

doi: 10.3969/j.issn.1001-3849.2021.07.005

基于 BP 和 RBF 神经网络预测硬质阳极氧化膜的硬度

邢 翀^{1*}, 王坤昊²

(1. 长春金融高等专科学校 信息技术学院, 吉林 长春 130028;

2. 吉林师范大学 计算机学院, 吉林 四平 136000)

摘要: 通过两种不同方式分别构建 NEWRB 函数 RBF 神经网络和 K-均值聚类 RBF 神经网络, 同时构建 BP 神经网络。采用正交实验数据对不同神经网络进行训练, 然后用训练完成的不同神经网络预测硬质阳极氧化膜的硬度, 并将预测结果与实测值进行对比。结果表明: 与 BP 神经网络相比, NEWRB 函数 RBF 神经网络和 K-均值聚类 RBF 神经网络的平均相对误差和最大相对误差均较低。通过两种不同方式构建的 RBF 神经网络都具有较高的预测精度, 并且 K-均值聚类 RBF 神经网络具有更高的预测精度, 更适用于预测硬质阳极氧化膜的硬度。

关键词: 硬质阳极氧化膜; 硬度; BP 神经网络; RBF 神经网络

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Prediction of Hardness of Hard Anodic Oxidation Film Based on BP and RBF Neural Network

XING Chong^{1*}, WANG Kunhao²

(1. Department of Information and Technology, Changchun Finance College, Changchun 130028, China; 2. Computer College, Jilin Normal University, Siping 136000, China)

Abstract: NEWRB function RBF neural network and K-mean clustering RBF neural network were established in two different ways, and BP neural network was also established. Different neural networks were trained using orthogonal experimental data, and then the trained different neural networks were used to predict the hardness of hard anodic oxidation film, and the predicted value was compared with the measured value. The results showed that compared with BP neural network, the average relative error and maximum relative error of NEWRB function RBF neural network and K-mean clustering RBF neural network were lower. The RBF neural network established by two different methods has higher prediction accuracy, and the K-mean clustering RBF neural network has much higher prediction accuracy, which was more suitable for predicting the hardness of hard anodic oxidation film.

Keywords: hard anodic oxidation film; hardness; BP neural network; RBF neural network

硬度是硬质阳极氧化膜的重要性能指标, 与耐磨性能有着密切关系^[1]。硬质阳极氧化过程中涉及的工艺参数较多, 如电解液质量浓度、电解液温度、电流密度、氧化时间等。这些工艺参数及其交互作

用对硬质阳极氧化膜的硬度有一定影响^[2-4], 它们之前往往呈复杂非线性关系, 采用常规数学建模方法很难准确表达。在此背景下, 引入人工神经网络。研究表明, 人工神经网络具有很强的适应性以及大

收稿日期: 2020-11-24

修回日期: 2020-12-22

*通信作者: 邢翀, changchun_00@163.com

基金项目: 吉林省科技厅自然科学基金(20190201191JC), 吉林省教育厅科学技术研究基金(JJKH20210787KJ)

规模并行处理和快速收敛的特性,解决复杂非线性问题具有优势^[5-7]。

人工神经网络的种类较多,常用的是前馈神经网络、径向基函数神经网络、Kohonen 自组织神经网络、递归神经网络、卷积神经网络和模块化神经网络。前馈神经网络中最具代表性的是BP神经网络,径向基函数神经网络中最具代表性的是RBF神经网络。目前,单独采用BP神经网络或RBF神经网络解决复杂非线性问题的报道较多^[8-10],但少有对这两种不同神经网络进行对比的报道。笔者创新性地将BP神经网络与通过两种不同方式构建的RBF神经网络进行对比研究,采用正交实验数据对不同神经网络进行训练,并通过对比相对误差,以期筛选出预测精度更高的神经网络。

1 研究思路

为了验证BP神经网络和RBF神经网络在氧化膜硬度预测方面的适用性,通过两种不同方式构建RBF神经网络。第一种方式是应用NEWRB函数构建RBF神经网络(以下简称NEWRB函数RBF神经网络),第二种方式是通过K-均值聚类法自行构建RBF神经网络(以下简称K-均值聚类RBF神经网络)。将不同神经网络进行对比,筛选出预测精度更高的神经网络。

具体研究思路如图1所示。第一步:通过正交实验获取原始数据。第二步:数据预处理,首先进行数据约简,提取影响氧化膜硬度的主要因素,降低维度数据,简化数据结构,然后对约简后的数据进行归一化处理,使各影响因素特征的分布基本一致,为后续构建神经网络创造条件。第三步:预处理后的数据应用于BP神经网络、NEWRB函数RBF神经网络、K-均值聚类RBF神经网络,在Matlab软件平台上进行仿真测试,通过对比相对误差筛选出预测精度更高的神经网络。

2 实验及数据预处理

2.1 基体材料

基体材料为2024铝合金,根据硬质阳极氧化实验要求,对2024铝合金进行预处理。首先用800#、1500#砂纸打磨,然后用碱液除油,接着用稀硫酸酸洗,最后用去离子水清洗,烘干后放在干燥箱中。

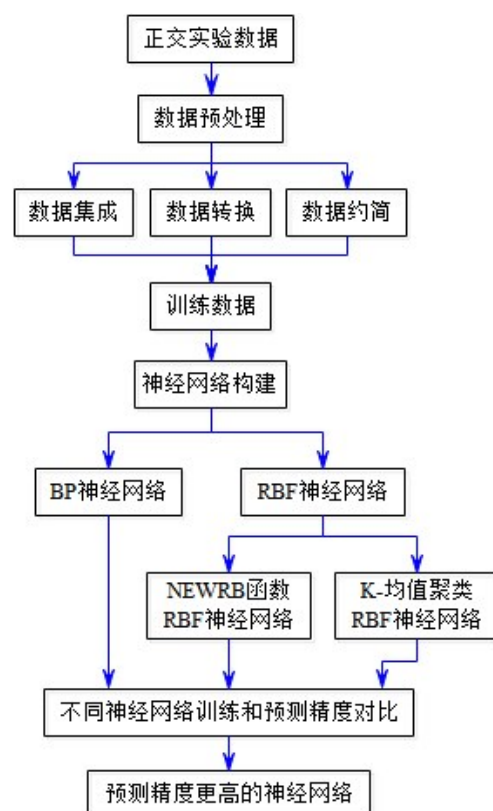


图1 研究思路

Fig.1 Research approach

2.2 实验方法

采用硫酸与去离子水配成的电解液进行硬质阳极氧化实验,选用电流密度(F_1)、氧化时间(F_2)和硫酸质量浓度(F_3)作为影响因素,氧化膜硬度(E)作为评价指标。为了减少实验次数并充分考察各个因素对氧化膜硬度的影响,采用正交实验设计法得到实验方案,如表1所示。

表1 实验方案

Tab.1 Experimental scheme

因素水平	$F_1/(A \cdot dm^{-2})$	F_2/min	$F_3/(g \cdot L^{-1})$
1	1	35	180
2	2	50	210
3	3	65	240
4	4	80	270

2.3 实验结果

按照不同因素水平进行16组实验,采用MV-TEST1000型全自动维氏硬度计检测不同氧化膜的硬度。加载为0.49 N,保持15 s后卸除。在每个试样表面选取3个点,检测结果取其平均值,如表2

所示。

表 2 实验结果

Tab.2 Experimental results

序号	因素 F_1	因素 F_2	因素 F_3	E/HV
1	1	35	180	220.4
2	1	50	210	250.2
3	1	65	240	321.7
4	1	80	270	271.8
5	2	35	210	290.3
6	2	50	180	240.2
7	2	65	270	335.7
8	2	80	240	310.2
9	3	35	240	300.4
10	3	50	270	260.5
11	3	65	180	225.2
12	3	80	210	330.4
13	4	35	270	321.5
14	4	50	240	326.1
15	4	65	210	290.5
16	4	80	180	246.3

2.4 实验数据归一化处理

为了消除数值问题满足求解需要,同时为了获得预期结果,需对实验数据进行归一化处理^[11],即将实验数据按照统一比例进行缩放,使其落入规定范围内。本文选择实验数据范围为 $[-1.1]$,归一化处理采用如下公式:

$$\text{归一化值} = \frac{2 * (\text{原值} - \text{列最小值})}{\text{列最大值} - \text{列最小值}} - 1 \quad (1)$$

3 BP神经网络构建与训练

本文构建的BP神经网络由输入层、隐含层和输出层构成,其结构如图2所示。输入层、隐含层和输出层的神经元数目分别为3、5、1,隐含层激励函数采用tansig函数,输出层采用Logsig函数,训练函数采用trainlm函数,调用Matlab软件工具箱内Newff()函数建立神经网络。

将预处理后的数据输入神经网络进行训练,图3所示为BP神经网络训练过程。可见经过1274次训练后,均方误差达到期望值,说明训练完成。

4 RBP神经网络构建与训练

4.1 NEWRB函数RBF神经网络构建与训练

本文构建的NEWRB函数RBF神经网络也是

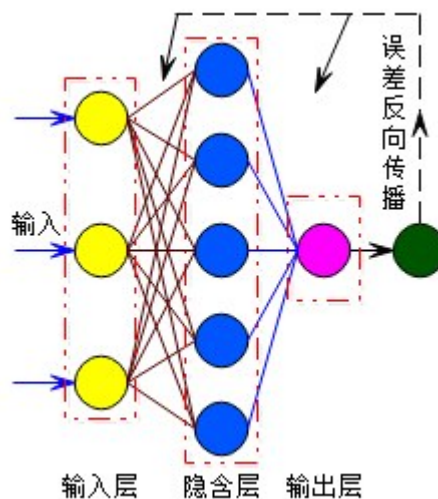


图2 BP神经网络结构

Fig.2 Structure of BP neural network

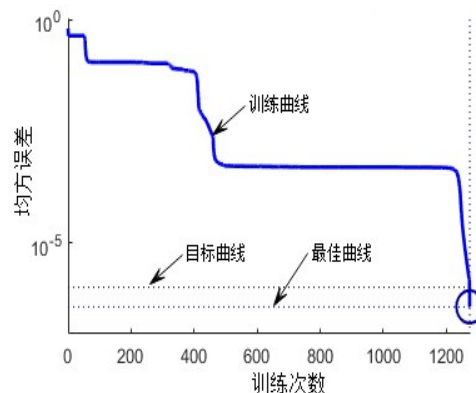


图3 BP神经网络训练过程

Fig.3 Training process of BP neural network

由输入层、隐含层和输出层构成,如图4所示,其输入层神经元数目为3,输出层神经元数目为1,隐含层神经元数目由newrbe函数自动设置。为了更好的对比NEWRB函数RBF神经网络与BP神经网络的预测精度,将NEWRB函数RBF神经网络的目标函数设定与BP神经网络的目标函数一致。

调用Matlab软件工具箱内NEWRB函数建立神经网络,同样将预处理后的数据输入神经网络进行训练,图5所示为NEWRB函数RBF神经网络训练过程。可见经过865次训练后,均方误差达到期望值,说明训练完成。

4.2 K-均值聚类RBF神经网络构建与训练

K-均值聚类RBF神经网络需使用K-均值聚类的方法确定径向基函数的中心^[12],首先采用dist指

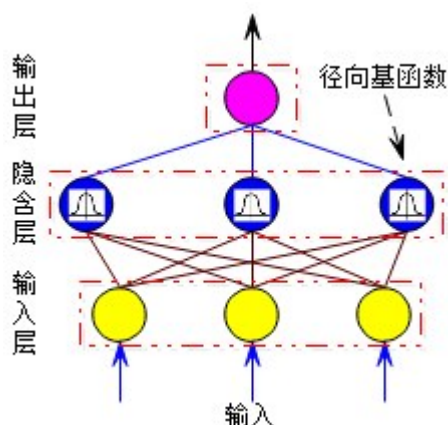


图4 RBF神经网络结构

Fig.4 Structure of RBF neural network

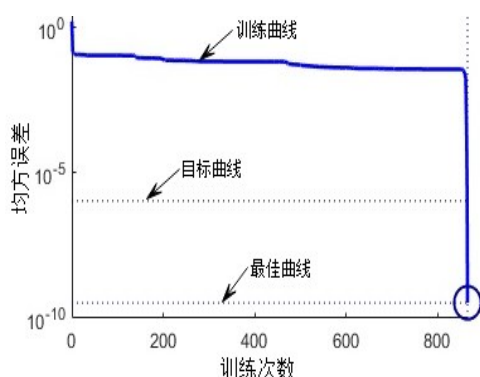


图5 NEWRB函数RBF神经网络训练过程
Fig.5 Training process of NEWRB function
RBF neural network

令计算输入各样本点与聚类中心点的欧式距离,然后根据中心聚类获取新的类内均值,并更新各类聚类中心,直至聚类中心不再变化后,再根据各中心之间的距离确定对径向基函数的扩展常数,采用最小二乘法计算RBF隐含层神经元输出的权值和阈值。

构建K-均值聚类RBF神经网络后,将预处理后的数据输入神经网络进行训练,图6所示为K-均值聚类RBF神经网络训练过程。可见经过975次训练后,均方误差达到期望值,说明训练完成。

5 预测结果及分析

采用构建的BP神经网络、NEWRB函数RBF神经网络和K-均值聚类RBF神经网络对氧化膜硬度进行预测,将16组实验数据输入不同神经网络中,得到预测结果,如图7所示。并将预测结果与实测值进行对比,得到相对误差,如表3所示。

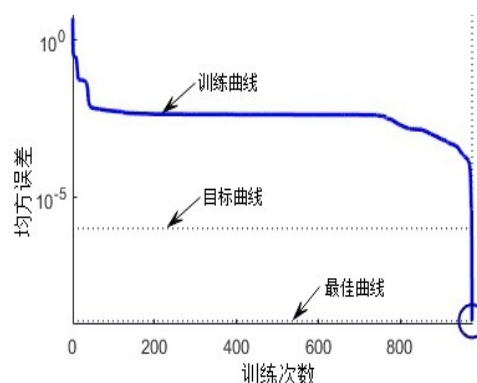


图6 K-均值聚类RBF神经网络训练过程

Fig.6 K-mean clustering RBF neural network
training process

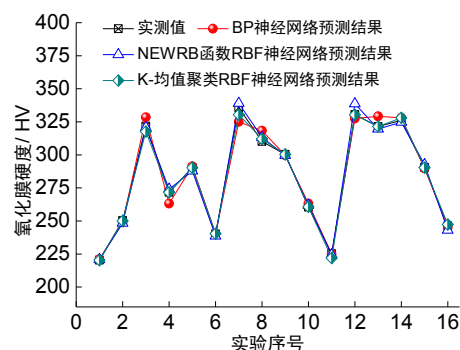


图7 不同神经网络的预测结果

Fig.7 Prediction results of different neural network

由表3可知,BP神经网络、NEWRB函数RBF神经网络和K-均值聚类RBF神经网络的平均相对误差分别为1.13%、0.77%、0.40%,最大相对误差分别为-3.18%、2.48%、1.58%。与BP神经网络相比,NEWRB函数RBF神经网络和K-均值聚类RBF神经网络的平均相对误差和最大相对误差均较低,说明通过两种不同方式构建的RBF神经网络具有较高的预测精度,并且K-均值聚类RBF神经网络具有更高的预测精度。

6 结论

应用NEWRB函数和K-均值聚类法分别构建了NEWRB函数RBF神经网络、K-均值聚类RBF神经网络,采用正交实验数据训练完成后这两种不同神经网络的平均相对误差和最大相对误差均低于BP神经网络,都具有较高的预测精度。K-均值聚类RBF神经网络具有更高的预测精度,更适用于预测硬质阳极氧化膜的硬度。

表 3 不同神经网络的相对误差

Tab.3 Relative errors of different neural network

序号	相对误差/ %		
	BP 神经网络	NEWRB 函数 RBF 神经网络	K-均值聚类 RBF 神经网络
1	0.28%	0.18%	-0.05%
2	-0.54%	-0.76%	-0.04%
3	2.09%	-0.31%	-1.24%
4	-3.18%	0.81%	-0.07%
5	0.39%	-0.86%	0.00%
6	0.04%	-0.67%	0.08%
7	-3.18%	1.01%	-1.58%
8	2.60%	1.00%	0.61%
9	-0.23%	-0.23%	-0.03%
10	1.01%	0.54%	0.12%
11	-0.19%	-0.31%	-1.47%
12	-0.85%	2.48%	-0.03%
13	2.40%	-0.59%	-0.03%
14	0.59%	-0.43%	0.58%
15	-0.25%	0.72%	-0.03%
16	-0.31%	-1.34%	0.41%

参考文献

- [1] 张欢. 氧化时间对 2A12 铝合金硬质阳极氧化膜性能的影响[J]. 航空制造技术, 2014, 466(22): 148-150.
Zhang H. Influence of oxidation time on property of hard anodic oxidation film on 2A12 aluminum alloy[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2014, 466(22): 148-150(in Chinese).
- [2] 时春燕. 挤压成型 2A12 铝合金硬质阳极氧化膜的制备工艺及性能研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2018.
- [3] Kong D J, Wang J C, Liu H. Friction and wear performances of 7475 aluminium alloy after anodic oxidation [J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2016, 45(5): 1122-1127(in Chinese).
- [4] 石绪忠, 刘晓鹤, 余向飞, 等. 6061 铝合金硬质阳极氧化的影响因素研究[J]. 材料开发与应用, 2018, 33(4): 53-58.
Shi X Z, Liu X H, Yu X F, et al. Study on the influence factors of hard anodic oxidation of 6061 aluminum alloy[J]. Development and Application of Materials, 2018, 33(4): 53-58(in Chinese).
- [5] 于金金, 吕一兵. 一种求解非线性极大极小问题的神经网络方法[J]. 长江大学学报(自科版), 2019, 16(4): 67-70.
Yu J J, Lyu Y B. A neural network method for solving nonlinear minimax problems[J]. Journal of Yangtze University(Natural Science Edition), 2019, 16(4): 67-70(in Chinese).
- [6] Moustris K, Tsiros I X, Tseliou A, et al. Development and application of artificial neural network models to estimate values of a complex human thermal comfort index associated with urban heat and cool island patterns using air temperature data from a standard meteorological station[J]. International Journal of Biometeorology, 2018 (62): 1265-1274.
- [7] Pourifoy J, Shen Y C, Jing L, et al. Nanophotonic particle simulation and inverse design using artificial neural networks[J]. Science Advances, 2018, 4(6): 4206-4213.
- [8] 王嵘冰, 徐红艳, 李波, 等. BP 神经网络隐含层节点数确定方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(4): 31-35.
Wang R B, Xu H Y, Li B, et al. Research on method of determining hidden layer nodes in BP neural network[J]. Computer Technology and Development, 2018, 28(4): 31-35(in Chinese).
- [9] Kai C, Qin X T. Virtual reality research of the dynamic characteristics of soft soil under metro vibration loads based on BP neural networks[J]. Neural Computing and Applications, 2017, 29(5): 1233-1242.
- [10] 王晓雷, 李栋豪, 郑晓婉, 等. 基于 RBF 神经网络的跌倒检测算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(11): 185-191.
Wang X L, Li D H, Zheng X W, et al. Research on fall detection algorithm based on RBF neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2019, 33(11): 185-191(in Chinese).
- [11] 王敏, 周树道, 刘展华, 等. 卷积神经网络识别地基云图的数据库建立及处理方法[J]. 信息技术与网络安全, 2020, 39(3): 56-61.
Wang M, Zhou S D, Liu Z H, et al. Establishment and processing of Ground-based cloud image database for CNN [J]. Information Technology and Network Security, 2020, 39(3): 56-61(in Chinese).
- [12] 雷升锴, 刘红阳, 何嘉, 等. 动态 K-均值聚类算法在 RBF 神经网络中心选取中的应用[J]. 信息系统工程, 2011 (6): 83-85.
Lei S K, Liu H Y, He J, et al. Application of dynamic K-means clustering algorithm in RBF neural network center selection[J]. Information System Engineering, 2011 (6): 83-85(in Chinese).