

基于遗传神经网络的等离子喷涂纳米 $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ 涂层工艺参数优化

王东生^{1,2}, 杨 斌², 田宗军¹, 沈理达¹, 黄因慧¹

(1. 南京航空航天大学 机电学院, 南京 210016; 2. 铜陵学院 机械工程系, 铜陵 244000)

摘 要: 将 BP 神经网络和遗传算法相结合用于等离子喷涂纳米 $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ 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, 建立了喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力与涂层结合强度和显微硬度之间的 BP 神经网络模型, 并基于遗传算法对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, 模型预测值与试验值十分接近, 说明该网络模型是正确和可靠的。遗传算法优化的涂层最大结合强度和显微硬度 (HV) 分别为 44.0 MPa 和 12.663 GPa; 当涂层结合强度和显微硬度两个性能参数权重相同时, 在喷涂距离 90.66 mm、喷涂电流 934.63 A、主气压力 0.304 MPa 和辅气压力 0.898 MPa 时涂层综合性能最优。

关键词: 等离子喷涂; 纳米涂层; 神经网络; 遗传算法; 工艺参数优化

中图分类号: TG174.44 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-360X(2013)03-0010-05



王东生

0 序 言

纳米涂层具有比常规涂层更好的性能, 而等离子喷涂工艺是常用的一种表面涂层技术, 因此其纳米涂层制备成为现阶段的研究热点之一。要想获得高质量的喷涂层, 需要合适的工艺参数。但是等离子喷涂过程非常复杂, 影响喷涂层性能的因素很多, 其中又以工艺参数的影响为主, 主要包括: 输入功率和电参数、工作气体的种类和流量、送粉器的种类、送粉量、喷涂距离和角度、喷枪与工件的相对运动速度等。加之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的数学模型。

现阶段常用的工艺优化方法为正交试验法^[1], 但其只能得到几个因素水平中的较优值, 既不能实现预测, 也不能获得最佳的工艺参数。特别是在多目标优化上还有很大的不足。而神经网络具有复杂的逻辑操作能力和高度的非线性函数逼近能力, 很强的容错性、自适应学习能力、并行处理信息能力及非

线性的映射能力, 是研究非线性问题的一种有效方法, 已被用于建立等离子喷涂工艺参数与涂层质量之间预测模型^[2-5]。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, 而且具有全局寻优性。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和精确^[6-8]。

文中将 BP 神经网络和遗传算法相结合用于等离子喷涂纳米 $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ (质量分数) 涂层的工艺参数优化, 实现了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喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力之间的预测模型, 并对涂层结合强度和显微硬度进行了参数优化。

1 试验方法

试验用基体材料为钢铁研究总院高温材料研究所熔炼的 $\gamma\text{-TiAl}$ 基合金 (TAC-2), 尺寸为 $\phi 25 \text{ mm} \times 8 \text{ mm}$ 。以北京矿冶研究总院金属材料所生产 KF-113A 粉末作为过渡层材料, 纳米团聚体粉末是采用喷雾干燥法制备的美国 Inframat 公司生产的牌号为 Nanox 4007 的氧化钇稳定氧化锆粉末, 其名义成分为 $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ (质量分数, 以下简称纳米 YPSZ),

收稿日期: 2011-11-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51205198, 21171131); 中国博士后科学基金资助项目 (2012M511266); 安徽省自然科学基金资助项目 (1208085QE84); 安徽省高等学校省级优秀青年人才基金重点资助项目 (2012SQRL190ZD); 江苏省博士后科研资助计划资助项目 (1102052C)

相应的粉末形貌见图 1。

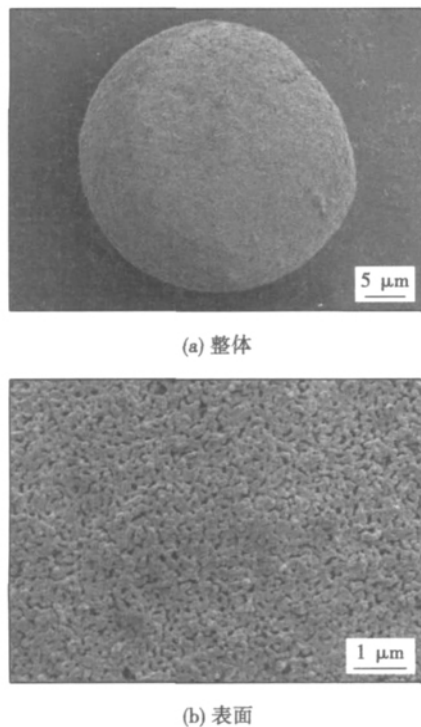


图 1 纳米团聚体 $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ 粉末 SEM 形貌

Fig. 1 SEM morphologies of nanostructured agglomerated $\text{ZrO}_2-7\% \text{Y}_2\text{O}_3$ powder

采用美国普莱克斯公司生产的 3710 型等离子喷涂系统制备 KF-113A 粘结层及纳米 YPSZ 陶瓷层。喷涂前试样经打磨、除油、喷砂等预处理。前期试验表明,喷涂的主要影响参数为喷涂距离、电流、主气及辅气压力,因此选择这 4 个主要工艺参数作为试验因素。喷涂电压随电流、主气压力、辅气压力的改变而改变,其余工艺参数固定:喷枪移动速度 100 mm/min,步距 3.2 mm,载气(Ar)压力 0.31 MPa,送粉率 35.4 g/min。为确定各工艺参数的取值范围,结合摸索性试验结果,确定正交试验中喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力 4 个因素的 3 个水平,因素水平见表 1。

表 1 正交工艺参数设计

Table 1 Orthogonal design of process parameters

因素	喷涂距离	电流	主气压力(Ar)	辅气压力(He)
水平	L/mm	I/A	p_A/MPa	p_H/MPa
1	80	900	0.24	0.90
2	100	950	0.28	1.03
3	120	100	0.31	1.17

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,每类试样测试三次取平均值。使用 HXD-4000TC 型显微硬度计对涂层进行显微硬度测试,载荷 1 N,保载时间 15 s,取 5 点平均值。

2 BP 神经网络模型的建立

2.1 BP 神经网络的结构设计

为了能够有效地描述喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力与涂层结合强度和显微硬度之间的相互关系,文中采用 BP 神经网络来对等离子喷涂纳米 YPSZ 涂层工艺参数及其综合性能进行预测。BP 神经网络是目前使用最广泛、最为成熟的一种神经网络,它具有自主学习及处理非线性问题的能力,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。BP 神经网络系统主要由输入层、隐含层和输出层组成。

根据等离子喷涂工艺参数对于涂层质量的影响,按表 1 选取喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力作为网络的输入参数,即网络的输入层节点数为 4,其范围分别为 80 ~ 120 mm, 900 ~ 1 000 A, 0.24 ~ 0.31 MPa, 0.90 ~ 1.17 MPa。输出参数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^[9],因此模型采用单隐含层。中间隐含层的节点数目极大的影响到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,是 BP 网络结构是否可行的关键因素。如果中间隐含层的节点数过少,那么网络将难以处理复杂的问题,但如果中间隐含层的节点数过多,一方面将引起网络学习时间过长,另外还可能使网络学习过度,降低网络抗干扰能力。综合考虑到计算能力、精度和时间,该模型隐含层节点数采用 Kolmogorov 定理^[9]确定,即

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

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 9。这样整个 BP 神经网络结构为 $4 \times 9 \times 2$ 三层结构,如图 2 所示。

2.2 BP 神经网络训练

表 2 为按照正交表 $L_9(3^4)$ 方案^[10]进行试验的结果。由试验结果可以看出,涂层结合强度随着喷涂距离、喷涂电流与辅气压力的增加而先变大后变小,但随着主气压力的增加而先减小后增加;涂层显微硬度随着喷涂距离和喷涂电流的增加而先增加后

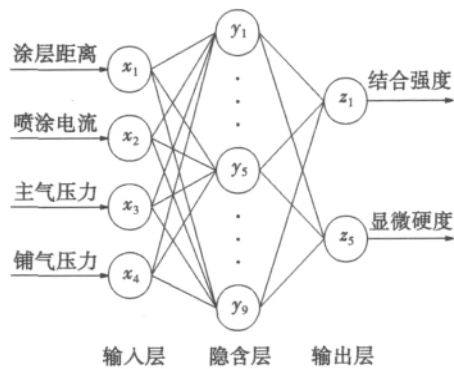


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 Structure of fuzzy neural network

减小,随着主气压力的增加先变小后变大,随着辅气压力的增加而增加;喷涂电流是影响涂层结合强度的主要因素,而喷涂距离是影响涂层显微硬度的主要因素,辅气压力对涂层结合强度和显微硬度影响较小。另外涂层结合强度最佳的工艺参数为:喷涂距离 100 mm,喷涂电流 950 A,主气压力 0.31 MPa,辅气压力 1.03 MPa,涂层显微硬度最佳的工艺参数为:喷涂距离 100 mm,喷涂电流 950 A,主气压力 0.31 MPa,辅气压力 1.17 MPa。

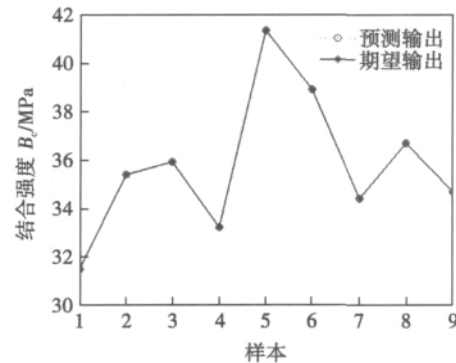
表 2 正交试验结果

Table 2 Results of orthogonal test

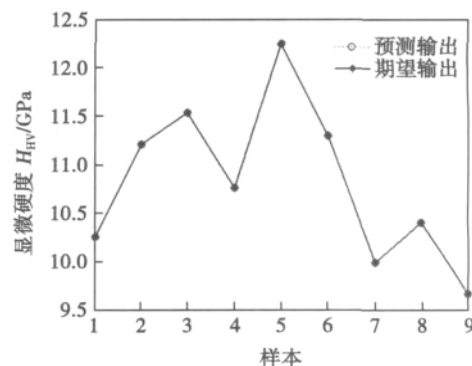
编号	喷涂距离 L/mm	电流 I/A	主气压力 p_A/MPa	辅气压力 p_H/MPa	结合强度 B_C/MPa	显微硬度 H_{HV}/GPa
1	80	900	0.24	0.9	31.5	10.271
2	80	950	0.28	1.03	35.4	11.221
3	80	1 000	0.31	1.17	35.9	11.548
4	100	900	0.28	1.17	33.2	10.776
5	100	950	0.31	0.9	41.3	12.260
6	100	1 000	0.24	1.03	38.9	11.313
7	120	900	0.31	1.03	34.4	10.004
8	120	950	0.24	1.17	36.7	10.420
9	80	900	0.24	0.9	34.7	9.678
1 水平	34.3	33.0	35.7	35.8		
2 水平	37.8	37.8	34.4	36.2		
3 水平	35.3	36.5	37.2	35.3		
极差 R_1	3.5	4.8	2.8	0.9		
优化方案 1	2	2	3	2		
因素主次 1	2	1	3	4		
I 水平	11.013	10.350	10.668	10.736		
II 水平	11.450	11.300	10.558	10.846		
III 水平	10.034	10.846	11.271	10.915		
极差 R_2	1.416	0.95	0.713	0.179		
优化方案 2	2	2	3	3		
因素主次 2	1	2	3	4		

把表 2 中的 9 组数据作为训练样本加载到构建

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。图 3 为涂层结合强度、显微硬度样本值与 BP 神经网络识别结果的对比,可以看出,样本值与网络训练的输出值十分接近。



(a) 结合强度



(b) 显微硬度

图 3 神经网络训练结果与输入样本对比曲线

Fig. 3 Comparison between network output values and sample values

2.3 模型的验证

为了检验 BP 模型对于等离子喷涂纳米 YPSZ 涂层结合强度和显微硬度预测的效果,分别选取由正交试验得到的涂层结合强度及显微硬度最佳的工艺参数做验证试验,结果如表 3 所示。

从表 3 中可以看出,网络预测值与试验结果误差较小,相对误差均在 2.8% 以内,表明所建立的 BP 神经网络模型是准确和可靠的,该系统可以有效地对等离子喷涂纳米涂层的性能做出预测。系统产生误差的主要原因有:测量误差造成的样本输入值与真实值的差异,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。

表3 试验值与网络仿真值的对比

Table 3 Contrasting experimental values and trained network output values

编号	喷涂距离 L/mm	喷涂电流 I/A	主气压力(Ar) p_A/MPa	辅气压力(He) p_H/MPa	结合强度 B_C/MPa			显微硬度 H_{HV}/GPa		
					试验值	预测值	相对误差 $\Delta(\%)$	试验值	预测值	相对误差 $\Delta(\%)$
10	100	950	0.31	1.03	42.1	41.039 6	2.5	11.462	11.600 497	1.2
11	100	950	0.31	1.17	40.6	40.397 1	0.5	12.476	12.127 334	2.8

3 基于遗传算法的工艺参数优化

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。

等离子喷涂工艺参数与涂层质量之间由于存在复杂的非线性关系,很难找到一个反映其内部规律的精确的数学模型。针对现阶段常用的等离子喷涂工艺参数优化正交试验法^[1]存在的不足,考虑到遗传算法本身所具有的全局寻优的能力,通过遗传算法的进化、收敛,得到涂层质量的有关性能指标及其最佳的工艺参数。

3.1 涂层性能单目标工艺优化

YPSZ 涂层常用于热障涂层的表面隔热陶瓷层,而其结合强度对热障涂层的基本性能指标之一的耐热冲击性能有重要影响,因此通常对涂层结合强度有较高的要求,但当 YPSZ 涂层用于磨损环境下,又希望其具有较好的耐磨性能,耐磨性由涂层显微硬度、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要求。根据已经建立的喷涂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得到涂层结合强度和显微硬度达到最大时的喷涂工艺参数。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 100,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 4 所示。涂层达到最大结合强度 44.0 MPa 时,喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力分别为 82.81 mm,983.73 A,0.303 MPa,0.903 MPa。而涂层达到最大显微硬度 12.663 GPa 时,相应的喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力分别为 80.3 mm,983 A,0.264 MPa,1.003 MPa。与表 3 的试验结果相比,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优化工艺参数下的结合强度和显微硬度。

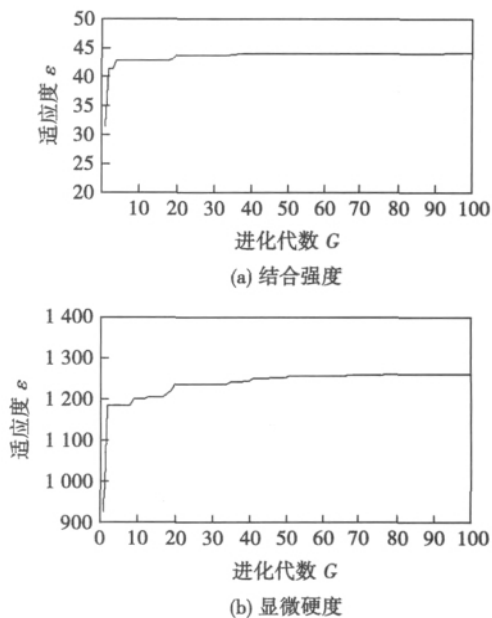


图4 遗传算法的适应度曲线

Fig. 4 Fitness curves of genetic algorithms

3.2 涂层综合性能多目标工艺优化

在实际使用过程中,追求涂层单个性能的最优往往不能满足实际应用的需要,更多的时候是希望获得较好的综合性能,即追求多个性能参数的优化。此处采用的评价函数为

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

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 、 b 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。显然,当 $a=0$ 时相当于只对涂层显微硬度进行优化,而当 $b=0$ 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的权重相同,这里取 $a=b=1$,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,相应的等离子喷涂纳米 YPSZ 涂层综合性能适应度曲线如图 5 所示。涂

层达到综合性能最大值点为 1.906 5,此时喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力分别为 90.66 mm、934.63 A、0.304 MPa、0.898 MPa。

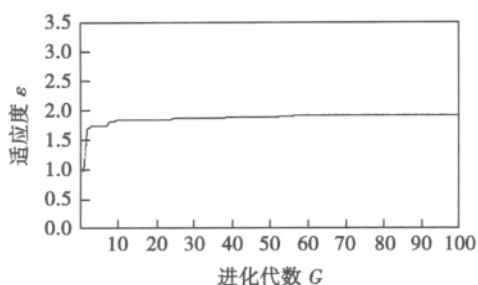


图 5 综合性能适应度曲线

Fig. 5 Fitness curve of coating's overall performance

4 结 论

(1) 利用 BP 神经网络建立了等离子喷涂纳米 ZrO_2 -7% Y_2O_3 涂层过程中涂层结合强度、显微硬度与喷涂距离、喷涂电流、主气压力、辅气压力神经网络模型,从而确定了涂层性能与喷涂工艺参数之间的非线性关系。

(2) 通过两组样本预测值与试验值的对比,相对误差均在 2.8% 以内,表明所建立的 BP 神经网络模型是准确和可靠的。

(3) 根据所建立的模型,利用遗传算法优化得到涂层的最大结合强度和显微硬度分别为 44.0 MPa 和 12.663 GPa;在涂层结合强度和显微硬度两个性能参数权重相同时,运用多目标优化得到当喷涂距离 90.66 mm、喷涂电流 934.63 A、主气压力 0.304 MPa 和辅气压力 0.898 MPa 时涂层综合性能最优。

参考文献:

- [1] 王 娜,王全胜,王富耻. 等离子喷涂 ZrO_2 热障涂层工艺参数优化设计[J]. 中国表面工程, 2004(3): 13-16.
Wang Na, Wang Quansheng, Wang Fuchi. Process optimization of ZrO_2 thermal barrier coating by plasma spraying[J]. China Surface Engineering, 2004(3): 13-16.

- [2] Wang L, Fang J C, Zhao Z Y, *et al.* Application of backward propagation network for forecasting hardness and porosity of coatings by plasma spraying[J]. Surface and Coatings Technology, 2007, 201(9/11): 5085-5089.
- [3] Kanta A F, Montavon G, Vardelle M, *et al.* Artificial neural networks vs. fuzzy logic: Simple tools to predict and control complex processes-application to plasma spray processes[J]. Journal of Thermal Spray Technology, 2008, 17(3): 365-376.
- [4] Zhang C, Kanta A F, Li C X, *et al.* Effect of in-flight particle characteristics on the coating properties of atmospheric plasma-sprayed 8 mol% Y_2O_3 - ZrO_2 electrolyte coating studying by artificial neural networks[J]. Surface and Coatings Technology, 2009, 204(4): 463-469.
- [5] 夏卫生,张海欧,王桂兰,等. 基于多层 ANN 的机器人等离子熔射智能化模型[J]. 焊接学报, 2009, 30(7): 41-44.
Xia Weisheng, Zhang Haiou, Wang Guilan, *et al.* Intelligent process modeling of robotic plasma spraying based on multi-layer artificial neural network[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2009, 30(7): 41-44.
- [6] 华绍春,王汉功,汪刘应,等. 微弧等离子喷涂 AT13 纳米涂层的工艺优化[J]. 无机材料学报, 2007, 22(3): 560-564.
Hua Shaochun, Wang Hangong, Wang Liuying, *et al.* Optimization of the process parameters of nanostructured AT13 coatings prepared by micro-plasma spraying[J]. Journal of Inorganic Materials, 2007, 22(3): 560-564.
- [7] 董志波,魏艳红,占小红,等. 遗传算法与神经网络结合优化焊接接头力学性能预测模型[J]. 焊接学报, 2007, 28(12): 69-72.
Dong Zhibo, Wei Yanhong, Zhan Xiaohong, *et al.* Optimization of mechanical properties prediction models of welded joints combined neural network with genetic algorithm[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2007, 28(12): 69-72.
- [8] 赵洪运,杨贤群,舒凤远,等. 激光熔覆层形貌预测对比分析[J]. 焊接学报, 2009, 30(1): 51-54, 59.
Zhao Hongyun, Yang Xianqun, Shu Fengyuan, *et al.* Comparative analysis on predictions of the geometric form of laser cladding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2009, 30(1): 51-54, 59.
- [9] 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.
- [10] 吴贵生. 试验设计与数据处理[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1997.

作者简介: 王东生,男,1978 年出生,博士后,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的数值模拟研究. 发表论文 30 余篇. Email: wangdongsheng@tlu.edu.cn; wangds@nuaa.edu.cn

MAIN TOPICS ,ABSTRACTS & KEY WORDS

Vacuum high-energy electron beam transient data acquisition and preprocessing SHEN Chunlong^{1,2}, PENG Yong², ZHOU Qi², WANG Kehong² (1. Department Mechanical & Electrical Engineering, Taizhou Teacher College, Taizhou 225300, China; 2 School of Materials Science & Engineering, Nanjing University Science & Technology, Nanjing 210094, China). pp 1-4

Abstract: High-energy electron beam power density distribution and its spatial pattern are important factors for the quality of electron beam. On the basis of analyzing the characteristics of high-energy electron beam, a novel electron beam testing method and testing device were proposed. Based on characteristics and the relationship between electron beam deflection signal and scanning signal, a signal acquisition structure was developed. High-frequency, high-speed data transfer, sharing of external clock source and acquisition trigger mode were dealt with a PCI-1714 card. Serial communication, data collection process and segmentation preprocess method were described in detail. The results show that the developed system could effectively capture the original high-energy transient signal of electron beam, which provided a method for analysis and processing of electron beam spatial data.

Key words: vacuum; electron beam; power density distribution; data acquisition

Numerical simulation of transient keyhole instability and weld pool behaviors in parallel dual-beam laser welding Part I. Model development and transient keyhole behaviors

CHEN Weidong, PANG Shengyong, LIAO Dunming, ZHOU Jianxin (State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China). pp 5-9

Abstract: A three-dimensional mathematical model is proposed to simulate the transient keyhole instability and weld pool behaviors in parallel dual-beam laser welding. It is shown that one or two keyholes might be created and the evolution of keyholes is complicated during parallel dual-beam welding. The development of keyhole depth could be characterized as three phases and periodic. The frequency of keyhole depth oscillation in parallel dual-beam welding is several kHz, which is in the same order of magnitude in single laser welding. It is also found that the amplitude of keyhole depth oscillation decreases as the welding speed increases, and the keyhole could even be stable if the welding speed is large enough. Moreover, it is shown that the amplitude of keyhole depth oscillation increases if the interbeam distance is too large or too small, and penetration fluctuation is found when the interbeam distance is too large.

Key words: parallel dual beam laser welding; transient keyhole instability; weld pool behaviors; mathematical model

Process parameters optimization of nanostructured ZrO_2 -7% Y_2O_3 coating deposited by plasma spraying based on genetic algorithms and neural networks WANG Dongsheng^{1,2}, YANG Bin², TIAN Zongjun¹, SHEN Lida¹, HUANG Yinhui¹ (1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. Department of Mechanical Engineering, Tongling University, Tongling 244000, China). pp 10-14

Abstract: BP neural networks and genetic algorithms were combined to optimize process parameters of the nanostructured ZrO_2 -7% Y_2O_3 coating prepared by plasma spraying technique. The neural networks were trained based on the experimental results of orthogonal tests, and the BP neural networks model was developed to describe the relationship between coating properties (bonding strength and microhardness) and four main process parameters, including spraying distance, spraying electric current, primary gas pressure and secondary gas pressure. Meanwhile, the bonding strength and microhardness of the nanostructured coating were optimized with single-objective and multi-objective optimization methods based on the genetic algorithms. The results show that the prediction data agrees well with the experimental values, which indicates that the proposed model is correct and reliable. The maximum bonding strength and microhardness of the coating are 44 MPa and 1 266 HV, respectively. The overall performance of the coating is best when the spraying distance is 90.66 mm, spraying electric current 934.63 A, primary gas pressure 0.302 MPa and secondary gas pressure 0.892 MPa while keeping the weight of bonding strength and microhardness constant.

Key words: plasma spraying; nanostructured coating; neural networks; genetic algorithms; process parameters optimization

Influence of plunge depth of shoulder on mechanical properties of friction stir lap joints

XING Li, WEI Peng, SONG Xiao, KE Liming (National Defense Key Disciplines Laboratory of Light Alloy Processing Science and Technology, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China). pp 15-19

Abstract: Friction stir welding (FSW) lap joints of 3 mm-thick LY12 aluminum alloy sheets were made using a cylindrical tool with right-hand threaded pin, and the effects of plunge depth of shoulder on the interface migration and mechanical properties of resultant joints were investigated. The results show that the lap interfaces on both sides of weld nugget moved downward, and the height of interface migration rose with increase of plunge depth of shoulder. The height of interface migration was greater on the retreating side than on the advancing side. The interfaces on both sides of weld moved slightly when using an appropriate plunge depth of shoulder. The shear strength of lap