

水性防腐涂料湿附着力性能的配方优化模型

伍 权^{1,2}, 刘 栓^{1,2}, 卢光明², 蒲吉斌^{1,2}

(1. 宁波中科银亿新材料有限公司, 浙江 宁波 315000;

2. 中国科学院 宁波材料技术与工程研究所, 浙江 宁波 315201)

摘 要: 为提高水性防腐涂料湿附着力, 提出基于人工神经网络(ANN)和遗传算法(GA)的水性防腐配方工艺优化模型。采用正交法设计配方工艺, 根据实验结果, 建立配方(水性环氧乳液、石墨烯、水性环氧固化剂、填料、附着力促进剂)、工艺(干燥温度)和性能(湿附着力)的预测模型, 以水性防腐涂料湿附着力预测结果为优化目标, 通过 GA 得出最佳的水性防腐涂料配方和工艺, 并对该配方和工艺进行了实验和理论验证。该方法为制备高性能水性防腐涂料提供一定指导依据。

关键词: 水性防腐涂料; 湿附着力; 人工神经网络; 遗传算法; 工艺优化

中图分类号: TQ 630

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2022.06.016

Application of Artificial Neural Network and Genetic Algorithm to Process Optimization for Improving the Wet Adhesion of Waterborne Anticorrosive Coatings

WU Quan^{1,2}, LIU Shuan^{1,2}, LU Guangming², PU Jibin^{1,2}

(1. Ningbo Zhongke-Yinyi New Material Co., Ltd., Ningbo 315000, Zhejiang, China; 2. Ningbo Institute of Materials Technology and Engineering, Chinese Academy of Sciences, Ningbo 315201, Zhejiang, China)

Abstract: In order to improve the wet adhesion of waterborne anticorrosive coatings, a process optimization model based on the artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA) is proposed. First, the orthogonal design method is used to design the experimental formula of waterborne anticorrosive coatings. According to the experimental data, the prediction models for the formulas (e.g., waterborne epoxy resin, graphene, pigment, waterborne epoxy curing agent, and adhesion promoter), process parameters (e.g., drying temperature), and main properties (e.g., wet adhesion) are established. Then, the prediction results of the wet adhesion of water-based anticorrosive coatings are taken as the optimization objective, and the genetic algorithm is used to get the best formula and process. Moreover, the performances of the best formula and process are tested and verified. This method provides certain guidance for the preparation of high-performance waterborne anticorrosive coatings.

Key words: waterborne anticorrosive coating; wet adhesion force; artificial neural network; genetic algorithm; process optimization

0 引言

目前金属用防腐涂料基本以溶剂型涂料为主, 存在着严重的安全环保问题。开展水性防腐涂料研究, 对我国环保性涂料产业的可持续发展具有重大意义。然而水性涂层与溶剂型涂层相比, 其附着力、耐水性、耐防腐性能等仍有一定差距, 限制了水

性涂料的推广使用, 因此还需对水性涂料进行深入研究。

综观水性涂层各项性能, 附着力是决定涂层失效的重要因素之一, 没有良好的附着力作支持, 涂层会大面积脱落, 其他性能都变得毫无意义。常规附着力的测量都是以干态涂层为测定对象, 然而在

收稿日期: 2020-03-12; 修回日期: 2020-04-20

作者简介: 伍 权(1989—), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为水性涂料、重防腐涂料。

通信作者: 蒲吉斌(1979—), 男, 博士, 主要研究方向为水性涂料、重防腐涂料。

实际服役过程中,涂层无法完全隔绝环境,当涂层在潮湿或者水的作用下,水分子会渗透到达涂层和金属界面,造成部分金属和涂层的结合键断裂,自由水顶替掉原有的涂层,使局部金属界面与渗透水进行接触,电化学腐蚀的条件便形成,腐蚀一旦发生,涂层附着力收到进一步破坏。对于水性涂料,配方中本身含有大量水,水性树脂乳液中含有大量的亲水官能团,这些都会影响其湿附着力(在潮湿或水的作用下的附着力)。因此,研究水性涂层湿附着力对其实际应用有重要指导意义。

水性涂料是由水性乳液、填料、助剂等多种物质组成的混合物,涂料配方繁多,各组分之间的相互作用非常复杂,如何通过合理的搭配获得最优性能成为一项重要研究课题。近年来,很多研究者将计算机技术应用于涂料配方研究中,通过一些常规的方法,如线性回归和非线性回归等,建立涂料配方与涂层性能指标之间的数学模型,再以这些模型为工具进行后续配方优化。但由于涂料配方繁多,各组分之间的相互作用非常复杂,导致建立的模型较为复杂,模型适用的范围狭小、误差大。

本文研究水性涂料湿附着力的影响因素,通过人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)和遗传算法(Genetic Algorithm, GA)获得最佳的配方和工艺条件,为开发具有高湿附着力的水性防腐涂料提供一定研究基础。

1 研究进展

1.1 影响水性涂料湿附着力的因素

水性涂料是树脂乳液、颜料、水和助剂混合的聚合物,其配方和工艺等因素都会显著影响水性涂料湿附着力。

树脂乳液本身的结构特性和成膜特性将会影响涂层的屏蔽性能和附着性能。水性树脂乳液由于本身使用水作为分散介质,使得树脂本身致密性低于溶剂型树脂,同时为确保成膜颗粒在水中稳定的分散,需添加亲水性的基团,而在成膜后期随着水分挥发,完全固化后形成水分扩散通道,对涂层的屏蔽性能产生不利的影响。雷远志等^[1]和魏瑞金等^[2]发现水性防腐涂料的湿附着力性能与耐盐雾性能呈正向关系,涂层湿附着力越高,其耐盐雾性能越好。因此,可以通过测定湿附着力的对涂层

盐雾性能进行判断,提高工作效率。

颜料的加入会影响水性涂料的湿附着力。在水性涂料中加入适当含量石墨烯能有效阻隔水、溶解氧和电解质离子等与基底金属接触^[3],提高涂层的湿附着力,从而延长金属材料服役时间。LIU等^[4]将石墨烯均匀分散至水中作为水性环氧涂层的屏蔽填料,发现在加入石墨烯后,水性环氧涂层的腐蚀速率下降了一个数量级,盐雾试验结果也表明石墨烯的加入可有效屏蔽腐蚀介质的浸入。

附着力促进助剂^[5]的加入可在无机物质和有机物质的界面之间架起“分子桥”,把基材和树脂乳液连接在一起增加两者之间黏接强度,同时也能增加涂层内部的黏结力。

干燥温度^[6]会影响水性涂料的湿附着力。涂料黏度随温度升高而变低,有利于流入基材表面微孔,增加涂层和基材的机械附着,阻止了 H_2O 和 O_2 在微孔中聚集;高温烘烤涂层的玻璃化转变温度较高,涂膜致密性显著增强,有效降低了 H_2O 和 O_2 的透过率。

综上所述,水性涂料配方中树脂乳液、颜填料、附着力促进助剂和涂层干燥温度等都会显著影响湿附着力,但如何合理地设计工艺配方以获得最优湿附着力性能成为一大难点。

1.2 基于人工神经网络的配方设计

近年来,通过ANN的配方或工艺设计成为研究热点。反向传播(Back Propagation, BP)神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一。BP神经网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程。学习规则是使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。GA是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。在配方工艺优化研究中,GA常与神经网络模型联用,能够简单、快速地求取模型最优解^[7-9]。

YANG等^[10]开发了基于多层BP神经网络的水性涂料测配色系统,利用多层BP神经网络建立水性涂料反射样品色度参数空间到配方参数空间的非线性映射模型,对多种网络结构模型进行尝试,同时对通用千色卡采集样本数据进行实验来验证

了系统的可靠性。LI等^[11]将BP神经网络和GA应用到碳/碳复合材料的化学气相渗透(Chemical Vapor Infiltration, CVI)制备工艺中,以渗透温度、丙酮体积比、纤维体积比、炉内压强为输入量,以密度和构建密度分布为输出参数,建立了碳/碳复合材料的CVI制备工艺的神经网络模型,然后利用GA的全局搜索能力,获得了最佳的工艺参数。ANIJDAN等^[12]利用神经网络和GA优化了304不锈钢的热压和冷压工艺,以温度、应变速率和应变为输入量,流变应力为输出参数,得到最佳工艺参数值,通过敏感度分析发现温度是其中最重要的因素,流变应力会起到负面效果,应变的影响最小。SONG等^[13]将BP神经网络和GA应用到7175铝合金的热处理工艺优化中,以形变量、固溶时间和老化时间为神经网络的输入参数,以屈服强度和极限拉伸强度为输出参数,建立了7175铝合金的热处理工艺的神经网络模型,然后利用GA的全局搜索能力,获得了最佳的热处理工艺参数。

以不同含量水性环氧乳液、石墨烯、水性环氧固化剂、填料、附着力促进剂等为原料在不同干燥温度下制备水性涂层样品,测试并记录样品的湿附着力数据,建立水性涂料配方、干燥温度和湿附着力的预测模型,再以BP神经网络和GA相结合,获得最佳湿附着力时的水性涂料配方及干燥温度,为最优实验条件提供参考。

2 研究方法

研究路线如图1所示,分为涂层数据统计、神经网络建模和GA优化3部分。首先,制备不同配方和不同干燥温度的水性环氧涂层样品,测量其对应的湿附着力性能,统计以上样本数据;其次,构建BP神经网络仿真模型,分析测试集样本的真实值与模型预测值的误差;最后,基于神经网络和GA优化水性环氧涂料配方,通过调用已经训练好的ANN模型输出值作为GA的适应度,如果适应度评估未达到设计条件,则进行遗传操作,直到最后搜索到全局最优解。

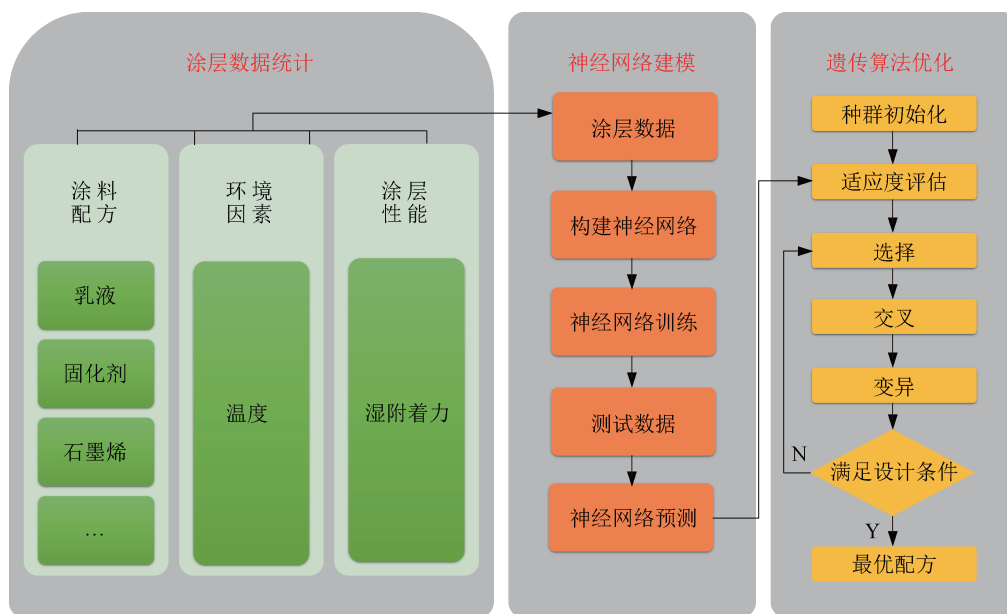


图1 研究路线

Fig. 1 Research scheme

2.1 涂层数据统计

2.1.1 主要原料和实验设备

水性环氧乳液、水性环氧固化剂(美国瀚森);分散剂(美国湛新);润湿流平剂(德国毕克);防闪锈剂(德国霍夫曼);增稠剂(法国高泰);消泡剂(埃夫卡);石墨烯(宁波墨烯科技);去离子水(自制);

附着力促进剂(美国迈图);填料(沉淀硫酸钡和滑石粉);砂磨分散机(JSF-550);附着力测试仪(PosiTest AT-M Adhesion Tester)。

2.1.2 水性涂料及测试样板的制备

该水性涂料为双组分。甲组分的制备方法为:在实验罐中加入12 g水、1 g分散剂、0.4 g润湿流平

剂和 0.3 g 消泡剂,在 300 r/min 下分散 5 min,缓缓加入填料和石墨烯,在 2 000 r/min 下分散 25 min,再加入水性环氧乳液和附着力促进剂,在 1 000 r/min 下分散 15 min,最后加入适量增稠剂调剂黏度,即得到甲组分。乙组分的制备方法为:在另一罐中加入 10 g 水、水性环氧固化剂和 0.2 g 防闪锈剂,在 1 000 r/min 下分散 15 min,即得到乙组分。以上乳液、石墨烯、填料、固化剂和附着力促进剂的添加量见表 1,将两组分按 1:1 混合即得到水性涂料样品。

表 1 水性防腐涂料配方、干燥温度和对应的湿附着力

Tab.1 Formulas, drying temperatures, and wet adhesion properties of waterborne anticorrosive coatings

样品 编号	乳液/g	石 墨 烯/g	固 化 剂/g	填 料/g	附 着 力 促 进 剂/g	温 度/℃	湿 附 着 力/MPa
1	20	0.5	20	4	0.2	40	4.37
2	20	1.0	25	6	0.4	60	5.33
3	20	1.5	30	8	0.6	80	5.50
4	20	2.0	35	10	0.8	100	5.07
5	20	2.5	40	12	1.0	120	4.25
6	25	0.5	25	8	0.8	120	6.16
7	25	1.0	30	10	1.0	40	5.18
8	25	1.5	35	12	0.2	60	4.60
9	25	2.0	40	4	0.4	80	3.52
10	25	2.5	20	6	0.6	100	6.32
11	30	0.5	30	12	0.4	100	5.65
12	30	1.0	35	4	0.6	120	4.46
13	30	1.5	40	6	0.8	40	4.62
14	30	2.0	20	8	1.0	60	5.59
15	30	2.5	25	10	0.2	80	5.06
16	35	0.5	35	6	1.0	80	5.46
17	35	1.0	40	8	0.2	100	5.67
18	35	1.5	20	10	0.4	120	5.59
19	35	2.0	25	12	0.6	40	4.81
20	35	2.5	30	4	0.8	60	3.84
21	40	0.5	40	10	0.6	60	5.93
22	40	1.0	20	12	0.8	80	5.31
23	40	1.5	25	4	1.0	100	3.75
24	40	2.0	30	6	0.2	120	4.41
25	40	2.5	35	8	0.4	40	4.70

将水性涂料样品喷涂至喷砂钢板上,待流平后在不同干燥温度下干燥 12 h 备用,将干燥好的样品放置在 25 ℃ 恒温条件下浸泡水中 7 d 后取出试样,在

25 ℃、50% 湿度条件下放置 2 h 后,按照标准 GB/T 5210—2006 中规定的黏结方式,将拉拔柱固定在试样上,在 25 ℃、50% 湿度条件下,放置 24 h 后进行附着强度测试。

2.1.3 涂层数据统计及归一化处理

以上数据之间存在很大差异,此差异可能会对神经网络的训练造成不利影响。为了消除此影响,需在神经网络开始训练之前,对网络的输入输出数据进行归一化处理,通过变换将网络的输入输出数据限制在 $[0,1]$ 内,将归一化后的数据分为 2 组:训练样本(样品 1~20)、测试样本(样品 21~25)。

2.2 BP 神经网络建模

BP 神经网络学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播 2 个过程组成。正向传播时,输入样本从输入层传入,经隐藏层处理后,传向输出层。若输出层的实际输出与期望输出不符,则转向误差的反向传播阶段。假设输入层数据为 x ,输入层到隐藏层权重、偏置和激活函数分别为 w_1, b_1, f_1 ,隐藏层到输出层权重、偏置和激活函数分别为 w_2, b_2, f_2 ,隐藏层数据为 h ,实际输出数据为 y_r ,期望输出数据为 y 。

1) 信号正向传播

输入层到隐藏层:

$$h = f_1(w_1 x + b_1) \quad (1)$$

隐藏层到输出层:

$$y = f_2(w_2 h + b_2) \quad (2)$$

2) 误差反向传播

具有 m 组数据的全局误差函数 E 为

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_r^i - y^i)^2 \quad (3)$$

更新神经网络中的权重和偏置值:

$$w_2^k = w_2^{k-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_2} \quad (4)$$

$$b_2^k = b_2^{k-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial b_2} \quad (5)$$

$$w_1^k = w_1^{k-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_1} \quad (6)$$

$$b_1^k = b_1^{k-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial b_1} \quad (7)$$

式中: η 为学习速率; k 为更新次数, $k=1,2,\dots,n$,重复更新直到全局误差函数小于给定的阈值或达到迭代次数,输出此时的参数即为目前最佳参数。

3) 参数设置

在将 BP 神经网络应用于水性涂料配方性能预测建模时,首先进行网络结构的选择,因为有 6 个影响因素,输入层节点为 6,输出的结果为湿附着力,输出层节点为 1,隐藏层节点为 9;选取型正切

函数 tansig 作为输入层与隐含层之间的激活函数,而隐含层与输出层的激活函数则选用线性函数 purelin;初始阈值、权值通过粒子群优化算法优化获得;学习速率设置为 0.1。使用的软件为 Matlab R2018b。

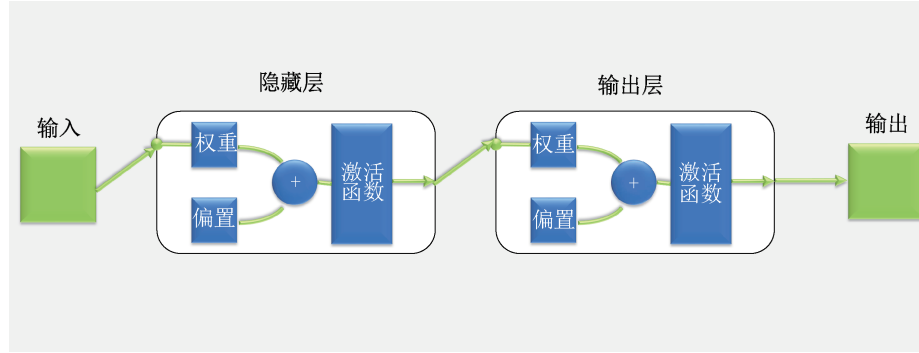


图 2 BP 神经网络建模

Fig. 2 BP neural network modeling

2.3 遗传算法寻优

以水性环氧乳液、石墨烯、水性环氧固化剂、填料、附着力促进剂和干燥温度等输入参数为优化变量,以湿附着力为优化目标。在使用 GA 之前需对待优化问题的参数进行染色体编码操作,随机生成一个种群,将神经网络的仿真输出函数 y (即湿附着力的值)确定为适应度函数 F :

$$F = y \quad (8)$$

采用轮盘赌方法选择适应度高的个体遗传到下一代群体中,将群体内的各个个体随机搭配成对;对每一个个体,以交叉概率交换个体之间的部分染色体。

根据个体的适应度值计算选择概率 P_j 为

$$P_j = \frac{F_j}{\sum_{j=1}^N F_j} \quad (9)$$

$$\begin{cases} C'_A = \alpha C_B + (1 - \alpha) C_A \\ C'_B = \alpha C_A + (1 - \alpha) C_B \end{cases} \quad (10)$$

式中: F_j 为群体中第 j 个个体的适应度值; N 为种群规模; C_A 、 C_B 分别为 A、B 染色体; C'_A 、 C'_B 分别为 A、B 染色体的后代; α 为 0~1 之间的常数。

在经过交叉变化的新种群中,随机挑选出一个染色体,按照预先设定的变异概率决定其是否进行变异操作。若决定进行变异操作,则按照 50% 的概率选择 1 个公式,按该公式对染色体进行变换,从而

产生出新的个体。如此反复操作最终实现子代群体的最优化:

$$M'_t = \begin{cases} M_t + (U_t^{\max} - M_t) \times \beta \\ M_t - (M_t - U_t^{\min}) \times \beta \end{cases} \quad (11)$$

式中: M'_t 为变异后的染色体; M_t 为进行变异操作的染色体; $U_t^{\max}$ 、 $U_t^{\min}$ 分别为染色体取值范围的上界和下界; β 为 0~1 之间的常数; t 为该个体的第 t 个基因。

采用浮点数编码的方式,种群规模为 150,交叉概率为 0.95,变异概率为 0.01,最大迭代次数为 300。

3 结果与分析

使用训练样本训练神经网络,使用测试样本验证网络的泛化能力。以训练样本的水性乳液、石墨烯、填料、固化剂、附着力促进剂和干燥温度作为输入量,涂层湿附着力作为输出量,建立结构为 6-9-1 的 BP 神经网络。通过 BP 神经网络模型得到的回归值与实验值基本吻合,其均方误差 (Mean Square Error, MSE) 为 1.4%,说明该模型具有较高的准确性,如图 3 所示。将测试样本中配方和工艺的值作为输入值,可以得到模型对应的输出值 (即预测值),其均方和误差 MSE 为 7.7%,说明该模型具有较好的泛化能力,如图 4 所示。

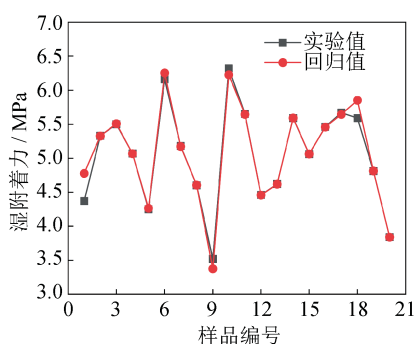


图3 BP神经网络模型的准确性

Fig. 3 Validity of the BP neural network model

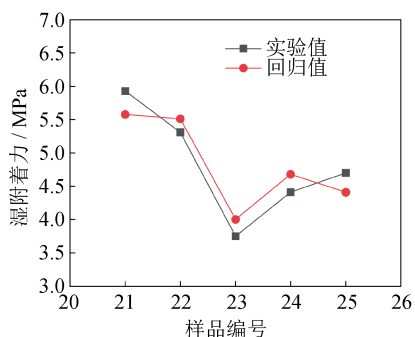


图4 BP神经网络模型的泛化能力

Fig. 4 Generalization ability of the BP neural network model

建立BP神经网络后,利用训练好的神经网络模型预测值作为GA的适应度函数,通过GA寻优,找到最佳配方和工艺,如图5所示。经过不断选择、交叉、变异操作,112次进化后适应度达到最大值,此时的最佳水性乳液、石墨烯、填料、固化剂、附着力促进剂和干燥温度的值,见表2。根据表2中的最优配方和工艺,进行验证实验,可以发现模型的预测值为6.47 MPa与实验值6.53 MPa基本一致,说明该配方工艺优化对改善水性涂料湿附着力性能具有可靠性。

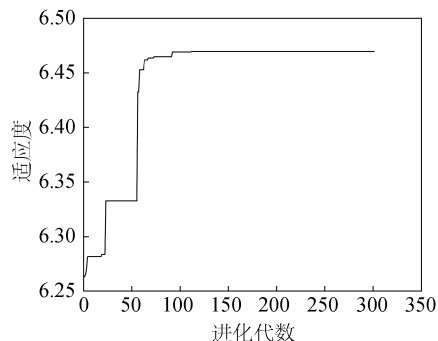


图5 适应度值与进化代数

Fig. 5 Fitness values versus evolution algebra

表2 GA求取的最优条件及验证结果

Tab. 2 Experimental data under the optimal conditions identified by the GA

最优配方和工艺						湿附着力结果	
乳液/g	石墨烯/g	固化剂/g	填料/g	附着力促进剂/g	温度/℃	预测值/MPa	实验值/MPa
26.08	1.59	7.85	22.06	0.61	111.6	6.47	6.53

可以从传统涂料配方设计方面进一步验证该寻优方法的可靠性。首先,乳液和固化剂使用的配比通常根据化学计量比环氧当量(Epoxy Equivalent Weight, EEW)/活性氢当量(Amine Hydrogen Equivalent Weight, AHEW)确定,该值为1时表示乳液中环氧基与固化剂中活泼氢刚好进行反应,实际中为了增加底漆附着力会使乳液适当过量,通常化学计量比在1.0~1.5之间。已知实验用乳液的固含量为53%,环氧当量为1 040 g/eq,固化剂的固含量为53%,活泼氢当量为425 g/eq,可得EEW/AHEW为1.35,说明乳液和固化剂使用的配比是合理的。其次,颜基比也是涂料配方设计中常用的参考值,表示颜填料与基料(乳液和固化剂之后)的质量比,底漆通常在1.2~2.0之间,颜基比过低,涂层致密性不佳、屏蔽性能弱、成本上升,颜基比过高则涂料与基材的润湿效果变差、附着力降低。根据预测值可得颜基比为1.32,该值处于合理范围,石墨烯的加入也会提高涂层的屏蔽性,但实际中基于成本的考量会适当提高颜填料的含量,本模型中只是针对湿附着力单一性能的配方工艺寻优,未来将对多性能和多因素的配方优化模型作进一步研究。

4 结束语

湿附着力是决定水性防腐涂层失效的重要因素之一,为提高水性涂料湿附着力性能,基于实验数据建立了水性乳液、石墨烯、填料、固化剂、附着力促进剂、干燥温度和湿附着力的BP神经网络模型,利用该模型和GA优化了水性涂料的配方和工艺,得到了在最佳湿附着力时的配方和干燥温度,并通过实验和传统涂料配方设计技术验证了该方法的可靠性。但本研究只是针对湿附着力这单一性能,后续将考虑成本、耐腐蚀等涂料综合性能的涂料配方和工艺优化模型,为制备高性能水性涂料提供一定指导依据。

参考文献

- [1] 雷远志,姚芳,李会宁,等.水性防腐涂料湿附着力及其性能的研究[J].涂料技术与文摘,2017,38(6):23-27.
- [2] 魏瑞金,陈仕箐,赵同华,等.双组分水性环氧底漆湿附着力的研究[J].涂料工业 2016,46(12):48-52.
- [3] 侯小龙,黄军同,杨明,等.三辊剥离微纳米石墨薄片及其对环氧树脂性能的影响[J].上海航天(中英文),2019,36:83-90.
- [4] LIU S, ZHAO H C, CHEN J M, et al Corrosion resistance of graphene-reinforced waterborne epoxy coatings [J]. Journal of Materials Science & Technology, 2016, 32(5): 425-431.
- [5] 朱万章,刘学英.水性涂料助剂[M].北京:化学工业出版社,2011:318-323.
- [6] 潘肇基.有机涂层湿附着力的研究[J].材料保护,1994,27(2):9-12.
- [7] 马花月.基于人工神经网络和遗传算法的复合材料涂层工艺优化[D].上海:上海大学,2015.
- [8] 吴海洋,缪巍巍,郭波,等.基于遗传算法的BP神经网络蓄电池寿命预测研究[J].计算机与数字工程,2019,47(5):1275-1278.
- [9] 杨荣雪,胡蓝,胡永祥,等.基于遗传算法的带筋壁板条带激光喷丸成形工艺优化研究[J].上海航天(中英文),2017,34(1):32-36.
- [10] 杨涛,廖宁放,吴文敏,等.基于人工神经网络的水性涂料电脑测配色系统[J].中国涂料,2006,21(4):32-34.
- [11] LI A J, LI H J, LI K Z, et al. Applications of neural networks and genetic algorithms to CVI processes in carbon/carbon composites [J]. Acta Materialia, 2004, 52(2): 299-305.
- [12] ANIJ DAN S H M, MADAAH H H R, BAH RAMI A. Flow stress optimization for 304 stainless steel under cold and warm compression by artificial neural network and genetic algorithm [J]. Materials & Design, 2007, 28(2): 609-615.
- [13] SONG R G, ZHANG Q Z. Heat treatment technique optimization for 7175 aluminum alloy by an artificial neural network and a genetic algorithm [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2001, 117 (1) 84-88.

欢迎关注我刊微信公众号

为了加强《上海航天(中英文)》数字化、网络化建设以及信息化管理,扩大刊物宣传力度,本刊现已开通微信公众平台。关注微信公众号后,读者可查阅期刊发表论文,进行文章检索;作者可随时查询自己稿件的处理状态,了解期刊最新发展动态;编辑部能更便捷地加强编者、作者和读者之间的交流,促进学术沟通,创建学术共同体,扩大《上海航天(中英文)》期刊的学术影响力。

