

基于 BP 神经网络的 TA15 钛合金 热变形工艺-性能预报

岳 洋, 朱景川, 刘 勇, 王 洋, 杨夏炜

(哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 将经过热约束变形的 TA15 钛合金进行力学性能测试, 获得了工艺 (温度、应变、应变速率及冷却方式)、性能 (抗拉强度、延伸率) 参数数据, 利用 BP 人工神经网络建立起其间的关系网络模型。研究表明: 所建立的网络可以很好地反映出本材料的工艺-性能之间的关系并且具有一定的精度, 网络模型可以用来预测不同变形条件下 TA15 钛合金的性能。

关键词: TA15 钛合金; BP 人工神经网络; 三维曲面图

中图分类号: TG146.2⁺3

文献标识码: A

文章编号: 1002-185X(2009)10-1811-04

TA15 钛合金 (名义成分为 Ti-6.5Al-2Zr-1Mo-1V) 是与俄罗斯研制的 BT20 钛合金相似的一种近 α 型钛合金。该合金具有较高的室温和高温强度、良好的热稳定性和焊接性能以及较好的工艺塑性^[1]。TA15 钛合金的性能与工艺之间有着密切的关系, 如何确定它们之间的关系成为该合金研究领域中之富于挑战性的一个课题。

人工神经网络 (简称 ANN, 即 Artificial Neural Network) 是近年来发展起来的通过模拟脑神经对外部环境进行学习过程建立起来的一种人工智能模式识别方法, 为解决线性系统和模型未知的预测与控制提供了新的途径^[2]。目前神经网络在钛合金的研究中也有了一些应用, 沈昌武等利用神经网络建立起了 TA15 钛合金的本构关系^[3], 徐文臣等利用神经网络预测了 BT20 钛合金的流变应力^[4], S. Malinov 等人则利用神经网络建立起了不同钛合金的工艺性能之间的关系^[5,6], 而关于 TA15 钛合金的工艺性能关系的研究还鲜见报道。

本工作基于研究经热约束变形的 TA15 钛合金的工艺 (温度、应变、应变速率、延伸率)、性能参数 (抗拉强度、延伸率), 利用 BP 人工神经网络建立起了它们之间的关系模型, 以期更有效地指导生产实践。

1 网络模型的建立

1.1 样本数据的获取

试验原料为抚顺钢铁厂提供的 $\phi 170$ mm 热锻棒材, 化学成分为 (质量分数, %): 5.5~7.5Al, 1.5~2.5Zr,

0.5~2.0Mo, 0.8~1.8V, 其余为 Ti。金相法测得合金的相变点为 980 °C。热约束变形试验主要在箱式炉和 CSS-WAW 系列电液伺服万能试验机上完成, 模具装配如图 1。选取不同条件下变形后的试样进行力学性能测试。得到的数据如表 1。这些数据将作为样本数据。

1.2 BP 神经网络的学习过程

BP 神经网络的学习过程由信息的正向传递和误差的反向传播组成。以二层 BP 网络为例^[7]: 设输入为 p_j , 输入层有 r 个神经元, 隐含层有 $S1$ 个神经元, 激活函数为 $f1$, 输出层 $S2$ 个神经元, 对应激活函数为 $f2$, 输出为 a , 目标矢量为 t 。

(1) 信息的正向传递:

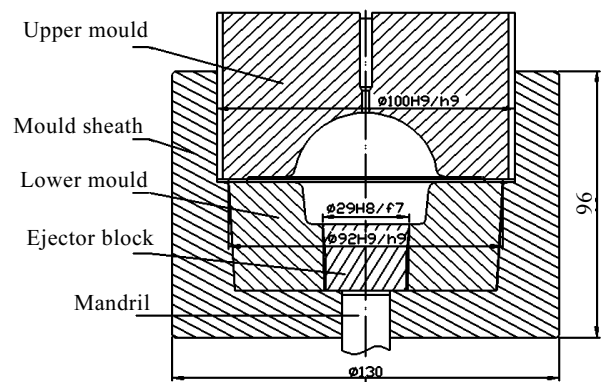


图 1 TA15 钛合金热约束变形实验模具装配图

Fig.1 Illustration of the die used for hot restriction experiments of TA15 alloy

收稿日期: 2008-11-03

作者简介: 岳 洋, 女, 1985 年生, 硕士生, 哈尔滨工业大学材料科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001, 电话: 0451-86413792, E-mail: yueyang1985hit@yahoo.com.cn

表 1 TA15 钛合金热约束变形工艺-性能参数
Table 1 Processing-properties parameters of TA15 alloy for hot restriction

Processing parameters				Properties	
T/°C	Strain	Strain rate/s ⁻¹	Cooling	Tensile strength/MPa	Elongation/%
960	0.916	0.0070	Air	1000	12.6
960	0.693	0.0060	Air	990	13.1
*960	0.511	0.0057	Air	987	14.0
960	0.916	0.0070	Water	983	8.3
960	0.916	0.0046	Air	1035	13.6
925	0.916	0.0070	Air	984	12.9
925	0.693	0.0060	Air	996	11.2
925	0.511	0.0057	Air	973	13.0
925	0.916	0.0070	Water	973	9.3
*925	0.916	0.0046	Air	1020	12.9
850	0.916	0.0070	Air	990	9.0
850	0.916	0.0070	Water	978	7.7
850	0.916	0.0046	Air	1002	10.0
750	0.350	0.0157	Air	935	9.6
850	0.350	0.0052	Air	962	13.0
*850	0.350	0.0024	Air	960	10.7
850	0.350	0.0018	Air	962	11.0
850	0.350	0.0024	Water	933	11.2
900	0.350	0.0052	Air	924	13.0
900	0.350	0.0024	Air	948	9.2
900	0.350	0.0018	Air	947	12.7
*900	0.350	0.0024	Water	908	9.9
925	0.350	0.0052	Air	943	9.8
925	0.350	0.0024	Air	928	10.0
925	0.350	0.0018	Air	921	10.0
925	0.350	0.0024	Water	915	10.0
960	0.350	0.0052	Air	935	9.5
960	0.350	0.0024	Air	976	11.5
960	0.350	0.0018	Air	943	11.8
960	0.350	0.0024	Water	910	10.1

a) 隐含层第 i 个神经元的输出:

$$a1_i = f1(\sum_{j=1}^y w1_{ij} p_j + b1_j) \quad i=1,2,3 \dots S1 \quad (1)$$

b) 输出层第 k 个神经元的输出为:

$$a2_k = f2(\sum_{i=1}^{s1} w2_{ki} a1_i + b2_k) \quad k=1,2 \dots S2 \quad (2)$$

c) 误差函数为:

$$E(w, B) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{S2} (t_k - a2_k)^2 \quad (3)$$

(2) 用梯度下降法求权值变化及误差的反向传播:

a) 输出层的权值变化:

对从第 i 个输入到第 k 个输出的权值变化:

$$\Delta w2_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w2_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a2_k} \cdot \frac{\partial a2_k}{\partial w2_{ki}} = \eta \delta_{ij} a1_i \quad (4)$$

其中 $\delta_{ki} = e_k f2'$, $e_k = t_k - a2_k$

同理可得偏差变化为:

$$\Delta b2_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b2_{ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a2_k} \cdot \frac{\partial a2_k}{\partial b2_{ki}} = \eta \delta_{ki} \quad (5)$$

b) 隐含层的权值变化

$$\Delta w1_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a2_k} \cdot \frac{\partial a2_k}{\partial a1_i} \cdot \frac{\partial a1_i}{\partial w1_{ij}} = \eta \delta_{ij} p_j \quad (6)$$

其中 $\delta_{ij} = e_i \cdot f1'$, $e_i = \sum_{k=1}^{S2} \delta_{ki} w2_{ki}$

同理可得偏差变化: $\Delta b1_{ij} = \eta \delta_{ij}$ (7)

网络训练时, 通过误差反向传播和权值 w_{kj} 的修正, 最后使系统误差 E 达到最小。此时, 记录所得权值 w_{kj} , 即可进行预测。

1.3 工艺-性能网络模型的建立

选取表 1 中的 26 组数据作为训练样本(表中未标*的所有数据), 其余 4 组用作预测(标有*的数据)。样本数据的归一化方法^[8]如下:

$$X'_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * 0.8 + 0.1 \quad (8)$$

其中, X_i 代表样本数据, X_{\max} 为样本数据中的最大值, X_{\min} 则为最小值。在网络输出结果时进行反归一化。

本研究在前人经验的基础上采用试错法^[9]来确定网络的隐含层数、隐含层神经元数、学习率、目标误差值等。经过反复调整和训练得到了较好的工艺-性能网络(P-P net), 结构如图 2, 具体说明如下: 以工艺参数作为网络的输入, 性能参数作为输出, 两个隐含层, 神经元数分别为 6, 6, 训练函数为 `trainscg`, 目标误差值设为 0.01, 学习率为 0.1。

2 网络预测结果及分析

对比试验所得的结果与网络的输出, 如图 3。统计其相对误差的绝对值, 发现网络的输出与试验结果有着很好的拟合性, 网络的相对误差的绝对值大部分都能保持在 17% 以下, 个别误差较大, 总体平均值在 10% 以下(每张图前 26 组都为网络训练输出的对比结果, 后 4 组则是预测输出的结果)。同时, 可以看到网络的预测结果都非常好, 而训练结果精度不一, 这与

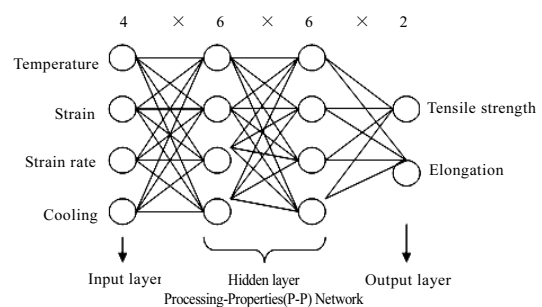


图 2 网络结构图

Fig.2 Structures of the networks

目标误差值选取较大有关, 在这种情况下, 网络的过拟合现象出现的几率比较少, 有很好的泛化能力。

3 网络模型的应用

选取样本数据值范围内的非样本数据输入到网络中, 便可得到相应的输出。利用网络, 便可得到 TA15 钛合金的工艺、性能参数之间的关系, 图 4 和 5 是利用网络得到的 TA15 钛合金热变形过程中工艺-性能之间的关系三维曲面和二维曲线图。

综合图 4 和图 5 的结果可以发现, 在变形量分别为 0.35, 0.6, 0.9 时, 空冷条件下, 变形速率越小, 抗拉强度和延伸率就越大, 当应变速率大于 $1 \times 10^{-2} \text{ s}^{-1}$ 时, 抗拉强度和延伸率急剧降低; 同时在低变形速率下, 随着温度的升高, 抗拉强度和延伸率呈增大的趋势, 但是不明显, 而在大变形速率下, 就明显一些。

因此, 在实际生产中, 对于 TA15 钛合金的热变形工艺, 如要同时得到较好的抗拉强度和延伸率, 应变速率应避免大于 0.01 s^{-1} 。这样, 根据这些图中的结果, 就可以很好地根据所需要的性能来确定生产工艺。

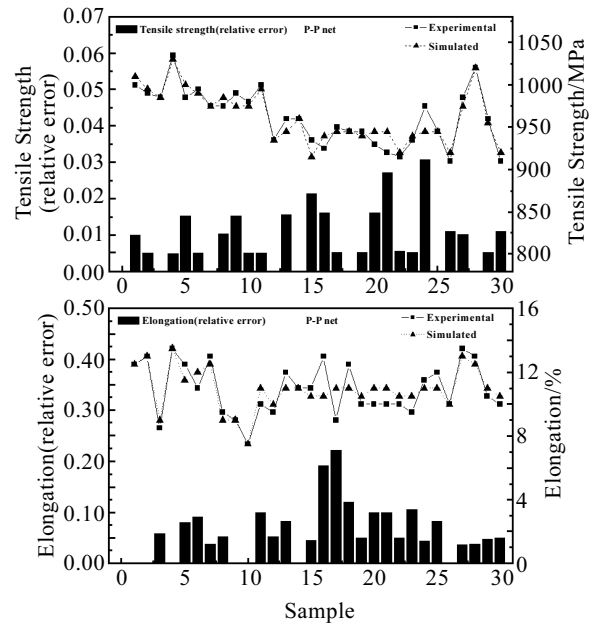


图 3 工艺-性能网络的性能输出与试验结果的对比
Fig.3 Comparison of the results of processing-properties network and experiments

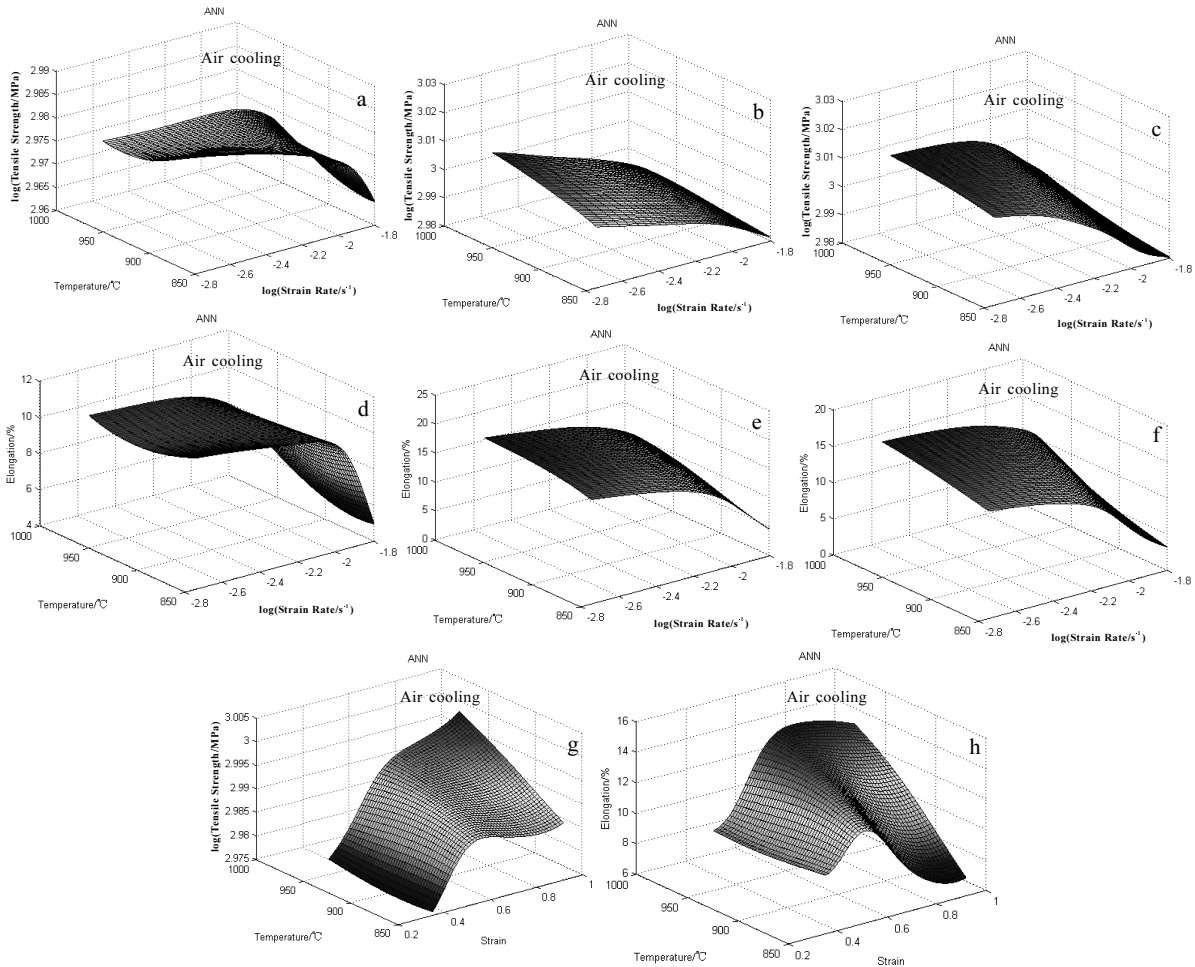


图 4 抗拉强度和延伸率与温度、应变速率、变形量的关系

Fig.4 Tensile strength, elongation vs temperature, strain rate, strain: (a) strain=0.35, (b) strain=0.6, (c) strain=0.9, (d) strain=0.35, (e) strain=0.6, (f) strain=0.9, (g) strain rate= 0.01 s^{-1} , and (h) strain rate= 0.01 s^{-1}

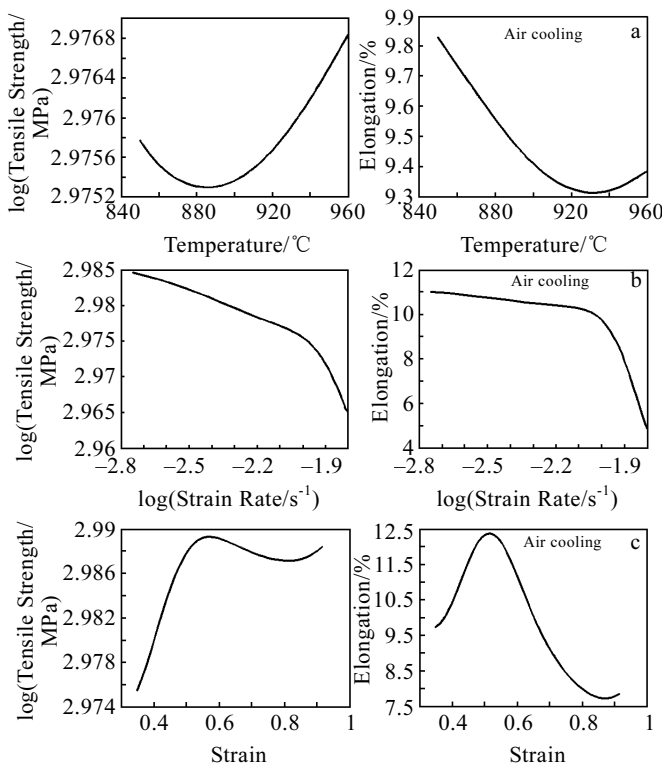


图 5 抗拉强度和延伸率随温度、应变速率和变形量的变化
 Fig.5 Change of tensile strength and elongation with temperature, strain rate and strain: (a) strain rate=0.01 s⁻¹, strain =0.35, (b) T=860 °C, strain=0.35, and (c) strain rate=0.01 s⁻¹, T=860 °C

4 结 论

1) 利用 BP 人工神经网络建立起的 TA15 钛合金热约束变形工艺-性能之间的关系网络模型有着较好

的精度, 相对误差平均在 10% 以下。

2) 由模型可预测出 TA15 钛合金抗拉强度和延伸率随工艺参数的变化规律。

参考文献 References

[1] Xu Wenchen(徐文臣), Shan Debin(单德彬), Li Chunfeng(李春峰) *et al. Journal of Aeronautical Materials*(航空材料学报)[J], 2005, 25(4): 13

[2] Zeng Weidong(曾卫东), Shu Ying(舒滢), Zhou Yigang(周义刚). *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2004, 33(10): 1041

[3] Shen Changwu(沈昌武), Yang He(杨合), Sun Zhichao(孙志超) *et al. Journal Plasticity Engineering*(塑性工程学报)[J], 2007, 14(4): 101

[4] Xu Wenchen(徐文臣), Shan Debin(单德彬), Lv Yan(吕炎). *Ordnance Material Science and Engineering*(兵器材料科学与工程)[J], 2007, 30(3): 33

[5] Malinov S, Sha W. *Materials Science and Engineering*[J], 2004, 365(1~2): 202

[6] Malinov S, Sha W, McKeown J J. *Computational Materials Science*[J], 2001, 21(3): 375

[7] Xu Xinhua(许鑫华), Ye Weiping(叶卫平). *The Applience of Computer in Materials Science*(计算机在材料科学中的应用)[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2003: 115

[8] He Yong(何勇), Zhang Honggang(张红钢), Liu Xuefeng(刘雪峰) *et al. Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2008, 37(1): 19

[9] Xu Liuji, J Paulo Davim, Rosária Cardoso. *Journal of Materials Processing Technology*[J], 2007, 189(1~3): 374

Prediction of Processing-Properties of TA15 Titanium Alloy Based on BP Neural Network

Yue Yang, Zhu Jingchuan, Liu Yong, Wang Yang, Yang Xiawei
 (Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Parameters of processing (temperature, strain, strain rate and cooling method) and properties (tensile strength and elongation) of TA15 titanium alloy hot-restriction-deformed were obtained through mechanical properties examination; their relationship network model was built by BP artificial neural network. The results show that the built model can reflect the relationships between processing and properties very well and has certain accuracy. It can be used for the prediction of the properties of TA15 titanium alloy under different deformation conditions. Meanwhile, the model can also serve as a guide for the heat treatment of TA15 titanium alloy.

Key words: TA15 titanium alloy; BP artificial neural network; three-dimensional shaded surface

Biography: Yue Yang, Candidate for Master, College of Material Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, P. R. China, Tel: 0086-451-86413792, E-mail: yueyang1985hit@yahoo.com.cn