待机功率和工作功率。

6)辅助子系统。激光熔覆过程中的辅助子系统包括净化、照明及除尘系统。这些系统的功率保持恒定，并根据需求激活。辅助子系统的碳排放可表述为

$$C_{\mathrm{a}}=\sum_{i=1}^{n}N_i P_i t_{\mathrm{m}} C_{\mathrm{e}} \tag{9}$$

式中：N_i、P_i分别为辅助系统开关功能和工作功率。

根据各系统的碳排放分析，激光熔覆过程的总碳排放C_{E}可表述为

$$C_{\mathrm{E}}=C_{\mathrm{l}}+C_{\mathrm{p}}+C_{\mathrm{m}}+C_{\mathrm{c}}+C_{\mathrm{a}} \tag{10}$$

2 面向低碳的工艺参数多目标优化模型

2.1 问题描述

激光熔覆过程中，不仅要考虑碳排放，还要考虑熔覆质量与成本，因此，在考虑碳排放目标的同时，还要保证熔覆层质量及优化粉末利用率。激光功率、粉末送粉速度和扫描速度是影响激光熔覆过程中碳排放、粉末利用率及熔覆质量最为关键的工艺参数，即需以最低碳排放、最佳熔覆层质量、最大粉末利用率为优化目标，获得最佳工艺方案。

根据激光熔覆装备实际运行情况，为便于建模与求解，需作如下假设：①忽略外部温度对冷却水流量的影响；②激光熔覆过程中保持恒定光斑直径；③忽略熔覆宽度和高度的误差；④各子系统的待机功率保持不变；⑤系统仅在所有子系统启动后进入工作状态，工作状态结束后，除冷却子系统外的所有子系统转入待机状态；⑥不考虑激光熔覆过程中高温对基底质量的影响。

2.2 目标函数

1)材料碳排放。在激光熔覆过程中，并非所有粉末都能被完全回收，因此消耗且未回收的粉末会产生一定量的材料碳排放，可表示为

$$C_{\mathrm{J}}=M_0 C_{\mathrm{f}} \tag{11}$$

式中：M_0为未使用及未回收材料量；C_f为金属粉末碳排放因子。

各子系统产生的电能碳排放及粉末碳排放可表述为

$$C_T = C_E + C_J \tag{12}$$

2)粉末利用率。沉积过程消耗大量原材料，工艺参数的联合作用会引起粉末碰撞和反弹现象，妨碍粉末与基体形成良好的沉积层，导致金属粉末浪费，因此，粉末利用率的优化目标可表示为

$$\eta = (m_1 - m_2)/m \tag{13}$$

式中：m_1为熔覆后质量；m_2为熔覆前质量；m为输送粉末总质量。

3)宽高比。沉积层的几何形状是评估其质量的关键因素，宽高比较低，熔覆层与基底的黏附性较差，易发生剥离；反之则常常导致熔覆层坍塌。描述熔覆宽高比ϕ的数学模型可表述为

$$\phi = W_1/H_1 \tag{14}$$

式中：W_1为熔覆层宽度；H_1为熔覆层高度。

2.3　约束条件

1)激光功率约束。激光实际输入功率受实验设备约束，不能超出设备限定值，即

$$P_{minlin} \leqslant P_{lin} \leqslant P_{maxlin} \tag{15}$$

式中：下标min、max分别表示该量的最小值和最大值。

2)扫描速度约束。扫描速度v_s的输入受到实验设备约束，不能超出设备限定值，即

$$v_{smin} \leqslant v_s \leqslant v_{smax} \tag{16}$$

3)送粉速度约束。送粉速度v_f由送粉器转速决定，实际送粉速度不能超出送粉器转速范围，即

$$v_{fmin} \leqslant v_f \leqslant v_{fmax} \tag{17}$$

4)宽高比约束。本文采用的激光熔覆激光器光斑直径为2 mm，为保证成形质量，宽高比需要控制在一定范围内：

$$1 < \phi < 8 \tag{18}$$

根据前期激光熔覆基础工艺探索与积累，发现宽高比接近4.5时熔覆质量效果最佳。

3　基于改进差分进化算法的模型求解算法

3.1　算法设计

面向低碳的激光熔覆工艺参数优化模型是典型的多目标优化问题，需在多个相互冲突的目标之间找到平衡，获得帕累托最优解集。传统多目标算法在收敛性和种群多样性方面存在不足，而差分进化三代(GDE3)算法具有更好的鲁棒性和稳定性，但在求解过程中易出现复杂局部和多重局部最优解，难以高效收敛到全局最优解。基于此，本文提出一种改进GDE3的模型求解算法，应用Logistic混沌系统生成混沌序列，通过线性变换将其动态地转化为迭代过程中的记忆权重值。该权重直接嵌入至GDE3算法的核心位置，可动态更新，充分利用混沌运动的遍历性与随机性，使算法在搜索初期能更有效地进行全局探索，在后期辅助进行局部精细搜索，从而提高算法的寻优性能与鲁棒性。

3.2　局部变异策略

将从父代种群中随机选取的两个不同个体的差异向量作为第三个体随机变异的来源，并加权使差异向量之和等于第三个体，从而获得变量个体$\boldsymbol{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{iD})$。虽然基本变异操作维持了种群多样性，但缺乏有效机制为个体识别最优解，导致搜索效率相对较低。为此，本文对传统的GDE3变异策略

$$v_{i,j}^{(t+1)} = x_{r_1,j} + F\left(x_{r_2,j} - x_{r_3,j}\right) \tag{19}$$

实施局部变异策略的改进，表达式为

$$v_{i,j}^{(t+1)} = Fx_{r_1,j} + w(t+1)(g^* - x_{i,j}) + \lambda(x_{r_2,j} - x_{r_3,j}) \tag{20}$$

$$w(t+1) = 0.4w(t)(1 - w(t)) \tag{21}$$

式中：F、λ为缩放因子；w为混沌因子；g^*为当前全局最优位置；x_{r_1}、x_{r_2}、x_{r_3}为种群中的随机个体；$r_1, r_2, r_3 = 1, 2, \cdots, N^*$；$N^*$为种群大小。

具体流程如图3所示，G为总进化代数。混沌因子w保持了变异强度的随机和非重复状态。当w值较大时，$v_{i,j}^{(t+1)}$更多受到全局最优位置和方向信息的影响，可以增强算法的局部搜索精度；当w值较小时，$v_{i,j}^{(t+1)}$受最优解指导较弱，随即因素比例增加，有助于维持算法局部搜索多样性。

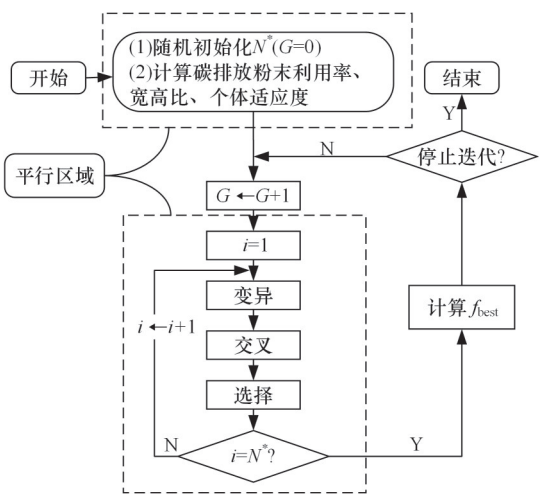


图3　局部变异策略

Fig.3　Local variation strategy

4　实验研究

4.1　实验平台与数据采集

以LDM4030激光熔覆装备为核心，构建激光熔覆碳排放监控平台，如图4所示。该平台主

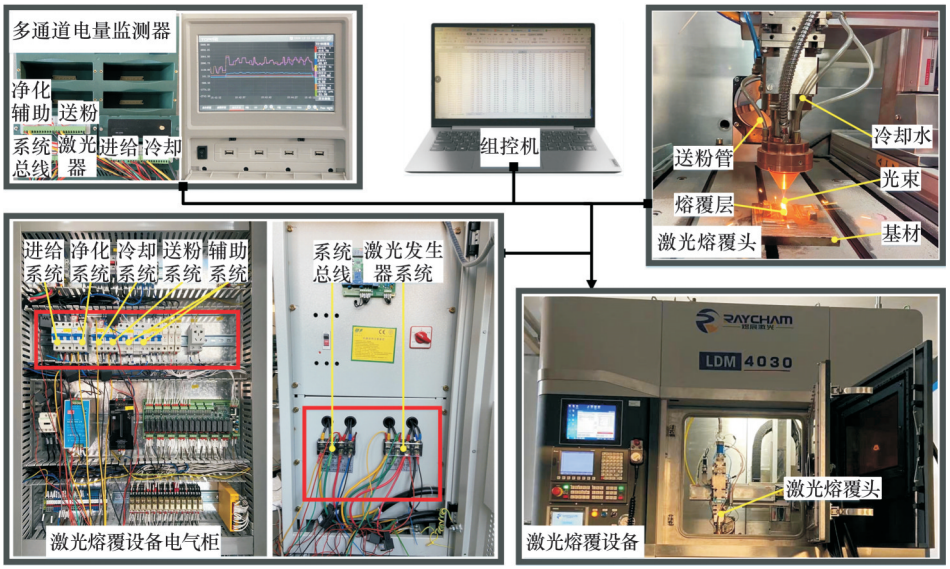


图4 激光熔覆碳排放监控平台

Fig.4 The carbon emission monitoring platform for the laser cladding

要由TP1606功率分析仪、激光熔覆设备、主控机及多台电流电压互感器组成。本平台通过监控系统实时采集激光熔覆工艺过程中各子系统的功率数据，为碳排放分析与核算提供支持。实验选用45钢作为基体材料，Fe_3O_4合金粉末作为熔覆材料(图5)。Fe_3O_4合金粉末的化学成分见表1，激光熔覆主要工艺参数见表2。

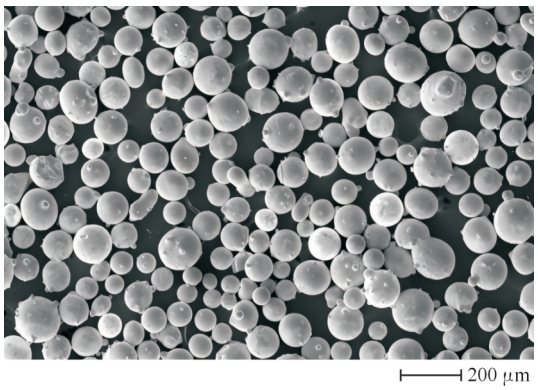


图5 Fe_3O_4粉末的扫描电子显微镜(SEM)图像

Fig.5 SEM image of Fe_3O_4 powder

表1 Fe_3O_4合金粉末的化学成分(质量分数)

Tab.1 Chemical composition of Fe_3O_4-based alloy powder (mass fraction) %

w(C)	w(Mn)	w(Si)	w(P)	w(S)	w(Cr)	w(Ni)	w(Fe)
≤0.07	≤0.20	≤0.10	≤0.035	≤0.03	0.17～0.19	0.08～0.11	其余

4.1.1 激光熔覆装备各子系统参数

1)激光发生器。激光发生器子系统的激光输出功率随输入功率变化的数据如表3所示。拟合表3数据，建立输入功率与输出功率之间的数学关系：

$$P_{lm}=3.189P_{lin}+22.86 \tag{22}$$

表2 激光熔覆主要工艺参数

Tab. 2 Process parameters of laser remanufacturing

参数	参数值	参数	参数值
P_{lin}	300～900 W	P_{li}	45 W
v_f	0.2～1.2 r/min	q_k	0.7 L/s
v_s	300～450 mm/min	ρ	1×10^3 kg/m^3
		c	4.2×10^3 J/(kg·K)
d	2 mm	ΔT	1 K
t_i	3 s	t_p	30 s
β	50%	t_g	4 s

表3 激光发生器子系统的功率变化

Tab.3 Power change of laser generator subsystem W

工艺参数	1	2	3	4	5	6	7
P_{lin}	450	500	550	600	650	700	750
P_{lm}	1465	1620	1771	1925	2076	2233	2387

2)粉末送粉子系统。粉末送粉子系统在启动-停止状态下的功率会有所变化，根据之前的碳排放分析，这些启动-停止功率的变化可以忽略，其待机功率保持相对稳定。其系统功率随粉末速度的变化情况如表4所示。粉末送粉子系统的功率为

$$P_{pm}=4.987v_f+49.96 \tag{23}$$

3)进给子系统。由表5可以看出，送粉子系统的工作状态功率随着扫描速度的变化而变化。系统内部装备消耗固定，待机功率保持相对恒

表4 送粉子系统功率变化

Tab.4 Power change of powding feeding subsystem

工艺参数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
v_f/(r·min^{-1})	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.1	1.2
P_{pm}/W	51.00	51.46	52.00	52.45	53.00	53.50	53.80	54.40	54.70	55.10	56.50

定。考虑到回程状态速度快、耗时短，其能耗等同于工作状态。分析表5数据可得扫描速度与工作功率之间的函数关系：

$$P_{mm}=0.008v_s+52.78 \tag{24}$$

表5　进给系统功率变化

Tab.5　Power variation of feed system

工艺参数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
v_s/(mm·min^{-1})	320	330	340	350	360	370	380	390	400
P_{mm}/W	55.1	55.3	55.3	55.4	55.5	55.7	56.1	56.1	56.3

4)冷却子系统。冷却子系统的能耗模式相对固定，碳排放计算采用两者功率的平均值：待机功率1103 W，运行功率2371 W。

激光发生器子系统、送粉子系统和进给子系统的工作功率在运行期间表现为映射函数，其余子系统的功率保持恒定，如表6所示。

表6　各子系统功率

Tab.6　Power of each subsystem　W

激光装备子系统	待机功率	运行功率
激光发生系统	47	$3.189P_{lin}+22.86$
送粉子系统	41	$4.987v_f+49.96$
输送子系统	50	$0.008v_s+52.78$
冷却子系统	1103	2371
照明系统	0	18
净化系统	0	25

4.1.2　粉末利用率与宽高比

以100 mm单层熔覆过程为例，重点关注粉末利用率和熔覆质量的优化。实验参数选取自常用范围，如表7所示。采用电子显微镜观察熔覆区域的宽高比，结果如图6所示。

表7　水平和因数表

Tab.7　Levels and factor

工艺参数	水平		
P_{lin}/W	600	700	800
v_s/(mm·min^{-1})	330	360	390
v_f/(r·min^{-1})	0.3	0.5	0.7

此外，利用高精度天平测量基体熔覆前后的质量，相关结果列于表8中。通过表8可计算获得激光熔覆过程中产生的材料碳排放。

4.2　碳排放模型验证

拟合表8中数据，可得熔覆区域宽高比和粉末利用率的数学模型，具体表达式为

$$\begin{aligned}\phi=&0.99-0.010\,01P_{lin}-3.99v_f+0.0573v_s+0.000\,006P_{lin}^2+\\&0.992v_f^2-0.000\,064v_s^2+0.003\,24P_{lin}v_f-\\&0.000\,012P_{lin}v_s-0.002\,34v_sv_f\end{aligned} \tag{25}$$

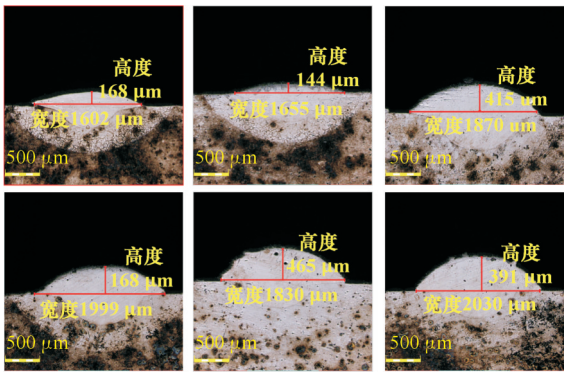


图6　部分熔覆层的高度和宽度

Fig.6　Height and width of the partial cladding layer

表8　熔化高度和宽度尺寸以及粉末消耗记录

Tab.8　Melting height and width dimensions and powder gram consumption record

序号	P_{lin}/W	v_f/(r·min^{-1})	v_s/(mm·min^{-1})	W_1/μm	H_1/μm	ϕ	m_1-m_2/g	η
1	600	0.5	330	1955	355	5.5	0.9000	0.34
2	700	0.7	390	2047	410	5.0	1.0470	0.30
3	700	0.3	390	2017	365	5.5	0.4653	0.31
4	700	0.3	330	2054	371	5.5	0.6469	0.42
5	600	0.7	360	1952	364	5.4	0.9616	0.28
6	700	0.5	360	2050	390	5.3	0.8263	0.36
7	800	0.5	360	2139	438	4.9	0.9689	0.42
8	600	0.3	390	1949	317	6.1	0.3337	0.19
9	700	0.5	330	2054	393	5.2	0.9500	0.39
10	800	0.7	330	2152	464	4.6	1.4086	0.39
11	600	0.7	390	1949	361	5.4	0.8466	0.21
12	800	0.7	360	2149	461	4.7	1.2467	0.39
13	600	0.3	330	1895	323	5.9	0.4914	0.35
14	600	0.7	330	1955	367	5.3	1.0976	0.33
15	700	0.3	360	2050	368	5.6	0.5485	0.38
16	700	0.7	360	2038	413	4.9	1.1042	0.34
17	800	0.7	390	2146	458	4.7	1.1098	0.37
18	800	0.5	330	2152	441	4.9	1.1055	0.43
19	700	0.5	390	2047	387	5.3	0.7217	0.30
20	800	0.3	390	2146	413	5.2	0.5968	0.41
21	700	0.7	330	2054	415	4.9	1.2531	0.37
22	600	0.3	360	2052	320	6.4	0.4060	0.28
23	600	0.5	390	1949	339	5.7	0.5901	0.20
24	800	0.5	390	2146	436	4.9	0.8533	0.39
25	600	0.5	360	1952	342	5.7	0.6838	0.27
26	800	0.3	330	2152	419	5.1	0.8024	0.48
27	800	0.3	360	2169	416	5.2	0.7024	0.45

$$\begin{aligned}\eta=&1-0.0004P_{lin}-0.24v_f-0.0022v_s-0.000\,001P_{lin}^2+\\&0.08v_f^2-0.000\,008v_s^2-0.000\,75P_{lin}v_f+\\&0.000\,008P_{lin}v_s+0.001\,67v_fv_s\end{aligned} \tag{26}$$

送粉速度与送粉率相对应关系如表9所示，拟合表9的数据可得不同粉末送粉速度下每分钟的粉末投放量：

$$v_g=v_f12.65+0.4878 \tag{27}$$

在建立粉末利用率模型的基础上，假设未使用粉末的回收率为60%，材料碳排放模型可表述为

表9 与送粉速度相对应的送粉速率

Tab.9 Powder feed rate corresponding to powder bed rotation speed

送粉速度v_f/(r·min^{-1})	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1.0	1.1	1.2
送粉速率v_g/(g·min^{-1})	3.66	4.66	5.54	6.49	7.54	9.26	10.80	12.05	13.24	14.48	15.72

$$C_J=(0.4+0.6\eta)\frac{12.65v_f+0.4878}{60}t_m\frac{2.22}{1000} \tag{28}$$

为验证模型的准确性，进行了参数检验。熔覆宽高比、粉末利用率和送粉速率的R^2分别为0.9734、0.9932和0.99，表明线性回归模型是有效的且适配度高。激光熔覆过程的碳排放函数是通过将各子系统的不同实验数据代入碳排放函数中获得的，如下：

$$\begin{aligned}C_T=&\{[47\times34+(3.189P_{lin}+22.86)t_m+45\times3]+\\&[41\times37+(4.987v_f+49.96)t_m]+\\&[50\times37+(0.008v_s+52.78)t_m]+\\&1103[(t_m+37)-\frac{3.189P_{lin}+22.86-P_{lin}}{0.7\times4200}t_m]+\\&[2371\times\frac{3.189P_{lin}+22.86-P_{lin}}{0.7\times4200}t_m]+\\&\sum_{i=1}^{n}N_iP_it_m\}\times0.331/3600+(0.4+0.6\eta)\cdot\\&\frac{12.65v_f+0.4878}{60}t_m\frac{2.22}{1000}\end{aligned} \tag{29}$$

为验证所建立的各子系统及整机碳排放模型的有效性和准确性，在200 mm×200 mm×100 mm的基体上进行单道(长度40 mm)多层(30层)往复实验。工艺参数细节见表10。针对16组实验数据记录了碳排放量、宽高比和粉末利用率。绝对误差为

$$e_{rror}=(y_r-y_p)/y_r \tag{30}$$

式中：y_r为真实值；y_p为预测值。

由表10可知，预测值与实测值的相对误差均控制在4%以内，表明所建立的碳排放模型具有较好的准确性。粉末利用率和宽高比的预测值与实测值总体一致，相对误差介于2%～8%，其均方根误差分别为0.15和0.20，验证了两个预测模型的有效性与适用性。基于上述模型验证结果，进一步构建以降低碳排放为目标的激光熔覆工艺参数优化模型，具体表述如下：

$$\left.\begin{aligned}&F(P_{lin},v_s,v_f)=(\min C_T,\max\eta,\phi)\\&\text{s.t.}\quad 300\text{ W}\leqslant P_{lin}\leqslant900\text{ W}\\&\qquad 300\text{ mm/min}\leqslant v_s\leqslant450\text{ mm/min}\\&\qquad 0.2\text{ r/min}\leqslant v_f\leqslant1.2\text{ r/min}\\&\qquad 1<\phi<8\end{aligned}\right\} \tag{31}$$

表10 预测值和实际值

Tab.10 Analysis table of predicted and actual values

序号	P_{lin}/W	v_f/(r·min^{-1})	v_s/(mm·min^{-1})	碳排放			宽高比			粉末利用率		
				预测/g	实际/g	误差/%	预测	实际	误差/%	预测/%	实际/%	误差/%
1	450	0.2	250	87.4	90.00	3	6.1	6.2	2	43.87	45.45	3
2	450	0.5	300	73.5	75.60	5	6.1	5.9	4	29.93	30.65	2
3	450	0.6	350	63.6	66.09	4	6.4	6.9	8	16.05	17.08	6
4	450	0.8	400	56.2	58.78	4	6.1	6.0	1	2.11	2.23	5
5	550	0.2	300	82.6	84.00	2	6.2	6.3	1	39.04	41.04	5
6	550	0.5	250	98.3	103.00	5	4.8	4.6	5	43.00	44.45	3
7	550	0.6	400	63.1	62.20	1	5.8	6.0	3	11.56	10.78	7
8	550	0.8	350	71.5	70.60	1	5.4	5.6	3	26.43	27.98	6
9	650	0.2	350	79.2	78.50	1	6.0	6.2	3	36.21	37.45	3
10	650	0.5	400	69.9	68.00	3	5.4	5.6	3	22.78	24.32	6
11	650	0.6	250	109.3	111.00	1	4.3	4.5	5	41.03	42.03	2
12	650	0.8	300	91.8	92.00	2	4.7	4.5	4	36.75	34.95	5
13	750	0.2	400	76.7	75.00	2	5.5	5.7	4	35.38	33.89	4
14	750	0.5	350	87.1	85.00	2	5.0	5.2	4	39.85	40.55	2
15	750	0.6	300	100.9	103.00	2	4.6	4.7	2	40.54	42.54	5
16	750	0.8	250	120.3	122.00	1	3.9	4.0	4	33.07	30.07	8

5 结果与讨论

5.1 算法性能分析

本文开展了单通道多层激光熔覆实验，熔覆长度为80mm，共熔覆20层，不考虑间隔功率与重叠率。求解目标为最低碳排放、最高粉末利用率及最优宽高比。算法参数设定如下：缩放因子F和λ分别为0.3和0.5，保证种群进化速度的同时避免因步长过大导致的解发散，从而提高算法的收敛精度；混沌因子w设定在[0，1]区间内，初始值为0.65，保证算法具有较强的全局探索能力；迭代次数与种群规模均设定为100。得到的帕累托前沿点如图7所示。

为验证所提出改进策略的有效性，采用改进前

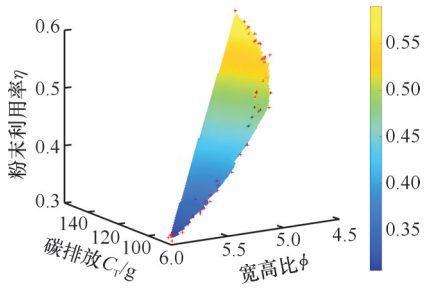


图7　帕累托前沿

Fig.7　Pareto front

后的GDE3算法求解本文优化模型，并各自独立运行10次。选取的算法性能评价指标主要包括运行时间、逆代际距离(IGD)、代际距离(GD)、超体积(HV)以及帕累托前沿的间距度量(Spacing)。其中，IGD、GD、Spacing和时间度量越小表明算法性能越好，而HV越大则越优。评估结果如表11所示，可以看出，改进后的GDE3算法HV指标提高了3%，IGD降低了7%，GD降低了3%，Spacing降低了2%，同时运行时间缩短了3%，从而验证了改进GDE3算法的有效性。

改进后的GDE3算法分别与第二代、第三代非支配排序遗传算法(NSGA-Ⅱ、NSGA-Ⅲ)、带自适应权重的进化算法(AdaW)、合作协同进化GDE3(CCGDE3)以及多阶段多目标进化算法(MSEA)等8种算法进行对比。

表11　算法性能评估

Tab.11　Performance evaluation of algorithms

指标	原始GDE3	改进GDE3
HV	0.120	0.124
IGD	0.298	0.276
GD	0.534	0.517
Spacing	0.698	0.683
时间	0.722	0.658

为全面评估各算法的优化性能与收敛性，设置不同种群规模和迭代次数进行多次独立运行，并以HV和IGD的平均值作为评价指标。由表12可知，在相同参数组合下，改进GDE3的HV总体优于其他算法。随着种群规模或迭代次数的减小，HV相应降低。结果表明，所采用的算法参数设置合理，改进GDE3具有较好的优化性能。由表13可以看出，在使用相同的参数集时，改进的GDE3算法的IGD优于其他算法。改进GDE3算法在不同参数组合下的IGD值表明，当迭代次数固定时，种群规模减小会使IGD值增大；类似地，当种群规模不变时，迭代次数减少也会使IGD值上升。

表12　不同参数组合的HV值

Tab.12　HV values for different parameter combinations

种群大小	迭代次数	改进GDE3	GDE3	NSGA-Ⅱ	NSGA-Ⅲ	CMOPSO	MOPSO	MSEA	CCGDE3	AdaW
200	200	0.1257	0.1207	0.1182	0.1177	0.1195	0.1179	0.1197	0.1176	0.1197
200	150	0.1231	0.1207	0.1188	0.1180	0.1194	0.1205	0.1196	0.1180	0.1195
200	50	0.1224	0.1205	0.1195	0.1164	0.1197	0.1200	0.1196	0.1177	0.1194
150	200	0.1245	0.1205	0.1184	0.1167	0.1187	0.1164	0.1193	0.1180	0.1189
150	150	0.1235	0.1205	0.1180	0.1176	0.1191	0.1166	0.1197	0.1190	0.1189
150	50	0.1230	0.1200	0.1180	0.1147	0.1195	0.1138	0.1194	0.1187	0.1187
100	200	0.1231	0.1201	0.1181	0.1143	0.1183	0.1117	0.1188	0.1169	0.1179
100	150	0.1231	0.1197	0.1188	0.1140	0.1160	0.1142	0.1187	0.1163	0.1177
100	50	0.1227	0.1191	0.1157	0.1128	0.1180	0.1066	0.1180	0.1152	0.1171

表13　不同参数组合的IGD值

Tab.13　IGD values for different parameter combinations

种群大小	迭代次数	改进GDE3	GDE3	NSGA-Ⅱ	NSGA-Ⅲ	CMOPSO	MOPSO	MSEA	CCGDE3	AdaW
200	200	0.1706	0.1807	0.2039	0.9006	0.2958	1.0211	0.3092	0.2373	0.3333
200	150	0.1760	0.1845	0.2080	1.2204	0.2944	1.2093	0.2798	0.3169	0.3528
200	50	0.1877	0.1906	0.2120	1.3374	0.2696	1.0900	0.3526	0.3626	0.5551
150	200	0.2045	0.2146	0.2437	0.7526	0.3714	1.2614	0.5921	0.3613	0.3896
150	150	0.2003	0.2136	0.2578	0.9966	0.3523	1.0941	0.4582	0.4743	0.3432
150	50	0.2206	0.2387	0.3401	1.5039	0.3533	1.3595	0.4741	0.5081	0.3995
100	200	0.2945	0.3142	0.3625	1.3260	0.4782	1.1390	0.4792	0.7204	0.5456
100	150	0.3194	0.3297	0.4161	1.8002	0.5070	1.1731	0.4830	0.6311	0.5680
100	50	0.3044	0.3154	0.3801	1.6657	0.4451	1.4481	0.5155	0.5356	0.6651

本文通过保持主要参数设置的一致性并对每种算法进行10次计算取平均值来确保合理性与公平性。图8展示了在95%置信区间下各算法的箱线图对比结果。表14、表15反映了各算法评估指标的均值与方差。在HV评估指标中，GDE3算法表现最优，NSGA-Ⅱ算法次之；时间评估指标方

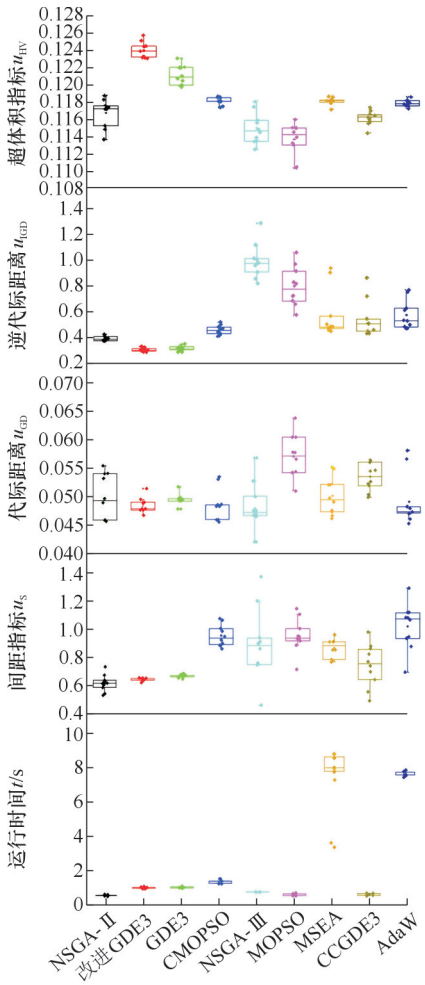


图8 各算法箱线图分析

Fig.8 Comparison box line diagram

面，NSGA-Ⅱ算法排名最高，MOPSO算法紧随其后；GD评估指标中CMOPSO算法表现最佳，GDE3算法位列次席；间距评估指标方面，NSGA-Ⅱ算法表现最出色，GDE3算法位居次席。时间评估指标中，NSGA-Ⅱ算法表现最佳，MOPSO算法其次。综上，与其他算法相比，NSGA-Ⅱ和GDE3展现出更优的性能表现。在间距评估指标上，GDE3与NSGA-Ⅱ算法的差异极小，仅为0.045，但在其他指标中，GDE3算法均优于NSGA-Ⅱ算法，充分证明了其有效性与可行性。

为确保后续分析的基础数据质量，剔除不符合质量标准或表现出极低粉末利用率的算法结果，选择与经验工艺参数紧密匹配的参数组合。优化算法的部分结果如表16所示，可以看出，改进GDE3算法得出的结果不仅与实际工艺参数更为贴近，精度更高，而且波动范围也更小。结合帕累托前沿分析和敏感性分析，改进GDE3算法不仅显示出更快的收敛速度，而且在解决方案效果上也更加理想，进一步证明了改进GDE3算法在激光熔覆过程碳排放优化中的可行性和有效性。

5.2 优化结果分析

本文应用熵权-灰色关联分析组合评价方法(EWM-GRA)来选取Pareto最优解集，结果如表17所示。解集中的灰色关联度r_i最大为2.63，对应的工艺参数为激光功率637 W、扫描速度390 mm/min、送粉速度0.6 r/min。

表14 评价指数平均值比较

Tab.14 Evaluation index mean comparison

指标	NSGA-Ⅱ	改进GDE3	GDE3	CMOPSO	NSGA-Ⅲ	MOPSO	MSEA	CCGDE3	AdaW
HV	0.116 783	0.124 044	0.123 992	0.118 190	0.115 001	0.113 702	0.118 143	0.116 195	0.117 886
IGD	0.392 496	0.306 155	0.315 485	0.455 973	0.990 612	0.794 283	0.571 219	0.541 170	0.573 158
GD	0.049 896	0.047 850	0.049 358	0.047 926	0.049 170	0.056 666	0.048 536	0.053 175	0.048 786
Spacing	0.631 471	0.654 635	0.676 761	0.957 632	0.896 569	0.955 735	0.873 143	0.755 528	1.023 198
时间/s	0.241 710	0.657 990	0.721 960	1.031 230	0.499 310	0.353 980	8.334 900	0.313 600	7.722 720

表15 方差分析

Tab.15 Metric variance

指标	NSGA-Ⅱ	改进GDE3	GDE3	CMOPSO	NSGA-Ⅲ	MOPSO	MSEA	CCGDE3	AdaW
HV	0.000 003	0.000 001	0	0	0.000 003	0.000 004	4.760 000	0.000 001	0
IGD	0.000 298	0.000 200	0.000 384	0.001 330	0.018 000	0.028 800	0	0.019 600	0.012 500
GD	0.000 016	0.000 002	0.000 011	0.000 022	0.000 018	0.000 018	0.003 500	0.000 006	0.000 020
Spacing	0.003 240	0.000 104	0.000 116	0.005 240	0.061 600	0.013 400	0.000 016	0.021 400	0.025 300
时间/s	0.000 210	0.000 207	0.000 655	0.002 480	0.000 360	0.000 171	0.004 490	0.000 210	0.007 400

如表18所示，仅考虑优化总碳排放时，优化后的工艺参数组合比方案2、3、4和5碳排放更少。降低激光输入功率，进而减少了激光发生器子系统运行时的能耗，提高扫描速度就缩短了工作时间，降低了碳排放。此外，运行时间缩短也即缩短了冷却子系统的运行时间，进一步减少了激光熔覆过程的碳排放。尽管更快的扫描速度使得送粉子系统的电能消耗增加，但对碳排放的影响相对较小，总体上优化后的激光熔覆工艺过程碳排放减少。

仅考虑优化粉末利用率时，熔化速率减小，则粉末反弹和飞溅减少，整体粉末利用率提高。然而，高功率输入和长时间运行导致电能消耗增加，进而增加了碳排放。

仅考虑优化宽高比时，工作时间和功率均低于

表16　优化算法的部分结果

Tab.16　Partial results of the optimization algorithm

算法	P_{lin}/W	v_s/(mm·min^{-1})	v_f/(r·min^{-1})	碳排放量/g	宽高比	粉末利用率/%
改进GDE3	615	400	0.5	88.600	5.71	19.6
	637	390	0.6	92.800	5.50	24.6
	658	412	0.4	90.000	5.73	20.6
GDE3	634	400	0.6	99.829	5.30	21.4
	682	399	0.7	103.191	5.00	26.3
	610	399	0.6	98.157	5.40	18.8
CCGDE3	669	409	0.8	99.920	4.75	24.5
	627	406	0.9	97.680	4.91	21.0
	573	408	0.9	93.600	5.17	16.0
NSGA-Ⅱ	524	410	0.8	89.800	5.40	9.7
	456	410	0.4	85.000	6.80	2.0
	629	409	0.9	97.000	4.80	20.0
NSGA-Ⅲ	568	409	0.7	92.800	5.10	14.0
	621	410	0.6	96.400	4.90	20.0
	686	410	0.7	101.300	4.60	26.0
MOPSO	487	390	0.6	87.300	5.70	4.4
	717	409	0.6	103.300	4.50	28.6
	606	409	0.7	95.500	5.00	18.7
CMOPSO	659	410	0.7	99.150	4.76	24.0
	558	380	0.8	92.210	5.24	4.0
	585	400	0.9	94.030	5.10	17.0
MSEA	644	399	0.6	100.500	5.40	22.0
	613	400	0.6	98.300	5.40	19.0
	625	394	0.7	100.500	5.40	37.0
AdaW	688	410	0.9	101.140	4.65	26.0
	551	409	0.9	91.750	5.27	13.0
	596	420	0.2	86.000	6.65	19.0

表17　灰色关联度

Tab.17　Grey correlation degree

(P_{lin},v_s,v_f)	(C_T,η,ϕ)	r_i
637,390,0.6	92.8,24%,5.5	2.63
777,420,0.2	98.7,34%,5.59	2.55
658,412,0.4	90.0,20%,5.73	2.51
604,420,0.5	83.7,11%,5.82	2.48
632,418,0.6	86.5,16%,5.50	2.47
615,400,0.5	88.6,19%,5.71	2.32
795,419,0.2	100.5,36%,5.51	2.32

方案4，因此，熔化过程中碳排放减少。但由于激光输入功率较低和扫描速度较高，粉末在熔化过程中吸收的能量较少，导致粉末喷溅现象增多，故粉末利用率相对较低。

考虑碳排放、粉末利用率与熔覆质量等目标协同优化时，与方案1相比，碳排放增加了72%，但粉末利用率提高了20%，熔覆质量明显优于方案1；与方案2相比，碳排放减少了39%，粉末利用率降低了16%；与方案3相比，碳排放增加了7%，粉末利用率提高了7%，熔覆质量接近理想状态；与方案5相比，碳排放减少了17%，粉末利用率提高了6%。

开展了30 mm×30 mm×10 mm激光熔覆工艺实验，优化前后结果如表19所示，优化后的激光熔覆工艺碳排放降低了25%，粉末利用率提高了19%，且与实验宽高比的误差仅为6%。

表18　优化结果对比

Tab.18　Comparison of optimization results

方案	优化目标	P_{lin}/W	v_s/(mm·min^{-1})	v_f/(r·min^{-1})	C_T/g	η	ϕ
1	C_T	300	450	0.2	53.9±3.2	3%±0.05%	8.0±0.09
2	η	895	300	0.6	150.8±3.0	39%±1.5%	4.48±0.050
3	ϕ	595	400	0.4	86.8±3.5	16%±1.4%	6.0±0.08
4	C_T&η&ϕ	637	390	0.6	92.7±6.3	23%±2.0%	5.5±0.07
5	经验值	692	410	0.7	111.8±2.0	17%±2.2%	5.3±0.06

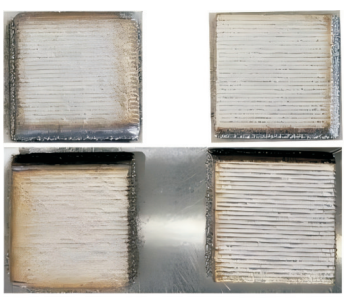
注：经验值为工艺人员通过实验获得的最佳工艺参数。

表19　优化前后对比

Tab.19　Comparison of before and after optimization

优化目标	优化值	经验值	优化幅度
碳排放	221.7±4.2	295.3±3.5	25%
粉末利用率	15.0±1.1	12.1±0.9	19%
宽高比	5.3±0.03	5.5±0.04	6%

优化前后样品形貌和内部气孔见图9和图10，可见，优化后的激光熔覆制件边缘无明显过熔，表面较为平整且无明显塌陷，表明优化工艺能够有效控制热输入，缓解热累积，并改善粉末流动与凝固过程。同时，制件内部气孔和裂纹明显减少，说明优化后的工艺参数有利于提高熔覆层的致密性与均匀性，进而改善其机械性能和耐久性。



优化前　　优化后

图9　样品宏观形貌对比

Fig.9　Morphology comparison of components

优化前后粗糙度对比见图11，可以看出优化后的激光熔覆制件表面粗糙度明显改善。优化后的激光熔覆制件的表面粗糙度测量值Ra=

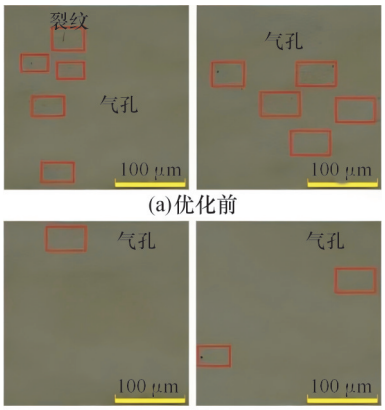


图10 样品内部气孔对比

Fig.10 Comparison of internal porosity of component

2.965 μm，而优化前的制件表面粗糙度测量值 Ra=3.952 μm。这是因为优化后的激光熔覆工艺以较低的激光功率形成了更小的熔池和热影响区，减少了内部液体流动和热量扩散，加速了粉末固化过程，从而获得更平滑的表面。另外，较低的送粉速率与较低的激光功率相互作用，也减少了熔池飞溅和材料蒸发，进一步改善制件的表面质量。

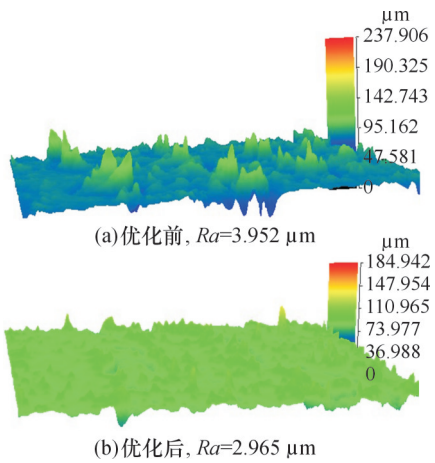


图11 优化前后粗糙度对比

Fig.11 Roughness comparison

为进一步验证优化后的激光熔覆工艺有效性，开展了优化前后激光熔覆制件摩擦磨损实验。采用直径6 mm碳化钨球作为研磨介质，载荷200 N，滑动速度30 mm/s，振幅5 mm，频率1 Hz，实验次数900。结果见图12、图13，可知，优化前的激光熔覆制件摩擦深度最深为59.77 μm，摩擦因数为0.55～0.6，磨损率为8%；而优化后的激光熔覆制件摩擦深度为44 μm，摩擦因数为0.5～0.52，磨损率为6%。摩擦磨损实验结果表明，优化后的激光熔覆制件摩擦磨损性能更佳。

最后对优化前后的激光熔覆制件表面进行了硬度检测。采用HVS-1000型维氏显微硬度计载荷0.3 kg，保持15 s，取样位置为制件中心位置。检

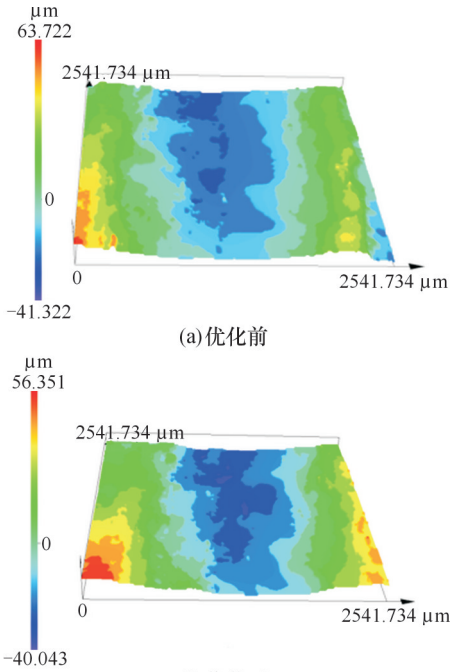


图12 磨痕三维形貌

Fig.12 Friction depth 3-dimensional map

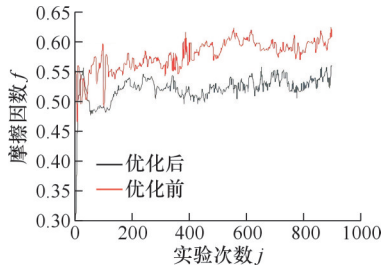


图13 摩擦因数对比

Fig.13 Friction coefficient comparison

测结果表明，优化后的激光熔覆制件表面硬度为235HV，优化前的激光熔覆制件表面硬度为215HV，硬度提高了10%，进一步验证了本文提出优化模型与算法的有效性。

6 结论

1）构建了以碳排放、粉末利用率和质量为目标的激光熔覆工艺参数多目标优化模型。模型总体误差控制在有效范围内，碳排放模型误差相对于实验值不超过4%，粉末利用率和质量模型误差不超过8%。

2）提出了一种基于改进GDE3的模型求解算法，在局部搜索阶段引入改进的变异策略，有效提高了收敛速度，同时提高了算法的局部搜索能力和解的质量，获得了最优工艺参数组合。

3）实验结果表明，优化后的工艺参数组合可有效降低激光熔覆工艺过程中的碳排放并提高粉末利用率，实现了激光熔覆工艺过程质量-低碳的协同优化。优化后的激光熔覆工艺碳排放降低了

25%，粉末利用率提高了19%，摩擦磨损性能明显改善，表面粗糙度值减小，内部气孔显著减少。

4)由于外部因素、环境条件及设备差异性对碳排放、粉末利用率和涂层质量存在影响，也未充分考虑能量损失对碳排放的影响，因此，未来研究需进一步探讨温度梯度和基体变化对粉末利用率的影响，以及装备变异性对碳排放的作用。

参考文献：

[1] XU X, BIAN H, LIU W, et al. Microstructure and Properties of the Tribaloy T-800 Coating Fabricated by Laser Cladding on the DZ125 Superalloy[J]. Journal of Thermal Spray Technology, 2023, 32(7): 2112-2122.

[2] COZZOLINO E, LOPRESTO V, BORRELLI D, et al. An Integrated Approach to Investigate the Energy Consumption for Manufacturing and Surface Finishing 3D Printed Inconel 718 Parts [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 79: 193-205.

[3] LIU W, WEI H, LIU A, et al. Multi-index Co-evaluation of Metal Laser Direct Deposition: an Investigation of Energy Input Effect on Energy Efficiency and Mechanical Properties of 316l Parts[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2022, 76: 277-290.

[4] GE W, LI H, WEN X, et al. Mathematical Modelling of Carbon Emissions and Process Parameters Optimisation for Laser Welding Cell[J]. International Journal of Production Research, 2023, 61(15): 5009-5028.

[5] WU J, ZHANG C, LIAN K, et al. Carbon Emission Modeling and Mechanical Properties of Laser, Arc and Laser-arc Hybrid Welded Aluminum Alloy Joints [J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 378: 134437.

[6] INGARAO G, PRIARONE P C. A Comparative Assessment of Energy Demand and Life Cycle Costs for Additive- and Subtractive-based Manufacturing Approaches[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2020, 56: 1219-1229.

[7] PANDEY S, SRIVASTAVA R, NARAIN R, et al. Optimization of Process Parameters for Direct Energy Deposition of $15Cr_5Ni$ Precipitation Hardened Stainless Steel for Aircraft Parts Repair and Maintenance[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2022, 236(24): 11505-11520.

[8] ZHENG J, CHEN A, YAO J, et al. Combination Method of Multiple Molding Technologies for Reducing Energy and Carbon Emission in the Foundry Industry [J]. Sustainable Materials and Technologies, 2022, 34: e00522.

[9] PAWANR S, GARG G K, ROUTROY S. Development of an Empirical Model to Quantify Carbon Emissions for Machining of Cylindrical Parts[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(8): 21565-21587.

[10] NI H, YAN C, GE W, et al. Integrated Optimization of Cutting Parameters and Hob Parameters for Energy-conscious Gear Hobbing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 118(5): 1609-1626.

[11] JIANG X, TIAN Z, LIU W, et al. An Energy-efficient Method of Laser Remanufacturing Process[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 52: 102201.

[12] WANG W, TIAN G, ZHANG H, et al. A Hybrid Genetic Algorithm with Multiple Decoding Methods for Energy-aware Remanufacturing System Scheduling Problem[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 81: 102509.

[13] CHEN K, JIANG X, LIU W, et al. A Novel Multi-objective Optimization of High-power Laser Directed Energy Deposition Green Processes: a Case Study of Titanium Alloy [J]. Journal of Cleaner Production, 2025, 494: 144877.

[14] 段诚茂，曹华军，李洪丞，等. 基于碳效率的铝合金激光焊接工艺系统低碳优化方法[J]. 计算机集成制造系统，2021, 27(5): 1309-1318.
DUAN Chengmao, CAO Huajun, LI Hongcheng, et al. Low-carbon Optimization Method of Aluminum Alloy Laser Welding Process System Based on Carbon Efficiency [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(5): 1309-1318.

[15] 吴剑钊，孙家豪，张超勇，等. 光纤激光焊接的碳排放建模与多响应评价[J]. 机械工程学报，2023, 59(7): 186-199.
WU Jianzhao, SUN Jiahao, ZHANG Chaoyong, et al. Carbon Emission Modeling and Multi-response Evaluation of Fiber Laser Welding[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(7): 186-199.

[16] WU P, HE Y, LI Y, et al. Multi-objective Optimisation of Machining Process Parameters Using Deep Learning-based Data-driven Genetic Algorithm and TOPSIS[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2022, 64: 40-52.

（编辑　袁兴玲）

作者简介：刘　丹，女，1982年生，博士研究生。研究方向为激光再制造与绿色制造。E-mail: 14734983@qq.com。姜兴宇*（通信作者），男，1980年生，教授、博士研究生导师。研究方向为激光制造与智能制造。E-mail: xy_jiang9211@sut.edu.cn。

本文引用格式：

刘丹，刘伟军，刘顺，等. 面向低碳的激光熔覆过程工艺参数多目标优化[J]. 中国机械工程，2026，37(10)：2446-2457.

LIU Dan, LIU Weijun, LIU Shun, et al. Multi-objective Optimization of Process Parameters in Laser Cladding for Low Carbon Emission[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(10): 2446-2457.