

# 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

王东生<sup>1,2</sup> 杨友文<sup>1</sup> 田宗军<sup>1</sup> 沈理达<sup>1</sup> 黄因慧<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> 南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210016)

(<sup>2</sup> 铜陵学院机械工程学院, 安徽 铜陵 244000)

**摘要** 将反馈型(BP)神经网络和遗传算法(GA)相结合用于激光多层熔覆厚纳米  $\text{Al}_2\text{O}_3$ -13%  $\text{TiO}_2$  (质量分数)陶瓷涂层的工艺参数优化,根据 3 因素 3 水平正交试验结果对神经网络模型结构进行训练,建立了熔覆工艺参数(熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度)与涂层性能(结合强度和显微硬度)之间的遗传神经网络预测模型。在此基础上,采用遗传算法对纳米陶瓷涂层结合强度和显微硬度进行了单目标和多目标参数优化。结果表明,遗传神经网络模型预测值与试验值误差较小,相对误差不超过 2.5%。遗传算法优化的涂层最大结合强度和显微硬度分别为 70.7 MPa 和 2025.5 HV;在结合强度和显微硬度两者权重相同的情况下,当熔池闭环控制温度为 2472.0 °C、超声振动频率为 31.9 kHz 和保温箱预热温度为 400 °C 时涂层综合性能最优,对应的结合强度和显微硬度分别为 69.1 MPa 和 1835.5 HV。

**关键词** 激光技术;激光熔覆;多层熔覆;厚纳米陶瓷涂层;神经网络;遗传算法;工艺优化

**中图分类号** TG156.99 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0903001

## Process Optimization of Thick Nanostructured Ceramic Coating by Laser Multi-Layer Cladding Based on Neural Network and Genetic Algorithm

Wang Dongsheng<sup>1,2</sup> Yang Youwen<sup>1</sup> Tian Zongjun<sup>1</sup>

Shen Lida<sup>1</sup> Huang Yinhui<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

(<sup>2</sup> College of Mechanical Engineering, Tongling University, Tongling, Anhui 244000, China)

**Abstract** Combination of back propagation (BP) neural networks and genetic algorithm (GA) is used to optimize process parameters of the thick nanostructured  $\text{Al}_2\text{O}_3$ -13%  $\text{TiO}_2$  (mass fraction) ceramic coating prepared by laser multi-layer cladding technique. The neural model is trained based on the experimental results of the orthogonal test including three factors and three levels. It is developed to express the relationship between coating properties (bonding strength and microhardness) and process parameters (closed-loop controlling temperature of molten pool, ultrasonic vibration frequency and preheating temperature of incubator). Meanwhile, the bonding strength and microhardness of the nanostructured ceramic coating are optimized by single-objective and multi-objective optimization methods based on the genetic algorithms. The results show that the prediction data of genetic neural networks model agree well with the experimental values, and the relative error is less than 2.5%. The maximum

**收稿日期**: 2013-03-04; **收到修改稿日期**: 2013-04-22

**基金项目**: 国家自然科学基金(51205198, 21171131)、安徽省自然科学基金(1208085QE84)、中国博士后科学基金面上项目(2012M511266)、安徽省高等学校省级优秀青年人才基金重点项目(2012SQRL190ZD)、江苏省博士后科研计划(1102052C)

**作者简介**: 王东生(1978—),男,博士,副教授,主要从事激光加工技术、等离子喷涂技术、纳米材料加工技术、表面涂层技术以及加工过程等方面的研究。E-mail: wangds@nuaa.edu.cn

bonding strength and microhardness of the coating are 70.7 MPa and 2025.5 HV, respectively. The process parameters of closed-loop controlling temperature in molten pool, ultrasonic vibration frequency and preheating temperature in incubator are set to 2472.0 °C, 31.9 kHz and 400 °C when the bonding strength and microhardness have the same weight. At this state, the overall performance of the coating is the best and the bonding strength and microhardness of the coating are 69.1 MPa and 1835.5 HV, respectively.

**Key words** laser technique; laser cladding; multi-layer cladding; thick nanostructured ceramic coating; neural network; genetic algorithm; process parameters optimization

**OCIS codes** 140.3390; 310.1515; 350.3390; 350.3580

## 1 引 言

激光熔覆技术是一种常用的表面改性技术,通过在基材表面添加熔覆材料,利用高功率密度的激光束使之与基材表面一起熔凝,在基材表面形成其与冶金结合的添料熔覆层,从而显著改善基层表面的耐磨、耐蚀、耐热、抗氧化等特性<sup>[1-2]</sup>。熔覆层质量与熔覆工艺参数密切相关,因此要想获得高质量的熔覆层,需要对工艺参数进行优化。

激光熔覆过程非常复杂,影响熔覆层质量的因素很多,这些因素主要包括激光功率、光斑尺寸、离焦量、激光束模式、扫描速度、熔覆层厚度和搭接量等。在理论上根据激光熔覆过程中的温度场、应力场、流场等边界条件,列出这些偏微分方程,辅以边界条件,能求得熔覆层水平流速、垂直流速及厚度的解析表达式,定性地描述各影响因素与熔覆层状态参数的关系,从而进一步对加工质量做出预测。但实际上,这些因素都不同程度地影响熔覆层的质量,且各个因素相互作用关系复杂,因此工艺参数与涂层质量之间是复杂的非线性关系,很难找到一个反映其内部规律的精确数学模型。尤其是对激光多层熔覆,由于叠加效应及耦合效应,工艺参数与熔覆层质量之间的关系更复杂。但是激光多层熔覆技术是制备超厚涂层、功能梯度材料及修复再制造的关键,因此激光多层熔覆技术已成为近年来激光熔覆领域中的研究热点<sup>[3-4]</sup>,同时其工艺参数优化也是一个难点。

现阶段优化激光熔覆工艺参数通常的方法是以大量的工艺试验数据为依据,积累加工经验,但这种方法工作量大,成本高。正交试验法是其中常用的一种,但一方面正交试验合适的水平选择要基于较多的前期试验,更主要的是正交试验法只能得到所设定的几个因素水平中的较优值,其既不能实现对涂层质量的有效预测,也不能获得最佳的工艺参数,特别是在多目标工艺优化上还有较大的欠缺。

近年来,随着计算机技术与神经网络技术的发

展,神经网络在复杂非线性工程建模中得到了广泛应用。由于复杂的逻辑操作能力和高度的非线性函数逼近能力、强大的容错能力、自适应学习能力、并行处理信息能力及非线性映射能力,神经网络已被广泛地用于激光熔覆工艺参数与涂层质量之间的预测模型<sup>[5-13]</sup>。遗传算法是采用自然选择和遗传规律的并行全局搜索算法,它的宏观搜索能力很强,而且具有寻优的全局性。将遗传算法与神经网络相结合所组成的遗传神经网络不仅继承了遗传算法与神经网络各自的优点,也克服了它们单独建模所固有的缺点,可使整个模型更有效、更精确,已较多地应用于激光加工领域,如选区激光烧结<sup>[14]</sup>、激光焊接<sup>[15]</sup>、激光切割<sup>[16]</sup>、激光淬火<sup>[17]</sup>、激光表面熔凝<sup>[18]</sup>等,但在激光熔覆<sup>[19]</sup>,特别是在激光多层熔覆方面的应用还相对较少。

本文将反馈型(BP)神经网络和遗传算法相结合用于激光多层熔覆厚纳米 Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-13%TiO<sub>2</sub>(质量分数,下同)陶瓷涂层的工艺参数优化,根据正交试验结果对模型结构进行训练,实现工艺参数到涂层质量的映射,建立了涂层结合强度和显微硬度与熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度之间的遗传神经网络预测模型,并基于遗传算法对涂层结合强度和显微硬度进行了参数优化,探讨了激光多层熔覆工艺参数优化的新途径。

## 2 试 验

### 2.1 试验材料

试验用基体材料为钢铁研究总院高温材料研究所熔炼的  $\gamma$ -TiAl 基合金(TAC-2),尺寸为  $\Phi 25 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$ 。陶瓷粉末为美国 Inframat 公司采用喷雾干燥法制备的牌号为 Nanox S2613P 的纳米团聚体粉末,其成分为 Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-13%TiO<sub>2</sub>,相应粉末形貌如图 1 所示。

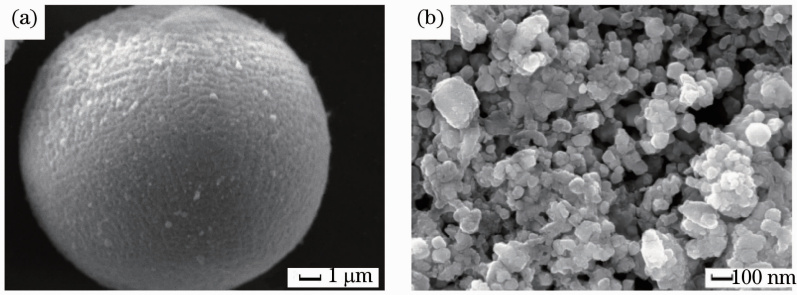


图 1 纳米团聚体粉末形貌。(a) 整体;(b) 内部

Fig. 1 Morphologies of nanostructured agglomerated powder. (a) Overall; (b) internal

## 2.2 涂层制备工艺和设备

通过在熔覆过程中引入超声振动、采用保温箱预热和缓冷等系列熔覆层裂纹控制措施,以多层熔覆工艺制备厚纳米陶瓷涂层<sup>[20]</sup>,详细制备工艺见文献<sup>[21]</sup>,图 2 为相应的激光熔覆装置示意图<sup>[22]</sup>。

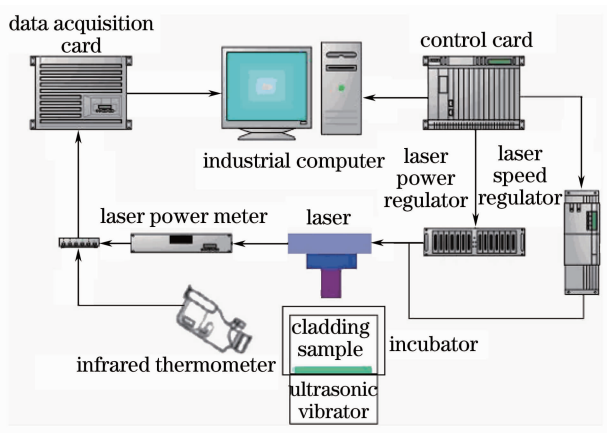


图 2 激光熔覆装置示意图

Fig. 2 Schematic of laser cladding setup

激光熔覆采用 SLCF-X12×25 型 CO<sub>2</sub> 激光加工机,前期试验表明,厚纳米陶瓷熔覆层质量的主要影响因素为熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度,因此选择这三个主要工艺参数作为

试验因素,其余工艺参数固定:光斑尺寸为 5 mm×3 mm 的矩形光斑,激光扫描方向沿光斑 3 mm 侧,搭接量为 20%。为确定各工艺参数的取值范围,结合摸索性试验结果,确定正交试验中熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度 3 个因素的 3 个水平,因素水平见表 1<sup>[23]</sup>。

表 1 激光熔覆正交工艺参数设计

Table 1 Orthogonal process parameters design of laser cladding

Factors	Levels		
	1	2	3
Closed-loop controlling temperature of molten pool / °C	2300	2500	2700
Ultrasonic vibration frequency / kHz	30	50	70
Preheating temperature of incubator / °C	300	350	400

涂层结合强度测试采用国家标准 GB/T 8642-2002《热喷涂-抗拉结合强度的测定》的 B 方法,每类试样测试 3 次取平均值。使用 HXD-1000TC 型显微硬度计对涂层进行显微硬度测试,载荷 100 g,保载时间 15 s,取 10 点平均值。表 2 为按照正交表 L<sub>9</sub>(3<sup>3</sup>) 方案进行试验得到的结果。

表 2 正交试验结果

Table 2 Results of orthogonal test

Sample	Closed-loop controlling temperature of molten pool / °C	Ultrasonic vibration frequency / kHz	Preheating temperature of incubator / °C	Bonding strength / MPa	Microhardness / HV
1 #	2300	30	300	49.9	1985.3
2 #	2300	50	350	53.5	1887.9
3 #	2300	70	400	55.3	1793.4
4 #	2500	30	350	61.7	1872.6
5 #	2500	50	400	66.3	1749.6
6 #	2500	70	300	59.8	1938.1
7 #	2700	30	400	58.3	1713.7
8 #	2700	50	300	54.1	1901.5
9 #	2700	70	350	55.6	1833.8

### 3 激光多层熔覆工艺参数优化方法

为了实现激光多层熔覆过程工艺参数的优化,采用遗传神经网络建立工艺参数与熔覆层性能之间

的非线性关系模型,然后用遗传算法对其进行优化计算,找出最佳工艺参数。基于遗传神经网络和遗传算法的寻优流程如图 3 所示。

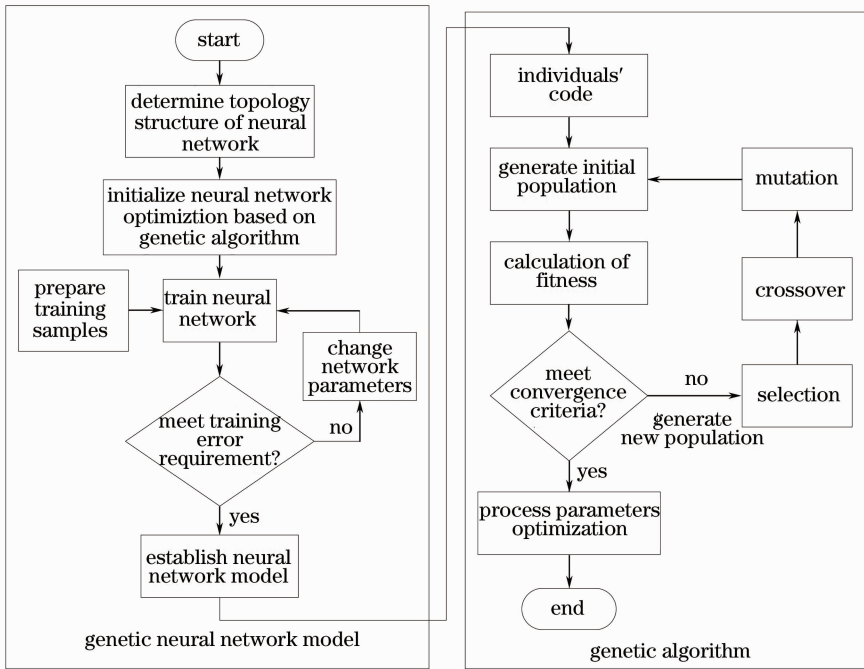


图 3 基于遗传神经网络和遗传算法的寻优流程

Fig. 3 Flow chart of search optimization using genetic neural networks and genetic algorithms

遗传神经网络是采用遗传算法优化后的神经网络。BP 神经网络按误差反向传播算法训练,是目前使用最广泛、最为成熟的一种神经网络,其具有逼近能力强、训练算法简单明确、计算量小、并行性强等优点<sup>[6]</sup>,只要有足够多的输入样本对神经网络进行训练,就能完成由任意  $n$  维空间到  $m$  维空间的非线性映射,而无需知道其确切的数学方程。然而,BP 神经网络的学习效果对网络的初始权值和阈值依赖性很大,收敛速度也较慢。因此,对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化。遗传神经网络建立过程如下:1) 确定神经网络拓扑结构;2) 遗传算法优化初始权值和阈值;3) 将优化后得到的初始权值和阈值赋给神经网络;4) 神经网络训练;5) 修改网络参数,修正输入层至隐含层、隐含层至输出层的连接权值和隐含层、输出层神经元的阈值,继续进行神经网络训练直至训练误差满足精度要求为止。

遗传算法能够模拟自然界生物遗传和进化过程,它是以集团的形式共同进化的。通过随机选择、交叉和变异操作,产生一群更适应环境的个体,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域,这样一代一代地不断繁衍进化,最后收敛到一群最适应环境的个体,求得问题的最优解。文中遗传算法的工艺参

数优化求解过程具体如下<sup>[19]</sup>。1) 个体编码:遗传算法不能直接处理空间的数据,必须通过编码将其表示成遗传空间的基因个体符号串,通常采用没有编码和解码过程的十进制实数编码法;2) 产生初始群体:用随机方法在给定的范围内用均匀分布的随机数任意产生初始个体,作为进化计算的基础;3) 个体适应度计算:适应度用来衡量群体中个体在优化计算中的优化程度;4) 通过选择、交叉、变异运算产生新一代群体:选择是根据每个个体的适应度值的大小,按照一定的规则从上一代群体中选择出一些优良的个体遗传到下一代群体中;交叉是以被选中的个体,随机选择部分染色体以一定的概率相交换;变异是在群体中随机选择一个个体,以一定的概率随机改变字符串中某个字符的值。不断重复步骤 3)、4) 直到满足收敛准则。

## 4 遗传神经网络模型的建立

### 4.1 BP 神经网络的结构设计

典型的 BP 神经网络是一种具有 3 层或 3 层以上结构的、无反馈的、层内无互连结构的前向网络,其中首尾两层分别称为输入层和输出层,中间各层为隐含层(也称中间层)。根据激光多层熔覆工艺参

数对涂层质量的影响规律,考虑到工艺参数的易控性,参照表 1,选取熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度作为网络的输入参数,即网络的输入层节点数为 3,其范围分别为 2300 °C ~ 2700 °C,30~70 kHz,300 °C~400 °C。系统输出选择涂层结合强度和显微硬度两个参数,即网络的输出层节点数为 2。

用一个 3 层的 BP 网络可以完成任意  $n$  维输入层到  $m$  维输出层的映射<sup>[24]</sup>,因此本模型采用单隐含层。中间隐含层的节点数目对网络学习和计算的能力、速度、精度以及整个系统的适应性和容错能力有很大的影响,是 BP 网络结构是否可行的关键因素。若中间隐含层的节点数过少,则网络将难以处理复杂的问题,而当中间隐含层的节点数过多时,一方面使网络学习时间过长,另外还有可能引起网络学习过度,降低网络抗干扰能力。综合考虑到计算能力、精度和时间,本模型隐含层节点数采用 Kolmogorov 定理<sup>[24]</sup> 确定:

$$A = 2B + 1, \quad (1)$$

式中  $A$  为隐含层节点数, $B$  为输入层节点数,即选择的隐含层节点数为 7。这样整个 BP 神经网络结构为  $3 \times 7 \times 2$  三层结构,如图 4 所示。BP 神经网络算法是通过正向传播和误差反传两个阶段交替进行的。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层单元逐层处理,并传向输出层,即从网络前层向后计算各神经元的输出;在误差反传过程中,误差反向传播,沿原先的连接通路逐层返回并修改各层连接权值,使得误差信号减小。两个阶段交替计算,直到收敛,完成网络学习。

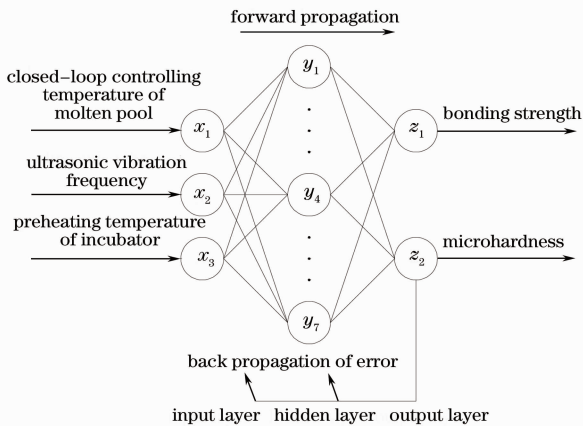


图 4 BP 神经网络结构

Fig. 4 Structure of the BP neural network

#### 4.2 BP 神经网络训练

把表 2 试验结果中的 9 组数据作为训练样本。

由于训练样本中各个数据量纲不同,数值大小也相差较大,为了保证数据的可比性,提高 BP 神经预测网络的可靠性和收敛速度,需要先对训练样本数据进行归一化处理,即将所有的数据转换到  $[0,1]$  之间。归一化函数为 Matlab 软件自带函数 mapminmax:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (2)$$

式中  $x_{\max}, x_{\min}$  分别为样本数据的最大值和最小值。神经网络的隐层神经元的传递函数采用 S 型正切函数 tansig,输出层神经元的传递函数采用 S 型对数函数 logsig,另外要对 logsig 函数的输出值进行反归一化处理,函数为 mapminmax 的逆函数。设定网络参数的训练次数为 1000,训练目标为 0.01,学习速率为 0.1。将 9 组训练样本的激光熔覆工艺参数与对应的涂层性能归一化后分别作为输入、输出量加载到构建好的 BP 神经网络模型中进行训练,通过系统的自主学习及记忆能力得到网络的阈值和各节点之间的权值,当系统训练满足逼近精度或达到最大迭代次数时训练停止,训练完成后对其识别能力进行测试。

#### 4.3 BP 神经网络遗传优化

BP 神经网络遗传算法优化的要素包括种群初始化、适应度函数、选择算子、交叉算子和变异算子<sup>[25]</sup>。1) 种群初始化:个体编码采用二进制编码,每个个体都是一个二进制字符串,由输入层和隐含层连接权值、隐含层阈值、隐含层与输出层连接权值、输出层阈值四部分组成;2) 适应度函数:为了使 BP 网络预测值与期望值的残差尽可能小,选择预测样本的预测值与期望值的误差矩阵的范数作为目标函数的输出;3) 选择算子:选择随机遍历抽样;4) 交叉算子:交叉算子采用简单的单点交叉;5) 变异算子:变异以一定的概率产生变异基因数,用随机方法选出发生变异的基因。

遗传优化的参数设定为:种群大小为 40,最大遗传代数数为 20,变量的二进制位数为 10,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.01,代沟为 0.95。根据遗传算法和神经网络理论,在 Matlab 软件中编程实现对遗传神经网络的仿真。图 5 为训练获得的遗传误差进化图和 BP 神经网络的迭代图。当遗传算法遗传到 17 代后,均方差数值达到 0.05。把遗传算法得到的初始权值和阈值赋值给 BP 神经网络后,BP 神经网络进行学习,当迭代到第七代后最佳训练性能达到  $2.0227 \times 10^{-4}$ 。

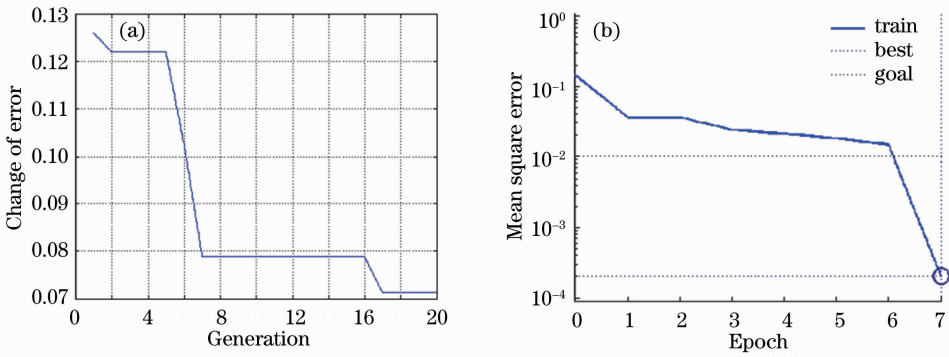


图 5 遗传神经网络训练结果。(a) 遗传误差进化图;(b) BP 神经网络迭代图  
Fig. 5 Training results of genetic neural networks. (a) Evolutionary curve of genetic error;  
(b) epoch curve of BP neural networks

基于已建立的遗传神经网络对输入样本(试验值)与网络训练结果进行对比,其结果如表 3 所示。可以看出,神经网络模型训练的输出值与样本值偏差较小,相对误差均在 1.45% 以内,表明模型达到了较高的网络识别精度。

表 3 遗传神经网络训练值与输入样本的对比

Table 3 Comparison between genetic neural network output values and input samples

Sample	Bonding strength			Microhardness		
	Experimental value /MPa	Simulated value /MPa	Relative error /%	Experimental value /HV	Simulated value /HV	Relative error /%
1#	49.9	50.1	0.40	1985.3	1982.6	0.14
2#	53.5	53.6	0.19	1887.9	1889.4	0.08
3#	55.3	56.1	1.45	1793.4	1788.7	0.26
4#	61.7	61.7	0.00	1872.6	1872.1	0.03
5#	66.3	66.7	0.60	1749.6	1745.9	0.21
6#	59.8	60.2	0.67	1938.1	1943.7	0.29
7#	58.3	57.9	0.69	1713.7	1717.8	0.24
8#	54.1	54.5	0.74	1901.5	1901.5	0.00
9#	55.6	56.1	0.90	1838.8	1820.8	0.98

#### 4.4 模型的验证

为了检验 BP 神经网络模型对于激光多层熔覆厚纳米 Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-13%TiO<sub>2</sub> 陶瓷涂层结合强度和显微硬度预测的效果,补充两组工艺试验进行验证(其中 10# 试样熔池闭环控制温度为 2500 ℃、超声振动频率为 50 kHz 及保温箱预热温度为 300 ℃,而 11# 试样熔池闭环控制温度为 2500 ℃、超声振动频率为 50 kHz 及保温箱预热温度为 350 ℃),结果如表 4 所示。从表 4 中可以看出,神经网络模型预测值与试验值误差较小,相对误差均在 2.5% 以内,验证了

该预测模型的可行性与有效性,分析认为:测量误差造成的样本输入值与真实值的差异是引起系统误差的主要原因,虽然试样性能都是几次测试结果的平均值(结合强度为三次试验结果平均值,显微硬度取十点平均值),但由于个体试验结果的差异性,因此试验结果与真实值仍然有一定的偏差。另外输入的总样本数偏少(9 个)引起的系统训练精度偏低以及算法本身缺陷带来的偏差也是误差产生的重要原因。

表 4 试验值与网络预测值的对比

Table 4 Comparison between experimental values and network prediction values

Sample	Bonding strength			Microhardness		
	Experimental value /MPa	Simulated value /MPa	Relative error /%	Experimental value /HV	Simulated value /HV	Relative error /%
10#	60.2	59.8	2.3	1985.6	1967.3	0.9
11#	62.1	62.6	0.8	1838.7	1885.4	2.5

## 5 基于遗传算法的工艺参数优化

### 5.1 涂层性能单目标工艺优化

厚纳米陶瓷涂层常用于热障涂层的表面隔热层,其结合强度对热障涂层的耐热冲击寿命等有很大的影响,因此通常对涂层结合强度有较高的要求,另外热障涂层也常工作于磨损环境中,又希望其具有较好的耐磨性能,而耐磨性能由涂层显微硬度、结合强度及摩擦系数等综合决定,这时对涂层显微硬度又有一定的要求。根据已经建立的激光多层熔覆工艺参数与涂层性能之间关系模型,运用遗传算法可以优化涂层结合强度和显微硬度达到最大时的工艺参数。优化过程中,分别将结合强度、显微硬度作为个体适应度,设定遗传算法的初始种群数 20,最大遗传代数 80,交叉概率 0.4,变异概率 0.2。结合强度和显微硬度的遗传算法适应度曲线如图 6 所示。涂层达到最大结合强度 70.7 MPa 时,熔池闭

环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度分别为 2477.3 °C,54.3 kHz,400 °C。而涂层达到最大显微硬度 2025.5 HV 时,相应的熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度分别为 2448.7 °C,41.7 kHz,300 °C。从单目标工艺优化结果可见保温箱预热温度越高,试样的结合强度越高,预热温度越低,试样的显微硬度越高。其原因是预热温度的增加,可降低熔覆过程中熔覆区和周边区域的温度梯度,减小热应力,从而有效避免涂层裂纹的形成,因此涂层结合强度较好。而另一方面,预热温度的升高使涂层组织晶粒长大,同时其退火作用使涂层硬度有所降低。另外熔池闭环控制温度适中时候的涂层结合强度和显微硬度都较高,因为熔池温度较低时,涂层熔化不充分,不能形成有效的冶金结合,而温度过高时又造成过熔,都会影响到涂层的性能。而超声振动频率对涂层性能的影响并不显著。

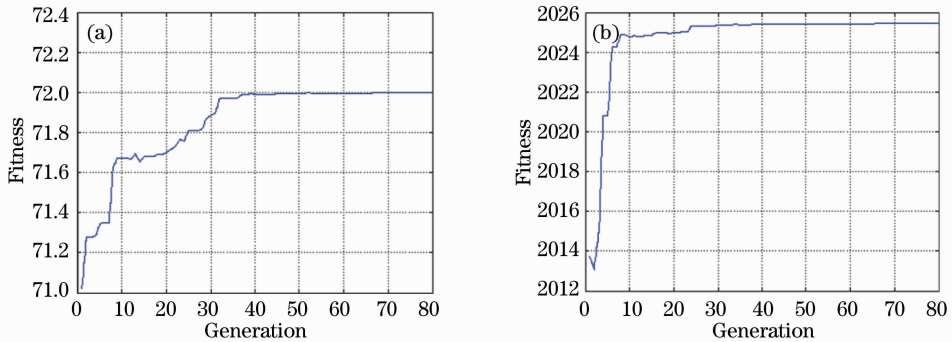


图 6 遗传算法的适应度曲线。(a) 结合强度;(b) 显微硬度

Fig. 6 Fitness curves of genetic algorithms. (a) Bonding strength; (b) microhardness

由正交试验分析结果可知,涂层显微硬度和结合强度的因素的优化水平分别为 1,1,1 及 2,2,3,刚好是 1# 和 5# 试样,因此正交试验优化得到的最大结合强度和显微硬度分别为 66.3 MPa 和 1985.3 HV。可以看出由遗传算法优化得到的涂层最大结合强度和最高显微硬度要明显高于由正交试验获得的优化工艺参数下的结合强度和显微硬度。

### 5.2 涂层综合性能多目标工艺优化

在实际使用过程中,追求涂层最优的单方面性能往往不能满足实际工况的需要,更多的时候是希望在保证其余性能的前提下使某项性能最优,如在保证涂层结合强度大于某值的情况下对显微硬度进行优化求最值,有时也希望获得较好的综合性能,即实际问题通常是追求多个性能参数的多目标优化<sup>[26]</sup>。此处采用的评价函数为

$$f_i(x) = a \left( \frac{g_i(x)}{g_{\max}} \right)^2 + (1-a) \left( \frac{h_i(x)}{h_{\max}} \right)^2, \quad (3)$$

式中  $g_i(x)$ ,  $h_i(x)$  为某工艺参数下预测得到的涂层结合强度和显微硬度,  $g_{\max}$ ,  $h_{\max}$  为优化得到的涂层结合强度和显微硬度的最大值,  $a$ ,  $1-a$  分别为涂层结合强度和显微硬度两个性能参数在涂层综合性能中的权重系数,  $0 \leq a \leq 1$ 。显然,当  $a = 0$  时相当于只对涂层显微硬度进行优化,而当  $a = 1$  时相当于只对涂层结合强度进行优化,属于单目标优化问题,是多目标优化的特例。假设在某种使用要求下涂层综合性能中结合强度和显微硬度两者的权重相同,既  $a = 1-a = 0.5$ ,当评价函数  $f_i(x)$  最大时,则涂层综合性能最优。将综合性能作为个体适应度进行寻优,其遗传算法参数与单目标工艺参数优化参数一致,相应的激光多层熔覆纳米  $\text{Al}_2\text{O}_3$ -13%  $\text{TiO}_2$  陶瓷涂层综合性能适应度曲线如图 7 所示。涂层达到综合性能最大值点为 0.8882,此时熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度分别为 2472.0 °C,31.9 kHz,400 °C,对应的涂层结合强度

和显微硬度分别为 69.1 MPa 和 1835.5 HV。

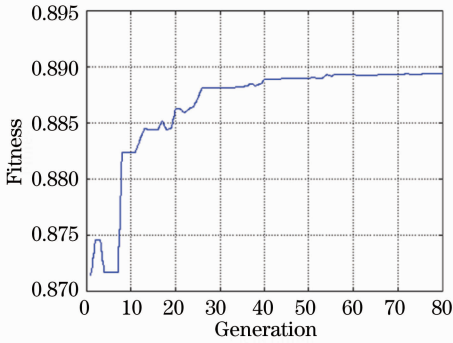


图 7 综合性能适应度曲线

Fig. 7 Fitness curve of coating's overall performance

## 6 结 论

1) 利用遗传神经网络建立了激光多层熔覆制备厚纳米  $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-}13\%\text{TiO}_2$  陶瓷涂层过程中熔池闭环控制温度、超声振动频率及保温箱预热温度与涂层结合强度、显微硬度之间的神经网络模型,从而确定了涂层性能与熔覆工艺参数之间的非线性关系。

2) 遗传神经网络模型预测值与试验值误差较小,相对误差不超过 2.5%,可以有效地对激光多层熔覆厚纳米陶瓷涂层的性能做出预测。

3) 基于所建立的遗传神经网络模型,利用遗传算法对工艺参数进行优化,得到涂层的最大结合强度和显微硬度分别为 70.7 MPa 和 2025.5 HV;在结合强度和显微硬度的两者权重相同的情况下,运用多目标优化得到当熔池闭环控制温度为  $2472.0\text{ }^\circ\text{C}$ 、超声振动频率为 31.9 kHz 和保温箱预热温度为  $400\text{ }^\circ\text{C}$  时涂层综合性能最优,对应的涂层结合强度和显微硬度分别为 69.1 MPa 和 1835.5 HV。

## 参 考 文 献

1 Feng Shurong, Zhang Shuquan, Wang Huaming. Wear resistance of laser clad hard particles reinforced intermetallic composite coating on TA15 alloy[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(2): 0203002.  
冯淑容, 张述泉, 王华明. 钛合金激光熔覆硬质颗粒增强金属间化合物复合涂层耐磨性[J]. 中国激光, 2012, 39(2): 0203002.

2 Wang Dongsheng, Tian Zongjun, Shen Lida, et al.. Research development of nanostructured coatings prepared by laser cladding[J]. Chinese J Lasers, 2008, 35(11): 1698-1709.  
王东生, 田宗军, 沈理达, 等. 激光表面熔覆制备纳米结构涂层的研究进展[J]. 中国激光, 2008, 35(11): 1698-1709.

3 T M Yue, Y P Su. Laser multi-layer cladding of  $\text{Zr}_{65}\text{Al}_{7.5}\text{Ni}_{10}\text{Cu}_{17.5}$  amorphous alloy on magnesium substrates[J]. J Materials Science, 2007, 42(15): 6153-6160.

4 Wu Peigui, Zhang Guangjun. Status and development of multi-layer laser cladding technology[J]. J Shanghai University of Engineering Science, 2009, 23(4): 374-378.  
吴培桂, 张光钧. 激光多层熔覆技术的研究现状及发展[J]. 上

海工程技术大学学报, 2009, 23(4): 374-378.

5 Huang Anguo, Li Gang, Wang Yongyang, et al.. Prediction of characteristic and performance of laser cladding for Al alloy based on artificial neural network[J]. Chinese J Lasers, 2008, 35(10): 1632-1636.  
黄安国, 李刚, 汪永阳, 等. 基于人工神经网络的铝合金激光熔覆层特征与性能的预测[J]. 中国激光, 2008, 35(10): 1632-1636.

6 Jiang Shujuan, Liu Weijun, Nan Liangliang. Laser cladding height prediction based on neural network[J]. J Mechanical Engineering, 2009, 45(3): 269-274.  
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.

7 Ding Zhouhua, Zheng Qiguang, Tong Xinglin, et al.. Optimizing of laser cladding parameters of Co-based hard alloy coating based on artificial neural networks[J]. J Optoelectronics • Lasers, 2004, 15(3): 352-355.  
丁周华, 郑启光, 童杏林, 等. 基于神经网络的 Co 基硬质合金激光熔覆工艺优化[J]. 光电子 • 激光, 2004, 15(3): 352-355.

8 Ni Libin, Liu Jichang, Wu Yaoting, et al.. Optimization of laser cladding process variables based on neural network and particle swarm optimization algorithms[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(2): 0203003.  
倪立斌, 刘继常, 伍耀庭, 等. 基于神经网络和粒子群算法的激光熔覆工艺优化[J]. 中国激光, 2011, 38(2): 0203003.

9 E Toyserkani, A Khajepour, S Corbin. Application of experimental-based modeling to laser cladding[J]. J Laser Application, 2002, 14(3): 165-173.

10 M Alimardani, E Toyserkani. Prediction of laser solid freeform fabrication using neuro-fuzzy method[J]. Applied Soft Computing Journal, 2008, 8(1): 316-323.

11 Yang Donghui, Ma Liang, Huang Weidong. Component's surface quality predictions by laser rapid forming based on artificial neural networks[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(8): 0803004.  
杨东辉, 马良, 黄卫东. 基于人工神经网络的激光立体成形件成形表面质量预测[J]. 中国激光, 2011, 38(8): 0803004.

12 Zhang Cheng, Wang Xiao, Wang Kai, et al.. Optimization of weld strength for laser transmission welding of thermoplastic based on response surface methodology and genetic algorithm-artificial neural network[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(11): 1103006.  
张成, 王霄, 王凯, 等. 基于响应曲面和遗传算法人工神经网络的热塑性塑料激光透射连接强度的优化[J]. 中国激光, 2011, 38(11): 1103006.

13 Zhang Jian, Yang Rui. Weld penetration depth prediction of pulsed laser welding titanium alloy thin plate[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(3): 0303001.  
张健, 杨锐. 脉冲激光焊接钛合金薄板的熔池深度预测[J]. 中国激光, 2012, 39(3): 0303001.

14 R J Wang, X H Li, Q D Wu, et al.. Optimizing process parameters for selective laser sintering based on neural network and genetic algorithm[J]. International J Advanced Manufacturing Technology, 2009, 42(11/12): 1035-1042.

15 Y W Park, S Rhee. Process modeling and parameter optimization using neural network and genetic algorithms for aluminum laser welding automation[J]. International J Advanced Manufacturing Technology, 2008, 37(9/10): 1014-1021.

16 Liu Yun, Xu De, Tian Min. A genetic algorithm based artificial neural network approach for parameter selection of laser cutting[J]. Manufacturing Automation, 2006, 28(12): 20-22.  
刘云, 徐德, 谭民. 基于遗传算法的人工神经网络方法在激光切割工艺参数选取中的应用[J]. 制造业自动化, 2006, 28(12): 20-22.

17 Zhang Lianbao, Fan Qingwu, Zuo Yansheng, et al.. The



- appliance of mixed intelligent technique to optimization of procedure parameter of laser surface quenching[J]. *Materials Science & Technology*, 2004, 12(6): 654-657.
- 张连宝, 范青武, 左演声, 等. 混合智能技术在激光淬火工艺优化中的应用[J]. *材料科学与工艺*, 2004, 12(6): 654-657.
- 18 Pan Qingyue, Song Renguo, Zhang Qizhi, *et al.*. On optimization of laser surface melting technology for 1Cr18Ni9Ti steel based upon artificial neural [J]. *Chinese J Materials Research*, 1998, 12(3): 251-256.
- 潘清跃, 宋仁国, 张奇志, 等. 基于人工神经网络-遗传算法的1Cr18Ni9Ti钢激光表面熔凝工艺优化[J]. *材料研究学报*, 1998, 12(3): 251-256.
- 19 Xu Dapeng, Zhou Jianzhong, Guo Huafeng, *et al.*. Quality prediction of laser cladding layer based on improved neural network[J]. *Laser Technology*, 2007, 31(5): 511-514.
- 徐大鹏, 周建忠, 郭华锋, 等. 基于进化神经网络的激光熔覆层质量预测[J]. *激光技术*, 2007, 31(5): 511-514.
- 20 Wang Dongsheng, Zhou Xinhua. A New Preparation Method of Nanostructured Thick Ceramic Coating by Laser Multi-Layer Cladding[P]. China, Patent of Invention: 201110364330. 5.
- 王东生, 周杏花. 一种激光多层熔覆制备纳米厚陶瓷涂层的方法[P]. 中国, 发明专利: 201110364330. 5.
- 21 Wang Dongsheng, Tian Zongjun, Wang Jingwen, *et al.*. Experimental research on preparation of thick ceramic coating by laser multi-layer cladding[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2012, 33(5): 67-70.
- 王东生, 田宗军, 王经文, 等. 激光多层熔覆制备厚陶瓷涂层试验[J]. *焊接学报*, 2012, 33(5): 67-70.
- 22 Wang Dongsheng, Tian Zongjun, Duan Zongyin, *et al.*. Bonding strength of thick nanostructured ceramic coating by squash presetting type laser multi-layer cladding[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(2): 0203003.
- 王东生, 田宗军, 段宗银, 等. 压片预置式激光多层熔覆厚纳米陶瓷涂层结合性能[J]. *中国激光*, 2012, 39(2): 0203003.
- 23 Wang Dongsheng, Tian Zongjun, Zhang Shaowu, *et al.*. Process parameters optimization of nanostructured ceramic coating by laser multi-layer cladding[J]. *Materials Protection*, 2012, 45(2): 67-70.
- 王东生, 田宗军, 张少伍, 等. 激光多层熔覆纳米陶瓷涂层工艺参数优化研究[J]. *材料保护*, 2012, 45(2): 67-70.
- 24 Zhu Jianying. Intelligent System Non-Classical Mathematical Methods[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2001.
- 朱剑英. 智能系统非经典数学方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2001.
- 25 Shi Feng, Wang Hui, Yu Lei, *et al.*. 30 Cases Analysis of MATLAB Intelligent Algorithm[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2011. 28-31.
- 史峰, 王辉, 郁磊, 等. MATLAB智能算法30案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011. 28-31.
- 26 Wang Xiao, Zhang Cheng, Wang Kai, *et al.*. Multi-objective optimization of laser transmission welding of polycarbonate process based on genetic algorithm-response surface methodology[J]. *Chinese J Lasers*, 2012, 39(6): 0603003.
- 王霄, 张成, 王凯, 等. 基于遗传算法响应曲面方法的激光透射焊接聚碳酸酯工艺的多目标优化[J]. *中国激光*, 2012, 39(6): 0603003.

栏目编辑: 韩峰