

基于混合遗传蚁群优化随机森林算法的激光熔覆 Ni60 裂纹预测与工艺参数优化

李 涛 邓林辉* 莫 彬 石非凡 刘伟巍
大连理工大学机械工程学院,大连,116024

摘要:为了探究激光熔覆 Ni60 过程中熔覆层裂纹与加工工艺参数之间的复杂非线性映射关系,采用熵值法结合 TOPSIS 综合评价法对熔覆层裂纹进行综合表征评价,并使用混合遗传蚁群算法(HGA-ACO)优化随机森林算法(RFA)超参数,搭建工艺参数与裂纹评价指标间预测模型,最后使用遗传算法进行工艺参数反向寻优。研究表明:与 ACO-RFA 模型相比,HGA-ACO-RFA 在预测精度与评价指标方面有显著改善,反向寻优获得的最优工艺参数可制备出几乎无裂纹的熔覆层。

关键词:激光熔覆;裂纹;评价方法;混合遗传蚁群算法;随机森林算法
中图分类号:TG174.4;TP391.7
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.06.019 **开放科学(资源服务)标识码(OSID):**



Prediction of Cracks and Optimization of Processing Parameters in Laser Cladding of Ni60 Based on HGA-ACO-RFA

LI Tao DENG Linhui* MO Bin SHI Feifan LIU Weiwei
School of Mechanical Engineering,Dalian University of Technology,Dalian,Liaoning,116024

Abstract: To explore the complex nonlinear mapping relationship between the cracks in the cladding layer and the processing parameters during laser cladding of Ni60, the entropy method combined with TOPSIS comprehensive evaluation method was used to comprehensively characterize and evaluate the cracks in the cladding layers. The HGA-ACO was used to optimize the hyperparameters of the RFA, and a prediction model between processing parameters and crack evaluation indicators was constructed. Finally, the genetic algorithm was used for reverse optimization of processing parameters. Results show that compared with the ACO-RFA model, HGA-ACO-RFA significantly improves prediction accuracy and evaluation indicators, and the optimal processing parameters obtained through reverse optimization may prepare almost crack free cladding layers.

Key words: laser cladding; crack; evaluation method; hybrid genetic ant colony algorithm(HGA-ACO); random forest algorithm(RFA)

0 引言

激光熔覆技术以高能激光束为热源,以惰性气体为保护气,将粉末、丝材等金属或陶瓷材料与基体表面同时快速熔凝,形成一层牢固的冶金结合涂层。该方法可显著提高基体零件表层的强度、硬度,改善零件表面的耐磨性、抗氧化性和耐腐蚀性^[1-2]。然而激光熔覆过程中快冷快热的特性以及熔覆层粉末与基体在热膨胀系数等物理性质上的差异,会直接导致成形过程中产生较大的应力,进而引发裂纹的产生^[3-4]。裂纹损害熔覆层的机械性能,阻碍了激光熔覆技术的推广及应用。熔覆层裂纹的产生与工艺参数直接相关,选择合适的工艺参数可有效抑制裂纹的产生,提高熔覆

层质量^[5]。

国内外许多学者探究了熔覆层质量与工艺参数间映射关系,对熔覆层质量进行了预测。SHAYANFAR 等^[6]开展了 In625 合金激光熔覆实验,将熔覆层的几何特征(熔宽、熔深、稀释率等)进行定量评价,建立了工艺参数与表征指标之间的预测模型。FAN 等^[7]将正交试验法与极差分析法相结合探讨了工艺参数对熔覆层形貌及硬度的作用规律,并建立了工艺参数与熔覆层硬度及稀释率间的多元线性回归模型。施晓帅等^[8]基于中心复合实验,以响应面法构建了工艺参数与熔覆层显微硬度、宽高比之间的预测模型。但回归方程无法全面地展示工艺参数与熔覆层质量间复杂的非线性关系。近年来,机器学习类算法对非线性多元回归问题展现出独特的优势,该算法可简单有效地对变量间的高度非线性关系进行建

模^[9-10]。梁旭东等^[11]在不锈钢板上熔覆 In625 合金粉末,利用随机森林算法建立了工艺参数与熔覆层宽高比、稀释率间的预测模型。YU 等^[12]采用遗传算法优化神经网络预测模型,建立了高硬度镍基合金激光熔覆过程中工艺参数与裂纹密度间非线性关系,实现了裂纹数量的控制。通过以上分析可知,当前研究主要集中于对工艺参数与熔覆层几何形貌(熔高、熔宽、稀释率)及物理性能(硬度)间关系的建模,对多层激光熔覆裂纹的建模研究还存在大量空白。

本文提出一种基于混合遗传蚁群优化随机森林算法(hybrid genetic ant colony optimization for random forest algorithm, HGA-ACO-RFA)的熔覆层裂纹预测模型,根据多层激光熔覆正交试验结果建立激光熔覆工艺参数与裂纹预测指标间的回归预测模型,反向寻优工艺参数。

1 多层激光熔覆实验

1.1 实验材料及设备

本文实验基体采用尺寸为 30 mm×50 mm×10 mm 的 45 钢板,激光熔覆粉末采用 Starck 公司生产的 Ni60A 自熔性合金粉末,其粒径为 53~106 μm 。根据制造商的声明,Ni60 粉末及 45 钢的化学成分见表 1。实验前,利用砂纸与抛光机将 45 钢板表面打磨并抛光,用酒精及丙酮清洗基体表面,以去除表面氧化层及油渍,以免对实验产生影响。Ni60A 粉末置于 120 $^{\circ}\text{C}$ 烘干机中烘干 2 h,以去除粉末内残留的水分,提高粉末的流动性,减少熔覆过程中气孔等缺陷对实验的影响。

表 1 Ni60 及 45 钢化学成分(质量分数)

Tab.1 Chemical composition of Ni60 and 45 steel (mass fraction)							
成分	质量分数 $w/\%$						
	C	B	Fe	Cr	Si	Ni	Mn
Ni60	0.88	3.24	3.47	16.39	4.43	平衡相	—
45 钢	0.5	—	平衡相	0.25	0.2~0.4	0.25	0.5~0.8

实验基于同轴送粉激光熔覆系统展开,如图 1 所示。激光熔覆系统主要包括 Laserline LDF VGP (4000-100)高功率半导体激光发生器、KU-KA KR30HA 机器人、Precitec YC52 激光加工头、同飞制冷精密水冷机、煜宸激光 RC-PGF-D 双筒送粉器。为方便后续实验,此处以粉盘转速(r/min)替代送粉率(g/min),二者转化关系如图 2 所示。

1.2 实验结果

激光熔覆过程涉及的超过 19 个工艺参数中,激光功率(P)、扫描速度(v)和粉盘转速(n_d)对熔

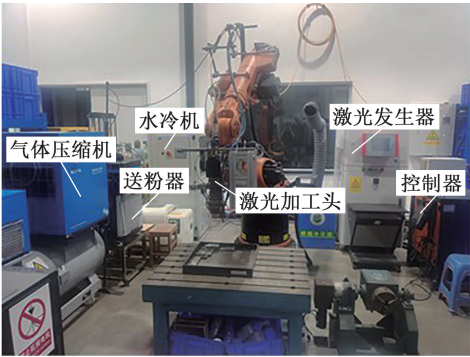


图 1 激光熔覆系统

Fig.1 Laser cladding system

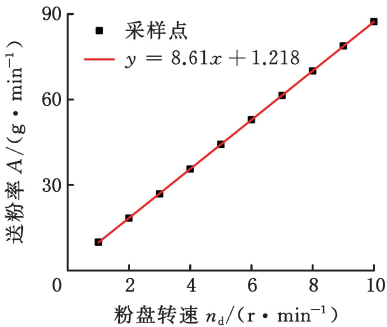


图 2 粉盘转速与送粉率关系曲线

Fig.2 Relationship curve between powder tray speed and powder feeding rate

覆层的裂纹影响最为显著^[13]。本实验采用五水平三因素正交试验 $L_{25}(5^3)$ 探究工艺参数对裂纹的作用规律,工艺参数如表 2 所示,每组参数下制备 1~4 层熔覆层,总实验组数为 100。实验结束后,将样件切割制备镶嵌样,经砂纸打磨、抛光后,在数字显微镜下观察并拍摄裂纹图像。

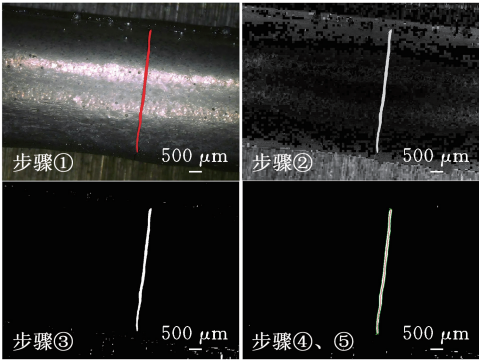
表 2 正交试验因素表

Tab.2 Orthogonal experimental factor table

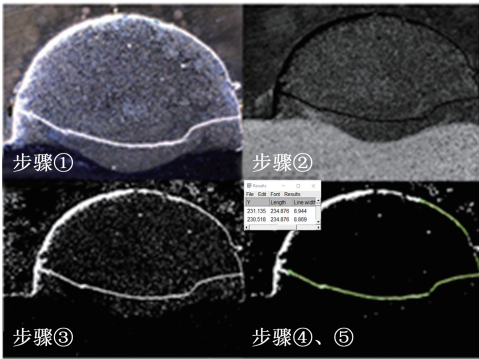
水平	激光功率 P/W	扫描速度 $v/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	粉盘转速 $n_d/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$
1	800	3	0.5
2	1050	6	1.0
3	1300	9	1.5
4	1550	12	2.0
5	1800	15	2.5

在建立工艺参数与裂纹间的映射关系前,需要先量化熔覆层的裂纹情况。此前多数研究中,对裂纹的定量评价主要为简单统计熔覆层单位面积内裂纹的数量或长度^[14],此类统计方法忽略了表面裂纹及内部裂纹宽度的影响,本文提出一种包含裂纹宽度特征的裂纹定量评估方法。由于表面裂纹图像对比度较小,不能直接通过图像处理来表征,因此采用单彩色线在光学图像上手动标记裂纹特征。裂纹特征的数据采集过程如图 3 所示。具体步骤如下:①用光学显微镜观察并拍摄熔覆层表面及内部图像;②对图像进行灰度处理;

③对图像进行二值化处理;④选择合理的阈值对二值化后的图像进行降噪;⑤基于光学显微镜对裂纹的观察结果,利用 ImageJ 中 Ridge 插件采集目标裂纹实际长度(单位:mm)、数量和实际宽度(单位:μm)数据。



(a) 表面裂纹



(b) 内部裂纹

图 3 裂纹特征采集

Fig.3 Crack feature collection

上述裂纹数量、长度和平均宽度三个特征指标可以较为全面地评价熔覆层的开裂情况。为方便后续建模分析,采用层次分析法结合 TOPSIS 综合评价方法将这三个指标转化为单一目标进行综合评价^[15],具体步骤如下。

首先,根据以下标准化方法公式对三个指标进行标准化:

$$X'_{ij} = f_{ij} / \sqrt{\sum_{i=1}^n f_{ij}^2} \tag{1}$$

其中: f_{ij} 、 X'_{ij} 分别为各参数组下所得试样裂纹三个表征指标的原始数据与标准化数据; n 为待评价样本个数; j 为裂纹表征指标个数, $j = 1, 2, \cdots, m$ 。本研究中 $n = 100, m = 3$ 。

熵值法是一种基于信息论的客观赋权方法,用于确定指标在综合评价中的权重。本文采用熵值法对裂纹数目、裂纹长度及裂纹宽度的权重进行求解,其流程如下。

采用下式计算指标的熵值 e_j :

$$e_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n X'_{ij} \ln X'_{ij} \tag{2}$$

根据熵值计算权重 W_j :

$$W_j = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^m (1 - e_j)} \tag{3}$$

计算获得的表面裂纹数量权重 $W_1 = 0.396$, 裂纹长度权重 $W_2 = 0.284$, 裂纹宽度权重 $W_3 = 0.318$; 内部裂纹数量权重 $W'_1 = 0.396$, 裂纹长度权重 $W'_2 = 0.289$, 裂纹宽度权重 $W'_3 = 0.313$ 。

根据下式对标准化的数据进行加权:

$$X_{ij} = W_j X'_{ij} \tag{4}$$

表面及内部裂纹的权重选取在基于熵值法的基础上需参考实际情况,由于内部裂纹的采集存在概率性,即制样横截面未包含裂纹,同时内部裂纹明显少于表面裂纹,故在熵值法计算基础上对内部裂纹总权值进行微调,设定为 0.3,以减少制样的影响,表面裂纹总权值设为 0.7。

通过下式筛选出三个表征指标的标准化量化值的最优值和最差值:

$$\left. \begin{aligned} Z_j^- &= \min\{X_{ij} \mid i = 1, 2, \cdots, n; j = 1, 2, 3\} \\ Z_j^+ &= \max\{X_{ij} \mid i = 1, 2, \cdots, n; j = 1, 2, 3\} \end{aligned} \right\} \tag{5}$$

通过下式计算标准化量化值与其最优值和最差值之间的偏差 S_i^- 和 S_i^+ :

$$\left. \begin{aligned} S_i^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^m (X_{ij} - Z_j^-)^2} \\ S_i^+ &= \sqrt{\sum_{j=1}^m (X_{ij} - Z_j^+)^2} \end{aligned} \right\} \tag{6}$$

并利用下式求得最终评分 C_i :

$$C_i = \frac{S_i^+}{S_i^+ + S_i^-} \tag{7}$$

以单层单道 25 组正交试验展示综合评价结果,将评分分为四个层次,分数大于 0.9 时,几乎无裂纹;分数在 $[0.8, 0.9]$ 时,裂纹较少;分数在 $[0.6, 0.8)$ 时,裂纹较多;分数小于 0.6 时,裂纹很多。各层次裂纹表面形貌如图 4 所示,裂纹指标评分见表 3。

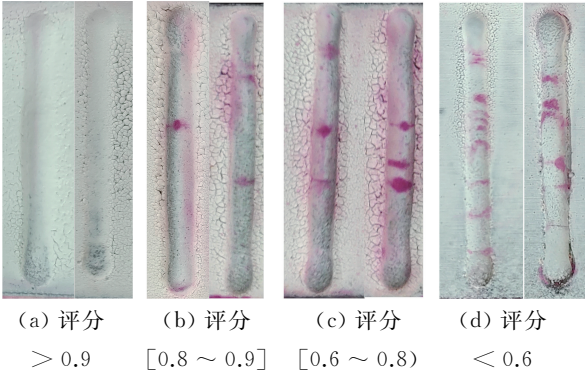


图 4 裂纹表面形貌

Fig.4 Surface appearance of cracks

表 3 裂纹指标评分表

Tab.3 Crack index scoring table

序号	激光功率 P/W	扫描速度 $v/(mm \cdot s^{-1})$	粉盘转速 $n_d/(r \cdot min^{-1})$	评分
1	800	3	0.5	0.8845
2	800	6	1.0	0.8445
3	800	9	1.5	0.8127
4	800	12	2.0	0.7725
5	800	15	2.5	0.8554
6	1050	3	1.0	0.8683
7	1050	6	1.5	0.7610
8	1050	9	2.0	0.7669
9	1050	12	2.5	0.6865
10	1050	15	0.5	0.7981
11	1300	3	1.5	0.8767
12	1300	6	2.0	0.7672
13	1300	9	2.5	0.7113
14	1300	12	0.5	0.8619
15	1300	15	1.0	0.7835
16	1550	3	2.0	0.8713
17	1550	6	2.5	0.7644
18	1550	9	0.5	0.9546
19	1550	12	1.0	0.8662
20	1550	15	1.5	0.7715
21	1800	3	2.5	0.8785
22	1800	6	0.5	0.9617
23	1800	9	1.0	0.9718
24	1800	12	1.5	0.8828
25	1800	15	2.0	0.7466

2 基于 HGA-ACO-RFA 的激光熔覆多层裂纹预测及参数寻优

2.1 随机森林模型

随机森林算法是一种集成学习算法，它通过原始数据构建回归决策树以完成回归预测^[16]，如图 5 所示。以工艺参数 X 作为输入因素，包含 4 种特征（激光功率、粉盘转速、扫描速度和堆叠层数），熔覆层裂纹评价指标 Y 作为输出参数，形成原始数据集 S 。

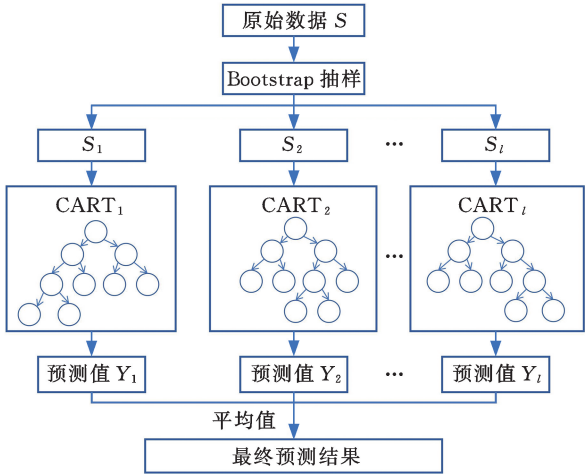


图 5 随机森林算法

Fig.5 Random forest algorithm

从原始数据集中随机抽取 80 组作为训练集，采用 Bootstrap 方法从 80 组样本中有放回地抽样，生成 l 组子树训练集 $S_k(k=1,2,\cdots,l)$ ，每个子数据集通过弱分类器 CART 算法训练形成一个回归树，该树为二叉树。在每个非叶节点划分时，选定一个远小于样本特征值的常数，随机地从所有样本特征中选取该常数个特征，采用以下平方误差最小化准则确定最佳分割点，分割形成左右分支：

$$\min \sigma = \sqrt{\sum_{k \in l} (y_k - \mu)^2} = \sqrt{\sum_{k \in l} y_k^2 - l\mu^2} \quad (8)$$

式中： σ 为方差； y_k 为样本输出值； μ 为输出的期望值。

最终预测结果为 l 个子回归树的平均值。

2.2 HGA-ACO 优化随机森林超参数

随机森林算法中三个核心的超参数是 n_c 、 d_m 及 f_m 。 n_c 表示随机森林中包含的决策树的数量，用于控制模型的复杂度，增加树的数量可以提高模型的稳定性和准确性，但也会增加运算时间； d_m 表示每棵决策树的最大深度， f_m 表示随机选择的特征数量，二者均用于控制模型的拟合能力，增加树的深度和特征数量可以提高模型的拟合能力，但是也容易导致过拟合。选择合适的超参数可有效提高随机森林模型的性能。

本文中特征数量较少，随机选择特征数量规定为 2，通过混合蚁群遗传算法优化 n_c 、 d_m 来提高随机森林的预测性能。

遗传算法具有快速和全局搜索能力，但它的计算效率很低。蚁群算法采用了分布式计算体系结构，具有良好的并行解质量和较强的鲁棒性，但也存在收敛缓慢、容易陷入局部最优等缺点。结合遗传算法和蚁群算法的优点，以遗传算法产生优质的初始蚁群，提高蚁群算法的初始信息素含量，使其在迭代早期趋近于最优解，避免陷入局部最优，求解出更好的参数组合^[12]，HGA-ACO-RFA 算法流程如图 6 所示，具体流程如下：

1) 初始化遗传算法，种群数量设定为 20、以轮盘赌方法作为选择方法，交叉概率设定为 0.8、变异概率设定为 0.1、迭代次数设定为 40。初始化蚁群算法，蚂蚁数量设定为 20、信息素挥发系数设定为 0.9、迭代次数设定为 80，转移概率常数设定为 0.2。

2) 在定义域内随机生成 20 只蚂蚁，同时，蚂蚁根据均方根误差生成对应位置信息素 $T_0(q)$ ：

$$T_0(q) = \sqrt{\frac{1}{20} \sum_{q=1}^{20} (y_q - y_1)^2} \quad (9)$$

式中： y_q 为样本裂纹指标预测值， $q=1,2,\cdots,20$ ； y_1 为样本裂纹指标实际值。

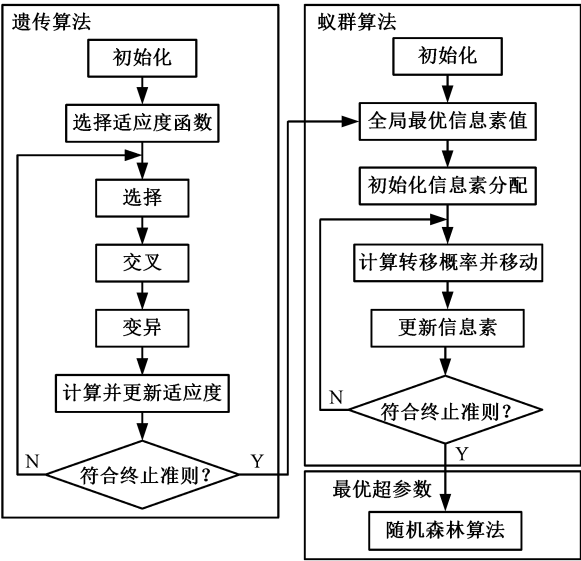


图 6 HGA-ACO-RFA 流程图
Fig.6 HGA-ACO-RFA flowchart

将 20 只蚂蚁的信息素按照升序排列，形成初始解空间。

3) 对 20 只蚂蚁用轮盘赌方式选择适应度低的蚂蚁进行遗传、高斯变异操作。

4) 遗传算法经过迭代，若达到最大的迭代次数，则输出全局最优解，然后继续进行下一步操作。否则，只循环步骤 3)，直到达到最大迭代次数。

5) 将步骤 4) 中遗传算法迭代获得的最优信息素代入蚁群算法作为蚁群初始信息素。

6) 根据下式计算转移概率 $P_i(q, b)$ ：

$$P_i(q, b) = \begin{cases} \frac{\exp(T(b) - T(q))}{\exp(T(b))} & q \neq b \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中： b 为当前最优蚂蚁编号。

根据下式进行全局搜索：

$$x_q = \begin{cases} x_q + \lambda(x_b - x_q) & P_i(q, b) < P_{i0} \\ x_q + \text{rand}(-1, 1)L(q) & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中： x 为蚂蚁坐标； λ 为步长参数； $L(q)$ 为搜索步长； P_{i0} 为转移概率常数。

根据下式进行局部搜索^[17]：

$$x_b = \begin{cases} x_u & T(u) > T(b) \\ x_b & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$x_u = \begin{cases} x_b + wd & \text{rand}(1) < 0.5 \\ x_b - wd & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中： u 为局部搜索获得的新解； T 为信息素浓度； w 为步长因数； d 为局部搜索步长。

7) 根据下式更新蚂蚁信息素：

$$T(q) = (1 - \rho)T(q) + \Delta T(q) \quad (14)$$

式中： $\Delta T(q)$ 为此次迭代蚂蚁信息素浓度； ρ 为信息素挥发系数。

8) 记录并更新每次迭代得到的最优解，直到达到最大迭代次数。

9) 利用步骤 8) 得到的最优 n_c 和 d_m 代入随机森林算法搭建预测模型。

3 结果分析

3.1 预测模型设定

为分析 HGA-ACO-RFA 模型预测准确性，同时使用多项式回归模型、ACO-RFA 预测模型与 HGA-ACO-RFA 回归预测模型建立激光熔覆工艺参数与裂纹指标间映射关系。

通过 Minitab 中拟合回归模型建立工艺参数（激光功率 P 、扫描速度 v 、粉盘转速 n_d 、堆叠层数 B ），为简化计算，以正交水平替代各参数具体数值与熔覆层裂纹评价指标 C 间的代理模型，如下式所示：

$$\begin{aligned} C = & -0.12 - 0.456B + 0.539P + 0.658v - 0.509n_d + \\ & 0.274B^2 + -0.2667P^2 - 0.047v^2 + 0.0457n_d^2 + \\ & 0.1455BP - 0.0354Bv - 0.0748Bn_d - 0.467Pv + \\ & 0.3268Pn_d - 0.011\ 75B^3 + 0.031\ 78P^3 - 0.004\ 17v^3 + \\ & 0.00571n_d^3 - 0.009\ 69B^2P + 0.008\ 12B^2v + \\ & 0.002\ 17B^2n_d - 0.0147BP^2 - 0.005\ 66BPv + \\ & 0.011\ 56BPn_d - 0.007\ 49Bv^2 + 0.009\ 23Bvn_d - \\ & 0.0685P^2v - 0.049\ 87P^2n_d + 0.053\ 46Pv^2 - 0.0557Pvn_d \end{aligned} \quad (15)$$

ACO-RFA 预测模型与 HGA-ACO-RFA 最优超参数选择如表 4 所示。

表 4 最优超参数表

超参数	预测模型	
	ACO-RFA	HGA-ACO-RFA
n_c	49	65
d_m	4	4

3.2 预测模型结果对比

模型的预测性能可通过准确性、离散程度、可解释性、收敛速度等方面进行评估，主要包括以下几个参数^[18]。

1) 判定系数 (R^2)。主要衡量模型对数据的拟合优度，判定系数的值在 0 ~ 1 之间，越接近 1 说明激光熔覆工艺参数对裂纹的解释能力越强，计算公式为

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \bar{y})^2 - \sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \bar{y})^2} \quad (16)$$

式中： n_c 为测试集数量； y_i 为样本 i 的实际值； $\bar{y}$ 为实际值的均值； $\hat{y}_i$ 为样本 i 的预测值。

平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 均是衡量预测值和真实值之间误差的指标，其值越小，模型预测性能越强，计算公式如下：

$$\sigma_{MAE} = \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} |y_i - \hat{y}_i| \quad (17)$$

$$\sigma_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{18}$$

将各模型对裂纹评价指标的预测结果与真实值进行对比,结果如图 7 所示。ACO-RFA 与 HGA-ACO-RFA 的准确度较多项式拟合结果有显著提高,可更准确地反映工艺参数与裂纹间关系,HGA-ACO-RFA 较 ACO-RFA 更接近真实值,准确度更高。二者的收敛速度变化如图 8 所示,HGA-ACO-RFA 在第 11 代迭代时收敛,ACO-RFA 在第 21 代迭代时收敛。显然,HGA-ACO-RFA 的收敛速度更快,且收敛的适应度值小于 ACO-RFA 收敛的适应度值,其主要原因是在蚁群算法中引入了遗传算法,扩展了蚁群算法的搜索空间,避免进入局部搜索,提高了蚁群算法的搜索能力和收敛速度。

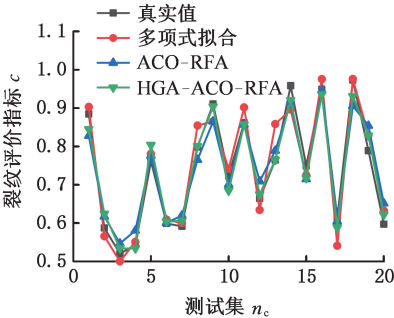


图 7 预测结果对比

Fig.7 Comparison of prediction results

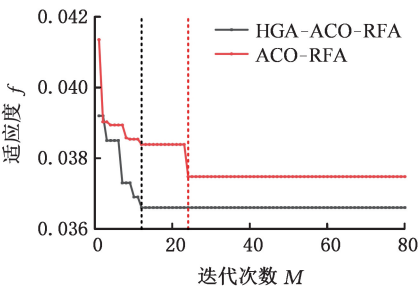


图 8 收敛速度对比

Fig.8 Comparison of convergence speed

由表 5 可知:HGA-ACO-RFA 在各项性能上均存在明显提升,HGA-ACO-RFA 相较于多项式拟合在 σ_{MAE} 上下降了 32.7%,在 σ_{RMSE} 方面下降了 88.7%,在 R^2 上提高了 3.4%;HGA-ACO-RFA 相较于 ACO-RFA 在 σ_{MAE} 上下降了 32.3%,在 σ_{RMSE} 方面下降了 29.6%,在 R^2 上提高了 4.9%,说明 HGA-ACO 能有效提高 RFA 预测性能。

表 5 评估指标结果

Tab.5 Evaluation indicator results

参数	多项式拟合	ACO-RFA	HGA-ACO-RFA
R^2	0.9305	0.9147	0.9598
σ_{MAE}	0.0328	0.0325	0.0220
σ_{RMSE}	0.1916	0.0379	0.0267

3.3 最优工艺参数寻优

基于遗传算法,以最优工艺参数为输出,以正向预测模型为适应度函数,寻优获得裂纹最优工艺参数如下:一层:粉盘转速 0.697 r/min、激光功率 1673 W、扫描速度 9.253 mm/s,裂纹评分为 0.9874;二层:粉盘转速 0.5255 r/min,激光功率 1793 W、扫描速度 8.443 mm/s,裂纹评分为 0.9634;三层:粉盘转速 1.287 r/min、激光功率 1638 W、扫描速度 4.3577 mm/s,裂纹评分为 0.9431;四层:粉盘转速 1.596 r/min、激光功率 1636 W、扫描速度 3.44mm/s,裂纹评分为 0.9324。获得的熔覆层图片如图 9 及图 10 所示。

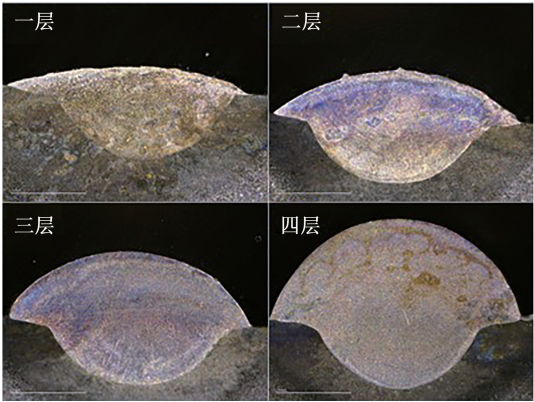


图 9 熔覆层横截面

Fig.9 Cross section of cladding layer

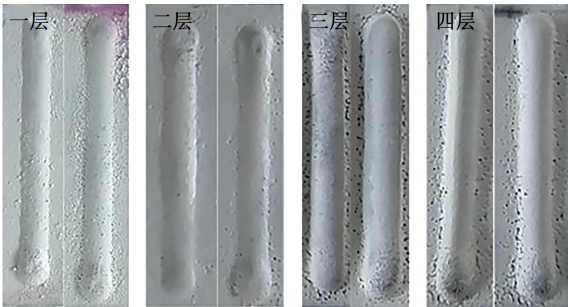


图 10 无裂纹熔覆层表层形貌

Fig.10 Surface layer of crack free fusion coating

通过预测优化得出的激光熔覆工艺参数可获得基本无裂纹熔覆层。从优化数据可以看出:最佳工艺参数中,激光功率随层数堆叠变化较小,均保持在 1600 W 以上,而扫描速度则随堆叠层数的增加而减小,二者结合可知随着堆叠层数增加,需要保持较高的线能量才可制备出无裂纹图层。结合相关文献推断可知,线能量升高,塑性流动对降低残余拉应力的作用逐渐显著,稀释率增大对提高自身断裂强度的作用也逐渐增强,从而抵消多层熔覆对裂纹形成的促进效果。

4 结论

为探究多层熔覆裂纹与工艺参数间非线性映

射关系,提出一种基于随机森林的裂纹预测模型。

1)基于熵值法及 TOPSIS 综合评级方法对多层熔覆的裂纹数量、长度及宽度进行表征,裂纹评价指标可较为全面地反映熔覆层裂纹情况。

2)混合遗传蚁群优化随机森林算法相较于传统的多项式拟合模型,在平均绝对误差方面下降了 32.7%,在均方误差方面下降了 88.7%,在判定系数(R^2)方面提高了 3.4%;相较于 ACO-RFA,在平均绝对误差方面下降了 32.3%,在均方误差方面下降了 29.6%,在判定系数方面提高了 4.9%。混合遗传蚁群算法能有效提高随机森林算法预测性能,体现了工艺参数与裂纹间的映射关系。

3)基于正向预测模型进行工艺参数反向寻优可获得最优工艺参数,制备出几乎无裂纹的多道熔覆层。

本文只探究了 1~4 层熔覆的映射关系,实际生产过程多为数十道或多层多道加工,后续可对其进行进一步探究,提高模型的泛化能力。

参考文献:

- [1] LIU Yanan, DING Ye, YANG Lijun, et al. Research and Progress of Laser Cladding on Engineering Alloys: a Review[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 66: 341-363.
- [2] GONG N, MENG T L, CAO J, et al. Laser-cladding of High Entropy Alloy Coatings; an Overview [J]. Materials Technology, 2023, 38(1): 2151696.
- [3] 侯锁霞,任呈祥,吴超,等. 激光熔覆层裂纹的产生和抑制方法[J]. 材料导报, 2021, 35(增刊 1): 352-356.
- HOU Suoxia, REN Chengxiang, WU Chao, et al. A Review of Crack Generation and Suppression in Laser Cladding Layer[J]. Materials Reports, 2021, 35 (S1): 352-356.
- [4] 王帅,付立铭,袁勇,等. NiFe 基合金激光增材制造热裂纹形成机理及调控[J]. 焊接学报, 2022, 43 (5): 8-13.
- WANG Shuai, FU Liming, YUAN Yong, et al. Mechanism and Elimination of Hot Cracks in Laser Additive Manufacturing of NiFe Based Superalloy [J]. Transactions of the China Welding Institution, 2022, 43(5): 8-13.
- [5] 杜彦斌,张文平,梁强,等. 基于 CWOA 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, 2024, 30 (12): 4328-4338.
- DU Yanbin, ZHANG Wenping, LIANG Qiang, et al. Optimization Method of Laser Cladding Process

Parameters Based on CWOA Algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30 (12): 4328-4338.

- [6] SHAYANFAR P, DANESHMANESH H, JANG-HORBAN 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.
- [7] FAN Pengfei, ZHANG Guan. Study on Process Optimization of WC-Co50 Cermet Composite Coating by Laser Cladding[J]. International Journal of Refractory Metals & Hard Materials, 2020, 87: 105133.
- [8] 施晓帅,姜芙林,王玉玲,等. 基于响应面法的激光熔覆 3540Fe 涂层形貌及质量预测研究[J]. 表面技术, 2022, 51(12): 392-405.
- SHI Xiaoshuai, JIANG Fulin, WANG Yuling, et al. Morphology and Quality Prediction of Laser Cladding 3540Fe Coating Based on Response Surface[J]. Surface Technology, 2022, 51(12): 392-405.
- [9] 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): 152-162.
- PANG Yifan, FU Geyan, WANG Mingyu, et al. Parameter Optimization of High Deposition Rate Laser Cladding Based on the Response Surface[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(6): 152-162.
- [10] 李天奕,石拓,李宽,等. 变倾角激光熔覆成形层高和层宽模型研究[J]. 中国激光, 2023, 50(8): 20-28.
- LI Tianyi, SHI Tuo, LI Kuan, et al. Height and Width Model of Cladding Layer Formed by Laser Cladding with Variable Angle[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(8): 20-28.
- [11] 梁旭东,王炜,赵凯,等. 随机森林回归分析在激光熔覆形貌预测中的应用[J]. 中国有色金属学报, 2020, 30(7): 1644-1652.
- LIANG Xudong, WANG Wei, ZHAO Kai, et al. Application of Random Forest Regression Analysis in Trace Geometry Prediction of Laser Cladding [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2020, 30(7): 1644-1652.
- [12] YU Jiangtong, SUN Wenlei, HUANG Haibo, et al. Crack Sensitivity Control of Nickel-based Laser Coating Based on Genetic Algorithm and Neural Network[J]. Coatings, 2019, 9(11): 9110728.
- [13] HE Guohua, DU Yanbin, LIANG Qiang, et al. Modeling and Optimization Method of Laser Cladding Based on GA-ACO-RFR and GNSGA- II [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-green Technology, 2023, 10 (5): 1207-1222.

(下转第 1337 页)

Enhancement of Short Glass Fiber-reinforced Thermoplastics via Sandwich Injection Molding[J]. Polymer Composites, 2005, 26:823-831.

[20] WANG Jianchuan, GENG Chengzhen, LUO Feng, et al. Shear Induced Fiber Orientation, Fiber Breakage and Matrix Molecular Orientation in Long Glass Fiber Reinforced Polypropylene Composites[J]. Materials Science and Engineering A, 2011, 528:3169-3176.

[21] 朱涵睿, 顾軼卓, 孟庆宇, 等. 注塑成形长玻纤/尼龙复合材料车轮纤维分布规律研究[J]. 玻璃钢/复合材料, 2018(11):50-57.

ZHU Hanrui, GU Yizhuo, MENG Qingyu, et al. Study on Fiber Distribution in Injection-molded LGF/PA Composite Wheel. [J]. Composites Science and Engineering, 2018(11):50-57.

[22] 匡唐清, 朱瑶瑶, 柳和生, 等. 玻纤质量分数对短玻纤增强聚丙烯水辅助共注塑管件的影响[J]. 复合材料学报, 2022, 39(10):4551-4560.

KUANG Tangqing, ZHU Yaoyao, LIU Hesheng, et al. Effect of Glass Fiber Mass Fraction on the Water Assisted Co-injection Molding Pipes of Shortglass Fiber Reinforced Polypropylene[J]. Ac-

ta Materiae Compositae Sinica, 2022, 39(10): 4551-4560.

[23] 王昊康. 玻璃纤维增强复合材料力学性能研究进展[J]. 合成纤维, 2022, 51(11):40-43.

WANG Haokang. Research Progress in Mechanical Properties of Glass Fiber Reinforced Composites [J]. Synthetic Fiber in China, 2022, 51(11):40-43.

(编辑 王艳丽)

作者简介:廖钱生,男,1983年生,博士研究生。研究方向为高分子成形加工。E-mail:liaoqiansheng@163.com。匡唐清*(通信作者),男,1977年生,教授。研究方向为机械工程、材料加工工程、CAE技术。E-mail:tkuang@ecjtu.edu.cn。

本文引用格式:
廖钱生,柳和生,匡唐清,等.玻纤质量分数对长玻纤增强聚丙烯水驱动弹头辅助共注塑管件的影响[J]. 中国机械工程,2025,36(6):1329-1337.

LIAO Qiansheng, LIU Hesheng, KUANG Tangqing, et al. Effects of Glass Fiber Mass Fraction on W-PACIM Pipes of Long Glass Fiber Reinforced Polypropylene[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(6):1329-1337.

(上接第 1328 页)

[14] WANG Kaiming, LIU Wei, HONG Yuxiang, et al. An Overview of Technological Parameter Optimization in the Case of Laser Cladding[J]. Coatings, 2023, 13(3):496.

[15] HUANG Haibo, WANG Wei, WANG Yangxiao, et al. Crack Sensitivity Control of Nickel-based Laser Coating Based on Genetic Algorithm and Neural Network[J]. Coatings, 2019, 9(11):728.

[16] LI Shichun, MO Bin, WANG Kunming, et al. Nonlinear Prediction Modeling of Surface Quality during Laser Powder Bed Fusion of Mixed Powder of Diamond and Ni-Cr Alloy Based on Residual Analysis[J]. Optics and Laser Technology, 2022, 151:107980.

[17] 毛恺奕, 杜彦斌, 何国华, 等. 基于 GWO-RFR 的激光熔覆多道成形层形貌的预测方法[J]. 材料热处理学报, 2024, 45(2):174-183.

MAO Kaiyi, DU Yanbin, HE Guohua, et al. Prediction Method for Multi-track Laser Cladding Layer Morphology Based on GWO-RFR [J]. Transactions of Materials and Heat Treatment, 2024, 45(2):174-183.

[18] 焦留成, 邵创创, 程志平. 一种求解连续空间约束优化问题的蚁群算法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2015, 36(1):20-23.

JIAO Liucheng, SHAO Chuangchuang, CHENG Zhiping, et al. Ant Colony Algorithm for Solving Continuous Space Constrained Optimization Problems[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2015, 36(1):20-23.

(编辑 王艳丽)

作者简介:李 涛,女,1977年生,副教授、博士研究生导师。研究方向为激光增材修复技术、产品可持续评价方法。E-mail:litao_dlut@163.com。邓林辉*(通信作者),男,1997年生,硕士研究生。研究方向为激光增材修复技术。E-mail:denglinhui321@163.com。

本文引用格式:
李涛,邓林辉,莫彬,等.基于混合遗传蚁群优化随机森林算法的激光熔覆 Ni60 裂纹预测与工艺参数优化[J]. 中国机械工程, 2025,36(6):1322-1328.

LI Tao, DENG Linhui, MO Bin, et al. Prediction of Cracks and Optimization of Processing Parameters in Laser Cladding of Ni60 Based on HGA-ACO-RFA[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(6):1322-1328.