

基于神经网络的双层辉光离子渗金属 工艺预测模型（二号黑体，单倍行距）

X X¹ XXX¹ X X²（四号华文仿宋，行距最小值 15.6 磅）

（1. 北京科技大学机械工程学院 北京 100081；

2. 上海交通大学机械工程与动力学院 上海 200030）（五号宋体，行距最小值 15.6 磅）

摘要（小五黑体）：将人工神经网络理论和算法应用于双层辉光离子渗金属工艺的研究，在对网络进行训练的基础上，建立了双层辉光离子渗金属工艺与渗层表面成分和元素总质量分数、渗层厚度和吸收率之间的数学模型，试验结果与计算结果十分吻合。（小五，宋体，行距最小值 15.6 磅）

关键词（小五黑体）：双层辉光 人工神经网络 预测模型（小五宋体，行距最小值 15.6 磅）

0 前言（四号宋体，单倍行距，段前

0.5 行，段后 0.5 行）

（五号，中文宋体，英文 Times New Roman，行距最小值 15.6 磅）双层辉光离子渗金属技术是我国在国内外都获得专利的一项等离子表面冶金新技术^[1-4]，它可以在普通材料表面形成具有特殊物理、化学性质的表面合金层。双层辉光离子多元共渗是一个非常复杂的问题，各种合金元素在源极表面溅射的特性、工件表面的沉积扩散，等离子体空间传输存在较大的差异。而且宏观工艺参数较多，它们之间相互作用关系复杂，以往人们都是借助于经验，很难找到反映其内在规律的数学模型。

人工神经网络理论的提出与发展为研究非线性系统提供了一种强有力的工具，它已成功的应用于许多研究领域，在材料热处理学科的应用越来越受到重视^[5-6]。首次以美国 HAYEN 公司生产的 Hastelloy C—2000 镍基耐蚀合金为源极，进行 Ni-Cr-Mo-Cu 多元共渗工艺研究。利用人工神经网络技术，建立了双层辉光离子渗金属工艺与渗层合金成分及合金元素总质量分数、渗层厚度和吸收率之间的预测模型。

1 试验方法和试验方案

1.1 试验方法（五号，中文黑体，英文 Times New Roman，行距最小值 15.6 磅）

基金项目：国家“863”高科技资助项目(7150080050)。无此项可省略（六号宋体，此处为角注，和正文分开）

渗金属试验在自制双层辉光离子渗金属炉中进行，源极材料为 Hastelloy C—2000 合金，尺寸为 130 mm×50 mm×4 mm，工件材料为 20 钢，尺寸为 80 mm×25 mm×3 mm。采用脉冲放电模式：源极采用直流电源，工件采用脉冲电源。源极材料 Hastelloy C—2000 的质量分数： $w_{Ni}=59\%$ ， $w_{Mo}=16\%$ ， $w_{Cr}=23\%$ ， $w_{Cu}=1.6\%$ ， $w_C<0.01\%$ 。

1.2 试验方案

为了选定正交试验各个工艺参数的取值范围，先结合以往试验研究的经验，然后又进行了 20 余炉的摸索性试验，确定了正交工艺参数。正交试验按照 L16(4⁵)正交表进行试验。指标项目为渗层表面合金元素成分及总质量分数、渗层厚度和吸收率。因素水平表如表 1 所示。

表 1 因素水平表（小五宋体）

因素	水平			
	1	2	3	4
源极电压 U/V	1 050	1 000	950	900
工件电压 U/V	275	250	350	300
气压 p/Pa	35	30	45	40
极间距 d/mm	15	20	25	22.5

2 数学模型

在网络学习部分，采用三层 BP 神经网络来完成函数的映射。误差逆传播神经网络是一种具有三层或三层以上的阶层型神经网络，如图所示为一个三层前馈神经网络：它包括输入层、隐含层(中间层)、输出层；输入层有 i 个节点，隐含层有 j 个节点，输出层有 t 个节点。上、下层之间各神经元实现全连接，即下层的每一单元与上层的每一单元都

实现权连接，而每层各神经元之间无连接。网络按有教师示教的方式进行学习，当一对学习模式提供给网络后，神经元激活值从输入层经各中间层向输出层传播，在输出层的各神经元获得网络的输入响应。这以后，按减小希望输出与实际输出之间误差的方向，从输出层经各中间层逐层修正各连接权值，最后回到输入层。

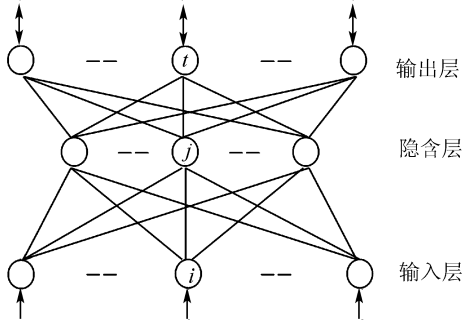


图1 典型BP网络示意图（小五宋体）

算法步骤：

(1) 设置初始权系 $w(0)$ 为较小的随机非零值。

(2) 给定输入/输出样本对，计算网络的输出：

设第 p 组样本输入、输出分别为

$$u_p = (u_{1p}, u_{2p}, \dots, u_{np})$$

$$d_p = (d_{1p}, d_{2p}, \dots, d_{np}) \quad p=1, 2, \dots, L$$

节点 i 在第 p 组样本输入时，输出为

$$y_{ip} = f[x_{ip}(t)] = f\left[\sum_j w_{ij}(t) I_{jp}\right] \quad (1)$$

式中 I_{jp} 为在第 p 组样本输入时，节点 i 的第 j 个输入

f 是激励函数，采用 Sigmoid 型，即

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

可由输入层经隐层至输出层，求得网络输出层节点的输入。

(3) 计算网络的目标函数 J

设 E_p 为在第 p 组样本输入时网络的目标函数，取 L_2 范数，则

$$E_p(t) = \frac{1}{2} \|d_p - y_p(t)\|_2^2 = \frac{1}{2} \sum_k [d_{kp} - y_{kp}(t)]^2 = \frac{1}{2} \sum_k e_{kp}^2(t) \quad (3)$$

式中 $y_{kp}(t)$ 为在第 p 组样本输入时，经 t 次权值调整网络的输出， k 是输出层第 k 个节点

网络的总目标函数为

$$J(t) = \sum_p E_p(t) \quad (4)$$

作为对网络学习状况的评价。

判别：若

$$J \leq \varepsilon \quad (5)$$

式中 ε 为预先确定的， $\varepsilon \geq 0$

则算法结束，否则，至步骤(4)。

(4) 反向传播计算

由输出层，依据 J 按“梯度下降法”反向计算，逐层调整权值。

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) -$$

$$\eta \sum_p \frac{\partial E_p(t)}{\partial w_{ij}(t)} = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (6)$$

式中 η 为步长或称为学习率，本文中 n 取 1000000， η 取 0.9。

3 计算结果与比较

为检验程序的可靠性与实用性，对双层辉光离子多元共渗工艺参数：源极电压、工件电压、极间距、气压对渗层表面的合金元素总质量分数、渗层厚度、各合金元素质量分数、吸收率(工件增重/源极增重)的影响进行了网络学习，并与试验结果进行了比较。模型的输入节点数为 4 个工艺参数，隐含层节点数为 5，输出分别为上叙各指标项。为保证网络训练准确可靠，同时又具有一定的推广能力，在正交试验 16 组数据中选择 13 组作为训练样本，余下的 3 组以及正交优化工艺作为检测样本。经过 1000000 次训练的试验数据与计算结果的比较见表 2、表 3。

表 2 预测渗层表面的成分

编号	质量分数 w/%			
	Ni	Cr	Mo	Cu
5	49.881	14.695	11.365	1.605
预测值	51.734	16.962	11.211	1.661
12	50.514	16.691	14.071	0.912
预测值	51.171	17.509	13.048	0.415
16	50.290	19.164	6.480	1.308
预测值	50.826	18.104	7.8130	1.333
17	57.168	19.655	14.732	1.353
预测值	59.891	20.107	12.163	1.403

从表 2、表 3 可以看出训练样本和检测样本的网络实际输出值与期望值都很接近，说明应用神经网络描述双层辉光离子渗金属工艺参数与渗层的表面合金成分和合金总质量分数、渗层厚度、吸收率之间的映射模型是十分有效的。

表3 人工神经网络训练与预测值

试验编号	源极电压	工件电压	极间距	气压	吸收率 $s(\%)$		渗层厚度 $\delta(\mu\text{m})$		元素总质量分数 $w(\%)$	
	U/V	U/V	d/mm	p/Pa	试验值	预测值	试验值	预测值	试验值	预测值
1	1	1	1	1	70.900	70.587	34.5	34.579	87.496	87.437
2	1	2	2	2	61.200	60.871	36.5	36.380	89.796	89.237
3	1	3	3	3	33.330	32.847	19.0	19.245	84.895	84.508
4	1	4	4	4	44.650	44.401	21.0	20.871	77.579	77.321
5*	2	1	2	3	48.100	47.753	25.5	24.950	77.546	76.796
17*	1	2	1	1	79.340	80.920	38.0	38.459	92.908	92.210

注：*为检测样本值，试验编号17为正交优化工艺（小五宋体）

4 结论

通过对基于神经网络的双层辉光离子多元共渗的工艺研究，建立起工艺参数与渗层的表面合金成分和合金总质量分数、渗层厚度和吸收率之间的映射模型。该模型的建立为多元共渗这种多变量、非线性系统的问题的解决提供了一个有效的工具。

参 考 文 献（五号黑体）

- [1] ZHONG X, YUAN G, SU YA, et al. Double glow surface alloying process[C]. In: Third Pacific Rim International Conference on Advanced Materials and Processing, Hawaii. 1998, 6: 1 969-1 978.（小五，中文宋体，英文 Times New Roman，悬挂缩进 0.63 厘米，行距最小值 15.6 磅）
- [2] 高原，贺志勇，赵晋香. 机用锯条齿部表面强化组织的研究[J]. 材料科学与工艺，1995，3(3): 62-66.
- [3] 高原，贺志勇，赵晋香. 一种新型的表面高速钢的形成方法[J]. 太原理工大学学报，1996，27(1): 33-35.
- [4] 高原，贺志勇，刘小萍. 离子渗铬钼手用锯条合金元素与切削性能的研究[J]. 兵工学报，1998，19(4): 331-335.
- [5] 李延民，潘清跃，黄卫东，等. 应用人工神经网络于激光加工工艺优化[J]. 金属热处理学报，1998，19(4): 14-17.
- [6] 吴良，钟文锋. 基于人工神经网络的结构钢端淬曲线预测系统模型的研究[J]. 金属热处理学报，2000，21(4): 13-17.

RESEARCH ON ANN-BASED PREDICTION MODEL USED TO DOUBLE GLOW PLASMA SURFACE ALLOYING PROCESSING（小四 Times New Roman）

XX Xxx¹ XXX Xxxxx¹ XX Xxxx²（五号斜体 Times New Roman）

(1. College of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100081;
2. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract（小五，Times New Roman，加粗）: The theory and the algorithm of the artificial neural network are applied in the research of the technique and the composition, the gross mass fraction of element, the thickness of surface alloying layer as well as the absorption rate is built. The calculation results are in good agreement with the experimental results.（小五，Times New Roman）

Key words（小五，Times New Roman，加粗）: Double glow; Artificial neural network; Prediction model

作者简介（小五，黑体）: 徐江，男，1973 年出生，博士研究生，主要研究方向为表面改性方面的研究。（小五，中文宋体，英文 Times New Roman）

E-mail: cjme@mail.machineinf.gov.com