

文章编号: 1000-6893(2001) 02-0135-05

# 基于人工神经网络的预腐蚀铝合金 疲劳性能预测

刘延利, 钟群鹏, 张 峥

(北京航空航天大学 材料科学与工程系, 北京 100083)

## PREDICTIVE MODEL BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NET FOR FATIGUE PERFORMANCES OF PRIOR-CORRODED ALUMINUM ALLOYS

LIU Yan-li, ZHONG Qun-peng, ZHANG Zheng

(Department of Materials Science and Engineering,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

**摘 要:** 通过对 BP 神经网络算法分析和收敛性改进, 从获得的预腐蚀和疲劳试验数据中通过训练建立了 LY12CZ 铝合金腐蚀性能和疲劳特性与预腐蚀温度和时间的映射模型, 从而可预测铝合金在一定预腐蚀环境谱下的最大腐蚀深度和疲劳特性。神经网络算法采用 BP 算法, 网络结构采用 2-4-2 形式。结果表明, 神经网络用于预腐蚀铝合金的腐蚀状况和疲劳性能预测是可行的。

**关键词:** 预腐蚀; 铝合金; 神经网络; 疲劳; 细节疲劳额定强度; 环境谱

中图分类号: V252; TG172 文献标识码: A

**Abstract:** A prediction model for corrosion and fatigue performances of the prior-corroded aluminum alloys under a varied corrosion environmental spectrum based on artificial neural net was developed and the non-linear relationship between maximum corrosion depth, fatigue performance and corrosion temperature, time was established based on BP learning algorithm analysis and convergence improvement. The maximum corrosion depth and fatigue performances of prior-corroded aluminum alloys can be predicted by means of the trained neural net from the testing data. The learning algorithm for neural net is BP(back-propagation) algorithm with 2-4-2 structure. The results show that, for multi-factor corrosion prediction, the prediction model based on BP learning algorithm for corrosion and fatigue performances of the prior-corroded aluminum alloys is feasible and effective. Thus, by virtue of the prediction model, the future corrosion status and fatigue performances of aluminum alloys can be evaluated under random complicated environmental spectrum.

**Key words:** prior-corroded; aluminum alloys; neural net; fatigue; detail fatigue rating; environmental spectrum

人工神经网络技术能较好地反映出系统实际状态的发展趋势与状态输入信号的关系<sup>[1]</sup>, 因此能进行多因素趋势预测。随着其研究的不断进展, 应用领域越来越广阔, 但在材料环境腐蚀预测方面的应用国内外所见报道十分有限。

铝合金(LY12CZ)是我国老龄飞机主要承力构件用量最多且最易腐蚀的材料之一, 其腐蚀后的疲劳性能是人们最关心的问题。为制定老龄飞机结构在谱环境下的日历寿命和维修标准, 需研究铝合金的腐蚀性能及预腐蚀对疲劳性能的影响。由于腐蚀涉及诸多因素, 且腐蚀动力学、机理及其与疲劳性能的关系十分复杂, 因此可以将铝合金腐蚀过程看作为一种多因素(温度、时间、介

质等)综合作用的非线性动力系统。利用神经网络的自学习能力和逼近非线性映射能力, 将神经网络用于铝合金腐蚀预测的研究, 从所采集的腐蚀数据和疲劳数据中, 通过训练, 建立铝合金腐蚀性能和疲劳特性与预腐蚀时间、温度等因素的映射关系, 这样, 对于任意一组腐蚀温度—时间谱, 即可通过训练后的神经网络对未来铝合金的腐蚀和疲劳性能作出预测。

### 1 预腐蚀铝合金疲劳质量评估

采用最大腐蚀深度和波音公司的细节疲劳额定强度 DFR(Detail Fatigue Rating)方法来评估预腐蚀构件的腐蚀状况和疲劳质量。DFR 是应力比为 0.06 的恒幅载荷下, 以 95% 的置信度和 95% 的可靠度达到  $10^7$  次循环的最大应力值, 它

将一些隐含的基本假设和工程处理方法结合在一起,可以很方便地、快捷地进行构件的疲劳质量评估。DFR 计算公式如下<sup>[2]</sup>

$$DFR = \sigma_{m0}(1 - R) \left[ S^{(5 - \lg N)} \left[ 0.94 \frac{\sigma_{m0}}{\sigma_{max}} - 0.47(1 + R) \right] + 0.53(1 - R) \right]$$

式中:DFR 为细节疲劳额定强度,单位 MPa;  $\sigma_{m0}$  为  $\sigma_a$  为零时的破坏应力,单位 MPa; 对于所有铝合金  $\sigma_{m0} = 310\text{MPa}$ ;  $R$  是应力比为 0.1;  $S$  为斜度系数,对于所有铝合金  $S = 2$ ;  $N$  为具有 95% 置信度和 95% 可靠度时的安全寿命  $N_{95/95}$ 。

## 2 BP 神经网络预测的算法

工程上常用的神经网络模型一般为 3 层网络,由输入层、隐层和输出层组成,如图 1 所示,输入输出层节点的确定应根据实际过程的特性而定,输入层从系统接受输入信息,中间隐层把输入得到的信息进行内部学习和处理,隐层节点通过网络权系数连接输入层和输出层,输出层针对输入调整权系数把信息输出给外界。

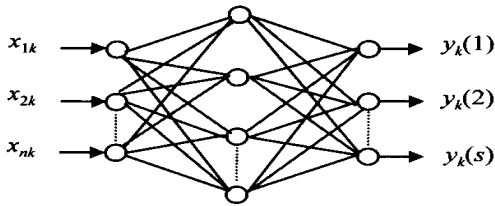


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 BP neural net structure

目前比较流行的多层前馈神经网络的学习算法是反向传播 (Back Propagation) 即 BP 算法<sup>[3,4]</sup>,其原理是:输入训练样本后,经前向传播,网络将产生输出,此输出与其目标值之差即为训练样本的输出误差,所有训练样本的输出误差平方和即构成一目标函数,BP 算法的目的是使此误差平方和最小,依据目标函数,按梯度最速下降法,反向传播调整网络权值,直到满足要求为止。

设有  $N$  层网络,含 1 层输入层,1 层输出层及  $N - 2$  层隐层,输入维数为  $n$ ,输出节点有  $s$  个,  $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})$  表示  $k$  个训练样本,  $(y_k(1), y_k(2), \dots, y_k(s))$  是网络对应的输出,设定节点阈值为  $\theta$ ,非输入层上节点的输入是其前层各节点的输出的加权和,即

$$\text{net}_k(p + 1, j) = \sum_i W_k(p, i, j) O_k(p, i) \quad (2)$$

式中:  $k$  表示训练集中的第  $k$  个训练样本;  $p$  表示

层序号;  $\text{net}_k(p + 1, j)$  为第  $p + 1$  层上第  $j$  个节点的输入;  $W_k(p, i, j)$  是第  $p$  层第  $i$  个节点与第  $p + 1$  层第  $j$  个节点的连接权值;  $O_k(p, i)$  是第  $p$  层第  $i$  个节点的输出。

对于某一训练集,输出层上各节点的误差平方和

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^q \sum_{i=1}^s (\hat{y}_k(i) - y_k(i))^2$$

式中:  $q$  表示训练集共有  $q$  个训练样本;  $\hat{y}_k(i)$  是第  $k$  个训练样本的期望输出 ( $i = 1, 2, \dots, s$ )。

令  $E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^s (\hat{y}_k(i) - y_k(i))^2$ ,按梯度最速下降法,权值变化量

$$\Delta W_k(p, i, j) = -v \frac{\partial E_k}{\partial W_k(p, i, j)} = -v \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_k(p + 1, j)} \frac{\partial \text{net}_k(p + 1, j)}{\partial W_k(p, i, j)}$$

式中:  $v$  为学习速率,记  $R_k(p + 1, j) = -\partial E_k / \partial \text{net}_k(p + 1, j)$ ,并依式 (1),有

$$O_k(p, i) = \partial \text{net}_k(p + 1, j) / \partial W_k(p, i, j)$$

从而

$$\Delta W_k(p, i, j) = -v R_k(p + 1, j) O_k(p, i) \quad (3)$$

根据 BP 算法原理,  $R_k(p, j)$  按下式计算

$$R_k(p, j) = \begin{cases} [R_k(p + 1, i) W_k(p, i, j)] f'(\text{net}_k(p, j)), & (\text{当 } p \text{ 表示隐层时}) \\ [- (\hat{y}_k(j) - y_k(j))] f'(\text{net}_k(p, j)), & (\text{当 } p \text{ 表示输出层时}) \end{cases}$$

式中:  $f'()$  是节点函数  $f()$  的导数。

按照上述各式,输入训练样本对网络进行训练,并调整网络的权值,直到误差  $E$  达到全局最小。

## 3 BP 预测网络收敛性讨论

在对 BP 神经网络进行训练时,权向量的修正公式为

$$\frac{\partial E}{\partial W(i, j)} = (\hat{y}_k(j) - y_k(j)) \times y_k(j) (1 - y_k(j)) x_{ik} \quad (4)$$

由上式可看出,在对预测网络进行训练时,会出现下列 2 种情况,使网络不能收敛至全局最小。

- (1)  $(\hat{y}_k(j) - y_k(j)) = 0$ ,  $(\hat{y}_k(j) - y_k(j)) y_k(j) (1 - y_k(j)) = 0$ , 即  $(\hat{y}_k(j) - y_k(j))$  不为 0,  $y_k(j) (1 - y_k(j))$  也不为 0,但对于各样本的总和为 0,出现此种局部极小的概率一般较小。

(2)  $(y^k(j) - y^k(j)) = 0$ , 但  $y^k(j)(1 - y^k(j)) = 0$ , 此种情况是由于在网络中引入非线性节点函数  $y = \text{sigmoid}\left[ \frac{W(i, j)x_i}{\mathcal{M}_k} \right]$ , 当  $\left[ \frac{W(i, j)x_i}{\mathcal{M}_k} \right]$  的绝对值较大时, 会使  $y$  的值接近 0 或 1, 使得  $y^k(j)(1 - y^k(j)) = 0$ 。为避免此种不收敛的情况, 在训练网络时加入了  $\mathcal{M}_k$  因子, 非线性节点函数的形式变为  $y = \text{sigmoid}\left[ \left[ \frac{W(i, j)x_i}{\mathcal{M}_k} \right] \right]$ , 当出现上述不收敛情况时, 使  $\mathcal{M}_k > 1$ , 减小  $\left[ \frac{W(i, j)x_i}{\mathcal{M}_k} \right]$  的绝对值, 使网络的训练摆脱局部最小。在网络摆脱局部最小后, 再恢复  $\mathcal{M}_k = 1$ 。

由于采取了以上保证收敛的措施, 经多次算例计算, 在绝大多数情况下预测网络都能够收敛到全局最小。

#### 4 基于神经网络的铝合金腐蚀预测的建模过程

基于神经网络的铝合金的腐蚀预测问题可转化为如下的数学模型。样本序列  $(x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk})$  反应了铝合金不同的预腐蚀条件,  $x_{ik}$  为描述腐蚀影响因素的某一指标, 腐蚀状况序列为:  $(y_k(1), y_k(2), \dots, y_k(i), \dots, y_k(s), y_k(i))$  表征腐蚀程度的某一评定指标。利用人工神经网络从已有的腐蚀数据中, 通过训练建立 LY12CZ 铝合金腐蚀性能和疲劳性能与预腐蚀温度和时间的映射关系, 即从  $R^n$  映射到  $R^s$ , 从而预测铝合金的腐蚀性能和疲劳质量, 方法是: ① 首先整理获得的铝合金腐蚀和疲劳数据, 确定网络输入, 输出, 构造学习样本; ② 确定网络结构, 用学习样本来训练 BP 神经网络, 获得反映铝合金腐蚀规律的网络的权值; ③ 按一定规律构造网络输入, 用已学得的网络权值来预测在这些网络输入下的网络输出。

##### 4.1 试验设计和学习样本的构造

预腐蚀试验: 腐蚀介质选用模拟性和加速性较好的 5% NaCl 盐雾, 试验温度选取 15, 25, 35, 45, 试验时间选为 12 h, 30 h, 60 h, 96 h, 腐蚀试样采用去包铝轴向疲劳试件, 用双因素试验设计进行 16 组试验, 平行试样为 5 件。

疲劳试验: 对未腐蚀试样和盐雾腐蚀处理后的轴向疲劳试样进行疲劳寿命测试和最大腐蚀深度测定。加载频率  $f$  取为 30Hz, 应力比  $R = 0.06$ , 载荷波形为正弦波, 最大应力  $\sigma_{\max} = 285\text{MPa}$ 。由式(1)计算 DFR 值。

利用上述试验所采集的数据来构造学习样本, 网络输入为预腐蚀温度  $T$  和腐蚀时间  $H$ , 网络输出为最大点蚀深度  $d$  和 DFR, 通过分析学习样本, 设定:  $T$  的变化范围是 0 ~ 55,  $H$  的变化范围是大于 0,  $d$  的变化范围是 0 ~ 1mm, DFR 的变化范围是 0 ~ 305.43, 为了处理所有的网络输入和输出数据, 将样本的输入值和输出值在 0 到 1 之间的范围内进行标准化处理。

#### 4.2 训练神经网络

当确定了神经网络学习样本后, 在开始训练神经网络之前, 还必须确定网络层数, 中间层节点数及用于训练网络的学习算法, 这里, 神经网络结构为 2-4-2 形式, 即 2 个输入节点, 4 个中间层节点, 2 个输出节点, 学习算法采用 BP 算法, 学习速率  $v$  取为 0.15。训练后所得权值即反映了学习样本中所隐含的规律。

#### 5 预测结果与讨论

神经网络经过训练之后, 就能反映输入、输出之间的关系, 本文中经过训练的神经网络就反映了铝合金在盐雾腐蚀后的最大腐蚀深度  $d$  和疲劳额定强度值 DFR 与腐蚀温度和腐蚀时间的关系, 因此在任意给定的腐蚀温度和时间条件下, 即可得到相应的腐蚀损伤程度和疲劳质量, 进而看出腐蚀和疲劳特性随预腐蚀温度和时间变化的动态规律。

##### 5.1 最大腐蚀深度与腐蚀时间和温度

将腐蚀温度分别取为 10, 20, 30, 40, 腐蚀时间从 0 开始增加, 由 BP 神经网络预测得到最大点蚀深度随腐蚀时间而变化的情况如图 2 所示, 可以看出, 在腐蚀初期(0 ~ 20h) 最大腐蚀深度显著增加, 之后, 随腐蚀时间增加, 增长趋势变

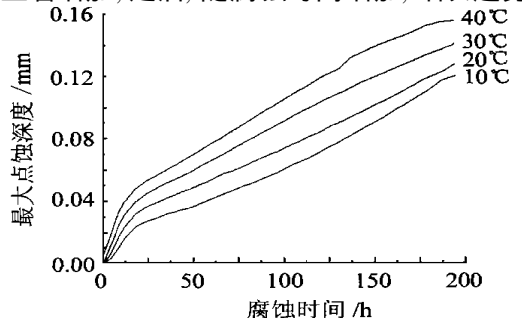


图 2 最大点蚀深度与腐蚀时间的关系

Fig. 2 Relationship between maximum corrosion depth and corrosion time

缓。

将腐蚀时间分别固定为 48h 和 72h, 腐蚀温度在 0 ~ 50 范围内变化, 则求得最大腐蚀深度与温度的关系如图 3 所示, 可看出, 在 0 ~ 50 范围内, 最大腐蚀深度随温度增加而增加, 近似线性关系。

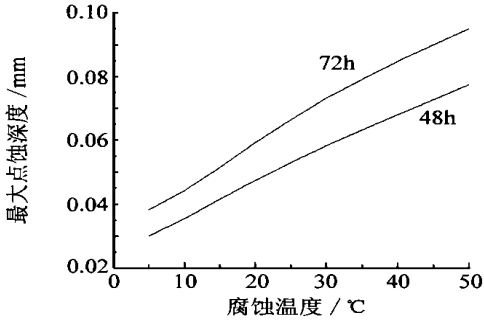


图 3 最大点蚀深度与腐蚀温度的关系

Fig. 3 Relationship between maximum corrosion depth and corrosion time

### 5.2 疲劳额定强度值 DFR 与预腐蚀时间和温度

图 4 为由 BP 网络预测得到的不同温度下的 DFR 随预腐蚀时间的变化情况, 由图可见, 在腐蚀初期(0 ~ 20h), 疲劳额定强度急剧下降, 随时间延长, 下降趋势变缓, 近似线性关系。可以看出, DFR 随时间的变化规律与最大腐蚀深度随时间的变化规律相对应。

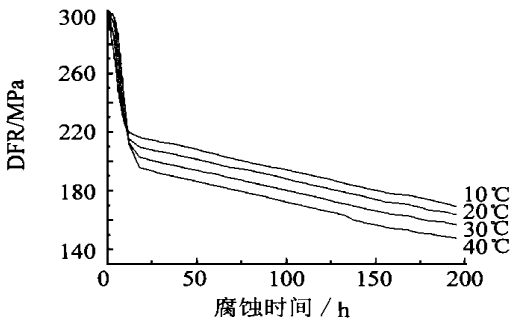


图 4 DFR 与预腐蚀时间的关系

Fig. 4 Relationship between DFR and corrosion time

图 5 为由 BP 网络预测的腐蚀温度对疲劳额定强度的影响, 同样在 0 ~ 50 范围内, 随温度升高, DFR 也显著下降, 近似线性关系。

以上分析表明, 腐蚀时间对铝合金腐蚀程度和疲劳寿命的影响主要集中在 0 ~ 20h 范围内, 随腐蚀时间延长, 影响开始减缓; 在 0 ~ 50 范围内, 腐蚀温度与最大腐蚀深度和疲劳额定强度近

似线性关系。

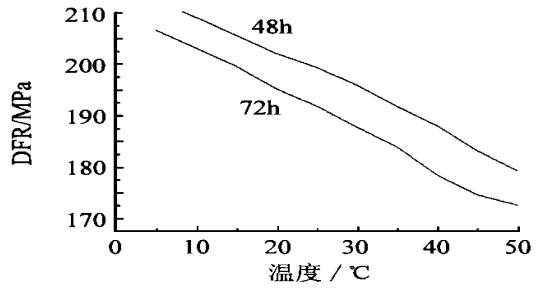


图 5 DFR 与预腐蚀温度的关系

Fig. 2 Relationship between DFR and corrosion temperature

### 5.3 预测误差

表 1 给出了 16 组试验的实测结果和用 BP 网络计算得到的预测值及其误差。由表 1 可见, 无论是最大点蚀深度还是 DFR, 除个别点的相对误差介于 10% ~ 20%, 绝大部分点的相对误差都小于 10%, 表明 BP 网络较好的描述了腐蚀温度和腐蚀时间对铝合金腐蚀性能和疲劳特性的影响, 说明神经网络用于铝合金腐蚀预测是可行的。

## 6 结 论

试验获取了不同温度、时间预腐蚀后 LY12CZ 铝合金的腐蚀数据和疲劳性能数据。通过对 BP 神经网络算法分析和收敛性讨论, 利用试验数据构造学习样本, 经过训练, 建立了铝合金腐蚀性能和疲劳特性与预腐蚀时间、温度因素的非线性映射关系, 有关的铝合金腐蚀规律及对疲劳性能的影响隐含于神经网络的权值之中。这样, 任意给定一组预腐蚀温度、时间等条件, 即可通过训练后的神经网络对未来铝合金的腐蚀和疲劳性能作出预测。

本文是将神经网络方法应用于预腐蚀铝合金疲劳性能预测中的一次尝试, 预测模型中主要考察了同一介质下腐蚀温度和时间两个因素的作用, 结果表明, 神经网络是一种可用于铝合金腐蚀预测、进行铝合金腐蚀趋势分析和疲劳性能预测的可行方法。特别是对于实际环境下所涉及到的多种因素综合作用的复杂过程, 神经网络方法就更能显示其优越性。而用神经网络预测的准确性依赖于用于训练网络的铝合金试验数据的数量和质量。

表 1 试验数据、预测结果与误差

Table 1 Tested data, predicted results and errors

输入		最大腐蚀深度 $d/mm$			DFR/MPa		
$T/$	$H/h$	实测值	预测值	相对误差/%	实测值	预测值	相对误差/%
15	12	0.0246	0.0199	19.10569	225.75	217.82185	3.51192
15	30	0.0314	0.03452	-9.93631	204.06	210.18274	-3.00046
15	60	0.0423	0.04657	-10.09456	198.25	202.66673	-2.22786
15	96	0.0634	0.06279	0.96215	191.73	193.22811	-0.78136
25	12	0.033	0.0275	16.66667	218.72	213.94667	2.18239
25	30	0.0411	0.0438	-6.56934	203.3	203.17187	0.06303
25	60	0.0617	0.05991	2.90113	195.7	195.34776	0.17999
25	96	0.0806	0.08034	0.32258	184.84	185.60689	-0.41489
35	12	0.0417	0.03534	15.2518	207.46	212.15917	-2.2651
35	30	0.0486	0.05232	-7.65432	195.89	195.86392	0.01331
35	60	0.0697	0.07134	-2.35294	185.96	187.77932	-0.97834
35	96	0.1034	0.09566	7.48549	179.83	177.8049	1.12612
45	12	0.044	0.04364	0.81818	207.99	214.11829	-2.94643
45	30	0.0566	0.06077	-7.36749	193.01	188.30391	2.43826
45	24	0.0766	0.0815	-6.39687	177.34	180.01377	-1.50771
45	96	0.1097	0.10751	1.99635	174	169.88194	2.3667

## 参 考 文 献

- [1] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990. 8~9.
- [2] 中国航空科学技术研究院编. 飞机结构抗疲劳断裂强化设计手册[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993. 290~292.
- [3] 史忠植. 神经计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 1993. 65~70.
- [4] 郭稚弧, 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.

作者简介:

刘延利 男, 1970 年出生, 1996 年毕业于西北工业大学材料科学与工程系, 获得工学硕士学位, 现为北京航空航天大学 96 级博士研究生。主要研究材料疲劳寿命、日历寿命和失效分析, 发表论文 5 篇。



钟群鹏 男, 1934 年 10 月 28 日生; 1955 年毕业于北京航空学院飞机工艺专业, 现任北京航空航天大学教授, 中国工程院院士; 长期从事机械装备失效分析预测预防的实践和理论研究; 负责或参与 500 多项机械装备失效分析; 主编 24 本专著和教材, 发表学术论文百余篇; 获国家和省部级奖 9 项、发明专利 1 项, 9 项名列第一。



张 峥 男, 1965 年 12 月出生, 1998 年毕业于北京航空航天大学材料系, 获得工学博士学位, 现北京航空航天大学材料系任教, 先后参加和负责各类科研课题及重大事故分析 20 余项。获部科技进步一等奖 1 项, 科技进步二等奖 1 项, 科技进步三等奖 2 项, 以及中国青年科技奖 1 项。

## “飞行力学及飞行试验第十七届学术年会”征文

中国航空学会飞行力学及飞行试验专业委员会和国防口‘9510’协作攻关办公室拟定于 2001 年 3~4 季度召开第十七届飞行力学及飞行试验学术年会。

征文要求:

1. 论文控制在 5000 字左右, 均用 A4 纸打印, 论文前附有 300 字左右的摘要。要求文字简练、数据准确、突出重点、观点明确, 未在全国性学术会议或刊物上发表过。
2. 报送会议交流的论文, 需经本单位保密审查, 文责自负。并请按论文要求一式二份, 于 2001 年 4 月 30 日前寄到会议筹备组, 经专家评审后, 发录用通知。
3. 报送会议交流论文请注明作者姓名、单位和通讯地址及电话, 以便联系。
4. 论文请寄往: 河南洛阳 030 信箱 1 分箱 联系人: 任宏光 崔颢

邮编: 471009 电话: 0379-3383386 3385271