

• 试验研究 Experimental Research •

DOI:10.16410/j.issn1000-8365.2020.10.001

基于人工神经网络模型的铸造涂料性能预测

王佳宇¹, 赵 溶², 李 琪², 李 日¹

(1. 河北工业大学 材料科学与工程学院, 天津 300401; 2. 宁波特种涂料厂, 浙江 宁波 315000)

摘 要:针对铸造涂料的成分与涂料基本性能之间的复杂关系,提出利用人工神经网络对实验数据进行处理,建立实验因素与结果之间的神经网络模型。结果表明,在误差允许的范围内,构建的 BP 神经网络和 ELM 神经网络都可以实现对铸造涂料性能的预测。程序运行时间主要受神经网络模型的影响,对于悬浮率(2 h)和悬浮率(24 h),ELM 神经网络模型比 BP 神经网络模型具有较高的预测精度和运行速度。

关键词:铸造涂料; BP 神经网络; ELM 神经网络

中图分类号: TG221

文献标识码: A

文章编号: 1000-8365(2020)10-0901-04

Performance Prediction of Foundry Coatings Based on Artificial Neural Network Model

WANG Jiayu¹, ZHAO Rong², LI Qi², LI Ri¹

(1. School of Materials Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China; 2. Ningbo Special Coatings Factory, Ningbo 315000, China)

Abstract: In view of the complex relationship between the composition and the basic properties of casting coatings, an artificial neural network was proposed to process the experimental data and establish a neural network model between experimental factors and results. The results show that both BP neural network and ELM neural network can predict the performance of casting coatings within the allowable range of error. Program running time is mainly affected by the neural network model. For suspension rate (2 h) and suspension rate (24 h), the ELM neural network model has higher prediction accuracy and running speed than the BP neural network model.

Key words: casting coating; BP neural network; ELM neural network

铸造涂料在涂敷于砂型、砂芯表面之前是一种胶体状态的物理悬浮分散体系,其主要组成成分通常包括:耐火粉料、载体、悬浮剂、粘结剂、增稠剂和铸剂等,每一种组分含量的变化都可能对铸造涂料的性能产生影响。新型铸造涂料的研发方法是,按照一定的成分配制出某种涂料,然后用测量其常规性能。最后根据所测量的性能数据调整涂料组分,再度测量,直到达标,这一过程往往需要经过大量的实验。近年来发展起来的机器学习方法,如人工神经网络,可以通过对已有数据的训练学习对未知数据进行预测^[2,3],而且已有的数据库越是丰富,则预测的数据越是准确。近年来,人工神经网络在铸造工艺参数选择、铸造涂料配方开发等领域得到了应用^[4-10]。

本文采用常用的机器学习中的 BP 神经网络和 ELM 神经网络,对一定成分下铸造涂料的使用性能进行对比预测。涂料成分及相关性能如表 1。

1 BP 神经网络预测涂料性能

BP 神经网络由 Rumelhard 和 McClelland 于 1986 年提出的^[2]。从结构上讲,它是一种典型的多层前向型神经网络,是人工神经网络模型中目前应用最为广泛的,它的模型结构包括输入层(input)、隐含层(hidden layer)和输出层(output layer)。层与层之间采用全连接的方式,同一层的神经元之间不存在相互连接。BP 神经网络模型的作用是在不增加实验数据的基础上进行预测和优化结果,为优选材料提供了一种新的方法。

采用 BP 神经网络模型结构,通过训练已有的 1~8 组涂料的成分与性能数据,在此基础上,预测 9~12 组铸造涂料性能:悬浮率(2 h)、悬浮率(24 h)、密度和条件粘度,具体步骤如下:

(1)确定训练样本 将表 1 涂料成分及相关

收稿日期: 2020-04-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51975182)

作者简介: 王佳宇(1996-),河北保定人,本科生,研究方向: 模具。电话: 13516165971, Email: 13516165971@163.com

表1 涂料成分及相关性能
Tab.1 Coating composition and related properties

编号	涂料成分 $w(\%)$															涂料性能			
	锆英粉	石英粉	铝矾土	镁橄榄	硅镁粉	石墨	棕刚玉	滑石粉	海泡石	97 悬浮剂	LA 悬浮剂	SN 悬浮剂	21 23 树脂	铁红	悬浮率 2h	悬浮率 24h	密度 $/(g/cm^3)$	条件粘度 /s	
1	100	0	0	0	0	0	0	0	0	2.05	2.5	0	1.2	0	99.0	85	1.74	12.2	
2	0	0	10	0	0	0	90	2.5	5	1	1.5	0	1.5	0	94.5	73	1.68	12.6	
3	70	30	0	0	0	0	0	0	4	1.5	1.8	0	1.4	0	99.0	91	1.62	13.2	
4	0	0	60	20	0	20	0	0	8	0	0	0	2.1	0	90.0	79	1.25	12.6	
5	0	0	35	0	0	60	0	0	0	0	1.5	4.5	2.2	0	98.5	85	1.20	14.8	
6	0	10	0	0	60	25	0	0	25	0	1	4	1.4	1.5	93.0	76	1.19	13.2	
7	10	0	0	10	80	0	0	0	0	0	0	2	1.2	0	96.0	78	1.47	12.6	
8	10	0	0	10	80	0	0	0	0	0	0	3	1.2	0	95.0	78	1.44	12.9	
9	20	0	80	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	2.0	0	96.0	78	1.49	13.4	
10	20	0	80	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	2.5	0	96.0	80	1.51	14.1	
11	20	0	80	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	2.8	0	96.0	76	1.49	14.0	
12	20	0	80	0	0	0	0	0	0	0.8	0.8	0	2.0	0	97.0	82	1.48	14.5	

性能中的第 1~8 组实验数据作为训练样本,第 9~12 组实验数据作为检测。涂料成分(14 个因素)作为样本输入,涂料性能(4 个因素)为样本输出。

(2)参数设置 使用 MATLAB R2016a 软件中的 BP 结构模型进行网络训练分析。此网络输入了 14 个节点数,分别为:锆英粉、石英粉、铝矾土、镁橄榄、硅镁粉、石墨、棕刚玉、滑石粉、海泡石、97 悬浮剂、LA 悬浮剂、SN 悬浮剂、2123 树脂、铁红。输出 4 个节点数是:悬浮率(2 h)、悬浮率(24 h)、密度、条件粘度。隐含层层数设为 1,节点数 9 个。使用 MATLAB R2016a 软件中工具箱的 newff 函数引进输入、输出层节点数和隐含层节点数。

(3)程序 图 1 是根据训练样本得到的训练曲线,可看出训练值曲线慢慢趋近于虚线的目标值。设置整个网络的误差为 10^{-3} ,经过训练 BP 网络的误差逐渐减小,迭代 4 次时达到最佳表现此时的

均方差为 0.000 190 1。

(4)输出结果 第(2)步的程序运行完后得出了在铸造涂料不同成分的情况下铸造涂料性能的预测值,表 2 是 BP 神经网络模型的铸造涂料性能预测值与表 1 实验值的对比情况。悬浮率(2 h)预测值和实验值的相对误差总体较小。密度这一性能的预测值较其他 3 种性能预测值的相对误差偏大,其中第 5 组数据数据密度预测值和实验值的相对误差最大,为 28.33%。但是在密度这一相对误差较大的性能中,也有部分数据的预测值和实验值十分接近,如第 3 组数据密度期望值和预测值的相对误差为 0。因此,BP 神经网络模型在训练基数据较少的情况下表现出不稳定性。

2 ELM 神经网络预测涂料性能

采用一种新算法—极限学习机(Extreme Learn-

表 2 BP 神经网络铸造涂料性能预测值与实验值对比表
Tab.2 Comparison between the predicted and experimental values of BP neural network casting coatings

编号	悬浮率(2 h)期望值	悬浮率(2 h)预测值	相对误差(%)	悬浮率(24 h)期望值	悬浮率(24 h)预测值	相对误差(%)	密度期望值 $/(g/cm^3)$	密度预测值 $/(g/cm^3)$	相对误差(%)	条件粘度期望值 /s	条件粘度预测值 /s	相对误差(%)
1	99.0	99.37	0.37	85	85.12	0.14	1.74	1.69	2.87	12.2	12.28	0.65
2	94.5	91.59	3.07	73	84.67	15.98	1.68	1.64	2.38	12.6	13.29	5.47
3	99.0	99.19	0.19	91	89.39	1.76	1.62	1.62	0	13.2	13.22	0.15
4	90.0	90.33	0.36	79	77.42	2.00	1.25	1.21	3.20	12.6	12.33	2.14
5	98.5	91.89	6.71	85	85.08	0.09	1.20	1.54	28.33	14.8	16.01	8.17
6	93.0	93.63	0.67	76	74.97	1.35	1.19	1.24	4.20	13.2	13.42	1.66
7	96.0	95.43	0.59	78	77.82	0.23	1.47	1.43	2.72	12.6	12.65	0.39
8	95.0	95.40	0.42	78	77.76	0.42	1.44	1.43	0.69	12.9	12.84	0.46
9	96.0	95.23	0.80	78	75.50	3.20	1.49	1.25	16.10	13.4	12.31	8.13
10	96.0	91.54	4.64	80	77.60	3.00	1.51	1.30	13.90	14.1	12.90	8.51
11	96.0	89.61	6.65	76	78.56	3.36	1.49	1.33	10.73	14.0	13.26	5.28
12	97.0	94.72	2.35	82	77.43	5.57	1.48	1.26	14.86	14.5	12.73	12.20

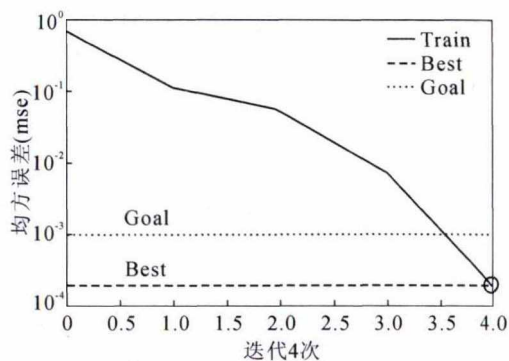


图 1 训练性能曲线
Fig.1 The curve of training performance

ing Machine, ELM)进行计算,该算法随机产生输入层与隐含层间的连接权值及隐含层神经元的阈值,且在训练过程中无需调整,只需要设置隐含层神经元的个数,便可以获得唯一的最优解。与传统的 BP 神经网络相比,该方法具有学习速度快、泛化性能好等优点。故采用该种神经网络模型结构预测 9~12 组铸造涂料的性能:悬浮率(2 h)、悬浮率(24 h)、密度和条件粘度,步骤如下。

(1)确定训练样本 将表 1 涂料成分及相关性能中的第 1~8 组实验数据作为训练样本,第 9~12 组实验数据作为检测。涂料成分(14 个因素)作为样本输入,涂料性能(4 个因素)为样本输出。

(2)参数设置 使用 MATLAB R2016a 软件调用已经编写好的 ELM 模型的训练和预测函数,其中 `elmtrain()` 为 ELM 的创建、训练函数,`elpredict()` 是 ELM 的预测函数,用 ELM 结构模型进行网络训练分析。此网络输入了 14 个节点数,分别为 铅英粉、石英粉、铝矾土、镁橄榄、硅镁粉、石墨、棕刚玉、滑石粉、海泡石、97 悬浮剂、LA 悬浮剂、SN 悬浮剂、2123 树脂、铁红;输出 4 个节点数是悬浮

率(2 h)、悬浮率(24 h)、密度、条件粘度。
(3)程序 用 MATLAB R2016a 建立的源程序。
(4)结果 第(2)步的程序运行完后得出了在铸造涂料不同成分的情况下铸造涂料性能的预测值。

表 3 是 ELM 神经网络模型的铸造涂料性能预测值与表 1 实验值的对比情况,1~8 组训练集训练样本的输出值和实验值相同,第 9~12 组测试集的输出值和实验值相差很小。表明 ELM 神经网络模型经过训练能够使训练结果等于实验值,然后用训练好的 ELM 神经网络模型对第 9~12 组数据进行验证能够得出比较准确的结果。

3 优选结果

为了检测 BP 神经网络和 ELM 神经网络的预测精度,以表 2 和表 3 第 9~12 组测试集数据做样本。用两种网络模型悬浮率(2 h)、悬浮率(24 h)、密度、条件粘度预测值和实验值对比,如图 2、图 3、图 4、图 5 所示。BP 神经网络和 ELM 神经网络相对预测误差如图 6 所示。

由图可知,除悬浮率(24 h)(图 3)BP 预测值与 ELM 预测值无明显差别外,其余预测值均表现出了 ELM 模型的优越性,从图 6 的预测值相对误差对比也体现出了这一点。由此可见,在误差允许的范围内用这两种方法都可以得到与实际相符合的性能值,人工神经网络模型具有很强的预测能力,采用人工神经网络可以加快涂料开发进度。

4 结论

(1)在误差允许的范围内,构建的 BP 神经网络和 ELM 神经网络都可以实现对铸造涂料性能的

表3 ELM神经网络铸造涂料性能预测值与实验值对比表
Tab.3 Comparison between the predicted and experimental values of ELM neural network casting coatings

编号	悬浮率(2 h)			悬浮率(24 h)			密度期望			条件粘度		
	期望值	预测值	相对误差(%)	期望值	预测值	相对误差(%)	值/(g/cm³)	预测值/(g/cm³)	相对误差(%)	期望值/s	预测值/s	相对误差(%)
1	99.0	99.00	0	85	85.00	0	1.74	1.74	0	12.2	12.20	0
2	94.5	94.50	0	73	73.00	0	1.68	1.68	0	12.6	12.60	0
3	99.0	99.00	0	91	91.00	0	1.62	1.62	0	13.2	13.20	0
4	90.0	90.00	0	79	79.00	0	1.25	1.25	0	12.6	12.60	0
5	98.5	98.50	0	85	85.00	0	1.20	1.20	0	14.8	14.80	0
6	93.0	93.00	0	76	76.00	0	1.19	1.19	0	13.2	13.20	0
7	96.0	96.00	0	78	78.00	0	1.47	1.47	0	12.6	12.60	0
8	95.0	95.00	0	78	78.00	0	1.44	1.44	0	12.9	12.90	0
9	96.0	95.54	0.47	78	81.88	4.97	1.49	1.39	6.71	13.4	13.35	0.37
10	96.0	95.00	1.04	80	78.89	1.38	1.51	1.43	5.29	14.1	13.21	6.31
11	96.0	94.47	1.59	76	77.48	1.94	1.49	1.45	2.68	14.0	13.14	6.14
12	97.0	94.91	2.15	82	81.21	0.96	1.48	1.38	6.75	14.5	13.35	7.93

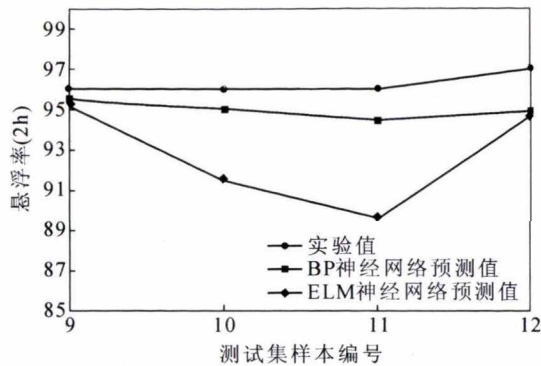


图2 BP神经网络和ELM神经网络悬浮率(2h)预测值和实验值对比

Fig.2 Comparison of the predicted and experimental values of suspension rate(2 h) between BP neural network and ELM neural Network

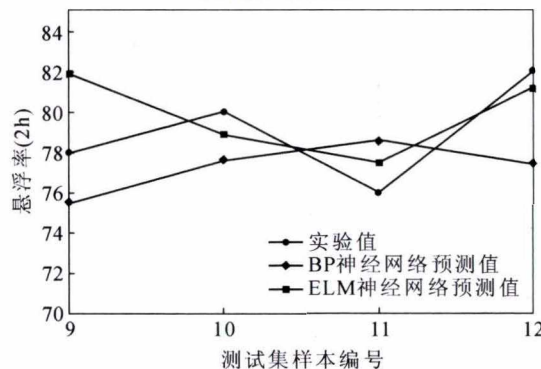


图3 BP神经网络和ELM神经网络悬浮率(24h)预测值和实验值对比

Fig.3 Comparison of the predicted and experimental values of suspension rate (24 h) between BP neural network and ELM neural Network

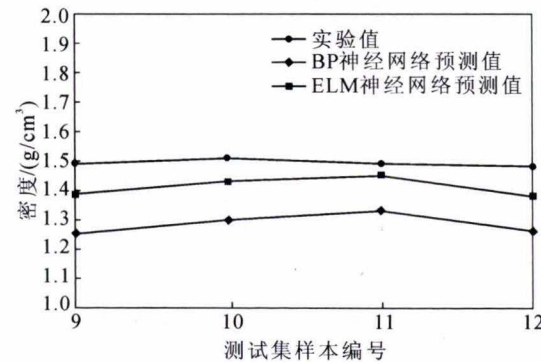


图4 BP神经网络和ELM神经网络密度预测值和实验值对比

Fig.4 Comparison of the predicted and experimental values of density between BP neural network and ELM neural Network

预测。

(2)对于悬浮率(2h)和悬浮率(24h),ELM神经网络预测精度均高于BP神经网络。

(3)程序运行时间主要受神经网络模型的影响,ELM神经网络比BP神经网络运行速度快。

参考文献:

[1] 李魁盛,王文清. 铸造工艺学[M]. 北京:机械工业出版社,1998.

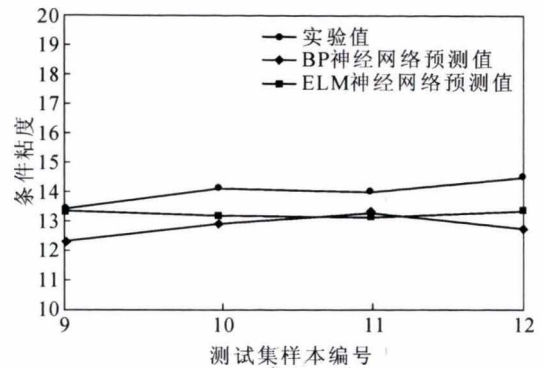


图5 BP神经网络和ELM神经网络条件粘度预测值和实验值对比

Fig.5 Comparison of the predicted and experimental values of conditional viscosity between BP neural network and ELM neural Network

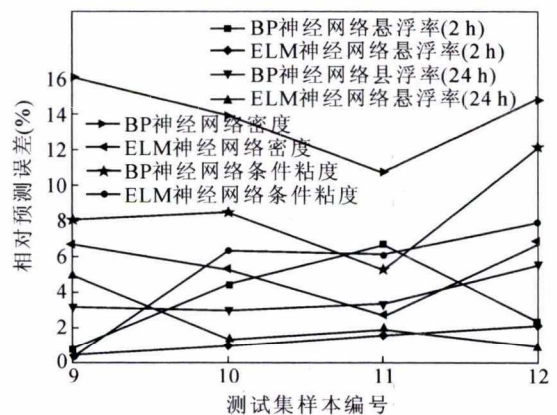


图6 BP神经网络和ELM神经网络相对误差预测值和实验值对比

Fig.6 Comparison of the predicted and experimental values of relative error between BP neural network and ELM neural Network

- [2] 史峰,王辉. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2011.
- [3] 王小川,史峰. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.
- [4] 李智丽,陈保家. 基于神经网络的铝合金电器罐体铸造工艺优化[J]. 热加工工艺,2019,48(13):70-73.
- [5] 陈新林,胡帅,董燕飞. 基于神经网络算法的铝合金差压铸造工艺优化研究[J]. 热加工工艺,2018,47(7):99-101.
- [6] 刘长江. 基于神经网络算法的半连续铸造铝合金管坯的工艺优化[J]. 热加工工艺,2018,47(3):98-100,103.
- [7] 李祥慧,郑浩然,游晓红,等. 基于人工神经网络模型的消失模铸造工艺优化[J]. 铸造设备与工艺,2017(1): 41-43,60.
- [8] 汤耿,岳冬,徐卫平. 基于BP神经网络与遗传算法的罩盖压铸工艺参数优化[J]. 热加工工艺,2016,45(19): 114-117,119.
- [9] 王晓燕,孙睿. 基于神经网络的高强镁合金铸造工艺优化[J]. 热加工工艺,2015,44(13): 90-93.
- [10] 姚笛,龚烈航,王洪伦,等. 神经网络在涂料研究中的应用[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版),2004(5): 67-69.
- [11] 刘亚琦. 核极限学习机的改进及其在肿瘤识别中的应用 [D]. 湘潭:湘潭大学,2019.