

基于 MPA-BP 网络的单道激光熔覆熔深预测方法

崔英浩 王梦乐 郭士锐 崔陆军 郑 博 李晓磊 陈永骞 刘嘉霖
(中原工学院机电学院,郑州市激光增材制造技术重点实验室)

摘 要 针对激光熔覆过程中熔覆层深度无法精确控制问题,提出了基于海洋捕食者(Marine Predators Algorithm,MPA)优化的误差反向传播算法(Error Back Propagation,BP)单道激光熔覆熔深预测模型,以激光功率、扫描速度和送粉速率作为自变量,熔深作为因变量对模型进行评估。通过将该模型结果与 PSO-BP、SOA-BP 和 SSA-BP 神经网络的试验结果进行对比,发现 MPA-BP 预测模型的平均绝对误差为 7.414%,拟合优度为 0.964,相关数据的试验结果均优于其他模型,表明基于 MPA 优化的 BP 神经网络对熔深预测具有更好的稳定性和预测精度。

关键词 激光熔覆;海洋捕食者优化算法;预测模型;神经网络

中图分类号 O242;TG456 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2023.010.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Prediction Method of Single-channel Laser Cladding Depth Based on MPA-BP Network

Cui Yinghao, Wang Mengle, Guo Shirui, Cui Lujun, Zheng Bo, Li Xiaolei, Chen Yongqian, Liu Jialin
(School of Mechatronics Engineering,Zhengzhou Key Laboratory of Laser Additive Manufacturing Technology,Zhongyuan University of Technology)

Abstract: Aiming at the difficulty to accurately control the depth of cladding layer in laser cladding process, a prediction model of single channel laser cladding depth was proposed by the Error Back Propagation(BP) based on Marine Predator Algorithm(MPA) optimization. Laser power, scanning speed and powder delivery rate were taken as independent variables and penetration depth as dependent variables to evaluate the prediction model. By comparing the results of model with that of PSO-BP, SOA-BP and SSA-BP neural networks,the average absolute percentage error of MPA-BP prediction model is defined as 7.414%, and the goodness of fit is 0.964. The experimental results of relevant data are superior to those of other models, indicating better stability and prediction accuracy of BP neural network based on MPA optimization for penetration prediction.

Key Words: Laser Cladding, Marine Predation Optimization Algorithm, Prediction Models, Neural Networks

激光熔覆是在高能激光束的作用下将两种或以上不同材料熔化并迅速凝固后形成基材与其他材料粉末相结合的表面熔覆层,能利用高能激光束在零件表面熔覆形成高硬度、耐高温、耐腐蚀、耐磨等高性能的熔覆涂层来提升零件表面性能,以达到延长零件使用年限或对零件破损部位进行修复的目的^[1]。激光熔覆过程复杂,且熔覆层截面熔深极易受到激光功率、扫描速度、送粉速率等工艺参数的影响^[2]。

熔深是熔覆层性能的重要影响因素之一,熔深的变化会影响稀释率,稀释率过小会使熔覆层与基体结合能力较差,甚至会使熔覆层无法与基材结合。稀释率过大

也会使涂层性能变差,使熔覆层容易产生裂纹和变形。激光熔覆中熔深受多种影响因素共同作用,还涉及到激光与基体的能量传递,粉末与基体之间的溶质传递,因此内部机制十分复杂^[3]。梁旭东等^[4]采用随机森林(Random Forest,RF)算法与多项式回归方法分别构建了激光熔覆 3 个主要工艺参数与单道熔覆层熔高、熔宽和熔深的预测模型并对结果进行了对比,最后将模型用于对工艺参数的反向预测。结果表明,随机森林法对工艺参数预测模型误差较小,可以为激光熔覆工艺参数选择提供指导。范鹏飞等^[5]采用多元线性回归和 BP 神经网络建立了对熔高和熔宽的模型。结果表明,BP 神

收稿日期:2023-06-07;修改稿收到日期:2023-07-10
基金项目:河南省水下智能装备重点实验室开放基金资助项目(YZC-2206-B0030-01-060);河南省自然科学基金资助项目(202300410514);中原工学院基本科研业务费专项资金资助项目(K2019QN006);中原工学院青年骨干教师资助项目(2021XQG07);中原工学院科研团队发展项目资助项目(K2021TD002);河南省高等学校重点科研项目资助项目(21A460036)
第一作者简介:崔英浩,男,1989 年出生,讲师,郑州(451191),E-mail: c_yh@foxmail.com
通信作者:刘嘉霖,男,1990 年出生,讲师,郑州(451191),E-mail: liujialin60761@163.com
引用格式:崔英浩,王梦乐,郭士锐,等. 基于 MPA-BP 网络的单道激光熔覆熔深预测方法[J]. 特种铸造及有色合金,2023,43(10):1 425-1 430.
CUI Y H, WANG M L, GUO S R, et al. Prediction method of single-channel laser cladding depth based on MPA-BP network[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2023, 43(10):1 425-1 430.

神经网络对熔覆层形貌预测精度更高而且更加可靠。LE X W等^[6]利用反向传播神经网络(BPNN)、粒子群优化(PSO)和 PSO-BPNN 建立了激光熔覆层形貌质量与工艺参数之间的预测模型并进行了对比,结果表明 PSO-BPNN 模型的精度更高。以上研究使用的算法均为早期较为成熟的神经网络优化后的算法,自 2006 年深度学习被提出以来,人工神经网络发展迅速^[7],出现了很多基于深度学习的新型优化算法。王昱琛等^[8]为提高爆堆形态预测精度,提出了一种海洋捕食者算法(MPA)优化支持向量机(SVM)的方法,并与粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)、麻雀搜索法优化支持向量机(SSA-SVM)进行对比,通过 3 个评价指标分别为 R^2 、RMSE、RMAE,证明了 MPA-SVM 对爆堆形态预测的误差更小,且在小样本数据条件下更具有精度优势。闫浩思等^[9]运用 MPA 对 KELM 的正则系数 C 和核参数 S 进行寻优,建立 MPA-KELM 与 SSA-KELM 的燃煤电站脱硫系统出口 SO_2 浓度预测模型。结果表明,所建立的 MPA-KELM 模型针对出口 SO_2 浓度预测模型寻优性能和拟合度更好,能够为脱硫系统出口 SO_2 浓度的现场优化控制提供技术支持。

BP 神经网络自应用以来在网络理论、性能和工程方面都已经比较成熟,本研究利用 MPA 优化 BP 网络的权值和阈值建立 MPA-BP 预测模型,利用激光单道熔覆试验数据对模型进行试验,预测结果与 PSO-BP、SSA-BP、SOA-BP 进行对比,旨在为其应用提供参考。

1 试验方法与数据采集

采用自主研发的熔覆设备,主要是由数控系统、变位机、运动机构、熔覆头、最大功率为 4 000 W 的激光器、双料仓负压式送粉器、水冷机及保护系统组成,激光器熔覆头及熔覆过程见图 1。激光器为 LDF-4000-60 大功率半导体光纤耦合激光器,光斑直径为 3 mm。基

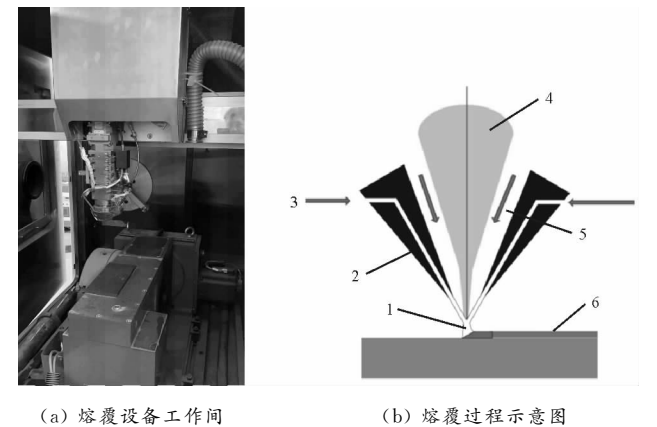


图 1 激光熔覆头及熔覆过程

Fig.1 Laser cladding head and cladding process
1.熔池 2.喷嘴 3.送粉气 4.激光 5.保护气 6.熔覆层

材为 45 钢,尺寸为 200 mm×50 mm×20 mm。熔覆前需要用角磨机对基材进行打磨去除锈层和油污,然后用酒精擦拭防止再次氧化形成锈层。熔覆粉末采用 GCR15 铁基粉末,粉末在熔覆前要烘干。采用 XTL-BM-8TC 连续变倍体视显微镜观察试样形貌。

采用四路同轴送粉方式进行激光熔覆,保护气体为 N_2 。选择变量为激光功率 P (1 400~3 000 W)、激光扫描速度 v_s (4~8 mm/s),以及送粉速率 R (10~16 g/min),采取相对合理的组合进行激光熔覆。熔覆后采用电火花线切割设备切下小块试样,热镶嵌过后分别采用 240、400、800、1200 和 2500 号的砂纸对镶块后的试样进行研磨,用抛光设备进行抛光,最后采用王水腐蚀。采用 XTL-BM-8TC 型变倍体显微镜放大进行观察并测量特征数据,见图 2。

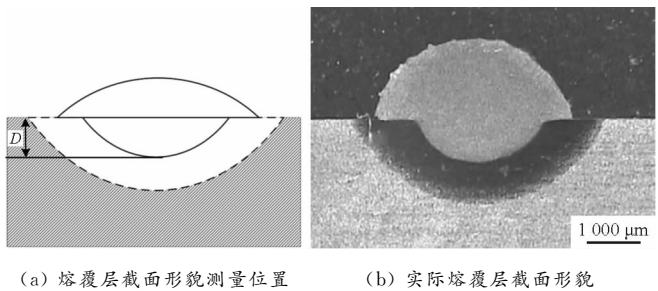


图 2 熔覆层截面形貌

设计了 54 组试验,使用显微镜测量了熔深(D)数据,见表 1。分别采用 SOA-BP、WOA-BP、SSA-BP 和 PSO-BP 神经网络模型建立了工艺参数与熔深之间的关系。

表 1 不同工艺参数下熔覆层熔深尺寸
Tab.1 Penetration dimensions of cladding layers under different process parameters

序号	P/kW	$v_s/(\text{mm} \cdot \text{s}^{-1})$	$R/(\text{g} \cdot \text{min}^{-1})$	D/mm
1	1 400	4	10.9	0.70
2	1 400	6	10.9	0.55
3	1 800	4	10.9	0.92
4	1 800	6	10.9	1.04
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
54	3 000	8	16.6	1.32

2 基于 MPA-BP 的预测模型构建

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是目前研究最成熟且使用最广泛的神经网络算法之一,其结构简单且具有较好的自我学习、自适应性。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络^[10],其主要特点是误差向后传输,数据向前传输。在前向传输中,输入层到隐藏层再到输出层过程中每一层都要对数据进行处理^[11]。如果输出层得到的输出不是期望

值,则误差反向传输,根据预测结果与期望值的偏差来调整神经网络的权值和阈值,最终使网络的输出无限接近期望值^[12]。BP 神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成,其神经元模型见图 3。

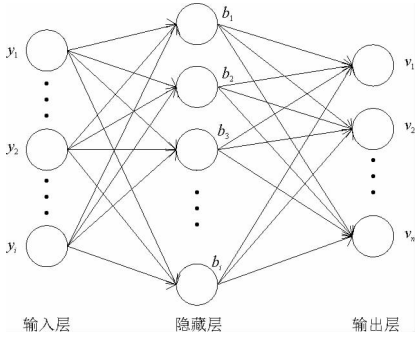


图 3 三层 BP 神经网络神经元模型

Fig.3 Neuron model of three-layer BP neural network

y 为输入层,是信息的输入端,用来读入数据。 b 是数据处理端,也是神经网络的隐藏层。 v 是输出层,用来输出结果。

BP 神经网络的输入和输出表示为

$$H_i = f\left(\sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j - a_i\right) \quad (1)$$

式中, x_i 为输出信号; $f(x)$ 为激励函数; ω_{ij} 为节点 i 到节点 j 的连接权值; n 为输入信号; a_j 为阈值。

然而,BP 神经网络本身也存在一定的缺点,如网络的初始权值和阈值,都是随机取值的,这对网络的性能有较大的影响。通常使用遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)等来优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,以提高网络的预测精度^[13]。MPA 具有参数少、结构简单、易于实现、计算精度高等特点,因此,自 MPA 被提出以来,就引起广泛关注,并在许多领域得到了成功的应用。MPA 是一种新的群体智能优化算法,其优化算法优于粒子群(PSO)算法^[14]。

2.2 MPA 神经网络

MPA 是在 2020 年提出的一种新型元启发式优化算法,是一种基于群体的智能优化算法^[15],通过模拟自然界中生物的群体智慧来获得全局最优解的方法。种群中的每个个体通过互相协同来完成个体无法完成的任务。MPA 优化算法是模拟海洋中群体捕食的过程,在捕食过程中捕食者服从布朗运动和 Lévy 游走。在 MPA 中,猎物和捕食者会根据布朗运动或 Lévy 游走来更新自己的位置。MPA 有初始化、优化场景、涡的形成和鱼类聚集装置(FADs)效应、捕食者记忆 4 个基本阶段。

2.2.1 MPA 初始化阶段

群体中的个体采用均匀分布方法随机生成,记为

$X_0 = X_{\min} + r(X_{\max} - X_{\min})$,其中, $X_{\min}$ 和 $X_{\max}$ 分别为变量的上限和下限, r 为 0~1 区间内的随机变量。然后,计算种群中每个个体的适应度函数值,最后构造了 Elite 矩阵和 Prey 矩阵。基于精英矩阵和猎物矩阵,种群个体更新自己的位置。

精英矩阵由最优解被指定为顶端捕食者构造而成。第二个矩阵定义为 Prey 矩阵。捕食者根据猎物矩阵更新自己的位置。

$$P_{\text{Elite}} = \begin{bmatrix} X_{1,1}^l & X_{1,2}^l & \cdots & X_{1,d}^l \\ X_{2,1}^l & X_{2,2}^l & \cdots & X_{2,d}^l \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ X_{n,1}^l & X_{n,2}^l & \cdots & X_{n,d}^l \end{bmatrix}_{n \times d} \quad (2)$$

$$P_{\text{Prey}} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,d} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ X_{n,1} & X_{n,2} & \cdots & X_{n,d} \end{bmatrix}_{n \times d}$$

式中, $X_{i,j}^l$ 为代表顶端捕食者的矢量; d 为维数; n 为搜索引擎的数量; $X_{i,j}$ 为第 i 个 Prey 的第 j 个维度。

2.2.2 MPA 优化阶段

基于捕食者和猎物的不同速度比,MPA 的优化阶段主要可分为 3 个阶段^[15]:

第 1 阶段,捕食者比猎物移动速度慢;第 2 阶段,捕食者和猎物的移动速度基本相同;第 3 阶段,捕食者比猎物移动速度快。

根据捕食者和猎物的运动规则,为每个阶段指定并分配特定的迭代周期。

(1)第 1 阶段 在 MPA 的初始阶段,猎物在高速率($v \geq 10$)下移动,捕食者的最佳策略是完全不移动。该阶段的数学模型为:

$$\text{当 } I < \frac{1}{3} I_{\max} \text{ 时}$$

$$\vec{S}_i = \vec{R}_B \otimes (\vec{E}_i - \vec{R}_B \otimes \vec{P}_i) \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$\vec{P}_i = \vec{P}_i + 0.5 \vec{R} \otimes \vec{S}_i \quad (4)$$

式中, $\vec{R}$ 为 $[0,1]$ 中均匀随机数的向量; I 为当前迭代次数; $I_{\max}$ 为最大迭代次数; $\vec{R}_B$ 为基于表示布朗运动的正态分布的随机向量; $\vec{S}_i$ 为第 i 次迭代时猎物移动的步长; $\vec{E}_i$ 和 $\vec{P}_i$ 分别为第 i 次迭代后的猎物位置和捕食者位置。标准布朗运动是一个随机过程。步长具有零均值($\mu=0$)和单位方差($\sigma^2=1$)的特征。符号 $\otimes$ 为逐项相乘运算符。

(2)第 2 阶段 在单位速度比中,捕食者试图从探索过渡到开发。因此,一半的生物被指定用于勘探,另

一半用于开发。

当 $\frac{1}{3}I_{\max} < I < \frac{2}{3}I_{\max}$, 前一半的生物根据以下规则更新位置:

$$\begin{aligned}\vec{S}_i &= \vec{R}_L \otimes (\vec{R}_L \otimes \vec{P}_i - \vec{E}_i) \\ i &= 1, \dots, n/(2x) \\ \vec{P}_i &= \vec{E}_i + 0.5\vec{R} \otimes \vec{S}_i\end{aligned}\quad (5)$$

后一半生物根据以下规则更新位置:

$$\begin{aligned}\vec{S}_i &= \vec{R}_B \otimes (\vec{R}_B \otimes \vec{E}_i - \vec{P}_i) \\ i &= 1, \dots, n/2 \\ \vec{P}_i &= \vec{E}_i + 0.5C_F \otimes \vec{S}_i \\ C_F &= \left(1 - \frac{I}{I_{\max}}\right)^{(2 \times \frac{I}{I_{\max}})}\end{aligned}\quad (6)$$

式中, $\vec{R}_L$ 为基于 Lévy 分布的随机数向量, 表示 Lévy 运动; C_F 被认为是控制捕食者运动步长的自适应参数; $\vec{R}_L \otimes \vec{E}_i$ 为捕食者追逐猎物的布朗运动, 猎物也会根据布朗运动中捕食者的位置来更新位置^[16]。

(3) 第 3 阶段 捕食者移动速度比猎物快^[17]。

当 $I > \frac{2}{3}I_{\max}$, 捕食者基于下式来更新位置。

$$\begin{aligned}\vec{S}_i &= \vec{R}_L \otimes (\vec{R}_L \otimes \vec{E}_i - \vec{P}_i) \\ i &= 1, \dots, n/2 \\ \vec{P}_i &= \vec{E}_i + 0.5C_F \otimes \vec{S}_i\end{aligned}\quad (7)$$

式中, $\vec{R}_L \otimes \vec{E}_i$ 为模拟捕食者在 Lévy 策略中的运动。

2.2.3 涡流形成和 FADs 效应

捕食者的行为会随着环境的改变而改变, 如涡流的形成和 FAD 的影响^[18]。捕食者总是在 FAD 周围活动。FAD 被认为是局部最优, 其效应被认为是这些点中的陷阱, 在模拟过程中考虑这些较长的跳跃可以避免局部最优的停滞^[19]。因此, FADs 效应可以表示为:

$$\vec{P}_i =$$

$$\begin{cases} \vec{P}_i + C_F[\vec{X}_{\min} + \vec{R} \otimes (\vec{X}_{\max} - \vec{X}_{\min})] \otimes \vec{U} & r \leq F \\ \vec{P}_i + [F(1-r) + r](\vec{P}_{r_1} - \vec{P}_{r_2}) & r > F \end{cases} \quad (8)$$

式中, $F = 0.2$, 为使 FADs 对优化过程产生影响的概率; $\vec{U}$ 为二进制矢量; r 为 $[0, 1]$ 之间的一致随机数; $\vec{X}_{\max}$ 和 $\vec{X}_{\min}$ 为包含维度的上界和下界; r_1 和 r_2 为猎物矩阵的随机索引。

2.2.4 捕食者记忆

海洋中的食肉动物通常记忆力都很好, 在很长一段时间内能够记得捕食的地点。更新猎物并执行 FAD 效果后, 这个矩阵适合更新精英。将当前迭代中的每个解决方案与先前迭代进行比较, 以确定其适应度。如果当前的解决方案更适合, 其将被替换。这一过程也提高

了解决方案的质量, 随着时间的推移最终成功觅食。

2.3 MPA 优化 BP 算法参数

采用 MPA 优化 BP 网络来克服 BP 神经网络容易陷入局部最小值和收敛速度慢等的缺点, 有效提高 BP 神经网络的预测精度^[20]。MPA-BP 模型流程见图 4。

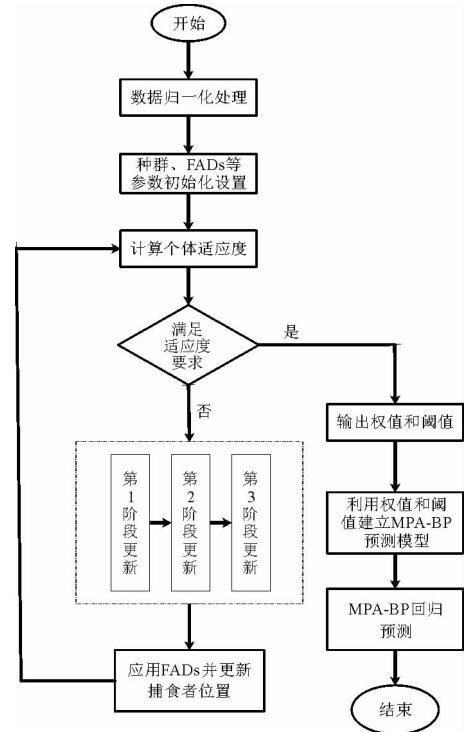


图 4 MPA-BP 模型流程图

Fig.4 Flow chart of MPA-BP model

建模过程如下:

(1) 对得到的数据集进行预处理 将数据集的顺序随机打乱后根据一定比例划分为训练集和测试集, 然后根据归一化公式将数据进行归一化处理。

(2) 神经网络模型初始化参数 设置隐藏层节点数、学习速率、目标最小误差和猎物初始位置等完成 MPA 算法初始化。

(3) 计算种群中个体最佳适应度。

(4) MPA 优化 基于 MPA 算法, 根据先前迭代次数进行猎物位置更新。

(5) 更新猎物位置 捕食者的位置随着猎物的位置更新而更新。

(6) 再次计算种群中每个个体的适应度 判断是否满足所要求的条件, 如果不满足返回步骤 3 再次计算, 直到满足条件为止, 如果满足要求则更新初始权值和阈值。

(7) 建立 MPA-BP 模型 根据更新后的初始权值和阈值创建新的 MPA-BP 熔深预测模型。

3 试验结果与分析

为了验证 MPA 优化 BP 对熔深预测的精度, 选择

前 37 组作为训练集用来形成网络模型,采用剩下的 17 组作为测试集来测试网络性能。采用相同的参数对结果进行对比,种群数量为 50,迭代次数为 30,神经元数量输入层设置为 3、隐藏层设置为 8,输出层设置为 1,学习速率为0.000 1,训练目标最小误差为 0.000 01。4 种优化算法的适应度对比见图 5,表明 MPA-BP 神经网络局部搜索能力较强,在初期收敛速度较慢但在后期能够迅速收敛达到最小值。

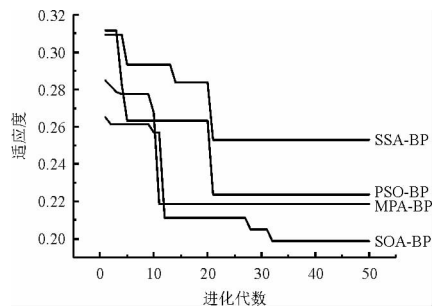


图 5 适应度对比图
Fig.5 Comparison chart of fitness

4 种模型预测偏差对比见图 6。可以看出,MPA 优化的 BP 神经网络对熔深的整体预测偏差大都在0.15范围内,第 9 和第 16 个样本的预测与其他神经网络相比偏差较大。可以看出,MPA-BP 神经网络的自适应能力还可以进一步优化,从整体来看 MPA-BP 预测效果较好。为了更加直接地对比 4 种模型的性能,引入了确定系数 R^2 反应模型对数据拟合的准确度,该值越接近 1 表示该模型拟合越准确^[21]。引入平均绝对误差 (M_{AE}) 和平均绝对百分比误差 (M_{APE}) 来表示模型的误差大小, M_{AE} 和 M_{APE} 越小表示模型误差越小,计算为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (A_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \tag{9}$$

$$M_{APE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_i - P_i}{A_i} \right| \tag{10}$$

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - P_i| \tag{11}$$

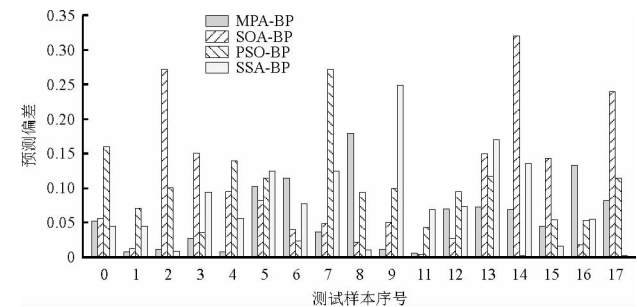


图 6 模型预测偏差图
Fig.6 Diagram of model prediction bias

式中, A_i 为测试集的真实值; P_i 为预测值; n 为样本数量。

表 2 为不同神经网络结果对比。可以看出,MPA-BP 神经网络的 R^2 为 0.964,与其他神经网络相比具有更好的拟合效果。通过对神经网络不同数据指标对比,可以验证出 MPA-BP 神经网络对熔覆层的熔深预测精度较高且泛用性更强。

表 2 神经网络结果对比				
Tab.2 Comparison of neural network result				
神经网络	R^2	M_{APE}	均方根误差	M_{AE}
MPA-BP	0.964	7.414	0.077	0.062
PSO-BP	0.920	9.850	0.111	0.0932
SOA-BP	0.879	13.521	0.138	0.101
SSA-BP	0.928	8.878	0.103	0.082

4 结 论

(1)构建了基于 MPA-BP 的神经网络模型,以 3 个设计参数作为输入,对单道激光熔覆熔深进行预测,结果表明该优化方法精度高,误差小。

(2)MPA 优化算法在相同的条件下预测准确度明显优于 PSO、SOA 和 SSA 优化算法。MPA 收敛性强,具有较好的寻优和全局搜索能力。将 MPA 应用于 BP 神经网络,克服了常规 BP 容易陷入局部最优和容易过拟合的问题。

(3)MPA 将整个优化过程平均分为 3 个阶段,每个阶段对应不同的搜索代理更新策略。这种设置使得 MPA 在面临不同的优化问题时效果会有不同,从而影响了优化性能。因此 MPA 在更新策略的选择上还可以继续进一步优化来提高其自适应能力,从而进一步提高 MPA 在预测方面的精准度。

参 考 文 献

[1] 巩江涛,舒林森,王家胜,等. 激光熔覆工艺优化方法研究现状及发展趋势[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(13): 1-21.

[2] JIAO X Y, WANG J, WANG C M, et al. Effect of laser scanning speed on microstructure and wear properties of T15M cladding coating fabricated by laser cladding technology[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 110(1): 163-171.

[3] 杨思瑞,白海清,鲍骏,等. 基于回归分析和遗传算法优化的 BP 神经网络熔覆层形貌预测[J].激光与光电子学进展, 2022, 59(21): 149-157.

[4] 梁旭东,王炜,赵凯,等. 随机森林回归分析在激光熔覆形预测中的应用[J]. 中国有色金属学报, 2020, 30(7): 1 644-1 652.

[5] 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.

[6] LE X W, HAO J B, MENG Q D, et al. Prediction of 18Ni300 laser cladding topography based on back-propagation neural network and particle swarm optimization[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1 775(1): 1-11.

基于田口方法的钛合金熔炼稳弧磁场工艺参数优化研究

郑亚波 毛玲玲
(宝鸡钛业股份有限公司)

摘 要 针对 TC4 合金铸锭中 Fe 元素头、底差异性较大的问题,采用田口试验方法,对钛合金熔炼稳弧磁场工艺参数进行优化设计,研究稳弧磁场的电流大小和交变时间对 TC4 合金中杂质元素 Fe 成分均匀性的影响。根据试验结果,通过信噪比和方差分析,发现稳弧交变时间对 TC4 铸锭单锭 Fe 含量极差值的影响程度较为显著。选用试验设计确定的最优工艺参数组合进行试验验证,所生产的 TC4 铸锭单锭中,Fe 含量极差值由原来平均 0.04% 降至 0.01%。通过对钛合金熔炼稳弧磁场工艺参数进行优化,提高了 TC4 铸锭的成分均匀性。

关键词 VAR; TC4; 稳弧磁场; 田口方法; 均匀性

中图分类号 TF132; TG146.23; TM15 **文献标志码** A

DOI: 10.15980/j.tzzz.2023.010.019

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Process Parameter Optimization of Arc Stabilizing Magnetic Field for Titanium Alloy Smelting Based on Taguchi Method

Zheng Yabo, Mao Lingling
(Baoji Titanium Industry Co., Ltd.)

Abstract: In view of the large difference between head and bottom of Fe in TC4 alloy single ingot, the process parameters of arc stabilizing magnetic field in titanium alloy melting were optimized by Taguchi method, and the influence of current and alternating time of arc stabilizing magnetic field on homogeneity of impurity element Fe in TC4 alloy was investigated. The results reveal that the effects of arc stability alternating time on the Fe content range of TC4 ingot is significant through the signal-to-noise ratio and variance analysis. The optimal process parameter combination determined by the test design was selected and verified, and the average range of Fe content in TC4 ingot is reduced from the 0.04% to 0.01%, indicating the improvement of homogeneity of TC4 ingot by optimizing the process parameters of arc stabilizing magnetic field in titanium alloy melting.

Key Words: VAR, TC4, Arc Stabilizing Magnetic Field, Taguchi Method, Homogeneity

收稿日期: 2023-03-31; **修改稿收到日期:** 2023-08-14

基金项目: JPPT 项目(JPPT-135-GH-2-016)

第一作者简介: 郑亚波,男,1986 年出生,高级工程师,陕西宝鸡(721014),E-mail: yabozheng@163.com

引用格式: 郑亚波,毛玲玲. 基于田口方法的钛合金熔炼稳弧磁场工艺参数优化研究[J]. 特种铸造及有色合金, 2023, 43(10): 1 430-1 434.

ZHENG Y B, MAO L L. Process parameter optimization of arc stabilizing magnetic field for titanium alloy smelting based on taguchi method [J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2023, 43(10): 1 430-1 434.

[7] 王祎,贾文雅,尹雪婷,等. 人工神经网络的发展及展望[J]. 智慧城市, 2021, 7(8): 12-13.

[8] 王昱琛,杨仕教,郭钦鹏,等. 基于 MPA-SVM 的煤矿抛掷爆破爆堆形态预测[J]. 爆破器材, 2023, 52(1): 58-64.

[9] 闫浩思,赵文杰. 基于 MIC 和 MPA-KELM 的脱硫出口 SO₂ 浓度预测[J]. 计量学报, 2023, 44(2): 271-278.

[10] 郭宏晨,许四祥,孙杰,等. 基于 BP 神经网络的镁熔液第一气泡图像检测[J]. 特种铸造及有色合金, 2013, 33(10): 973-975.

[11] 岑红蕾,鲁敏,聂晶. 基于 BP 神经网络的非线性函数逼近仿真研究[J]. 农业网络信息, 2015, 1(1): 52-55.

[12] 何亚银,高卫丽,李志峰,等. 螺杆转子型线的逆向设计研究[J]. 陕西理工大学学报(自然科学版), 2019, 35(5): 1-4, 9.

[13] 项宇,刘春光,苏建强,等. 基于 BP 神经网络的动力电池 SOC 预测模型与优化[J]. 电源技术, 2013, 37(6): 963-965.

[14] MAHAJAN S, MITTAL N, PANDIT A K. Image segmentation using multilevel thresholding based on type II fuzzy entropy and marine predators algorithm [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(13): 19 335-19 359.

[15] 张潇. 海洋捕食者算法的改进及应用[D]. 成都: 四川师范大学, 2022.

[16] 侯轶轩,路敬祎,张昆,等. 基于 MPA-VMD 的去噪方法在管道泄漏检测中的应用[J]. 压力容器, 2022, 39(7): 64-72.

[17] 程忙忙,杨靖. 基于改进海洋捕食者算法的 WSNs 定位[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(11): 180-185, 191.

[18] 彭晓旭. 基于改进海洋捕食者算法优化 PSPNet 的医学影像语义分割研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021.

[19] 侯轶轩,路敬祎,张昆,等. 基于 MPA-VMD 的去噪方法在管道泄漏检测中的应用[J]. 压力容器, 2022, 39(7): 64-72.

[20] 渊岚. 基于 AdaBoost 算法的 BP 神经网络在软件老化测试中的应用[J]. 软件导刊, 2016, 15(10): 136-138.

[21] 朱阳辉,游东东,朱权利. 基于 Krging 的压射机构铸造工艺参数多目标优化[J]. 特种铸造及有色合金, 2021, 41(5): 592-596.

(编辑: 彭瑾)