

BP 神经网络在铜及铜合金海水腐蚀预测中的应用

邓春龙, 李文军, 孙明先, 郭为民, 刘 伟

(洛阳船舶材料研究所青岛分部, 海洋腐蚀与防护国防科技重点实验室, 山东 青岛 266071)

摘要: 根据实海环境数据及材料腐蚀数据, 利用 BP 结构神经网络建立了铜及铜合金在实海环境中腐蚀速度与环境因素、材料成分之间神经网络预测模型。利用建立的预测模型分析了环境因素对铜及铜合金的腐蚀速度的影响。分析结果表明, 温度的升高及生物污损促进铜及铜合金的腐蚀, 而 pH、盐度和氧浓度的升高对浸泡 1 年的材料腐蚀速度有明显的抑制作用。

关键词: 人工神经网络; 腐蚀; 预测

中图分类号: TG174 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3096(2006)03-0016-05

人工神经网络技术从上世纪 40 年代出现以来, 经过了半个多世纪的发展, 目前已经成为一门新兴的科学技术, 其特有的非线性适应性信息处理能力, 克服了传统人工智能方法的缺点, 在模式识别和图像处理、控制与优化、预报和智能信息管理, 以及通信、空间科学等领域得到了成功的应用^[1]。

金属的腐蚀行为是一个复杂的过程, 受到环境、成分、表面状态以及热处理工艺等各种因素的影响, 各因素与腐蚀之间的关系是非线性的, 利用传统的分析方法很难建立准确的预测模型, 因此自上世纪 90 年代起, 在中国开始将人工神经网络技术应用于腐蚀研究领域, 主要用于研究大气、海水和土壤环境中金属材料的腐蚀影响因素, 以及相关的腐蚀预测模型研究^[2-5]。孔德英等^[6]利用人工神经网络技术建立了青岛海域全浸区碳钢、低合金钢合金成分与平均腐蚀速率之间的关系模型, 预测结果与实海结果基本一致。崔大为等^[7]利用人工神经网络和有色金属 8 年的腐蚀数据建立的腐蚀预测模型用于预测有色金属 16 年的腐蚀速度, 预测结果误差在 20% 以内。作者将铜及铜合金成分与海水环境因素做为共同影响腐蚀速度的因素, 建立与平均腐蚀速率之间的关系模型, 用于预测不同成分的铜及铜合金在不同海域的 1、2、4、8 年平均腐蚀速度。

1 神经网络结构设计

1.1 网络模型

随着神经网络的发展, 目前已有数十种的神经网络模型, 主要分为 3 大类: 前向网络 (Feedforward NNs)、反馈网络 (Feedback NNs) 和自组织网络 (Self-organizing NNs)。其中前向网络模型中的误差反传网络模型 (Back Propagating NNs) 是迄今为止用得最普遍和最广泛的神经网络模型。BP 网络是一种单向传播的多层前向网络, 其结构如图 1 所示。网络包括: 一个输入层、一个输出层, 一个或多个隐含层。网络将输入层的信息传播到隐含层节点上, 经过传递函数运算后, 输出到输出层节点上, 计算输出值与期望输出值之间的误差, 并将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的权值, 逐次向输入层传播并进行计算, 再经过正向传播过程, 这两个过程反复运用, 直到误差信号达到期望值后, 网络训练过程结束。

收稿日期: 2005-03-21; 修回日期: 2005-05-09

作者简介: 邓春龙 (1971-), 男, 广东龙川人, 工程师, 从事海洋腐蚀与防护研究, E-mail: dc1726@yahoo.com.cn

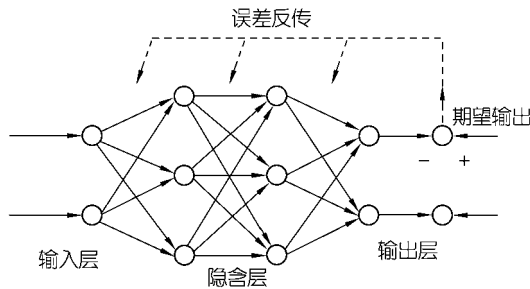


图1 基于BP算法的神经网络结构

Fig.1 Structure diagram of neural network based on BP arithmetic

近年来应用于腐蚀研究领域的人工神经网络模型都是采用BP网络模型,预测结果比较理想,因此作者也采用BP网络模型。

1.2 网络结构

神经网络传递函数主要有3种:正切S型函数(tansig)、对数S型函数(logsig)和线性函数(pruelin),正切S型函数将神经元输入范围 $(-\infty, +\infty)$ 映射到 $(-1, +1)$ 之间;对数S型函数则将神经元输入范围 $(-\infty, +\infty)$ 映射到 $(0, +1)$ 之间;线性函数是神经元可采用的最简单的函数,只是简单地将神经元输入经阈值调整后传递到输出层。在本模型中输出层的传递函数为线性函数。对数S型函数的模型虽然网络收敛速度慢,训练时间较长,但预测结果重现性相对较好,且预测精度较高,因此在本模型中隐含层的传递函数采用对数S型函数。

作者将影响铜及铜合金在实海环境中腐蚀速度的主要因素分为实海环境因素和材料成分因素,实海环境因素主要包括:年平均温度、年平均氧浓度、年平均盐度、pH、平均流速以及生物附着6种因素。主要成分因素包括:Mn、Ni、Si、Zn、Fe和Sn 6种成分,因此网络结构的输入层节点数量为12;输出值为全浸1、2、4、8年的4个平均腐蚀速度,输出层节点数为4。

由于增加层数主要可以更进一步降低误差,提高精度,但使网络复杂化,增加网络的训练时间,而误差精度的提高还可以通过增加隐含层的神经元数来

获得^[8],因此在本工作中只将隐含层的层数确定为一层,主要通过增加隐含层的神经元节点数来提高精度。隐含层中神经元的数量在理论上没有一个明确的规定,数量太少,网络不够健壮,误差收敛速度慢,误差较大,而数量太多,造成训练时间加长,容易过度拟合,误差不一定最佳。虽然有公式^[9]可供参考,但由于网络结构对神经元数量是比较敏感的,因此比较实际的做法是通过在不同神经元数进行训练对比,最终确定最佳的神经元数量。经过对比训练后确定隐含层节点的数量为20。最终的BP神经网络结构为12-20-4三层,隐含层的传递函数为对数S型函数,输出层传递函数为线性函数。

2 训练样本和验证样本

由于神经网络经过训练后能够反映训练样本中的规律,因此样本的准确性和合理性直接影响到神经网络预测模型训练结果的精度,而且实际铜及铜合金的腐蚀速度规律性较差,为了避免训练样本中存在的异常数据造成预测模型得到错误的规律或误差较大,需要对训练样本进行筛选,在本工作中样本筛选的原则:铜及铜合金在海水中一般腐蚀规律是平均腐蚀速度随时间逐渐减小。

根据以上规律选择了8种铜及铜合金分别在青岛、厦门和榆林三地的19组数据作为训练样本,TUP、QSn6.5-0.1和QSi3-1在青岛、厦门和榆林的5组数据作为验证样本。

训练样本中的环境因子数据采用公开发表的各试验地点的环境观测数据,生物附着因素由于没有明确的量化指标,因此,在本工作中参考了孔德英等^[6]提出的生物影响因子指标,即青岛及舟山海域的生物因子为0.1,厦门海域的生物因子为0.8,榆林海域的影响因子为0.4。

3 训练次数

神经网络模型的训练次数是影响模型预测结果的精度以及模型训练时间主要因素之一。按常理,训练次数越多,模型的均方差(MSE)越小(图2),即模型的预测精度应当越高,然而,将验证样本输入模型进行仿真后,模型的预测结果的误差精度并不是



随训练次数的增加而减小(图3),而是在训练开始阶段,误差迅速减小,在达到一个最小值后,开始逐

渐增加,从而造成模型的预测精度降低,这种现象说明模型出现了过度拟合现象,使模型的容错性能下降,模型包含了过多训练样本中的错误信息,因此训练次数并不是越多越好,而是存在一个最佳值。在本工作中训练次数最佳值是根据验证样本的仿真平均相对误差来确定。

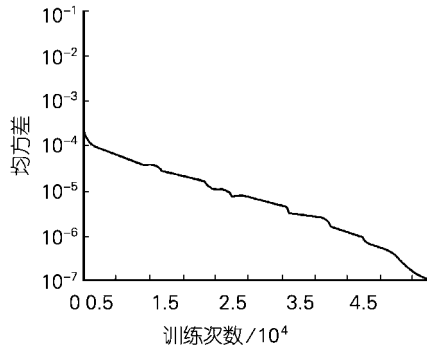


图2 训练误差曲线

Fig.2 Error curve of training

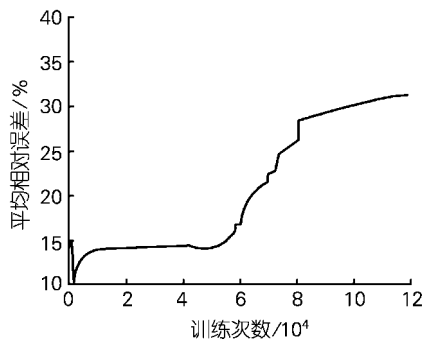


图3 仿真误差曲线

Fig.3 Error curve of simulation

渐增加,从而造成模型的预测精度降低,这种现象说明模型出现了过度拟合现象,使模型的容错性能下降,模型包含了过多训练样本中的错误信息,因此训练次数并不是越多越好,而是存在一个最佳值。在本工作中训练次数最佳值是根据验证样本的仿真平均相对误差来确定。

4 模型预测结果及讨论

将19组训练样本输入模型后经过10050次的训练后仿真误差达到最小值,记录此时网络的权值和阈值,得到了铜及铜合金在实海环境中平均腐蚀速度的

表1 BP神经网络模型的预测值及误差

Tab.1 The predicted data and the error gained by BP neural network model

材料名称	地点	周期	真实值 (mm/a)	预测值 (mm/a)	误差 (%)
TUP	厦 门	1	0.0200	0.0147	26.51
		2	0.0072	0.0113	56.91
		4	0.0063	0.0060	4.760
		8	0.0070	0.0057	18.57
	青 岛	1	0.0130	0.0133	1.952
		2	0.0092	0.0096	4.384
		4	0.0073	0.0072	1.103
		8	0.0058	0.0053	8.301
QSn6.5-0.1	榆 林	1	0.0150	0.0150	0.087
		2	0.0120	0.0120	0.088
		4	0.0110	0.0110	0.147
		8	0.0070	0.0077	9.985
	青 岛	1	0.0140	0.0156	11.44
		2	0.0099	0.0113	13.88
		4	0.0072	0.0084	17.04
		8	0.0049	0.0063	27.55
QSi3-1	榆 林	1	0.0310	0.0310	0.017
		2	0.0210	0.0210	0.075
		4	0.0150	0.0150	0.291
		8	0.0110	0.0110	0.123

从表1中可以看出除了TUP在厦门和QSi3-1在青岛海域的两组预测值误差较大外,其他3组预测数据的误差都在10%以内,其中QSi3-1在榆林的预测结果误差均小于1%,误差平均值为10.16%,预测结果精度比较理想。

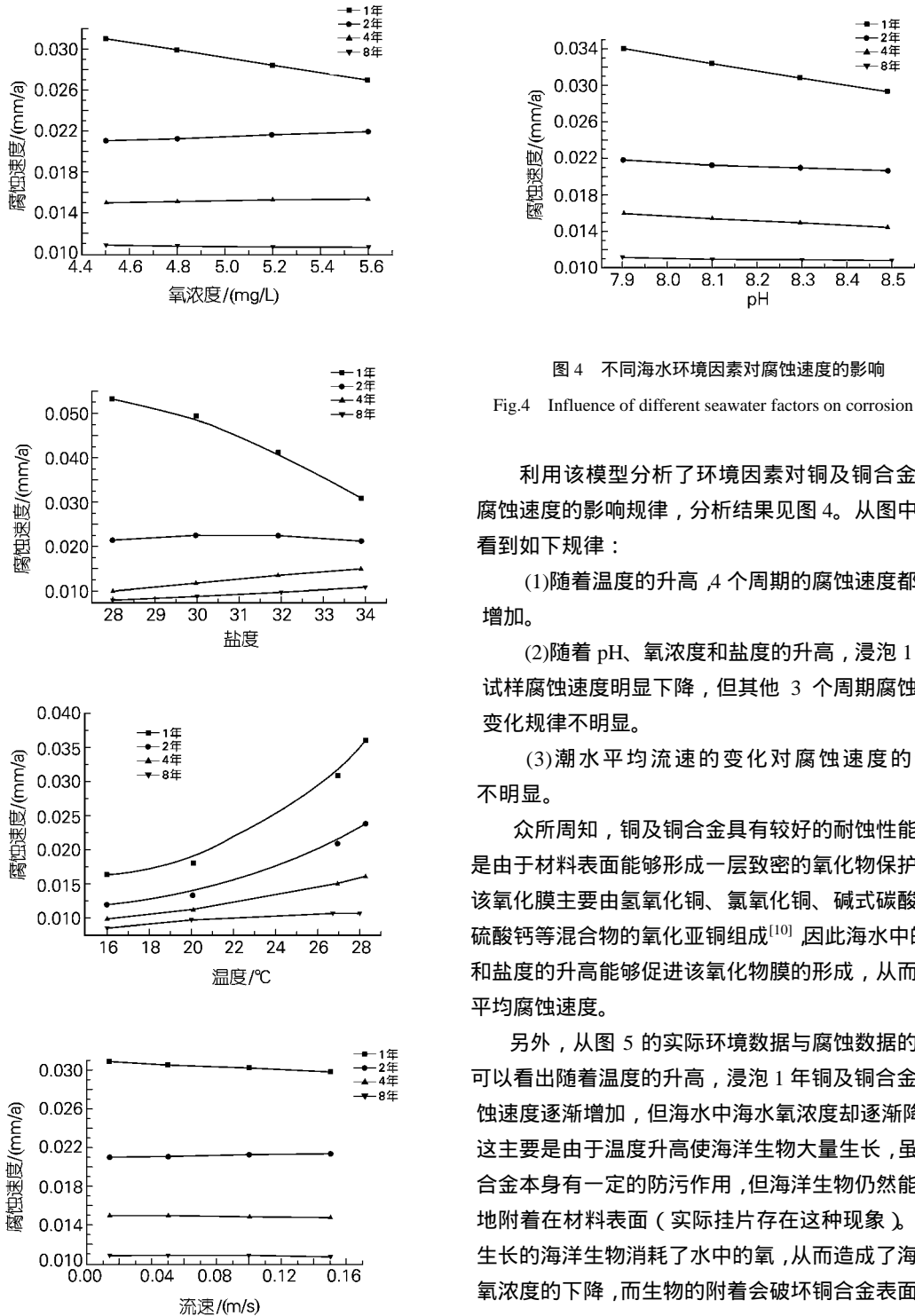


图4 不同海水环境因素对腐蚀速度的影响

Fig.4 Influence of different seawater factors on corrosion rate

利用该模型分析了环境因素对铜及铜合金平均腐蚀速度的影响规律,分析结果见图4。从图中可以看到如下规律:

(1)随着温度的升高,4个周期的腐蚀速度都显著增加。

(2)随着pH、氧浓度和盐度的升高,浸泡1年的试样腐蚀速度明显下降,但其他3个周期腐蚀速度变化规律不明显。

(3)潮水平均流速的变化对腐蚀速度的影响不明显。

众所周知,铜及铜合金具有较好的耐蚀性能主要是由于材料表面能够形成一层致密的氧化物保护膜。该氧化膜主要由氢氧化铜、氯化铜、碱式碳酸铜和硫酸钙等混合物的氧化亚铜组成^[10],因此海水中的pH和盐度的升高能够促进该氧化物膜的形成,从而降低平均腐蚀速度。

另外,从图5的实际环境数据与腐蚀数据的关系可以看出随着温度的升高,浸泡1年铜及铜合金的腐蚀速度逐渐增加,但海水中海水氧浓度却逐渐降低。这主要是由于温度升高使海洋生物大量生长,虽然铜合金本身有一定的防污作用,但海洋生物仍然能较多地附着在材料表面(实际挂片存在这种现象)。大量生长的海洋生物消耗了水中的氧,从而造成了海水中氧浓度的下降,而生物的附着会破坏铜合金表面的氧化膜的完整性,使试样产生局部腐蚀,同时还增加了



点蚀和缝隙腐蚀的可能性,因此温度升高除了直接提高腐蚀速度外,还通过生物污损间接地促进了腐蚀速度的增加,并造成了氧浓度的下降。

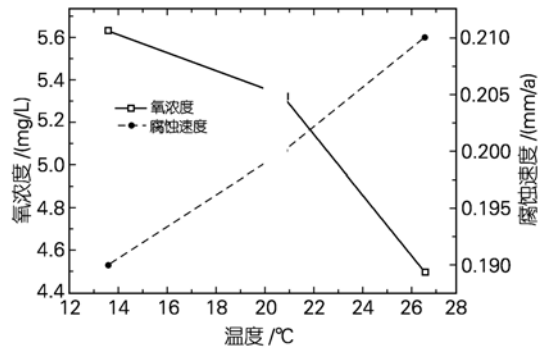


图5 海水中氧浓度及 TUP 的腐蚀速度随温度的变化

Fig.5 Curves of TUP corrosion rate and oxygen solubility changing with temperature

图中数据点为青岛、厦门和榆林三个试验站浸泡1年的腐蚀数据
points in figure are actual one-year test data in Qingdao, Xiamen and Yulin

综上所述,训练好的BP神经网络模型比较好地反映出了铜及铜合金在海水中的腐蚀速度随pH、氧浓度和温度的变化规律。说明将BP神经网络应用在预测铜及铜合金的海水腐蚀规律方面是比较成功的。

另外,神经网络模型反映出的规律也说明铜及铜合金在高温及生物生长旺盛的自然海水环境条件下腐蚀速度会明显增加。

5 结论

BP神经网络模型在预测铜及铜合金的海水腐蚀规律方面比较成功。建立的模型结构为12-20-4。模型预测结果比较理想,能够反映出材料的腐蚀规律。

在网络训练过程中注意训练次数对模型预测结果精度的影响,训练次数存在一个最佳值。

根据预测模型的分析温度升高及生物污损是造成铜及铜合金在海水自然环境中腐蚀速度增加的重

要因素。

盐度、pH值和氧浓度的增加对浸泡1年的铜及铜合金的腐蚀有明显抑制作用,对其他3个周期的腐蚀速度影响不明显。潮流的流速对腐蚀速度的影响不明显。

参考文献:

- [1] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 1999. 26-27.
- [2] 武俊伟,李明,李晓刚. CO₂腐蚀的神经网络分析[J]. 中国腐蚀与防护学报, 2003, 23(1): 26-29.
- [3] 郭稚弧,金名惠,桂修文,等. 神经网络在金属土壤腐蚀研究中的应用[J]. 腐蚀科学与防护技术, 1995, 7(3): 258-262.
- [4] 蔡建平,柯伟. 应用人工神经网络预测碳钢、低合金钢的大气腐蚀[J]. 中国腐蚀与防护学报, 1997, 17(4): 303-306.
- [5] 马小彦,屈祖玉,李长荣. BP神经网络在碳钢及低合金钢大气腐蚀预测中的应用[J]. 腐蚀科学与防护技术, 2002, 14(1): 52-54.
- [6] 孔德英,宋诗哲. 人工神经网络技术探讨碳钢、低合金钢的实海腐蚀规律[J]. 中国腐蚀与防护学报, 1998, 18(4): 289-295.
- [7] 催大为,林乐耘,赵月红. 应用人工神经网络预测有色金属海水腐蚀的长期行为[J]. 中国腐蚀与防护学报, 2004, 24(1): 29-32.
- [8] 闻新,周露,王丹立,等. MATLAB神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社, 2002. 231.
- [9] 宋诗哲,王光雍,王守琰. 我国材料自然环境腐蚀数据处理研究进展[J]. 中国腐蚀与防护学报, 2003, 23(1): 56-63.
- [10] 舒马赫 M. 海水腐蚀手册[M]. 北京:国防工业出版社, 1985. 312.

(下转第25页)

(上接第 20 页)

BP Neural network approach in the prediction of copper and copper alloy corrosion in seawater

DENG Chun-long, LI Wen-jun, SUN Ming-xian, GUO Wei-min, LIU Wei

(Luoyang Ship Material Research Institute Qingdao branch, Marine Corrosion and Protection State Key Laboratory, Qingdao 266071, China)

Received: 21, Mar., 2005

Key words: artificial neural network; corrosion; prediction

Abstract : Based on the environment data and material corrosion data, using BP artificial neural network method, models for prediction of corrosion rates of copper and copper alloy were proposed to describe the relationship between corrosion rate, environment factors, and component of material. Use the model to analyse the affect of environment factors on corrosion rates of copper and copper alloy. The result of analyses is that higher temperature and bio-fouling accelerate copper and copper alloy corrosion, but the pH, oxygen solubility and salinity decelerate corrosion clearly only in one-year test.

(本文编辑：张培新)