

# ANN 预测铀钛合金贮存后的力学性能

陆春海 王志伟 陈敏 廖俊生

(四川材料与工艺研究所 江油 621700)

**摘要** 建立了预测铀钛合金在不同氮气气氛和不同相对湿度下贮存后力学性能变化的人工神经网络模型.并用两组已知数据对人工神经网络的预测效果进行了验证.

**关键词** 人工神经网络 铀合金 力学性能

**中图分类号** TG179 **文献标识码** A **文章编号** 1002-6495(2000)03-0148-03

## ANN PREDICT MECHANICAL PROPERTIES OF U-Ti ALLOY AFTER STORED

LU Chunhai, WANG Zhiwei, CHEN Min, LIAO Junsheng

(The Institute of Sichuan Material and Technology, Jiangyou 621700)

**ABSTRACT** An approach of artificial neural network (ANN) was applied to the study of the mechanical properties of U-0.75% Ti alloy after the alloy stored in nitrogen atmosphere with various RH%. Good results were obtained for both of learning and the predicting performance. Using ANN to predict the mechanical properties of U-Ti alloy in nitrogen atmosphere after 10 day.

**KEY WORDS** artificial neural network, uranium alloy, mechanical property

铀钛合金作为一种与金属铀相比具有更好的力学性能和抗腐蚀性能的材料,从60年代后在美苏等有核国家得到了广泛的应用.这些国家对合金的有关性能进行了研究,如美国在70年代研究了U-0.75% Ti合金在不同湿度的氮气下贮存后的力学性能变化<sup>[1]</sup>.但他们仅在一些条件下各作了三个试样(其中还有不少是失败的结果)得到了一些离散的数据,不仅没有得到完整的规律,甚至连一条曲线也没有得到.

人工神经网络(ANN)是正在兴起的一种全新的计算机信息处理技术,其模仿人脑的工作原理,具有自学能力,善于从多种因素影响的数据中总结非线性数学模型.与传统的数据处理技术相比,人工神经网络在以下方面具有独特的优越性:当处理模糊

的数据、需要决定的模式特征不明确、数据本身非线性、随机数据或数据中含有较多噪音等时,在计算机上编制程序构造神经网络,通过训练、学习后,就能解决问题.ANN不是通过修改处理单元(神经元)本身来完成训练过程的,而是靠改变网络中各单元间连接的权重来学习的<sup>[2,3]</sup>.ANN已应用于许多领域的一些实际问题的预测、分析、鉴定、优化、控制等方面,取得较好的效果<sup>[2-5]</sup>.

### 1 计算方法

神经元是神经网络的基本组成部分,如图1所示.如果来自其他神经元的输出为 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 作为此神经元的输入,通过不同的权重 $w_1, w_2, \dots, w_n$ 作用到第 $i$ 个神经元上,则该神经元的输出为:

$$y_i = f(s_i) = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - q_i\right) \quad (1)$$

式中 $q_i$ 为阈值, $s_i$ 为上一层神经元的输出的加权和, $f(s_i)$ 为传递函数,选取Sigmoid函数,如下所示:

$$f(s_i) = 1/(1 + e^{-s_i}) \quad (2)$$

收到初稿:1999-06-10,收到修改稿:1999-07-15

作者简介:陆春海,1968年出生,硕士,工程师

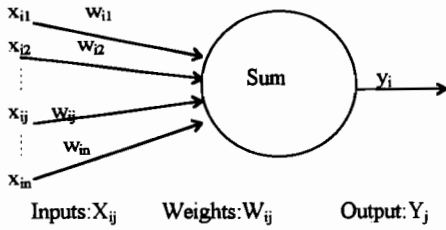


Fig. 1 A Basic Artificial Neuron

选取应用最广泛的反向传播模型(BP)来构建人工神经网络预测 U-Ti 合金在不同湿度的氮气氛下贮存后的力学性能变化的模型,如图 2 所示.该模型以贮存温度、相对湿度、氮气含量、贮存时间等为输入神经元节点,抗拉强度、屈服强度、延伸率、断面收缩率为输出节点.

ANN 在训练开始时读入样本数据并设置变量的初始值后,将样本逐一送入神经元并前向计算各层的输出数值;然后计算输出层的误差,统计所有样本的均方差并根据计算误差自行调整权重,最后给出一个与 ANN 拓扑结构和所研究问题相对应的权重系  $w_{ij}$ ,即在第  $t$  次训练时,其权重如式(3)所示.重复训练至设定的训练次数.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)d(t) + \alpha \Delta w_{ij}(t) \quad (3)$$

式中  $w_{ij}(t+1)$ 、 $w_{ij}(t)$  为  $t+1$  及  $t$  次训练时的权重; $\Delta w_{ij}$  为  $t$  与  $t-1$  次训练时的权重之差; $d$  为计算误差的负梯度方向; $\alpha$  为动量因子,目的是加速收敛和防止振荡; $\eta$  为学习系数,对于隐层 1、隐层 2、输出层分别取为:0.5、0.2、0.1.偏置(Bias)节点用于提供一个固定输入值就象电路接地一样,对各节点均取为 1.00(默认值).

将文献<sup>[1]</sup>报道的数据作为样本数据输入 ANN.为了考察神经网络预报“未知”的能力,特随机留下

两组数据不供训练用而作为“未知”,以便与网络的预测结果进行比较.具体数据见表 1.

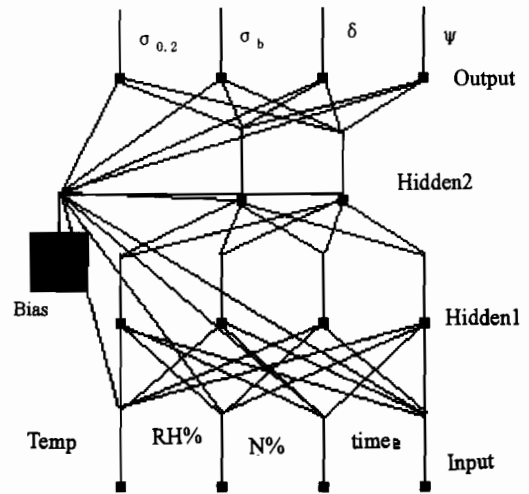


Fig. 2 ANN schematic drawing for predicting the mechanical properties of stored U-Ti alloy in nitrogen atmosphere temp - stored temperature, RH% - relative humidity, N% - nitrogen content, time - storing time,  $\sigma_{0.2}$  - ultimate strength tensile,  $\sigma_b$  - yield strength,  $\sigma$  - tensile elongation,  $\phi$  - reduction in area

## 2 结果与讨论

### 2.1 ANN 模型计算结果分析

将表 1 所示数据的平均值用来训练神经网络,进行了 10 000 次训练;在 386 兼容机 (AMD 386/DXCPU+ Intel 80387FPU+ 8MB 内存)上,占机时间 12 min.训练到 2 000 次时,网络的 RMS(根均方差)已到平台.用这个神经网络模型对不同湿度的氮气氛中贮存 10 d 后的轴钛合金的力学性能作了预报.原始数据的离散性很大,无明显规律;而预报结果显示经过相同的时间贮存后合金的力学性能将随相对湿度增高而下降.体现了神经网络可从离散的数据中找出规律的能力.

Table 1 Mechanical properties of U-0.75% Ti alloy in nitrogen atmosphere at 70°C

Humidity RH%	10 d				30 d				100 d			
	$\sigma_{0.2}$ (kPSI)	$\sigma_b$ (kPSI)	$\delta/\%$	$\phi/\%$	$\sigma_{0.2}$ (kPSI)	$\sigma_b$ (kPSI)	$\delta/\%$	$\phi/\%$	$\sigma_{0.2}$ (kPSI)	$\sigma_b$ (kPSI)	$\delta/\%$	$\phi/\%$
0	213	139	16.8	19.1	215	131	17.5	22.3	182	135	16.6	20.5
10	214	151	16.5	16.6	215	164	16.0	16.0	202	137	17.1	27.6
50	216	164	15.3	22.1	<u>215</u>	<u>160</u>	<u>15.0</u>	<u>15.2</u>	216	144	16.5	16.9
95	199	143	17.6	20.3	197	132	14.8	17.3	<u>193</u>	-	<u>16.5</u>	<u>21.1</u>
100	209	150	17.1	17.2	200	136	16.6	19.6	179	124	16.2	19.8
non-stored	210	167	15.6	20.3								

Note: Average value were used to train ANN exclusive underlining data; Underlining dyeing data were used to test ANN.

Table 2 Testing result obtained for predicting performance by ANN

Humidity RH%	time/d	$\sigma_{0.2}$ (kPSI)			$\sigma_b$ (kPSI)		
		Predicting	Testing	Error/%	Predicting	Testing	Error/%
50	30	208.7	215.3	-3.1	154.4	160.0	-3.5
95	100	192.7	193.0	-0.2	129.1	-	-
		$\delta$ / %			$\varphi$ / %		
		Predicting	Testing	Error/%	Predicting	Testing	Error/%
50	30	16.0	15.0	6.7	16.0	15.2	5.2
95	100	16.5	16.5	0.0	20.1	21.1	-4.7

## 2.2 ANN 预报“未知”数据的效果分析

人们在应用神经网络模型时最关心的问题是对于未知样本的预测能力. 为了进一步考察模型的预测未知的能力; 用该模型来预测剩下两组未参加训练的“未知”样本的数据, 其结果见表 2 所示. 可以看出对于两组数据的预报最大的预测值与实验平均值的差为 6.7%. 而实验原始数据的离散性比较大, 其实验值间单个数据差异有大于 13% 的(详见文献<sup>[1]</sup>). 因而可认为预报结果较理想.

## 参考文献

- [1] A. S. Nagelberg. SAND808227
- [2] 戴葵. 神经网络实现技术. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998:1
- [3] 刘晓方, 黄淑菊. 腐蚀科学与防护技术. 1998, 10(4):222
- [4] 陈敏. 特种材料, 1997, (2): 55
- [5] Demirci H H, Coulter J P. J. Materials Processing Sci. 1994, 2 (3): 335