

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2025.08.012

基于改进 PSO-BP 神经网络的 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化方法

李学威^{1*}, 王兆浩²(1. 周口职业技术学院 信息工程学院, 河南 周口 466000; 2. 山西师范大学
数学与计算机科学学院, 山西 太原 030002)

摘要: 在 Ni-TiC 复合镀层的制备过程中, 由于受到参数非线性波动以及多参数间复杂作用关系的影响, 其镀层制备效果不佳。为达到理想的镀层效果, 本次借助脉冲负荷电沉积法制备 Ni-TiC 复合镀层环境, 开展基于改进粒子群优化—反向传播(Particle Swarm Optimization Backpropagation, PSO-BP)神经网络的 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化方法研究。先对 Ni-TiC 复合镀层工艺进行分析, 探讨 TiC 粒子浓度、电流密度以及 pH 值三种工艺参数的影响, 然后以此为基础, 设计正交试验, 开展对 Ni-TiC 复合镀层工艺参数的初步优化, 最后以得到的正交试验结果为输入, 采用 BP 神经网络完成 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化模型的构建与训练设计, 应用改进 PSO 算法完成 BP 神经网络模型参数寻优, 实现 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化。实验结果表明: 应用该方法, 可以实现 Ni-TiC 复合镀层的制备工艺参数优化, 采用优化后的工艺制备的复合镀层的耐腐蚀能力更强。

关键词: 改进 PSO 算法; BP 神经网络; Ni-TiC 复合镀层; 工艺参数优化; 正交实验; 脉冲负荷电沉积方法
中图分类号: TQ050.9 **文献标识码:** A

Optimization method for process parameters of Ni-TiC composite coating based on improved PSO-BP neural network

Li Xuewei^{1*}, Wang Zhaohao²(1. School of Information and Engineering, Zhoukou Vocational and Technical College,
Zhoukou 466000, China; 2. School of Mathematics and Computer Science,
Shanxi Normal University, Taiyuan 030002, China)

Abstract: In the preparation process of Ni-TiC composite coating, the coating preparation effect is poor due to the influence of nonlinear parameter fluctuations and complex interaction relationships between multiple parameters. In order to achieve the desired coating effect, a study was conducted on the process parameter optimization method of Ni TiC composite coating based on improved particle swarm optimization backpropagation neural network (PSO-BPNN) using pulse load electrodeposition method to prepare Ni TiC composite coating environment. Firstly, the process of Ni-TiC composite coating was

收稿日期: 2024-08-07

修回日期: 2024-10-24

通信作者: 李学威(1983—), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为计算机应用, email: zexin0900@sina.com

基金项目: 河南省科技厅科技攻关支持项目(232102210200); 河南省高等学校重点科研项目计划支持(23B520036)

引用信息: 李学威, 王兆浩. 基于改进 PSO-BP 神经网络的 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化方法[J]. 电镀与精饰, 2025, 47(8): 76-82.

Li Xuewei, Wang Zhaohao. Optimization method for process parameters of Ni-TiC composite coating based on improved PSO-BP neural network[J]. Plating and Finishing, 2025, 47(8): 76-82.

analyzed to explore the effects of three process parameters: TiC particle concentration, current density, and pH value. Based on this, an orthogonal experiment was designed to carry out preliminary optimization of process parameters of Ni-TiC composite coating. Finally, taking the obtained orthogonal experimental results as input, a BP neural network was used to construct and train an optimization model for the process parameters of Ni-TiC composite coating. The improved PSO algorithm was applied to optimize the BP neural network model parameters, and the process parameters of Ni-TiC composite coating were optimized. The experimental results show that the application of this method can optimize the preparation process parameters of Ni-TiC composite coatings, and the composite coatings prepared using the optimized process have stronger corrosion resistance.

Keywords: improving PSO algorithm; BP neural network; Ni-TiC composite coating; process parameter optimization; orthogonal experiment; pulse load electrodeposition method

Ni-TiC复合镀层具有较高的耐磨性、抗腐蚀性^[1]。然而,其镀层的性能受到制备过程中多种因素影响,通过优化工艺参数,可以确保镀层中TiC粒子的均匀分布和合适的含量,从而显著提升镀层的性能^[2]。传统的材料加工过程常受到不确定工艺参数的影响,导致制备误差的存在。Ni-TiC复合镀层的制备也不例外。通过优化工艺参数,可减少这些不确定因素的影响,降低制备误差,提高镀层的一致性和稳定性。

复合镀层制备是一个复杂的非线性过程,许多因素直接影响镀层性能,且这些因素的影响程度难以精确量化。目前,关于沉积过程的数学模型表征尚无明确结论^[3]。近年来,众多学者开展相关研究,如任鑫等^[4]使用不同的电沉积方法在Q235钢表面上完成复合镀层制备,并深入探讨不同电沉积方法制备的镀层样品在微观结构与表面性能的不同。此研究的实验条件受到一定限制,如选取的电流密度、镀液温度、pH值等参数范围未覆盖到所有可能的优化区间,导致无法找到全局最优的工艺参数。张伟等^[5]通过脉冲电沉积方法在C45钢基材表面进行复合镀层制备后,分析了不同纳米颗粒 Si_3N_4 与MWCNTs添加量条件下,复合镀层表面镀层效果的变化。但该方法只针对特定的纳米颗粒用量范围进行了探究,没有全面覆盖所有可能的参数值,导致未能找到全局最优的工艺参数组合。孙垂康等^[6]采用超声辅助脉冲电沉积方法,制备了Ni-TiN纳米复合镀层,以正交实验的方式,获取镀层性能参数的详细数据进行工艺分析。此研究中提到的正交实验分析虽然有助于确定较优的工艺参数组合,但可能无法准确找到全局最优解,正交实验分析的结果,通常受到所选参数范围和参数水平的影响,可能存在遗漏或偏差。张璐等^[7]分析了电沉积钴-铁-二氧化

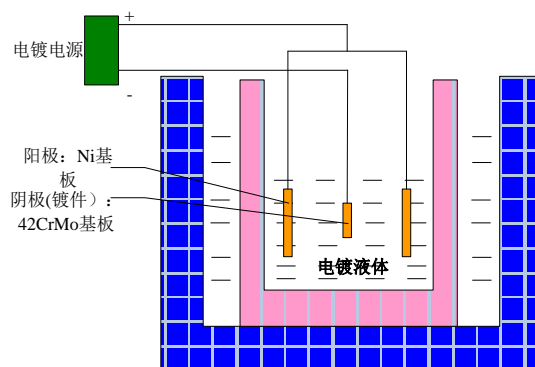
锆复合镀层工艺效果与电流密度之间的关系,而电流密度只是影响镀层性能的一个因素,其他因素如镀液成分、温度、pH值等也可能对镀层性能产生重要影响。然而,现有研究可能主要关注电流密度对镀层性能的影响,而未充分考虑多因素之间的交互作用。

由于反向传播(Back Propagation, BP)神经网络在处理这种难以建立精确数学模型的问题时展现出强大的能力,其通过自我学习来训练和调整,能够发现复合镀层工艺数据样本的内在规律。因此,本文研究复合镀层制备过程中各因素权重对镀层性能的影响,尝试利用基于改进粒子群优化—反向传播(Particle Swarm Optimization Back Propagation, PSO-BP)神经网络解决工艺参数的自动选择优化问题,希望通过本次研究,可为实际生产提供理论指导。

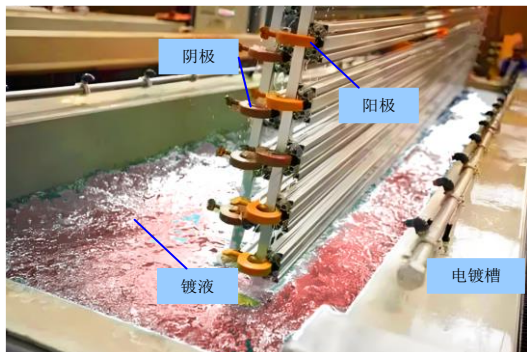
1 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化方法

1.1 Ni-TiC 复合镀层工艺参数选取

本次选取脉冲负荷电沉积法开展Ni-TiC复合镀层制备,其制备过程示意图及场景图如图1所示。



(a) 脉冲负荷电沉积示意图



(b) 脉冲负荷电沉积方法镀层处理实物场景图

图 1 脉冲负荷电沉积法制备 Ni-TiC 复合镀层的示意图及场景图

Fig.1 Schematic diagram and scene diagram of Ni-TiC composite coating prepared by pulse load electrodeposition method

如图1所示，应用脉冲负荷电沉积方法进行Ni-TiC复合镀层制备的工艺步骤如下：先配制电镀液，根据配方精确称量Ni盐、TiC粒子及其他添加剂，混合均匀后倒入直径为155 mm的圆形玻璃镀槽内^[8-9]。然后设定水浴系统，通过水浴升温方法控制电镀液温度，避免局部过热，确保电镀过程在稳定的温度条件下进行。使用数显直流恒速搅拌器对电镀液进行搅拌，实时调整搅拌速度，以保证镀液中TiC粒子及其他成分均匀分散，防止粒子沉降或局部浓度过高，从而确保镀层质量。连接双脉冲电源至电镀系统，此电源能够稳定、精确地输出电流，为电镀过程提供必要的电能支持，实现高效且精准的Ni-TiC复合镀层沉积。

完成上述内容准备后，清洗待镀工件，并将待镀工件浸入电镀液中作为阴极。设定脉冲空占比是35%，频率与搅拌速率分别是600 Hz和305 r/min，温度是50 °C，以此为基础，进行脉冲电沉积处理，即通过调整电流密度、脉冲等参数，启动电镀过程。在双脉冲电源的作用下，Ni离子与TiC粒子共同沉积到工件表面，形成Ni-TiC复合镀层。电镀完成后，对镀层进行清洗、干燥，以去除表面残留物。

在上述过程中，TiC粒子浓度、电流密度及电镀液的pH值对其效果影响加大。如TiC粒子浓度直接影响镀层中TiC的含量和分布。浓度过高可能导致粒子团聚，影响镀层均匀性和性能；浓度过低则可能不足以形成有效的复合效果。电流密度是控制镀层沉积速率和质量的关键参数。电流密度过大可能加速镀层生长但导致粗糙度增加，甚至烧焦镀层；过小则可能降低沉积速率，影响生产效率。pH值主

要影响电镀液的稳定性和电镀反应速率。不适当的pH值可能导致镀层质量下降，如出现针孔、麻点等缺陷。以此三个参数为基础，开展后续研究。

1.2 基于正交实验的镀层工艺参数初步优化设计

由于TiC粒子浓度、电流密度、pH值三种因素会对Ni-TiC复合镀层质量造成较大影响，因此设计正交试验，对相关参数作进一步研究。在本文设计的正交实验中，实验分析指标为镀层的耐腐蚀性能，影响因素为TiC粒子浓度 s 、电流密度 z 以及pH值 v 。 s 、 z 、 v 在实验中的状态与条件的差异会影响镀层效果，此类状态与条件即为水平，将水平设为1、2、3，则 s 、 z 、 v 的三个水平分别是 $\{s_1, s_2, s_3\}$ 、 $\{z_1, z_2, z_3\}$ 、 $\{v_1, v_2, v_3\}$ 。实验的目的是分析 s 、 z 、 v 对Ni-TiC复合镀层效果的影响。

参考前人研究^[10]，基于实验目的及模拟的实际情况，完成正交实验中TiC粒子浓度、电流密度、pH值三个因素水平数值的设置。考虑到TiC粒子在镀液中的分散性和对镀层质量的影响，选择了16、24以及32 g·L⁻¹这三个水平。这三个水平能够覆盖TiC粒子浓度的常用范围，并有助于观察其对镀层质量的影响。电流密度是影响镀层沉积速率和镀层质量的重要因素。根据实验设备和材料特性，选择了1、2和3 A·dm⁻²这三个水平。这三个水平能够反映电流密度对镀层质量的影响，并有助于找到最佳的电流密度值。pH值对镀液的稳定性和镀层质量有重要影响^[11]。根据镀液的化学性质和实验需求，选择了2.5、4.5和6.5这三个水平。这三个水平能够覆盖常见的pH值范围，并有助于观察其对镀层质量的影响。依据上述设计，正交实验中复合镀层的因素水平表如表1所示，按L₉(3⁴)正交表进行实验。

表 1 正交试验的因素水平表

Tab.1 Factor level table of orthogonal experiment

因素	水平 1	水平 2	水平 3
TiC 粒子浓度 $s/(g \cdot L^{-1})$	16	24	32
电流密度 $z/(A \cdot dm^{-2})$	1	2	3
pH 值 v	2.5	4.5	6.5

采用正交试验完成复合镀层制备后，应用思耐达精密仪器(上海)有限公司的SU9000型号场发射扫描电子显微镜观察镀层形貌，并借助CS300型电化学工作站完成镀层腐蚀电位的检测。将电化学工作站探头轻轻放置在待测镀层表面，确保探头与镀层之间形成良好的接触。启动测量程序，记录开路电

位。由于腐蚀电位能直观反映镀层与环境介质间的氧化还原反应倾向,是评估镀层耐蚀性能的基本依据,且腐蚀电位的测量相对简便,无需复杂的实验步骤和数据处理,因此本试验选择腐蚀电位作为正交试验的评价指标。通过正交试验,得到9组Ni-TiC复合镀层工艺参数与镀层耐蚀性结果,以为后续Ni-TiC复合镀层工艺参数优化奠定基础。

1.3 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化模型构建与求解设计

正交试验的结果通常是建立在大量反复试验的基础上,通过取试验值的平均值而获得一种相对优化,所以仅通过正交试验得到的参数优化结果并非最佳,因为正交试验法不能解决一一映射的动态变化过程,不能反映出随机干扰因素的影响。因此,本次以得到的正交试验结果为输入,引入BP神经网络,开展Ni-TiC复合镀层工艺参数优化模型构建,以完成工艺参数优化设计。

1.3.1 BP神经网络模型构建与训练

在Ni-TiC复合镀层的制备过程中,工艺参数的选择对镀层的性能具有重要影响。然而,由于制备过程的高度非线性和复杂性,很难通过传统的数学方法建立精确的模型来描述工艺参数与镀层效果之间的关系^[12]。因此,BP神经网络被广泛应用于Ni-TiC复合镀层工艺参数的优化问题中。在BP神经网络中,输入层负责接收Ni-TiC复合镀层性能预测样本,并将其传递给隐藏层。隐藏层负责对输入的Ni-TiC复合镀层工艺参数样本进行非线性变换,并将得到的结果传递给输出层。输出层则负责将神经网络的计算结果输出到外部^[13-14]。基于此,构建的BP神经网络结构图如图2所示。

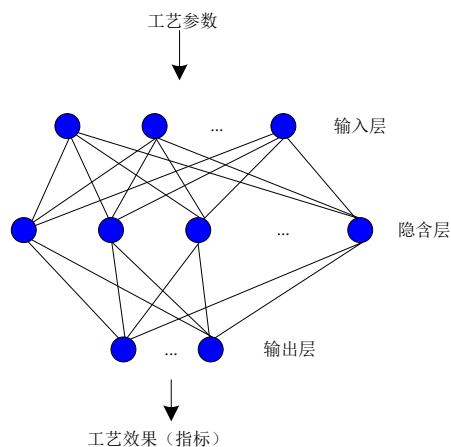


图2 BP神经网络结构图

Fig.2 BP neural network structure diagram

本次以正交试验得到的初步优化结果作为输入数据,建立BP神经网络模型,并对神经网络进行训练。训练时神经网络会不断调整自身的权值和阈值,以提高复合镀层性能预测的输出值 x_i^q 与期望输出值 w_i^q 之间的匹配度(误差最小化)。当神经网络的训练达到误差最小化后,就可以利用该神经网络对新的复合镀层工艺参数组合进行预测和优化。例如,在优化Ni-TiC复合镀层的耐磨耐蚀性能时,可以通过输入不同的工艺参数组合到训练好的BP神经网络中,得到对应的镀层工艺参数优化值。然后,依据得到的最优的工艺参数组合进行实际制备。通过这种方式,可以大大提高Ni-TiC复合镀层制备的效率和成功率,降低生产成本和时间。

设定复合镀层工艺参数优化的误差函数 F 是:

$$F = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^L \sum_{i=1}^n (x_i^q - w_i^q)^2 \quad (1)$$

式中: L 、 n 分别代表BP神经网络模型训练样本组的数量、输出层节点; $q \in L$, $i \in n$ ^[15]。

BP神经网络训练流程是:

- (1) 确定用于优化镀层工艺参数的网络结构层数、每层的神经元数量以及连接权重。
- (2) 运算 m 个隐含层神经元的输出结果 p_m 。

$$p_m = g \left(\sum_{j=1}^m \omega_{jm} y_j b_j \right) \quad (2)$$

式中: g 、 y_j 分别代表隐含层激活函数与输入样本; ω_{jm} 、 b_j 分别代表输入层与隐含层连接权重与偏置项, $j \in m$ 。

- (3) 运算输出层神经元输出的镀层工艺参数优化结果 r_i 。

$$r_i = g \left(\sum_{i=1}^k \omega_{im} p_m - b_i \right), i \in k \quad (3)$$

式中: k 代表输出层神经元数量^[16]。 ω_{im} 、 b_i 分别代表输出层与隐含层连接权重与偏置项。

由此,完成BP神经网络镀层参数优化模型的构建与训练。

1.3.2 BP神经网络模型优化求解

建立模型后,本文提出一种改进PSO算法,对模型的连接权重 ω_{im} 和偏置项 b_i 进行优化求解,完成模型优化,其具体流程如下:

- (1) 结合BP神经网络结构,设置粒子总数为 L ,此数量即为模型参数组合的数量之和,将模型参数组合初始化为 $0 \sim 1$ 之内的随机数,并设置最大迭代次数。

(2) 结合输入的镀层工艺参数样本, 运算各个粒子个体(模型参数组合)的适应度函数, 其函数可表示为:

$$f(x) = \frac{x}{1+e} \quad (4)$$

式中: e 代表常数。

(3) 将各个粒子(模型参数组合)最优位置, 设成历史最优位置, 进入迭代模式^[17]。

(4) 更新粒子(模型参数组合)的速度与位置, 其公式如下:

$$u'_q = \omega_{f(x)} u_q + s_1 \delta(o_{best} - o_q) + s_2 \delta(e_{best} - o_q) \quad (5)$$

$$o'_q = o_q + u'_q \quad (6)$$

式中: o_q , u_q 分别代表第 q 个粒子(模型参数组合)的位置和速度; u'_q , o'_q 分别代表第 q 个粒子(模型参数组合)的速度与位置更新结果; $\omega_{f(x)}$ 、 δ 依次代表惯性权重与随机数; s_1 、 s_2 依次代表加速常量; o_{best} 代表粒子位置最优解, e_{best} 代表全局寻优位置最优解^[18-19]。

(5) 分析粒子个体(模型参数组合)历史最优位置, 设置粒子替代比例是1/4, 将适应度最优的粒子取代最差粒子, 跳转至步骤(4)^[20]。

(6) 判断此刻迭代次数是否为最大值, 如果是, 则输出模型参数组合。

由此, 可得到最优的连接权重 $\omega_{imo'_q}$ 、偏置项参数 $b_{io'_q}$, 将其代入式(3), 即可得到最优的工艺参数组合。

2 实验分析

2.1 正交试验结果分析

通过上述设计的正交试验, 得到实验结果如表2所示。

表2中, K_1 、 K_2 、 K_3 分别为 s 、 z 、 v 三个因素在水平1、水平2和水平3下的腐蚀电位均值, R 为极差。分析表2数据可知, 对于TiC粒子浓度(s), 腐蚀电位最正的是的 K_3 , 即最佳水平为3; 对于电流密度(z), 腐蚀电位最正的是的 K_3 , 即最佳水平为3; 对于pH值(v), 腐蚀电位最正的是的 K_1 , 即最佳水平为1, 综合以上结果可知由正交试验得到的最佳工艺方案为 $s_3z_3v_1$, 即粒子浓度为 $32 \text{ g}\cdot\text{L}^{-1}$ 、电流密度为 $3 \text{ A}\cdot\text{dm}^{-2}$ 、pH值为2.5。

根据极差分析制备镀层影响因素可知, TiC粒子浓度的极差值 R 最大, 为0.014 0; pH值次之, 为

表2 正交试验结果

Tab.2 Orthogonal experimental results

实验编码	$s/(\text{g}\cdot\text{L}^{-1})$	$z/(\text{A}\cdot\text{dm}^{-2})$	v	腐蚀电位/V
1	16	1	2.5	-0.271 2
2	16	2	4.5	-0.274 3
3	16	3	6.5	-0.272 2
4	24	1	4.5	-0.268 1
5	24	2	6.5	-0.275 4
6	24	3	2.5	-0.258 2
7	32	1	6.5	-0.269 4
8	32	2	2.5	-0.251 3
9	32	3	4.5	-0.255 1
K_1	-0.272 6	-0.269 6	-0.260 2	—
K_2	-0.267 2	-0.267 0	-0.265 8	—
K_3	-0.258 6	-0.261 8	-0.272 3	—
R	0.014 0	0.007 8	0.012 1	—

0.012 1, 电流密度影响最小, 仅为0.007 8, 由此可知影响因素的大小排序为: TiC粒子浓度>电流密度> pH值。

以正交试验得出的数据作为输入, 完成模型训练。

2.2 参数优化效果分析

2.2.1 模型训练效果

将得到的正交试验数据进行归一化处理, 得到数据如下表3所示。

表3 归一化数据表

Tab.3 Normalized data table

实验编码	$s/(\text{g}\cdot\text{L}^{-1})$	$z/(\text{A}\cdot\text{dm}^{-2})$	v	腐蚀电位/V
1	0.00	0.00	0.00	0.17
2	0.00	0.50	0.50	0.05
3	0.00	1.00	1.00	0.13
4	0.50	0.00	0.50	0.29
5	0.50	0.50	1.00	0.00
6	0.50	1.00	0.00	0.72
7	1.00	0.00	1.00	0.26
8	1.00	0.50	0.00	1.00
9	1.00	1.00	0.50	0.83

以此为基础, 开展模型训练。设置基于改进 PSO-BP神经网络的镀层性能预测模型的迭代次数

为70次,神经元函数与输出层神经元函数分别使用S型正切函数、纯线性函数,训练函数是Tranlm。学习速率与期望误差函数值分别是0.060和0.001。统计本文方法使用改进PSO算法优化BP神经网络参数时的训练误差,得到结果如图3所示。

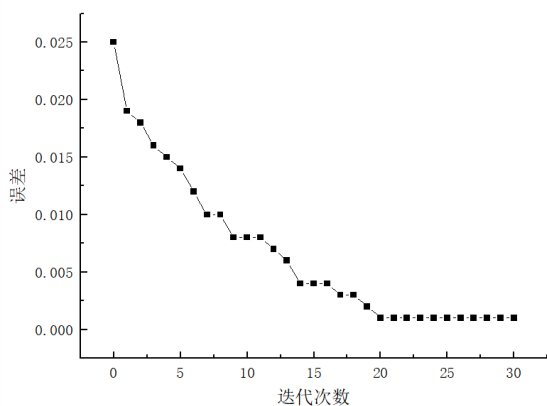


图3 BP神经网络参数训练误差

Fig.3 BP neural network parameter training error

由图3可以看出,使用改进PSO算法优化模型参数时,经过20次的参数优化训练,BP神经网络的输出误差函数值处于0.001状态,模型在训练数据上已经达到了相对较低的误差水平。此时,得到的BP神经网络模型参数如下:输入层节点数为3,隐藏层节点数为10,输出层节点数为1,学习率为0.02,迭代次数为1 000。在此状态下,可应用该模型对Ni-TiC复合镀层工艺参数进行良好优化。

2.2.2 Ni-TiC 复合镀层工艺参数优化对比性能验证

先应用所提方法开展Ni-TiC复合镀层工艺参数优化,随着迭代,得到最优参数预测电位变化结果如图4所示。

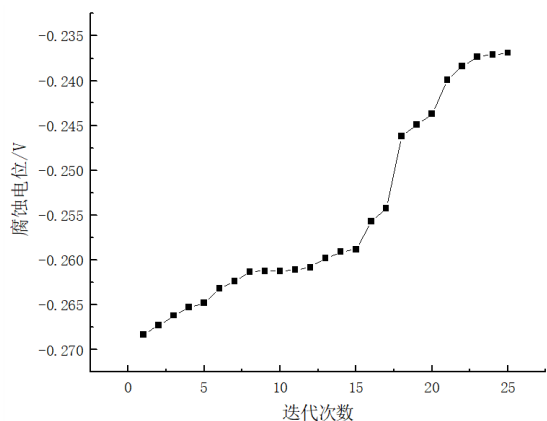
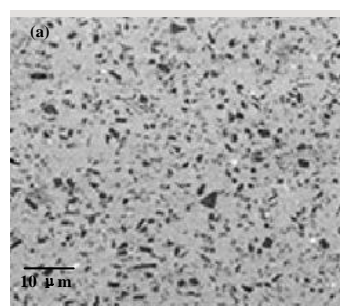


图4 电位变化结果

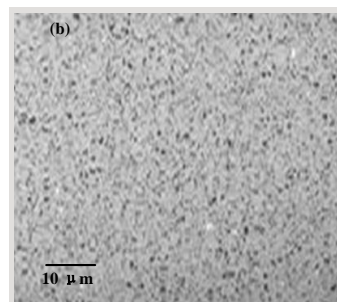
Fig.4 Potential change results

如图4所示,预测得到的镀层最佳腐蚀电位为 -0.2369 V ,其工艺条件如下:TiC粒子浓度为 $32\text{ g}\cdot\text{L}^{-1}$ 、电流密度为 $2.8\text{ A}\cdot\text{dm}^{-2}$ 、pH值为2.7,应用所提方法可进行Ni-TiC复合镀层工艺参数优化。

然后分别采用正交试验极差分析得到的最佳工艺参数与模型预测得到的最佳工艺参数完成Ni-TiC复合镀层的制备,利用场发射扫描电子显微镜观察镀层微观组织形貌,对比如下图5所示。



(a) 正交试验最优参数制备的镀层



(b) 模型预测最优参数制备的镀层

图5 复合镀层微观形貌对比

Fig.5 Microcontrast of composite coating

如图5所示,应用正交试验得到的最优参数制备镀层,表面TiC颗粒含量很少,而应用模型预测得到的最优参数制备镀层,其TiC颗粒沉积量较多且均匀地分布于镀层中。TiC作为一种硬质相,不仅能提高镀层的硬度,还能通过形成致密的保护层来阻止腐蚀介质渗透到基质金属中,增强镀层的耐腐蚀能力。均匀分布的TiC颗粒减少了镀层内部的缺陷,使得该镀层的耐腐蚀性能较高。

最后利用CS300型电化学工作站测定两种镀层的实际电位,得到结果如表4所示。

表4 镀层性能对比

Tab.4 Comparison of coating performance

镀层	$s/(\text{g}\cdot\text{L}^{-1})$	$z/(\text{A}\cdot\text{dm}^{-2})$	v	腐蚀电位/V
正交试验	32	3	2.5	-0.251 3
模型预测	32	2.8	2.7	-0.236 9

如表4所示,应用模型预测得到的镀层制备参数组合更优,其实际腐蚀电位为 -0.2369 V ,由此可证明应用该模型能有效实现复合镀层制备参数优化,提升复合镀层的耐腐蚀性能。

3 结论

在制备Ni-TiC复合镀层的过程中,传统的研究方法依赖于单因素变量的控制和正交实验来进行参数优化。然而,这种方法受限于制备环境的复杂性和随机干扰因素,通常需要大量的重复性试验来得到满意的结果。正交实验法虽然提供了一种相对优化的方法,但其无法捕捉工艺参数之间的交叉影响以及这些影响之间可能存在的复杂非线性关系。为克服这些限制,本次开展基于改进PSO-BP神经网络的Ni-TiC复合镀层工艺参数优化方法研究,测试结果表明,应用所提方法制备的Ni-TiC复合镀层腐蚀电位更小,可进行参数优化,应用效果更好。

参考文献

- [1] 肖绮,陈蔚清,陈杨连,等. 电流密度对 Ni-W-Ti₃C₂T_x 复合镀层耐腐蚀性能的影响[J]. 稀有金属, 2022, 46(10): 1298-1305.
- [2] 付传起,黄亚忠,李省君,等. Ni-P/Ni-Zn-P 三层复合镀层的制备与耐腐蚀性能研究[J]. 表面技术, 2021, 50(12): 400-407.
- [3] 郭明忠. Ni-P/纳米 TiO₂ 复合镀层制备及热处理性能研究[J]. 热加工工艺, 2023, 52(20): 112-114.
- [4] 任鑫,张雨辰,田佳茹,等. 不同方式电沉积 Ni-纳米 TiC 复合镀层的微观结构与性能[J]. 复合材料学报, 2022, 39(8): 4093-4101.
- [5] 张伟,李本刚,龙雄云,等. 脉冲电沉积制备 NiW-Si₃N₄/MWCNTs 复合镀层及其性能研究[J]. 特种油气藏, 2021, 28(4): 158-163.
- [6] 孙垂康,贾卫平,周绍安,等. 超声辅助脉冲电沉积 Ni-TiN 复合镀层的结合力和耐蚀性[J]. 材料保护, 2021, 54(4): 80-85.
- [7] 张璐,余云丹,卫国英. 电流密度对电沉积钴-铁-二氧化锆复合镀层性能的影响[J]. 电镀与涂饰, 2023, 42(9): 1-6.
- [8] 肖金涛,鞠鹏飞,臧旭升,等. 铝合金表面润滑耐蚀复合镀层的制备及性能分析[J]. 中国表面工程, 2021, 34(4): 38-45.
- [9] 朱云娜,高利霞,熊彤彤,等. 化学镀工艺制备高耐腐蚀性能的 Ni-Co-B-Pr 复合镀层[J]. 材料导报, 2021, 35(4): 4159-4164.
- [10] 任鑫,王港,孙涛,等. 纳米 TiC 浓度对双脉冲电沉积 Ni-TiC 复合镀层结构及性能的影响[J]. 材料热处理学报, 2024, 45(4): 167-173.
- [11] 单凤君,王双红. 工艺参数对锌镍合金镀层组织及性能的影响[J]. 电镀与涂饰, 2021, 40(11): 829-833.
- [12] 杨凯,崔凡,封小松,等. 工艺参数对异种纯铝镀层铝合金回填料搅拌摩擦点焊接头组织性能的影响研究[J]. 热加工工艺, 2023, 52(21): 93-98.
- [13] 陈树梁,徐雷,胡元昊,等. 铝合金预拉伸板残余应力数值模拟方法研究[J]. 计算机仿真, 2023, 40(2): 292-296, 516.
- [14] 郭富钰,于金库,肖静静,等. FeCoNiCr 高熵合金涂层的制备及工艺参数优化(英文)[J]. 稀有金属材料与工程, 2021, 50(7): 2337-2342.
- [15] 文思倩,闫焉服,周慧,等. 电镀参数对电沉积 Sn-Ag-Cu 合金镀层的影响[J]. 稀有金属与硬质合金, 2024, 52(1): 63-68, 80.
- [16] Chen L Y, Yu T B, Chen X, et al. Process optimization, microstructure and microhardness of coaxial laser cladding TiC reinforced Ni-based composite coatings[J]. Optics & Laser Technology, 2022, 152: 108-129.
- [17] Mo T, Che J Q, Bai W Q, et al. Ni/TiC composite electrodeposition on the surface of Ni-based superalloy[J]. Surface & Coatings Technology, 2021, 424: 1-14.
- [18] Unal E, Yasar A, Karahan I H. Estimation of microhardness and crystal grain size values of electrodeposited Ni-B/TiC nanocomposite coatings by artificial neural networks (ANN) method[J]. Journal of Alloys and Compounds, 2023, 966: 171-187.
- [19] 邱有春,赵立平. 基于改进神经网络的机身镀层抗冲击性能预测[J]. 兵器材料科学与工程, 2022, 45(5): 148-153.
- [20] 邓羽,张杰,彭中波,等. 基于人工神经网络的 Ni-ZrO₂ 纳米镀层耐腐蚀性能预测[J]. 装备环境工程, 2022, 19(2): 98-105.