

膜层技术

基于BP神经网络的Fe基合金粉末喷涂工艺参数优化

杨振凯¹, 王海军¹, 刘明¹, 王晶晨^{1,2}

(1. 装甲兵工程学院, 北京 100072; 2. 河北工业大学, 天津 300130)

摘要: 目的 基于BP神经网络具有自学习、自训练和输出预测的功能,将其应用于热喷涂过程中的参数优化问题。**方法** 依托高效能超音速等离子喷涂系统实验平台,以Fe基合金粉末为喷涂材料,将等离子喷涂中的主气流量、电功率和喷涂距离作为模型输入,涂层沉积速率和硬度作为模型输出,不断调整隐含层节点个数,最终建立3-7-2网络结构的BP神经网络以优化工艺参数。利用优化出的工艺参数制备Fe基合金涂层,测试其性能,并计算误差。**结果** 神经网络优化出的最优喷涂工艺参数为:主气流量96 L/min,电功率56 kW,喷涂距离95 mm。采用该工艺参数制备涂层,涂层增厚实测平均值为360 μm ,硬度为672HV0.3,而模型的预测值分别为332 μm 和611HV0.3,与预测值的相对误差分别为7.8%和9.1%。**结论** BP神经网络对等离子喷涂参数优化问题的拟合精度比较高,误差在可以接受的范围之内。将BP神经网络运用于热喷涂工艺参数的优化具有科学性和可操作性。

关键词: 超音速等离子喷涂; Fe基合金粉; BP神经网络; 非线性拟合; 输出预测; 参数优化

中图分类号: TG174.442; TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1001-3660(2015)09-0001-06

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2015.09.001

Optimization of Spraying Process Parameters for Fe-based Alloy Based on BP Neural Network Model

YANG Zhen-kai¹, WANG Hai-jun¹, LIU Ming¹, WANG Jing-chen^{1,2}

(1. Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China; 2. Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

ABSTRACT: **Objective** BP neural network has the capability of self-learning, self training and output prediction, which could be a powerful tool to research the parameter optimization problem in thermal spraying process. **Methods** Relying on the high-efficiency supersonic plasma spray system (HEPJet) platform, using Fe-based alloy powder as the spraying material, the flow rate of main gas, spraying power and distance were set as the inputs of the model, while the coating deposition rate and hardness were set as

收稿日期: 2015-06-23; 修订日期: 2015-07-30

Received: 2015-06-23; Revised: 2015-07-30

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51175513)

Fund: Supported by the National Natural Science Foundation of China (51175513)

作者简介: 杨振凯(1990—),男,浙江人,硕士研究生,主要研究等离子喷涂工艺优化。

Biography: YANG Zhen-kai(1990—), Male, from Zhejiang, Master graduate student, Research focus: plasma spraying process optimization.

通讯作者: 王海军(1956—),男,河北人,高级工程师,主要从事热喷涂技术设备及工艺研究。

Corresponding author: WANG Hai-jun(1956—), Male, from Hebei, Senior engineer, Research focus: thermal spraying equipment and technology research.

model outputs. Through continuous adjustment of the number of hidden layer nodes, the BP neural network with a 3-7-2 network structure was eventually built to optimize the process parameters. The optimized parameters were then used to obtain the Fe-based alloy coating, test its performance and calculate the error. **Results** The optimized parameters according to the neural network optimized were: main gas flow 96 L/min, electric power 56 kW, spraying distance 95 mm. After the experiment, the coating hardness and deposition rate of coating were measured. Its average increment of coating thickness was 360 μm , and the average increment of coating hardness was 672HV0.3, while the model predicted values were 332 μm and 611HV0.3, respectively. Comparing with the predicted values, the errors were 7.8% and 9.1%, respectively. **Conclusion** According to the results of simulation and experiment, the accuracy of the BP neural network for the optimization of plasma spray parameters was relatively high, and the error was acceptable. It is scientific and reliable to use BP neural network to deal with the problems of thermal spraying parameters optimization. **KEY WORDS:** supersonic plasma spray; Fe base alloy powder; BP neural network; nonlinear fitting; output prediction; parameters optimization

人工神经网络是计算智能领域中最重要的一种仿生方法^[1],目前的应用涉及模式识别、信号处理、组合优化、故障诊断、联想记忆等众多领域,可以被用来解决许多问题。这些问题具有以下共同点:1)问题有定性描述或复杂量化推论;2)问题的数学算法缺少清晰的解析和分析;3)问题的解是从一些高度关联的参数中推导出来的,而这些参数没有确切的数量表示;4)有一定的数据积累。

BP神经网络是目前应用最为广泛和成功的神经网络模型之一,其模型包括输入层、隐层和输出层。它的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成(信号指输入模式,误差指期望输出与实际输出之差)。神经网络自身能够学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,主要特点是信号前向传递,误差反向传播,如果输出层得不到预期输出,则转向反向传播,并会根据预测误差调整网络权值和阈值,通过不断调整网络的权值和阈值,使误差最小,达到预期目标^[2]。

在热喷涂中,诸如喷涂功率、主气流量、喷涂距离等工艺参数的选配与整个喷涂过程高度相关,直接影响涂层质量。参数优化的常规思路是单因素变化法、正交实验法等,但这些方法往往会有一些局限性。单因素法实验量过大,且无法揭示参数之间的相互耦合关系。正交实验法操作较为复杂,且不具备对多个非实验输入进行输出预测的功能^[3]。诸如涂层的硬度、孔隙率及沉积速率等质量参数与喷涂工艺参数之间往往具有很强的联系和相关性,但是没有清晰的数学算法和映射关系,只是存在一些定性的推论。各工艺参数对涂层质量的作用方式和程度大小都有差异,而且这些参数之间相互影响。基于以上认识,笔者尝试将神经网络模型带有自学习、自训练、参数寻优和输出预测的功能应用于喷涂工艺优化,以期喷涂工艺

参数优化和神经网络的应用提供新的参考^[4]。

1 实验

1.1 涂层制备

采用国防科技重点实验室自主研发的高效能超音速等离子喷涂系统^[5](喷枪如图1所示)制备铁基合金涂层。粉末的元素组成(以质量分数计)为:Cr 16%, Mn 0.5%, B 0.8%, Si 1.2%, Mo 1.7%, Ni 3.5%, C 0.15%, Fe 76.15%。如图2所示,粉末呈球形或椭球形,直径约为50~75 μm ,保证了喷涂过程中较好的流动性。喷涂中采用氩气作为主气,氮气为辅气提供电压。

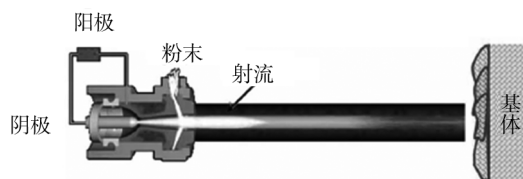


图1 超音速等离子喷枪及工作示意

Fig.1 The supersonic plasma spray gun and working schematic diagram

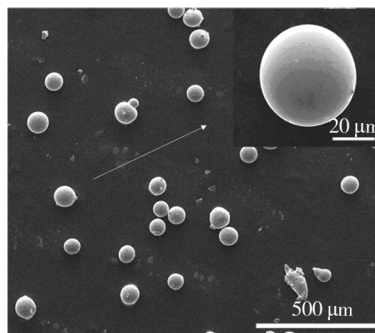


图2 喷涂粉末形貌

Fig.2 SEM image of spray powder

基体采用调质 45[#] 钢,其硬度约为 30HRC,试样尺寸为 10 mm×5 mm×40 mm。喷涂前,依次对基体试样进行酒精清洗、喷砂粗化以及 100 ~ 150 ℃ 预热。喷涂过程中,采用冷却压缩气体对基体试样进行降温,以预防因基体与涂层收缩率不一致导致的涂层残余应力过大,防止涂层剥落。喷枪相对于基体试样的移动速度为 50 m/min,每个基体试样上来回喷涂 10 次。

1.2 实验设计

喷涂涉及的工艺参数较多且相互影响。主气流量一般影响等离子射流的刚性和热焓,主气过小,射流刚性不足,对粒子的加速不够;主气过大,容易降低射流的热焓,不利于粒子的加热变形。

电功率是外界输送给待电离气体总能量的大小,功率过大,粉末会发生过熔,出现打点现象;功率过小,粉末加热不足,粒子的温度、速度偏低,不利于涂层的沉积^[6]。实验中通过恒定电流、变化电压(调节次级气流量)的方式进行调节,其实质为次级气比例的变化。

喷涂距离影响材料粒子撞击基体时的温度和速度,进而影响粉末的沉积效率。喷涂距离过小时,工件表面温度过高,易发生氧化,涂层与基体内的热应力也相应增加,涂层容易脱落;喷涂距离过大时,虽然涂层厚度均匀,但是沉积效率下降,涂层致密度也会随之下降。

以上三个参数对喷涂效率和涂层质量都有显著影响^[7],且主气流量、电功率和喷涂距离相互之间也有耦合匹配关系。为了研究这三个变量与涂层沉积效率、涂层综合性能之间的关系,笔者将主气流量、电功率和喷涂距离作为模型输入,将涂层增厚速率和涂层硬度作为模型输出^[8],建立 BP 神经网络模型。本次参数优化实验中,有 3 个输入和 2 个输出,隐含层节点数设置为 7 个。其个数通过在程序运行中的不断调整进行取值,原则是让神经网络模型的误差值达到设定条件。如果隐含层节点个数太少,BP 神经网络不能建立复杂的映射关系;如果节点个数过多,网络学习时间增加,可能出现“过拟合”现象,亦即训练样本预测准确,但是其他样本值预测误差较大。最终确定的 BP 神经网络结构为 3-7-2,所建神经网络模型结构见图 3。

如图 3 所示,BP 神经网络可以看成是一个非线性函数,网络输入值和预测值分别是该函数的自变量

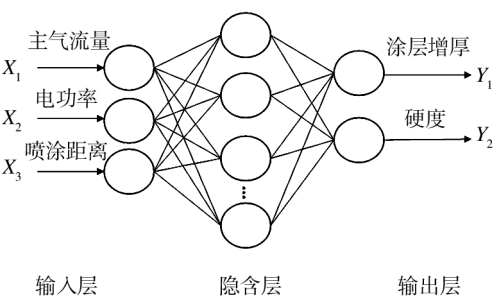


图 3 BP 神经网络模型结构
Fig. 3 BP Neural network model structure

和因变量。该网络模型表达了从主气流量、电功率(本质是次级气比例)和喷涂距离这三个自变量到涂层增厚和硬度这两个因变量的函数映射关系^[9]。

采用 Quanta 200 型扫描电镜(SEM)对粉末形貌以及涂层微观形貌进行分析。采用显微硬度仪测定涂层显微硬度,加载载荷为 200 g,加载时间为 15 s。每组试验中,对喷枪移动 10 次后的涂层增厚进行精确测量。实验参数设计和结果见表 1(共 20 组)。

表 1 实验参数设计和实验结果统计
Tab.1 Test parameters design and the statistical result of the experiment

编号	主气流量 /(L·min ⁻¹)	电功率 /kW	喷涂距 离/mm	涂层增 厚/μm	涂层硬度 (HV0.3)
1	100	51	80	235	499
2	100	54	70	306	543
3	100	57	100	356	655
4	100	60	90	393	589
5	80	51	100	202	479
6	80	54	90	211	566
7	80	57	70	182	422
8	80	60	80	179	433
9	120	51	80	189	450
10	120	54	90	216	563
11	120	57	70	193	398
12	120	60	100	222	574
13	110	51	100	192	566
14	110	54	70	207	588
15	110	57	80	242	575
16	110	60	90	231	591
17	90	51	90	352	532
18	90	54	100	375	547
19	90	57	70	309	565
20	90	60	80	235	456

2 BP神经网络模型仿真及讨论

在本次实验中,BP神经网络主要用到 newff, sim 和 train 这三个神经网络函数^[10]。newff 函数功能是构建一个神经网络,形式为 $\text{newff} = \text{net}(\mathbf{P}, \mathbf{T}, \mathbf{S}, \text{TF}, \text{BTF}, \text{BLF}, \text{PF}, \text{IPF}, \text{OPF}, \text{DDF})$,其中 \mathbf{P} 为输入数据矩阵, \mathbf{T} 为输出数据矩阵, \mathbf{S} 为隐含层节点数,TF 为节点传递函数,BTF 为训练函数,BLF 为网络学习函数,PF 为性能学习函数,IPF 为输入处理函数。

train 函数功能是训练神经网络,形式为 $[\text{net}, \text{tr}] = \text{train}(\text{NET}, \mathbf{X}, \mathbf{T}, \mathbf{P}_i, \mathbf{A}_i)$,其中 NET 为待训练网络, \mathbf{X} 为输入数据矩阵, \mathbf{T} 为输出数据矩阵, \mathbf{P}_i 为初始化输入层条件, \mathbf{A}_i 为初始化输出层条件,net 为训练好的网络,tr 为训练过程记录。

sim 函数功能是用训练好的 BP 神经网络预测函数输出,形式为 $y = \text{sim}(\text{net}, x)$,其中 net 为训练好的网络, x 为输入数据, y 为网络预测数据。实验中用 sim 函数在分别取值空间中连续取值 1000 组进行输出预测,寻找输出最大值,即喷涂中涂层增厚和涂层硬度达到最大的输入。

运行过程状态见图 4,可以看到神经网络的结构、隐含层的个数及各自的节点数量,并得到神经网络最大迭代次数(5000 次)、运行时间等实时信息^[11]。

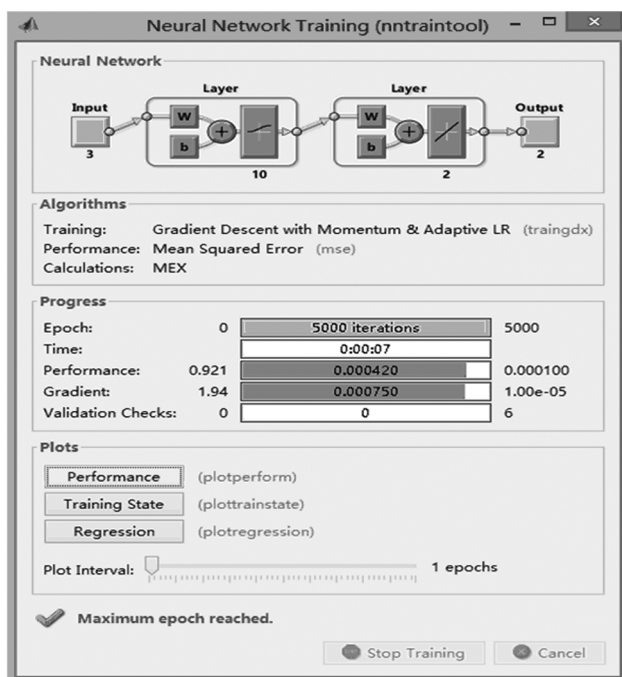


图 4 BP神经网络运行过程截图

Fig. 4 The screenshots of intermediate process operation of the BP neural network

在神经网络的拟合中,将表 1 中的 20 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训练神经网络,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 5 为涂层增厚、显微硬度样本值与 BP 神经网络识别结果的对比。在工程实践中,追求涂层性能的最优有时并不能满足实际应用的需要,往往需要兼顾涂层性能和喷涂效率,而硬度作为一个反应涂层综合性能的指标,与涂层沉积效率一起作为涂层参数优化评价的指标具有一定的科学性。文中采用的评价函数为:

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

式中: $g_i(x)$, $h_i(x)$ 为某工艺参数下预测得到的涂层显微硬度和单位喷涂次数后的涂层增厚; g_{\max} , h_{\max} 为优化得到的涂层硬度和沉积效率的最大值; a , b 分别为涂层这两个性能参数在评价指标中的权重,取 $a = b = 1$ 。当评价函数 $f_i(x)$ 最大时,判定涂层综合性能最优。可以看出,样本值与网络训练的输出值十分接近。模拟的实验结果说明,BP 神经网络对于喷涂参数优化问题的拟合精度较高^[12],可以将网络预测输出近似看成实际输出。

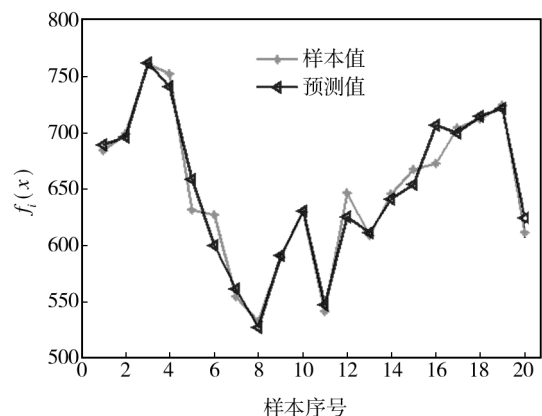


图 5 样本值和神经网络预测输出值

Fig. 5 Sample values and output values of neural network

神经网络的预测中利用了粒子群算法^[13],将变量变化范围内的所有可能参数进行随机组合输入,并在实验数据所训练出来的神经网络下进行输出预测^[14],最优值适应度曲线如图 6 所示。通过不停地进行迭代计算,发现涂层硬度和增厚达到最大值的点为 2.0186 时,满足设计要求。将全局最优值进行反向迭代,得到最佳参数输入为:主气流量 95.7809 L/min,电功率 55.6210 kW,喷涂距离 95.5610 mm。

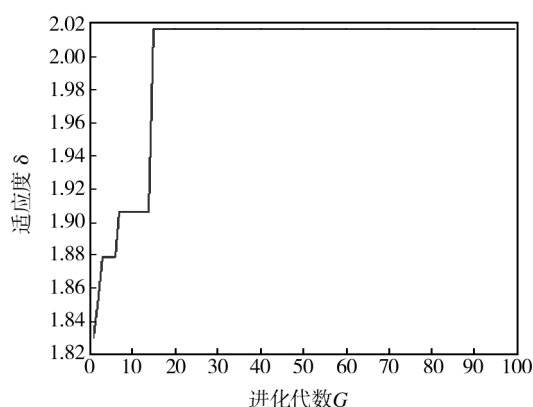


图6 全局最优值适应度变化曲线

Fig. 6 The optimal output value curve along with the transformation of iterations

3 实验验证及结果讨论

为验证拟合结果,按照神经网络优化的最优喷涂工艺参数,取主气流量 96 L/min、电功率 56 kW、喷涂距离 95 mm 进行喷涂试验^[15],制备出的涂层截面形貌见图 7。可以看到,涂层均匀致密,孔隙和杂质很少。在喷涂过程中记录涂层沉积速率,喷涂完成后进一步测量计算涂层硬度等性能指标,涂层增厚的实测平均值为 360 μm ,硬度为 672HV0.3,而模型的预测值分别为 332 μm 和 611HV0.3,相对误差分别为 7.8% 和 9.1%。这进一步说明 BP 神经网络对于喷涂工艺参数优化问题的拟合程度较好,预测值精度较高。

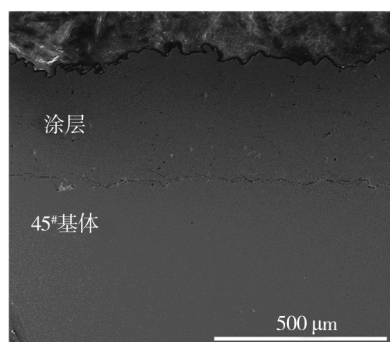


图7 神经网络优化参数制备铁基合金涂层截面形貌

Fig. 7 Cross-sectional SEM image of Fe-based alloy coating prepared with optimized neural network parameters

4 结论

1) 将 BP 神经网络运用于等离子喷涂的工艺参数优化,是一种全新的参数优化思路。优化主气流量、电功率和喷涂距离,所训练的模型对于该问题的

拟合比较好,精度满足设计要求。采用优化的喷涂参数制备 Fe 基合金涂层,所得涂层均匀致密,孔隙和未熔颗粒较少,单位时间内涂层增厚和涂层硬度对比实验组数据,优化效果明显。

2) 神经网络预测的准确性与训练数据的多少有很大关系,尤其是对于多输入、多输出的网络,如果缺乏足够多的训练数据,网络预测值往往会存在一定误差。所以笔者认为,在热喷涂工业生产实践中,基于存在大量的数据样本,采用神经网络优化工艺参数提升喷涂效率和涂层性能具有科学性和可操作性。

3) BP 神经网络虽然具有比较强的拟合能力,但是对于一些复杂的非线性系统,如热喷涂中多工艺参数优化,简单的 BP 神经网络预测结果还是会有较大误差。这时需引入诸如遗传算法、蚁群算法等算法来优化神经网络,使其精度更高,预测更加准确。

参考文献

- [1] 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 Shao-chun, WANG Han-gong, WANG Liu-ying, 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.
- [2] 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 Zhi-bo, WEI Yan-hong, ZHAN Xiao-hong, 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.
- [3] 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 Wei-sheng, ZHANG Hai-ou, WANG Gui-lan, 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.
- [4] 胡小平,黄之初,张厚安,等. MoSi₂ 的高温摩擦磨损性能及磨损率预测[J]. 中国机械工程,2010,21(21):2619—2623.
HU Xiao-ping, HUANG Zhi-chu, ZHANG Hou-an, et al. Friction and Wear Properties of MoSi₂ at Elevated Temperatures

- ture and Wear Rate Prediction[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(21): 2619—2623.
- [5] 张平, 王海军, 朱胜, 等. 高效能超音速等离子喷涂系统的研制[J]. 中国表面工程, 2003, 60(3): 12—16.
- ZHANG Ping, WANG Hai-jun, ZHU Sheng, et al. The Development of High Efficiency Supersonic Plasma Spraying System[J]. China Surface Engineering, 2003, 60(3): 12—16.
- [6] 陆欢, 王海军, 郭永明, 等. 超音速等离子喷涂参数对粒子速度温度的影响[J]. 中国表面工程, 2008, 21(1): 19—23.
- LU Huan, WANG Hai-jun, GUO Yong-ming, et al. The Influence of Supersonic Plasma Spray Parameters on Flying Particles Velocity and Temperature[J]. China Surface Engineering, 2008, 21(1): 19—23.
- [7] 王海军, 谢兆钱, 郭永明, 等. 高效能超音速等离子喷涂粒子特性及涂层特点[J]. 中国表面工程, 2010, 23(3): 84—88.
- WANG Hai-jun, XIE Zhao-qian, GUO Yong-ming, et al. Characteristic of High Efficiency Supersonic Plasma Particles and Coatings[J]. China Surface Engineering, 2010, 23(3): 84—88.
- [8] 刘明, 王海军, 姜伟, 等. 响应曲面法优化超音速等离子喷涂 Al_2O_3 -40% TiO_2 涂层工艺[J]. 材料科学与工艺, 2014, 22(2): 12—16.
- LIU Ming, WANG Hai-jun, JIANG Yi, et al. Optimization of Supersonic Plasma Sprayed Al_2O_3 -40% TiO_2 Coatings by Response Surface Methodology[J]. Materials Science and Technology, 2014, 22(2): 12—16.
- [9] 钟鸣, 傅戈雁. 基于人工神经网络的激光涂层多冲疲劳性能预测模型的研究[J]. 机械设计与制造, 2006(12): 36—40.
- ZHONG Ming, FU Ge-yan. Study on the Prediction Model of the Fatigue Properties of the Laser Cladding Coating under the Repeat Impact Load with the Use of Artificial Neural Network[J]. Machinery Design and Manufacture, 2006(12): 36—40.
- [10] 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(9/10/11): 5085—5089.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] PACKARD N H, CRUTCHFIELD J P, FARMER J D, et al. Shaw Geometry from a Time Series[J]. Physical Review Letters, 1980, 45(9): 712—716.
- [14] ALIN A S, OTT C, FRSES U, et al. Cartesian Impedance Control of Redundant Robots: Recent Results with the DLR-light-weight-arms[C]//Proc of 2003 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Taipei: [s. n.], 2003: 3704—3709.
- [15] 王希靖, 徐成, 张杰, 等. 基于神经网络 BP 算法的 7075-T651 铝合金搅拌摩擦焊接接头疲劳寿命预测[J]. 兰州理工大学学报, 2008, 34(3): 12—15.
- WANG Xi-jing, XU Cheng, ZHANG Jie, et al. Fatigue Life Prediction of Friction-stir Welding Joints of Aluminum Alloy 7070-7651 Based on BP Algorithm of Neural Network[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2008, 34(3): 12—15.