

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2020.11.005

基于神经网络和遗传算法的电沉积Ni-TiB₂复合镀层工艺参数优化

丁小艳¹, 程俊², 丁德林³

(1. 江苏医药职业学院, 江苏 盐城 224005; 2. 江苏科技大学, 江苏 镇江 212003;

3. 上海睿莫环保新材料有限公司, 上海 浦东 200123)

摘要: 以获得高硬度Ni-TiB₂复合镀层为目标, 将神经网络与遗传算法相结合对电沉积Ni-TiB₂复合镀层工艺参数进行优化。选择超声波功率、颗粒添加量、镀液温度、镀液pH值和电流密度作为因素, 并以硬度作为评价指标, 采用L16(4⁵)正交表安排实验获取了训练样本和检验样本。构建了5-7-1型神经网络, 经过训练和验证后可以比较准确的表达工艺参数与硬度之间的关系。用遗传算法对训练后的神经网络进行寻优, 搜索到的最优工艺参数为: 超声波功率160 W、颗粒添加量5.0 g/L、镀液温度55 ℃、镀液pH值4.0、电流密度5 A/dm²。重复实验验证了寻优得到的工艺参数是准确的, 采用寻优工艺参数获得的Ni-TiB₂复合镀层晶粒更细小且均匀性较好, 平均晶粒尺寸为14.6 nm, 硬度达到495 HV。

关键词: 工艺参数优化; 电沉积Ni-TiB₂复合镀层; 硬度; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TQ153

文献标识码: A

Optimization of Process Parameters of Electrodepositing Ni-TiB₂ Composite Coating based on Neural Network and Genetic Algorithm

DING Xiaoyan¹, CHENG Jun², DING Delin³

(1. Jiangsu Vocational College of Medicine, Yancheng 224005, China;

2. Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China;

3. Shanghai Re-Mall Environmental New Material Co. Ltd., Shanghai 200001, China)

Abstract: In order to obtain the Ni-TiB₂ composite coating with high hardness, the process parameters of electrodepositing Ni-TiB₂ composite coating were optimized by combining neural network and genetic algorithm. The training and test samples were obtained by L16(4⁵) orthogonal experiment taking ultrasonic power, addition amount of particles, plating bath temperature, plating bath pH value and current density as the factors and hardness as the evaluation index. A 5-7-1 typed neural network was constructed, which can accurately express the relationship between process parameters and hardness after training and verification. Genetic algorithm was used to optimize the neural network after training, and the op-

收稿日期: 2020-05-29

修回日期: 2020-07-27

基金项目: 丁小艳, teacher_ding28@126.com

基金项目: 江苏省自然科学基金资助项目(BK2015609)

timal process parameters determined were as follows: ultrasonic power 160 W, addition amount of particles 5.0 g/L, bath temperature 55 °C, bath pH value 4.0, current density 5 A/dm². Repeated experiments verified that the optimized process parameters were accurate. The Ni-TiB₂ composite coating obtained by using the optimized process parameters has finer grains with an average grain size of 14.6 nm, and exhibited better uniformity, its hardness reached to 495 HV.

Keywords: optimization of process parameters; electrodepositing Ni-TiB₂ composite coating; hardness; neural network; genetic algorithm

Ni-TiB₂复合镀层是TiB₂颗粒与基质金属Ni共沉积得到的镍基复合镀层^[1],由于TiB₂颗粒硬度很高,因此通过共沉积影响结晶形核过程可以显著提高基质金属的硬度。影响Ni-TiB₂复合镀层硬度的因素主要有三方面:基质金属的硬度、TiB₂颗粒的粒度和添加量、电沉积工艺参数^[2]。其中,电沉积工艺参数较多,包括电流密度、镀液温度、镀液pH值、搅拌方式和搅拌速度等。这些工艺参数之间没有某种关联性,如果采用传统思路通过建立具体的数学模型来表达工艺参数与镀层硬度之间的关系几乎无法实现。

神经网络作为一种并行的计算模型,其自适应性、容错性和非线性映射能力强,在解决复杂线性和非线性问题方面表现出传统建模方法所不具备的优越性,因此越来越受青睐^[3]。遗传算法是一种自适应的全局搜索优化算法,在科学研究领域应用较多,适用于对没有某种关联性的工艺参数进行优化^[4]。

将神经网络与遗传算法相结合用于工艺参数优化,在铸造成型、焊接、成分提取、机械加工等科学研究领域中已有较多报道^[5-8],但在表面工程领域(尤其是电沉积领域)中的研究报道还较少。笔者将神经网络与遗传算法相结合对电沉积Ni-TiB₂复合镀层工艺参数进行优化,以期获得最优工艺参数,从而获得高硬度Ni-TiB₂复合镀层。

1 实验

1.1 实验材料

以紫铜板作为阴极,电解镍板作为阳极,在以氨基磺酸镍为主盐的镀液中(镀液组成见表1)电沉积Ni-TiB₂复合镀层。电沉积过程中,要求纳米TiB₂颗粒在镀液中分散均匀。为此,在电沉积之前采用如下方法对镀液进行处理:首先,在镀液中加

入十二烷基硫酸钠,采用机械搅拌使颗粒充分润湿,同时将团聚的颗粒打散;然后,采用超声波将打散的颗粒进一步分散,同时防止颗粒重新团聚。

表1 镀液组成

Tab.1 Plating bath composition

组分	浓度
氨基磺酸镍/(g·L ⁻¹)	500~550
氯化镍/(g·L ⁻¹)	10~15
硼酸/(g·L ⁻¹)	35~40
十二烷基硫酸钠/(mg·L ⁻¹)	50
纳米TiB ₂ 颗粒/(g·L ⁻¹)	2.5~9.0

1.2 Ni-TiB₂复合镀层制备

电沉积过程中,镀液组成保持不变,改变超声波功率(P)、颗粒添加量(C)、镀液温度(T)、镀液pH值(pH)和电流密度(D_k)。选择这5个工艺参数作为实验因素,每个因素都取4个水平,以硬度(HV)作为实验结果的评价指标。

根据所选的因素及水平,采用L16(4⁵)正交表安排实验。采用HV-1000A型硬度计测量在不同因素水平下电沉积的Ni-TiB₂复合镀层硬度,随机测量5个点,取其平均值。表2为正交实验结果。

2 神经网络构建及验证

2.1 神经网络构建

BP神经网络是一种前馈型神经网络,由输入层、隐含层和输出层构成的3层BP神经网络应用最广泛^[9]。鉴于此,笔者也构建一个3层BP神经网络。如图1所示,构建的神经网络输入层有5个神经元,对应的分别是超声波功率、颗粒添加量、镀液温度、镀液pH值和电流密度这5个工艺参数,输出层只有1个神经元,对应的是镀层硬度。隐含层有7个神经元,是根据经验公式并在仿真模拟的基础上确定。

表2 正交实验结果

Tab.2 Orthogonal experimental results

序号	P/W	C/(g·L ⁻¹)	T/°C	pH	D _k /(A·dm ⁻²)	HV
1	120	2.5	35	3.0	1	421
2	120	5.0	45	3.5	3	476
3	120	7.5	55	4.0	5	462
4	120	9.0	65	4.5	8	445
5	160	2.5	45	4.0	8	441
6	160	5.0	35	4.5	5	484
7	160	7.5	65	3.0	3	438
8	160	9.0	55	3.5	1	431
9	200	2.5	55	4.5	3	456
10	200	5.0	65	4.0	1	448
11	200	7.5	35	3.5	8	472
12	200	9.0	45	3.0	5	451
13	240	2.5	65	3.5	5	472
14	240	5.0	55	3.0	8	489
15	240	7.5	45	4.5	1	431
16	240	9.0	35	4.0	3	459

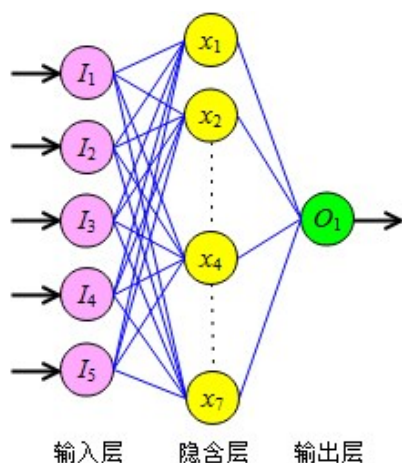


图1 神经网络结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of neural network structure

2.2 神经网络训练

借助于 Matlab 软件中神经网络工具箱进行编程,首先构建一个用来表达工艺参数与硬度之间关系的 5-7-1 型神经网络,然后对构建的神经网络进行训练。设定训练方法为动量梯度下降法,训练函数选择 traingdm,性能函数选择 mse,学习率为 0.01,训练次数上限为 10000 次。

在表 2 中随机抽取 12 组数据作为训练样本,根

据经验公式将样本归一化处理后,对构建的神经网络进行训练。图 2 所示为神经网络训练过程,可见经过大约 70 次迭代后,精度达到要求,即完成训练。此时的神经网络可以比较准确的表达工艺参数与硬度之间的关系。

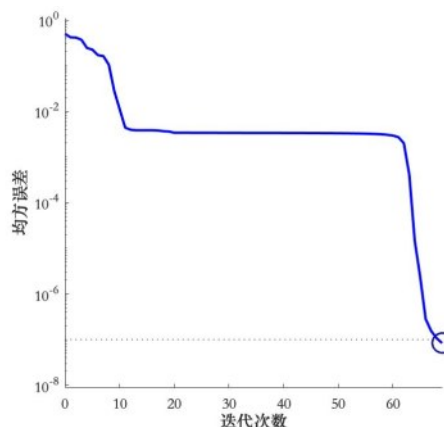


图2 神经网络训练过程

Fig.2 Neural network training process

2.3 神经网络验证

将表 2 中剩余 4 组数据作为检验样本,对训练后的神经网络性能进行验证。表 3 所示为检验样本预测值与实测值的对比,可知预测值与实测值非常接近,第 5 组数据的误差最小,为 0.45%,第 10 组数据的误差最大,为 1.12%。4 组数据的平均误差约为 0.81%,在可接受范围之内。这说明训练后的神经网络预测精度较高,性能达到要求。此时,保存训练后的神经网络以供遗传算法调用。

表3 检验样本预测值与实测值的对比

Tab.3 Comparison of the predicted and measured values of test samples

检验样本序号	预测值/HV	实测值/HV	误差/%
2	473	476	0.63
5	443	441	0.45
10	443	448	1.12
14	494	489	1.02

3 基于遗传算法寻优

3.1 寻优方法

遗传算法不需要设计变量与目标函数之间的关系,也不需要额外信息确定搜索方向。根据此特

性,遗传算法可以很好的适用于电沉积 Ni-TiB₂ 复合镀层工艺参数优化。将遗传算法的目标函数定义为获取硬度最大值,并将超声波功率、颗粒添加量、镀液温度、镀液 pH 值和电流密度这 5 个工艺参数的取值设定在所选取的水平之内,即:超声波功率取值范围 120~240 W、颗粒添加量取值范围 2.5~9.0 g/L、镀液温度取值范围 35~65 ℃、镀液 pH 值取值范围 3.0~4.5、电流密度取值范围 1~8 A/dm²。

3.2 寻优结果

将待优化的 5 个工艺参数作为独立的个体进行编码,模拟个体之间的选择、遗传和变异过程。调用训练后的神经网络进行寻优,设定遗传算法初始种群数量为 20,迭代次数上限为 300,变异概率为 0.5,交叉概率为 0.7,设计变量二进制长度为 10。在寻优过程中,遗传算法不断淘汰硬度较小值对应的工艺参数,保留硬度较大值对应的工艺参数,最终集中在最优工艺参数附近。

图 3 所示为基于遗传算法寻优过程,可见经过大约 90 次迭代后,遗传算法达到收敛状态,搜索到的硬度最大值为 495 HV,对应的工艺参数圆整后为:超声波功率 160 W、颗粒添加量 5.0 g/L、镀液温度 55 ℃、镀液 pH 值 4.0、电流密度 5 A/dm²。

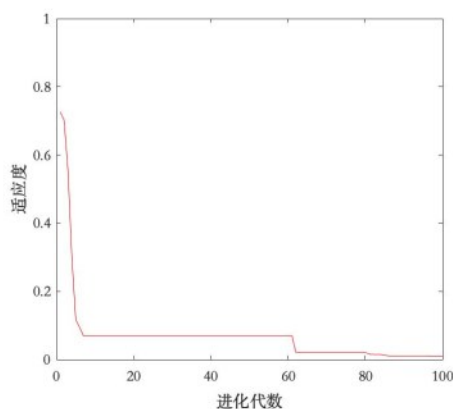


图 3 基于遗传算法寻优过程

Fig.3 Optimization process based on genetic algorithm

4 寻优得到的工艺参数验证

采用寻优得到的工艺参数进行三次重复实验,实验结果如图 4 所示。三次实验得到的 Ni-TiB₂ 复合镀层硬度分别为 494 HV、497 HV、493 HV,与遗传算法搜索到的硬度最大值 495 HV 相差不大,误

差分别为 0.2%、0.4%、0.4%,都在可接受范围之内,验证了寻优得到的工艺参数是准确的。

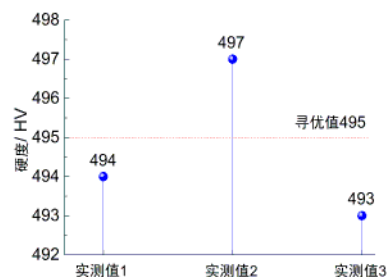


图 4 寻优得到的工艺参数验证实验结果

Fig.4 Results of verification experiment using the process parameters obtained by optimization

采用寻优得到的工艺参数电沉积 Ni-TiB₂ 复合镀层(以下称为目标镀层),其表面形貌如图 5(a)所示。图 5(b)、5(c)所示分别为表 2 中实验序号 5、11 对应的两种 Ni-TiB₂ 复合镀层(以下称为对照镀层 1、对照镀层 2)的表面形貌。可见目标镀层的平整性和致密度相对更好,晶粒更细小且均匀性较好,这是其硬度得以提高的原因所在。

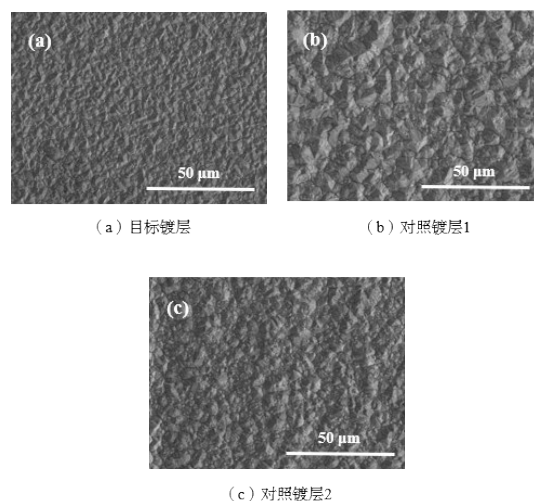


图 5 不同 Ni-TiB₂ 复合镀层的表面形貌

Fig.5 Surface Morphology of different Ni-TiB₂ composite coating

图 6 所示为目标镀层、对照镀层 1 和对照镀层 2 的 X 射线衍射图谱。利用 Jade 软件分析得到目标镀层的平均晶粒尺寸为 14.6 nm,而对照镀层 1 和对

照镀层2的平均晶粒尺寸分别为36.2 nm、23.5 nm。由此可知,目标镀层、对照镀层1和对照镀层2的平均晶粒尺寸和硬度之间符合Hall-petch关系^[10],即平均晶粒尺寸越小,硬度越高。这进一步证实了寻优得到的工艺参数是准确的。

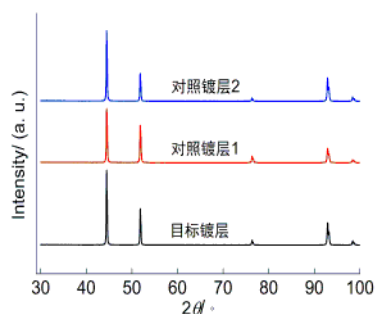


图6 不同Ni-TiB₂复合镀层的X射线衍射图谱

Fig.6 X-ray diffraction pattern of different Ni-TiB₂ composite coating

5 结论

以超声波功率、颗粒添加量、镀液温度、镀液pH值和电流密度作为因素,并以硬度作为评价指标,构建了5-7-1型神经网络。采用L16(4⁵)正交表获取的训练样本和检验样本对神经网络进行训练和验证后,可以比较准确的表达工艺参数与硬度之间的关系。用遗传算法对训练后的神经网络进行寻优,搜索到的最优工艺参数为:超声波功率160 W、颗粒添加量5.0 g/L、镀液温度55 ℃、镀液pH值4.0、电流密度5 A/dm²。采用寻优工艺参数进行重复实验,验证了其准确性,获得Ni-TiB₂复合镀层晶粒更细且均匀性较好,平均晶粒尺寸为14.6 nm,硬度达到495 HV。

参考文献

- [1] 王雪艳. 钛合金表面Ni-TiB₂复合镀层的结构与性能[J]. 电镀与环保, 2019, 39(2): 1-3.
Wang X Y. Structure and properties of Ni-TiB₂ composite coatings prepared on titanium alloy[J]. Electroplating & Pollution Control, 2019, 39(2): 1-3(in Chinese).
- [2] Gyawali G, Cho S H, Lee S W. Electrodeposition and characterization of Ni-TiB₂ composite coatings[J]. Metals and Materials International, 2013, 19: 113-118.
- [3] 张仲伟, 曹雷, 陈希亮, 等. 基于神经网络的知识推理研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 8-19.
Zhang Z W, Cao L, Chen X L, et al. Survey of knowledge reasoning based on neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(12): 8-19(in Chinese).
- [4] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1201-1206.
Ma Y J, Yun W X. Research progress of genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(4): 1201-1206(in Chinese).
- [5] 郭强, 郑燕萍, 朱伟庆, 等. 基于BP神经网络遗传算法的高强钢成形研究[J]. 材料科学与工艺, 2020, 28(2): 89-96.
Guo Q, Zheng Y P, Zhu W W Q, et al. Research on high strength steel forming based on BP neural network genetic algorithms[J]. Materials Science and Technology, 2020, 28(2): 89-96(in Chinese).
- [6] Meiabadi M S, Vafaeseefat A, Sharifi F. Optimization of plastic injection molding process by combination of artificial neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Optimization in Industrial Engineering, 2013, 13: 49-54.
- [7] 唐静, 袁秀芝. BP神经网络结合遗传算法优化黄芪多糖提取工艺[J]. 中国医院药学杂志, 2018, 38(15): 1609-1611.
Tang J, Yuan X Z. Extraction optimization of astragalus polysaccharides with back-propagation neural networks and genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Hospital Pharmacy, 2018, 38(15): 1609-1611(in Chinese).
- [8] 郭力, 邓喻. 采用遗传算法优化神经网络的铸铁表面粗糙度声发射预测[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(10): 1512-1516.
Guo L, Deng Y. Acoustic emission monitor grinding surface roughness of cast iron via BP neural networks and genetic algorithm[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2018, 37(10): 1512-1516(in Chinese).
- [9] 王俊平, 李加彦. BP神经网络的学习过程与算法分析[J]. 计算机光盘软件与应用, 2014, 4: 241-243.
- [10] 丁雨田, 王兴茂, 孟斌, 等. GH3625合金无缝管材组织及性能调控研究[J]. 稀有金属, 2019, 43(3): 274-282.
Ding Y T, Wang X M, Meng B, et al. Microstructures and properties of GH3625 alloy tubes in various states with solution treatment[J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2019, 43(3): 274-282(in Chinese).