

TA15 钛合金热变形工艺-组织的人工神经元预报

朱景川, 岳 洋, 王 洋, 刘 勇, 杨夏炜

(哈尔滨工业大学 材料科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

摘 要: TA15 钛合金经过不同条件的热约束变形之后进行金相观察, 获得了工艺(温度、应变、应变速率、冷却方式)和组织(初生 α 相含量、初生 α 相尺寸、初生 α 相长径比)参数数据, 分别以这些数据作为输入和输出, 建立了结构为 $4 \times 6 \times 8 \times 3$ 的 BP 人工神经网络。研究结果表明: 所建立的网络可以很好地反映出材料的工艺-组织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 钛合金的组织, 且对于 TA15 钛合金的实际生产具有有效的指导作用。

关键词: TA15 钛合金; 初生 α 相; BP 人工神经网络; 三维曲面

中图分类号: TG 146.2

文献标识码: A

Prediction of processing-microstructure of TA15 titanium alloy using artificial neural network

ZHU Jing-chuan, YUE Yang, WANG Yang, LIU Yong, YANG Xia-wei

(School of Materials Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: After hot restriction experiments, processing parameters (temperature, strain, strain rate, cooling) and microstructures (firstborn α quantity, size, aspect ratio) of TA15 titanium alloy were obtained through microscopic examination, a $4 \times 6 \times 8 \times 3$ BP artificial neural network was built with these parameters as neurons of its input and output layer. The results show that the model can reflect the relationships finely and has certain accuracy. The model can be used to predict the microstructures of TA15 titanium alloy. Meanwhile, it can also serve as a guide for the heat treatment of TA15 titanium alloy.

Key words: TA15 titanium alloy; firstborn α phase; BP artificial neural network; three dimensional shaded surface

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, 主要应用于飞机结构件及发动机上。该合金的组织主要由以大块状的初生 α 相和条状相间的 β 相与次生 α 相组成, 其微观组织如图 1 所示。TA15 钛合金的工艺与组织之间有着密切的关系, 且它们又直接或间接的影响材料的性能, 因此如何确定它们之间的关系成为该合金研究领域中的一个重要课题。

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)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^[1]。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^[2]利用神经网络建立起了 TA15 钛合金的本构关系, 而 MALINOV 等^[3-4]则利用神经网络建立起了不同钛合金工艺性能间的关系。现在关于 TA15 钛合金的工艺-组织关系的研究多数为实验观察^[5-7], 而神经网络在这方面的应用还未见报道。

本文作者基于研究经热约束变形的 TA15 钛合金的工艺(如温度、应变、应变速率、伸长率)和组织(如

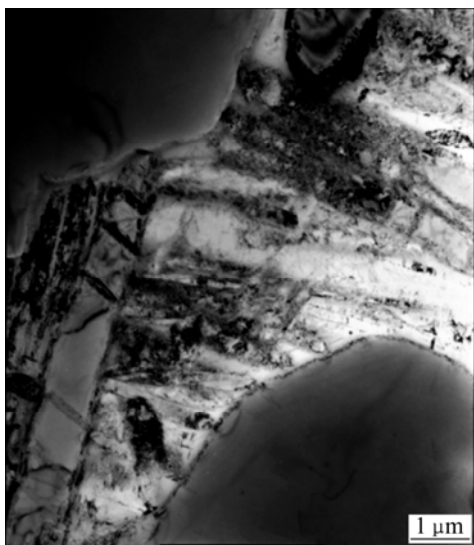


图1 TA15钛合金的微观组织

Fig.1 Microstructure of TA15 titanium alloy

初生 α 含量、初生 α 尺寸、初生 α 长径比)参数,利用BP人工神经网络建立起了它们之间的关系模型,从而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

实验原料为抚顺钢铁厂提供的 $d170$ mm热锻棒材,化学成分(质量分数)为5.5%~7.5%Al、1.5%~2.5%Zr、0.5%~2.0%Mo、0.8%~1.8%V、余量Ti。金相法测得合金的相变点为 980°C 。热约束变形实验主要在箱式炉和CSS-WAW系列电液伺服万能试验机上完成,模具装配如图2所示。选取不同条件下变形后的试样进行

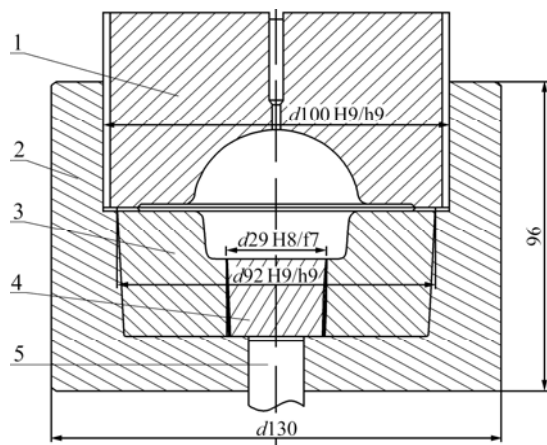


图2 TA15钛合金热约束变形实验的模具装配

Fig.2 Illustration of die used for hot restriction experiments of TA15 alloy (unit: mm): 1—Upper mould; 2—Mould sheath; 3—Lower mould; 4—Ejector block; 5—Mandril

显微组织分析,所得数据如表1所列,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^[8-11]: 设输入为 p_j , 输入层有 r 个神经元, 隐含层有 S_1 个神经元, 激活函数为 f_1 , 输出层 S_2 个神经元, 对应激活函数为 f_2 , 输出为 a , 目标矢量为 t 。

1.2.1 信息的正向传递

1) 隐含层第 i 个神经元的输出

$$a_{1i} = f_1\left(\sum_{j=1}^r w_{1ij} p_j + b_{1i}\right), \quad i=1, 2, \dots, S_1 \quad (1)$$

2) 输出层第 k 个神经元的输出为

$$a_{2k} = f_2\left(\sum_{i=1}^{S_1} w_{2ki} a_{1i} + b_{2k}\right), \quad k=1, 2, \dots, S_2 \quad (2)$$

3) 误差函数

$$E(w, B) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{S_2} (t_k - a_{2k})^2 \quad (3)$$

1.2.2 用梯度下降法求权值变化及误差的反向传播

1) 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:

$$\Delta w_{2ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial w_{2ki}} = \eta \delta_{ki} a_{1i} \quad (4)$$

式中 $\delta_{ki} = e_k f_2'$, $e_k = t_k - a_{2k}$

同理可得偏差变化为

$$\Delta b_{2ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial b_{2ki}} = \eta \delta_{ki} \quad (5)$$

2) 隐含层的权值变化

$$\Delta w_{1ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \cdot \frac{\partial a_{1i}}{\partial w_{1ij}} = \eta \delta_{ij} p_j \quad (6)$$

式中 $\delta_{ij} = e_i f_1'$; $e_i = \sum_{k=1}^{S_2} \delta_{ki} w_{2ki}$

同理可得偏差变化 $\Delta b_{1ij} = \eta \delta_{ij}$ (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-组织网络模型的建立

选取表1中的26组数据作为训练样本, 其余4组用

表 1 TA15 钛合金热约束变形工艺-组织参数

Table 1 Processing-microstructure parameters of TA15 alloy after hot restriction

Processing parameter				Microstructure parameter		
Temperature/℃	Strain	Strain rate/s ⁻¹	Cooling	Primary $\phi(\alpha)/\%$	Primary α -size/ μm	Primary α -aspect ratio
960	0.916	0.007 0	Air	13.10	6.89	2.85
960	0.693	0.006 0	Air	13.44	9.94	3.11
960 ¹⁾	0.511	0.005 7	Air	15.22	12.14	3.33
960	0.916	0.007 0	Water	13.32	6.22	2.88
960	0.916	0.004 6	Air	14.05	7.33	4.66
925	0.916	0.007 0	Air	35.33	7.07	3.83
925	0.693	0.006 0	Air	38.00	10.10	4.61
925	0.511	0.005 7	Air	41.83	13.10	4.90
925	0.916	0.007 0	Water	32.83	6.90	4.65
925 ¹⁾	0.916	0.004 6	Air	36.50	8.24	4.27
850	0.916	0.007 0	Air	71.80	11.30	5.30
850	0.916	0.007 0	Water	69.50	10.33	5.14
850	0.916	0.004 6	Air	77.17	12.11	5.83
750	0.350	0.015 7	Air	80.30	15.00	6.10
850b	0.350	0.005 2	Air	74.24	12.30	5.45
850 ¹⁾	0.350	0.002 4	Air	75.50	13.11	5.83
850	0.350	0.001 8	Air	77.70	14.00	6.22
850	0.350	0.002 4	Water	73.40	11.33	5.91
900	0.350	0.005 2	Air	71.10	10.19	5.12
900	0.350	0.002 4	Air	72.21	11.18	5.44
900	0.350	0.001 8	Air	74.50	12.00	5.83
900 ¹⁾	0.350	0.002 4	Water	69.30	9.62	5.55
925	0.350	0.005 2	Air	36.50	8.07	3.94
925	0.350	0.002 4	Air	37.32	9.24	4.21
925	0.350	0.001 8	Air	39.80	10.00	4.64
925	0.350	0.002 4	Water	35.02	7.90	4.32
960	0.350	0.005 2	Air	11.20	7.89	2.36
960	0.350	0.002 4	Air	12.70	8.33	2.63
960	0.350	0.001 8	Air	13.40	9.00	2.86
960	0.350	0.002 4	Water	11.23	7.22	2.54

1) Prediction values

作预测。样本数据的归一化方法^[12]如下:

$$X_i' = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \times 0.8 + 0.1$$

(8)

式中 X_i 代表样本数据; $X_{\max}$ 为样本数据中的最大值,

$X_{\min}$ 则为样本数据中的最小值。在网络输出结果时要进行反归一化。

本研究在前人经验的基础上采用试错法^[12]来确定网络的隐含层数、隐含层神经元数、学习率和目标

误差值等。经过反复调整和训练得到了较好的网络,其结构如图3所示。具体说明如下:工艺-组织网络(P-M net)以工艺参数作为输入,以组织参数为输出,有两个隐含层,神经元数分别为6和8;训练函数为trainscg,即固定变比的变梯度算法,该算法需要更多迭代次数,但无需在迭代中进行线性搜索使每次迭代的计算量大大减小,收敛较快,性能稳定;目标误差值为0.000 5,学习率为0.02。

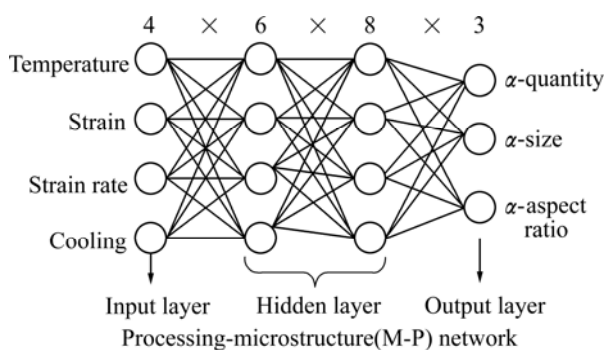


图3 网络结构图

Fig.3 Structure of network

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4所示,统计其相对误差绝对值,发现网络的输出与试验结果有很好的拟合性,网络的相对误差绝对值大部分都保持在15%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)。

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相应网络中,便可得到相应的输出。利用网络可以得到TA15钛合金的工艺与组织参数间的关系。图5和6所示为利用网络得到的TA15钛合金热变形过程中工艺-组织间关系的三维曲面和二维曲线图^[13-14]。

从图5和6中可发现,在应变分别为0.35、0.60和0.90时,并且是在空冷的条件下,初生 α 相含量均随着温度的升高而减少,随着变形量和变形速率的增加则是先减后增;初生 α 相尺寸和长径比的变化是一致的,它们都是随着温度和变形量的增加而减小,随着变形速率的增加先减后增。

在实际生产中,对于TA15钛合金,变形量和变形温度决定了初生 α 相的尺寸和体积分数,冷却速度决定了微观组织中 β 转变组织的形态,而对应不同的组织,材料又有着不同的性能。为了得到所需的性能^[15],可以根据利用神经网络得到的三维和二维图来很方便地确定所应采取的变形工艺。

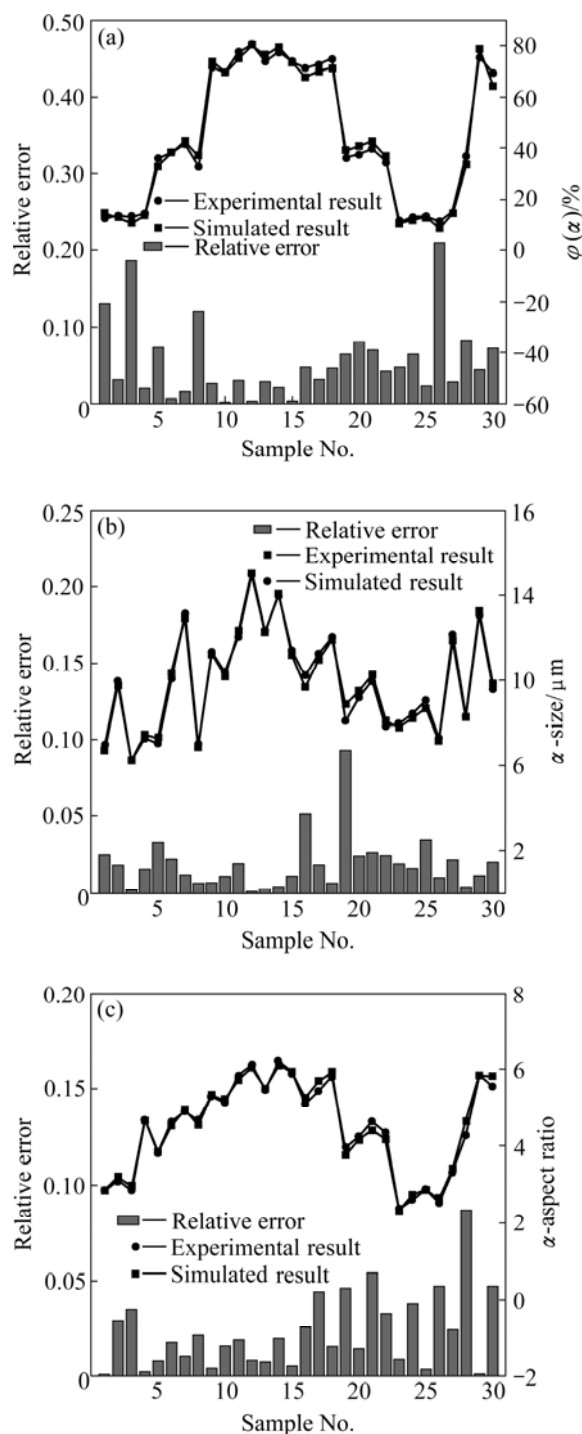


图4 工艺-组织网络的性能输出与实验结果的对比

Fig.4 Comparison of results of process-microstructures network and experiments

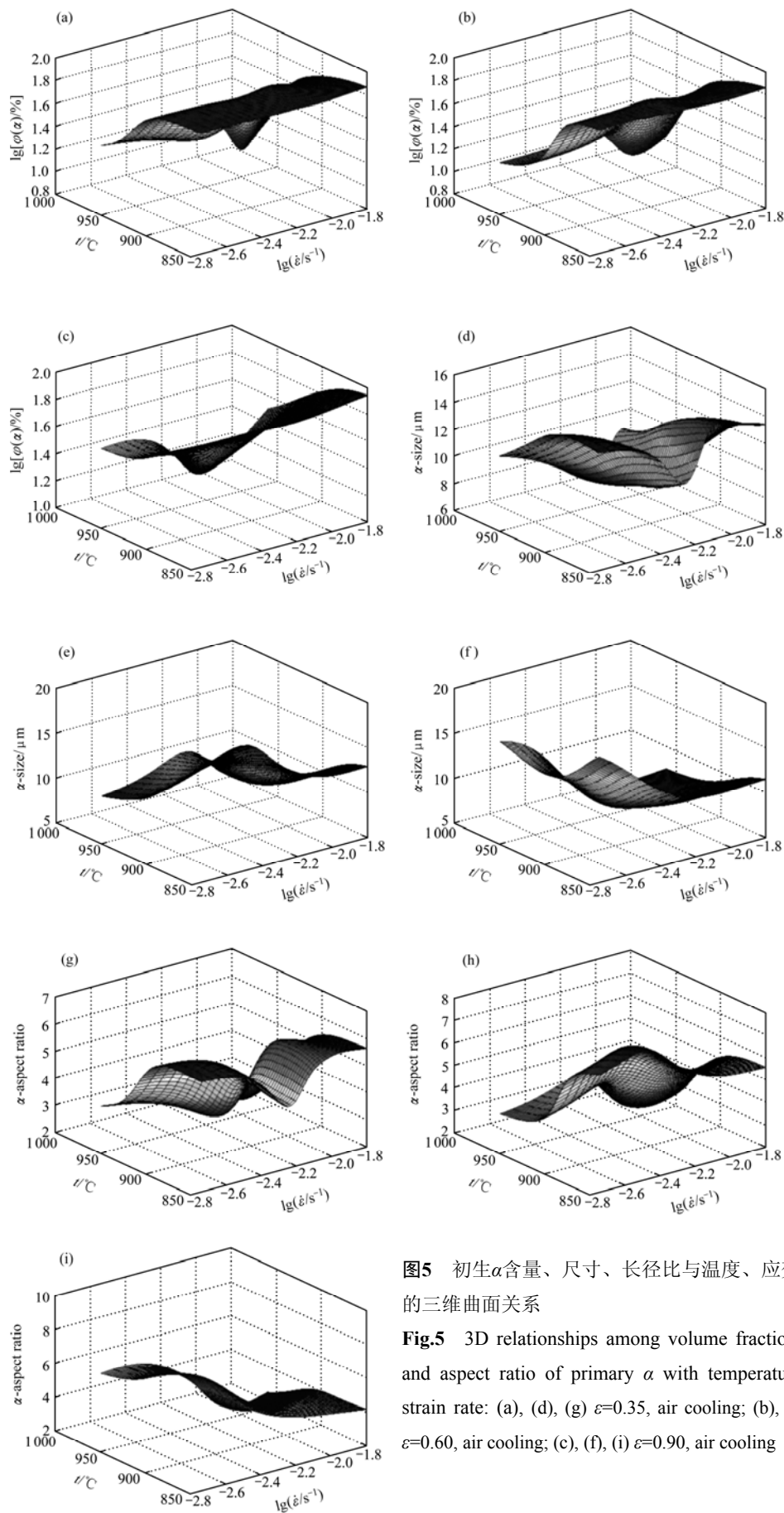


图5 初生 α 含量、尺寸、长径比与温度、应变速率的三维曲面关系

Fig.5 3D relationships among volume fraction, size and aspect ratio of primary α with temperature and strain rate: (a), (d), (g) $\epsilon=0.35$, air cooling; (b), (e), (h) $\epsilon=0.60$, air cooling; (c), (f), (i) $\epsilon=0.90$, air cooling

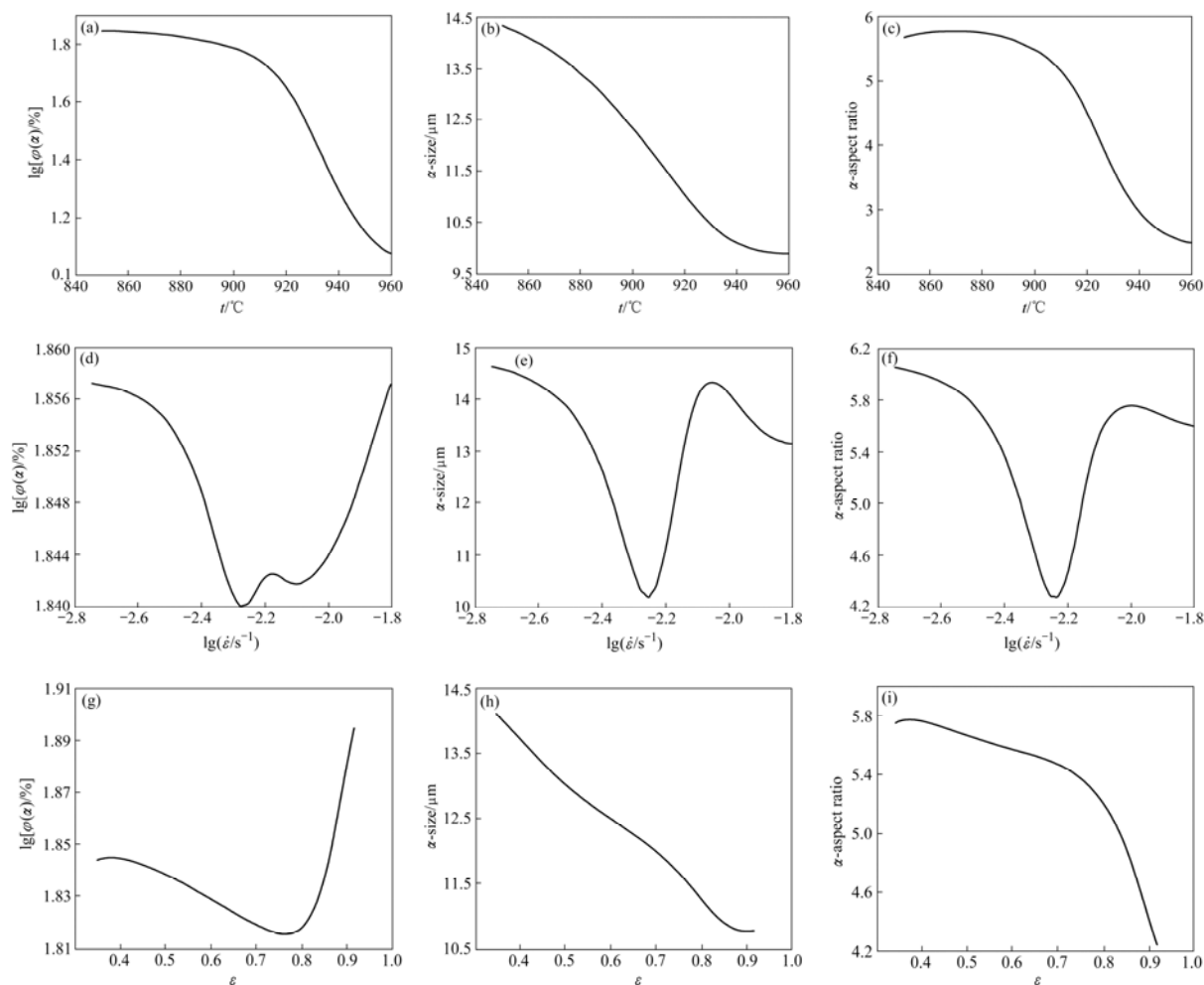


图6 初生 α 含量、尺寸、长径比随温度、应变速率和变形量的二维曲线关系

Fig.6 2D relationships among volume fraction, size and aspect ratio of primary α with temperature, strain rate and strain: (a), (b), (c) $\dot{\epsilon}=0.01 \text{ s}^{-1}$, $\epsilon=0.35$, air cooling; (d), (e), (f) $t=860^\circ\text{C}$, $\epsilon=0.35$, air cooling; (g), (h), (i) $\dot{\epsilon}=0.01 \text{ s}^{-1}$, $t=860^\circ\text{C}$, air cooling

4 结论

1) 利用BP人工神经网络建立了TA15钛合金热约束变形工艺-组织间的关系网络模型。

2) 该模型具有较好的精度和广泛的应用范围,能很好地反映TA15钛合金的工艺-组织间的关系,并对实际热加工生产有很好的指导作用。

REFERENCES

[1] 曾卫东, 舒滢, 周义刚. 应用人工神经网络模型预测 Ti-10V-2Fe-3Al 合金的力学性能[J]. 稀有金属材料与工程, 2004, 33(10): 1041-1044.
ZENG Wei-dong, SHU Ying, ZHOU Yi-gang. Artificial neural network model for the prediction of mechanical properties of

Ti-10V-2Fe-3Al titanium alloy[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2004, 33(10): 1041-1044.

- [2] 沈昌武, 杨合, 孙志超, 崔军辉. 基于 BP 神经网络的 TA15 钛合金本构关系建立[J]. 塑性工程学报, 2007, 14(4): 101-132
SHEN Chang-wu, YANG He, SUN Zhi-chao, CUI Jun-hui. Based on BP artificial neural network to building the constitutive relationship of TA15 alloy[J]. Journal Plasticity Engineering, 2007, 14(4): 101-132.
- [3] MALINOV S, SHA W. Application of artificial neural networks for modelling correlations in titanium alloys[J]. Materials Science and Engineering, 2004, 365: 202-211.
- [4] MALINOV S, SHA W, MC KEOWN J J. Modelling the correlation between processing parameters and properties in titanium alloys using artificial neural network[J]. Computational Materials Science, 2001, 21: 375-394.
- [5] 李兴无, 张庆玲, 沙爱学, 储俊鹏, 马济民. 变形温度对 TA15 合金组织和性能的影响[J]. 材料工程, 2004, 1: 8-11.
LI Xing-wu, ZHANG Qing-ling, SHA Ai-xue, CHU Jun-peng,

- MA Ji-min. Effect of deformation temperature on microstructure and properties of TA15 alloy[J]. *Materials Engineering*, 2004(1): 8-11.
- [6] 王 斌, 郭鸿镇, 姚泽坤, 陈金科, 李蓬川. 热压参数对 TA15 合金流动应力及显微组织的影响[J]. *锻压技术*, 2006(6): 106-109.
- WANG Bin, GUO Hong-zhen, YAO Ze-kun, CHEN Jin-ke, LI Peng-chuan. Influence of hot compression parameters on flow stress and microstructure of TA15 alloy[J]. *Forging Technology*, 2006(6): 106-109.
- [7] 王 斌, 郭鸿镇, 姚泽坤, 赵 静, 赵张龙, 张明渊. 复合形变热处理对 TA15 近 α 钛合金组织和性能的影响[J]. *材料热处理学报*, 2006, 27(5): 70-73.
- WANG Bin, GUO Hong-zhen, YAO Ze-kun, ZHAO Jing, ZHAO Zhang-long, ZHANG Ming-yuan. Influence of comprehensive ausform on microstructure and properties of TA15[J]. *Transactions of Materials and Heat Treatment*, 2006, 27(5): 70-73.
- [8] 许鑫华, 叶卫平. 计算机在材料科学中的应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003, 115-149.
- XU Xin-hua, YE Wei-ping. The appliance of computer in materials science[M]. Beijing: China Machine Press, 2003: 115-149.
- [9] TANDON V, EL-MOUNAYRI H. A novel artificial neural networks force model for end milling[J]. *IJAMT*, 2001, 8: 693-700.
- [10] OZAN S, TASKIN M, KOLUKISA S, OZERDEM M S. Application of ANN in the prediction of the pore concentration of aluminum metal foams manufactured by powder metallurgy methods[J]. *Springer Int J Adv Manuf Technol*, 2008, 39(3/4): 251-256.
- [11] 何 勇, 张红钢, 刘雪峰, 谢建新. NiTi 合金高温变形本构关系的神经网络模型[J]. *稀有金属材料与工程*, 2008, 37(1): 19-23.
- HE Yong, ZHANG Hong-gang, LIU Xue-feng, XIE Jian-xin. A constitutive model of high temperature deformation of NiTi alloy based on neural network[J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2008, 37(1): 19-23.
- [12] XU L J, PAULO DAVIM J, CARDOSO R. Prediction on tribological behaviour of composite PEEK-CF30 using artificial neural networks[J]. *Materials Processing Technology*, 2007, 189: 374-378.
- [13] BAHRAMI A, MOUSAVI ANIJ DAN S H, EKRAMI A. Prediction of mechanical properties of DP steels using neural network model[J]. *Alloys and Compounds*, 2005, 392: 177-182.
- [14] TOPCU I B, SARIDEMIR M. Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic[J]. *Computational Materials Science*, 2008, 41: 305-311.
- [15] 曹京霞, 方 波, 黄 旭, 李臻熙. 微观组织对 TA15 钛合金力学性能的影响[J]. *稀有金属*, 2004, 28(2): 362-364.
- CAO Jing-xia, FANG Bo, HUANG Xu, LI Zhen-xi. Effects of microstructure on properties of TA15 titanium alloy[J]. *Chinese Journal of Rare Metals*, 2004, 28(2): 362-364.

(编辑 何学锋)