

# 基于遗传算法的神经网络 在预测油管钢腐蚀速率中的应用

商杰<sup>1</sup>, 朱战立<sup>2</sup>

1. 安徽工贸职业技术学院 计算机系, 淮南 232001; 2. 西安石油大学 计算机学院, 西安 710065

**摘要:**针对目前BP神经网络在实际应用中,网络结构难以确定以及网络极易陷入局部解问题,用遗传算法优化神经网络的连接权和网络结构,并在遗传进化过程中采取保留最佳个体的方法,建立基于遗传算法的BP网络模型,同时用一个实例说明该模型在预测油管钢腐蚀速率中的应用,实践证明神经网络预测结果与实验值吻合较好.最后通过现场实验数据检验了该神经网络的泛化能力,表明其预测结果与现场实验结果相近.

**关键词:**神经网络;腐蚀;遗传算法

**中图分类号:**TG174.1 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-6495(2007)03-0225-04

## APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS NEURAL NETWORKS IN PREDICTING CORROSION RATE OF CARBON STEEL

SHANG Jie<sup>1</sup>, ZHU Zhan-li<sup>2</sup>

1. Anhui Trade Professional Technology Institute, Huainan 232001; 2. Xi'an Petroleum University, Xi'an 710065

**Abstract:** For overcoming difficulties in application of the method of BP neural network, this paper proposed to optimize the neural network structure and connection weights by means of genetic algorithm whilst to reserve the best individual in evolution process, so that to build up a genetic algorithms Neural Networks model. Through an example we explain the application of this model in predicting the corrosion rate of carbon steel. Evidence shows that the predicted values accord with the values of laboratory tests very well. At last, the applicability of the generalization of the model was identified by use of the data from field tests. It shows that the predicted results closed to that of the field tests.

**Keywords:** neural network; corrosion; genetic algorithms

大量的仿真实验和理论研究已经证明, BP算法是一种有效的神经网络学习算法, 它具有很强的处理非线性问题的能力, 近年来它已经得到广泛应用. 但在实际应用中, BP神经网络也暴露出一些自身的弱点, 如收敛速度慢, 极易陷入局部极值点; 另外神经网络的初始连接权以及网络结构的选择缺乏依据, 具有很大的随机性, 很难选取具有全局性的初始点, 因而求得全局最优的可能性较小, 这样限制它在实际中的应用<sup>[1,2]</sup>. 遗传算法是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的全局性概率搜索算法. 它具有自适应性, 全局优化性和隐含并行性, 体现出很强的解决问题的能力. 充分发挥它们的长处, 将两者结合是目前一个十分活跃的研究领域, 本文将利用遗传算法来优化神经网络的连接权和网络结构, 并在进化过程中采取保留最佳个体的方法, 建

立基于遗传算法的油管钢腐蚀速率神经网络预测模型<sup>[3,4]</sup>, 利用该模型, 对实验数据进行训练和预测.

### 1 神经网络的基本原理和方法

BP神经网络是由输入层, 隐含层和输出层组成. 对于  $N$  个样本集合  $\{(x(t), y(t)) \mid x \in R_m, y \in R_n, t = 1, 2, \dots, N\}$  的离散时间序列, BP网络可以完成从输入到输出的高度非线性映射, 即可以找到某种映射  $F: R_m \rightarrow R_n$  使得  $F(x(+)) = y(t)$ . 把全体样本分为  $\Phi_1$  训练样本和检测样本  $\Phi_2$ :

$$\Phi_1 = \{(x(t), y(t)) \mid x \in R_m, y \in R_n, t = 1, 2, \dots, N_1, N_1 \leq N\} \quad (1)$$

$$\Phi_2 = \{(x(t), y(t)) \mid x \in R_m, y \in R_n, t = N_1 + 1, N_2 + 2, \dots, N\} \quad (2)$$

先利用  $\Phi_1$  建立映射关系, 然后看网络对  $\Phi_2$  能否给出正确的输入-输出, 如果可以, 我们说该模型可以在实际中用于预测油管钢腐蚀速率. 从结构上讲, BP网络是典型的多层网络, 分为输入层、隐含层和输出层, 层与层之间多采用全连

收稿日期: 2006-04-12 初稿; 2006-09-06 修改稿

作者简介: 商杰(1970-), 男, 硕士, 讲师, 从事人工神经网络与计算机网络维护的研究.

Tel: 0554-6807509; E-mail: shangjie20001013@163.com

接方式,同一层单元之间不存在相互连接,BP 网络的每一层连接权值都可以通过学习来调节,而且 BP 网络的基本处理单元(输入层除外)为非线性输入-输出关系,一般用  $S$  型作用函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

BP 模型实现了多层网络学习的设想。当给定网络的一个输入模式时,它由输入层单元传到隐含层单元,经过隐含单元逐层处理后再送到输出层单元,由输出层单元处理后产生一个输出模式,这是一个逐层状态更新过程,称为前向传播。如果输出响应与期望输出模式有误差,不满足要求,那么就转入误差后向传播,将误差值沿连接通路逐层传送并修正各层连接权值。对于给定的一组训练模式,不断用一个个训练模式训练网络,重复前向传播和误差后向传播过程,当各个训练模式都满足要求时,我们就说 BP 网络已学习好了。

BP 算法的学习过程是基于梯度下降法来实现对网络连接权(权值和阈值)的修正,使得网络误差平方和最小。首先随机给定一组网络初始连接权,从输入层输入训练样本,经隐层逐层处理,并传向输出层。如果在输出层的实际输出与期望输出误差大于设定的误差标准,则将误差信号沿原来连接通路反向传播,进而修正原来的网络连接权,使得误差变小。经过反复调整网络的连接权,直到网络全局误差小于设定值或训练次数达到预先设定值,整个训练过程结束。从而得到一组较好的连接权,进一步输入检测样本,如果误差小于设定误差,则该网络可以在实际中应用。

## 2 遗传算法的基本思想

遗传算法最初由 Holland 于 70 年代提出,它的主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,搜索不依赖梯度信息,也不需要求解函数可微,只需要该函数在约束条件下可解<sup>[5]</sup>。因此该方法尤其适用于处理传统方法难以解决的复杂和非线性问题。针对如下的函数优化问题,遗传算法的步骤可归结为:

$$\begin{cases} \max f(x) \\ \text{s.t. } x \in R^n \end{cases} \quad \text{其中 } R \text{ 称为基本解空间} \quad (4)$$

1. 编码,由于遗传算法不能直接处理解空间的数据,在搜索之前,必须先通过编码把解空间向量  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ,表示成遗传空间的基因串型数据结构-染色体。

2. 生成初始群体,遗传算法是群体型操作算法,在对解空间向量进行编码后,接着就要随机产生染色体,构成遗传算法的初始群体,然后以这个初始群体作为起始点开始迭代搜索。

3. 适应度评价,遗传算法在搜索过程中,一般不需要其它的外部信息,仅用适应度来评价个体的优劣。适应度表明个体对环境适应能力的强弱,并以此作为以后遗传操作的依据。

4. 遗传操作,遗传操作包括选择,交叉,变异三个部分,选择是从群体中按照它们的适应度选出优良个体,作为产生下一代的父体,再对群体施行交叉、变异从而进一步实现群

体的进化。

## 3 遗传算法优化 BP 神经网络的方法

BP 神经网络的连接权主要影响着网络的性能,它的获取是通过给定一组初始权值,在训练中逐步调整,最终得到一个较好的权值分布。但是初始点选择比较盲目,很难选取具有全局性的初始点,加之实际问题的求解空间往往是及其复杂的多维曲面,存在多个局部极值点,使得 BP 算法陷入局部极值点的可能性增大。另外网络结构的优劣对网络的处理能力也有很大的影响,一个好的网络结构不允许冗余节点和冗余连接权存在。在实际的应用研究中,往往采用递增或递减的试探方法来确定网络结构,还没有一种比较成熟的理论方法,网络结构的设计基本上依赖于经验。利用遗传算法全局搜索的特性,优化神经网络的连接权和网络结构可以较好地克服这些问题并且有效提高神经网络的性能。

遗传算法优化神经网络的基本思想:改变 BP 算法依赖梯度信息的指导来调整网络权值的方法,而是利用遗传算法全局性搜索的特点,寻找最为合适的网络连接权和网络结构。由于三层神经网络由输入层、输出层和隐层组成,而输入层、输出层节点的个数由建模样本决定,故而在优化 BP 网络结构时,主要是优化它的隐节点的个数。遗传-神经网络的优化问题数学描述如下<sup>[6]</sup>:

$$\begin{cases} \min E(\omega, \nu, \theta, \gamma) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M_1} \sum_{k=1}^n [y_k(t) - \hat{y}_k(t)]^2 \\ \text{s.t. } \omega \in R^{m \times n}, \nu \in R^{p \times n}, \theta \in R^p, \gamma \in R^n \end{cases} \quad (5)$$

利用遗传算法求解如上的二次非线性优化问题,将得到网络的结构和连接权,利用检测样本  $\Phi_2$  进行测试,如果误差小于设定的误差,则可以利用该模型进行预测油管钢腐蚀速率。具体的实现步骤如下:

1. 先采用三层 BP 网络来初步确定式(5)的基本解空间(网络连接权的取值范围),设定网络的训练次数以及网络的训练误差  $\varepsilon_1$ ,输入训练样本进行训练,之后再输入检测样本误差  $\varepsilon_2$ ,在误差  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  都比较满意时,把连接权值中的最大值和最小值分别记为  $U_{\max}$  和  $U_{\min}$ ,以该区间  $[U_{\min} - \delta_1, U_{\max} + \delta_2]$  (其中  $\delta_1, \delta_2$  为调节参数)作为连接权的基本解空间。

2. 由于遗传算法在优化过程中是以目标函数最大值作为其适应度函数的,故定义适应度函数为

$$F(\omega, \nu, \theta, \gamma) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{k=1}^n [y_k(t) - \hat{y}_k(t)]^2}}$$

则(5)式变为:

$$\begin{cases} \max F(\omega, \nu, \theta, \gamma) \\ \text{s.t. } \omega \in R^{m \times n}, \nu \in R^{p \times n}, \theta \in R^p, \gamma \in R^n \end{cases} \quad (6)$$

3. 对基本解空间进行编码,其中编码生成的码串由控制码和权重系数码两部分组成。控制码主要是控制隐层节点的个数,它是由 0-1 组成的串,其中 0 表示无连接,1 表示有连接,串长  $l_1$  入节点的可由输入节点个数的 0.5 ~ 2.5 倍来确定。而权重系数码主要是控制网络的连接权,采用浮点数编码,串长  $l_2 = m \times l_1 + l_1 + l_1 \times n + n$  (其中  $m$  为输入个数,  $n$

为输出节点个数). 编码按一定的顺序级联成一个长串, 每个串对应一组网络结构和连接权.

4. 初始群体由  $L$  个个体构成, 每个个体由两部分组成, 第一部分是串长为  $l_1$  的  $0-1$  串; 第二部分是区间  $[U_{\min} - \delta_1, U_{\max} + \delta_2]$  上的  $l_2$  个均匀分布随机数.

5. 计算群体中每个个体的适应度, 由控制码得到网络的隐节点个数, 由权重系数码得到网络的连接权, 输入训练样本, 按照(5) 式计算每个个体的适应度.

6. 保留群体中适应度最高的个体, 它不参与交叉和变异运算, 而直接将其复制到下一代. 对群体中的其它个体, 采用轮盘赌选择法进行选择.

7. 对于控制码的交叉和变异采用基本遗传算法中的方法, 在变异运算时, 当某个神经元被变异运算删除时, 相应的有关权重系数编码被置为 0, 而当变异运算增加某个神经元时, 则随机初始化有关权重系数编码. 由于权重系数采用浮点数编码, 需要设计新的交叉算子和变异算子. 以  $p_c$  的概率对选择后的个体进行交叉. 设在第  $i$  个体和第  $i+1$  个体之间进行交叉, 交叉算子如下:

$$X_i^{t+1} = C_i X_i^t + (1 - C_i) X_{i+1}^t \quad (7)$$

$$X_{i+1}^{t+1} = (1 - C_i) X_i^t + C_i X_{i+1}^t \quad (8)$$

式中  $X_i^t, X_{i+1}^t$  是一对交叉前的个体,  $X_i^{t+1}, X_{i+1}^{t+1}$  是交叉后的个体,  $C_i$  是区间  $[0, 1]$  的均匀分布的随机数. 以  $p_m$  的概率对交叉后的个体进行变异, 设对第  $i$  个体进行变异, 变异算子如下:  $X_{i+1}^{t+1} = X_i^t + C_i$  (11) 式中  $X_i^t$  是变异前的个体,  $X_{i+1}^{t+1}$  是变异后的个体,  $C_i$  是区间  $[U_{\min} - \delta_1 - X_i^t, U_{\max} + \delta_2 + X_i^t]$  上的均匀分布随机数. 这样可以保证变异后的个体仍在搜索区间内.

8. 生成新一代群体.

9. 反复进行 5~8, 每进行一次, 群体就进化一代, 连续进化到  $K$  代(总的进化代数).

10. 把第  $K$  代适应度最高的个体解码得到相应的网络连接权和隐节点个数, 输入检测样本进行检测.

### 4 仿真实例 - 油管钢腐蚀速率神经网络预测模型的建立

影响油管钢腐蚀的因素很多, 包括材料因素、环境因素、力学因素等, 其中环境因素包括腐蚀介质组成、环境温度、腐蚀气体分压等. 准确地预测油管钢腐蚀速率对防止事故的发生以及减少因油管钢腐蚀造成的巨大损失都有很重大的意义. 但因影响腐蚀各因素之间的相互作用十分复杂, 而实验过程又往往不能控制所有因素变化情况, 从而导致实验结果分散性比较大, 因此用精确的数学解析公式来表达它们之间的关系是非常困难的. 所以有必要采用各种科学的方法对实验数据进行分析处理, 以便从分散性较大的实验数据中分清和判断各种因素的影响, 作出掺杂主观成份的推论和判断<sup>[7,8]</sup>. 统计分析方法成为我们分析各类实验数据的常用方法, BP 神经网络是近年来广泛应用于各个领域的处理非线性映射的一种神经网络工具, 它的非线性映射能力使其用于建立影响油管钢腐蚀各因素之间的关系成为可能, 但是 BP 神经网络存在的缺陷不利它的应用. 本文利用改进后的结合遗传算法的 BP 神经网络对影响油管钢腐蚀主要环境介质因素进行分析, 建立系统模型, 并用于预测油管钢在不同环境介质因素作用下的腐蚀速率大小. 最后, 用现场实验数据对神经网络模型进行了检验, 结果表明, 其预测结果与现场实验结果相近<sup>[9]</sup>.

通过高温高压模拟实验, 中国石油天然气集团公司石油管材研究所积累了温度、CO<sub>2</sub> 分压、H<sub>2</sub>S 分压、腐蚀介质组成等对常用油管钢 N80S 腐蚀速率的影响的实验数据<sup>[10]</sup>. 我们采用的是固定其它三个因素不变而改变另一因素来检验该因素的影响作用. 表 1、表 2 分别列出了作为实验样本和测试样本的实验条件及实验结果. 实验样本与测试样本的划分根据小、中、大的原则. 即将某因素的最小值、中间值、最大值作为实验样本其余的作为测试样本.

Table 1 Experiment samples used to train network

	Mg <sup>2+</sup>	H <sub>2</sub> S		CO <sub>2</sub>				Cl <sup>-</sup>		Ca <sup>2+</sup>	
×100 H <sub>2</sub> S, mg/m <sup>3</sup>		0.7	5	60	7	7	7	7	7	7	7
CO <sub>2</sub> , %		4	4	4	1	5	7	4	4	4	4
×1000 Cl <sup>-</sup> , mg/L		5	5	5	5	5	5	0.5	5	1	5
×10000 Ca <sup>2+</sup> Mg <sup>2+</sup> , mg/L		2	2	2	2	2	2	2	2	0.5	1
corrosion rate, mg/L		8.00	5.51	5.13	3.81	5.05	9.70	6.55	7.11	9.92	6.60

Table 2 Test samples used to examine network

	H <sub>2</sub> S	CO <sub>2</sub>	Cl <sup>-</sup>	Ca <sup>2+</sup>	Mg <sup>2+</sup>
×100 H <sub>2</sub> S, mg/m <sup>3</sup>	10	30	7	7	7
CO <sub>2</sub> , %	4	4	2	3	40
×1000 Cl <sup>-</sup> , mg/L	5	5	5	5	10
×10000 Ca <sup>2+</sup> Mg <sup>2+</sup> , mg/L	2	2	2	2	2
corrosion rate, mg/L	5.71	5.26	4.64	5.51	5.82

通过分析测试, 油管钢腐蚀速率神经网络预测模型采用三层 BP 神经网络, 网络参数为: 输入节点数为 4, 输出节点数为 1, 隐层神经元个数由遗传算法训练后确定. 网络训练精度设为 1, 网络的训练次数为 1000, 网络的训练误差  $\epsilon_1$  为 1, 检测样本误差  $\epsilon_2$  为 1, 利用训练好的网络对测试样本进行测试, 如果不满足要求, 再重新用标准样本训练网络, 直到结果满足误差条件为止.

**Table 3 Actual value, predicted value and error percent of test samples**

目标值	5.71	5.26	4.64	5.51	5.82
输出值	5.60	5.20	4.81	5.39	5.50
预测误差, %	1.93	1.14	3.66	2.18	5.50

网络训练后,最终的权矩阵及阈值矩阵分别如下:

(1) 输入层到隐含层的权值矩阵:

$$\begin{bmatrix} -0.2402 & -0.9349 & 0.0160 & 1.7520 & 0.1547 \\ 0.7960 & 2.4453 & -3.9986 & -1.9392 & 3.1039 \\ -0.5208 & -2.2511 & 2.4983 & 1.3372 & -2.372 \\ -0.7181 & 0.2948 & -0.1621 & -1.1289 & -0.0605 \end{bmatrix}$$

(2) 隐含层的阈值矩阵:

$$[0.22454 \quad -0.0770 \quad 0.0884 \quad 0.1298 \quad -0.0605]$$

(3) 隐含层到输出层的权值矩阵:

$$\begin{bmatrix} 0.8552 \\ 33912 \\ -4.7153 \\ -2.6613 \\ 3.7253 \end{bmatrix}$$

(4) 输出层的阈值矩阵:

$$[0.0092]$$

表 3 列出了测试样本的期望输出目标值、训练输出值及相应的误差百分比,从表 3 可以看出,误差百分比均处在工程误差所允许的范围,由此可知所建立的网络模型是比较合理的。

## 5 结论

本文用遗传算法优化神经网络的连接权、网络结构,并在进化过程中采取保留最佳个体的方法,较好地解决了由于

神经网络初始权值的随机性和网络结构确定过程中所带来的网络振荡,以及容易陷入局部解的问题。实例计算表明,这种新方法避免了一般神经网络依靠经验确定网络结构的困难,克服了单纯使用 BP 算法的缺陷带来的缺陷,具有一定的普遍适用性。这为我们利用 BP 神经网络方法进行油管钢腐蚀速率神经网络预测,提供了新的思路和方法。

## 参考文献:

- [1] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, Mark H. Beale. 神经网络设计[M]. 戴葵、李伯民译. 北京:机械工业出版社,2002. 214.
- [2] 彭涛,杨岸英,梁杏,等. BP 神经网络-灰色系统联合模型预测软基沉降量[J]. 岩土力学,2005,26(11):1813.
- [3] 姚文俊. 基于遗传算法的故障诊断的研究[J]. 微计算机应用,2004,25(3):280.
- [4] 李季,严东超. BP 神经网络改进算法在电气故障诊断系统中的应用[J]. 电力科学与工程,2005,1:69.
- [5] 王小平,曹立明. 遗传算法-理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2002. 9.
- [6] 王崇骏,于汉滢,陈兆乾,谢俊元. 一种基于遗传算法的 BP 神经网络算法及其应用[J]. 南京大学学报(自然科学),2003,39(5):460.
- [7] 曹楚南. 腐蚀试验数据的统计分析[M]. 北京:化学工业出版社,1988,82.
- [8] 阎建中,吴荫顺,张琳,等. 不锈钢在 NaCl 溶液微动过程中局部腐蚀作用研究[J]. 中国腐蚀与防护学报,2000,20(4):237.
- [9] 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.
- [10] 周计明,刘道新,白真权. 神经网络在预测高温高压环境中油管钢腐蚀速率的应用[J]. 腐蚀科学与防护技术,2003,15(6):34.