

文章编号: 1004-0609(1999)03-0590-06

Ti-17 合金本构关系的人工神经网络模型^①

张兴全 彭颖红 阮雪榆

(上海交通大学国家模具工程研究中心, 上海 200030)

摘 要: 开发了一个基于神经网络的 Ti-17 合金的本构关系模型。首先利用 Thermecmaster-Z 型热模拟机等温压缩 Ti-17 合金, 研究在不同变形温度、变形程度和应变速率等工艺参数条件下流动应力的变化情况。然后用实验所得的热变形工艺参数与性能间的数据训练人工神经网络。训练结束后的神经网络成为一个知识基的本构关系模型。利用该模型预测的流动应力的值与实验结果间的误差较小。

关键词: 人工神经网络; Ti-17 合金; 本构关系; BP 算法

中图分类号: TG319

文献标识码: A

材料的本构关系反映塑性加工过程中材料的动态响应与热力参数间的关系, 是用有限元法对金属塑性加工过程进行数值模拟的前提条件。目前, 建立材料本构关系时, 通常是借助于回归模型获得一些经验公式来满足工程技术要求^[1~3]。但是, 回归模型存在着以下几个方面的局限性: 第一, 它依赖于回归方法, 使用不同的回归模型可以获得不同的经验公式, 这将导致经验公式的繁多和不一致性; 第二, 当输入输出变量多、作用复杂时, 建立回归经验公式比较难; 第三, 回归经验公式无法完全再现实验数据, 可重复性差。Ti-17 合金的等温压缩过程是一个非常复杂的非线性系统, 在试验过程中不断受到各种随机因素的干扰, 而且变形过程伴有动态回复和动态再结晶发生。因此, 工艺参数对力学性能的影响很难甚至不可能用准确的数学模型表示出来。

近年来迅速发展的人工神经网络(Artificial Neural Network, 简称为 ANN) 是大规模的分布式并行处理系统^[4,5]。它对给定的样本数据进行学习, 从大量的数据中提取规则, 以一组权重形式形成一种网络的稳定状态, 然后通过联想记忆和推广能力来获取所需数据。BP

算法是普遍使用的一种神经网络学习算法, 它具有一定的联想容错能力, 对解决复杂的非线性问题, 具有广阔的应用前景, 目前已得到了广泛的应用^[6~8]。本文利用具有 BP 算法的前馈神经网络来建立 Ti-17 合金本构关系模型。利用实验所获得的数据对神经网络进行训练, 训练结束后的神经网络成为一个知识基的本构关系模型, 只要输入相应的参数, 就能从训练好的神经网络模型中立即得到相应条件下的流动应力值。结果表明: 该模型对处理大量实验数据, 建立材料本构关系具有较高的应用和推广价值。

1 试验方法

试验用材料是由北京航空材料研究所提供的 $d200\text{ mm}$ 锻棒, 用金相法测得其相变点为 $875\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。热压缩试样($d8\text{ mm} \times 12\text{ mm}$) 在经 $840\text{ }^{\circ}\text{C}$ 改锻后的棒材上沿轴向截取, 其两端带有凹槽以添加玻璃润滑剂减小摩擦。等温压缩实验是在武汉钢铁研究所热加工模拟试验机 Thermecmaster-Z 上进行的。试样采用快速感应加热, 保温 5 min , 变形后激冷。变形温度范

① 收稿日期: 1998-06-18; 修回日期: 1998-08-31 张兴全(1970-), 男, 博士生

围 805~ 945 °C, 应变速率 $10^{-3} \sim 80 \text{ s}^{-1}$, 最大变形程度 50%, 每个试验条件重复 3 个试样, 变形过程全部由计算机控制并记录数据。图 1 是 Ti-17 合金的流动应力随温度和应变速率变化的曲线。可以看到, 变形温度、变形程度和应变速率等热力参数对流动应力的值有较明显的影响。当变形温度较低而变形速率较高时, 流动应力随应变增加出现峰值, 继而下降, 表明有动态再结晶发生。反之, 当变形温度较高而变形速度较低时, 流动应力变化平缓, 呈现动态回复特征。

2 神经网络简述

2.1 前馈神经网络

前馈神经网络是由大量的简单神经元相互连接而成的多层网络。标准的前馈神经网络是由三层神经元组成(即输入层、隐层和输出层)。人工神经元是神经网络的主要单元, 它判断输入并根据权因子来确定每一个单元的程度, 两个神经单元间的权值越大, 其连接强度越大。

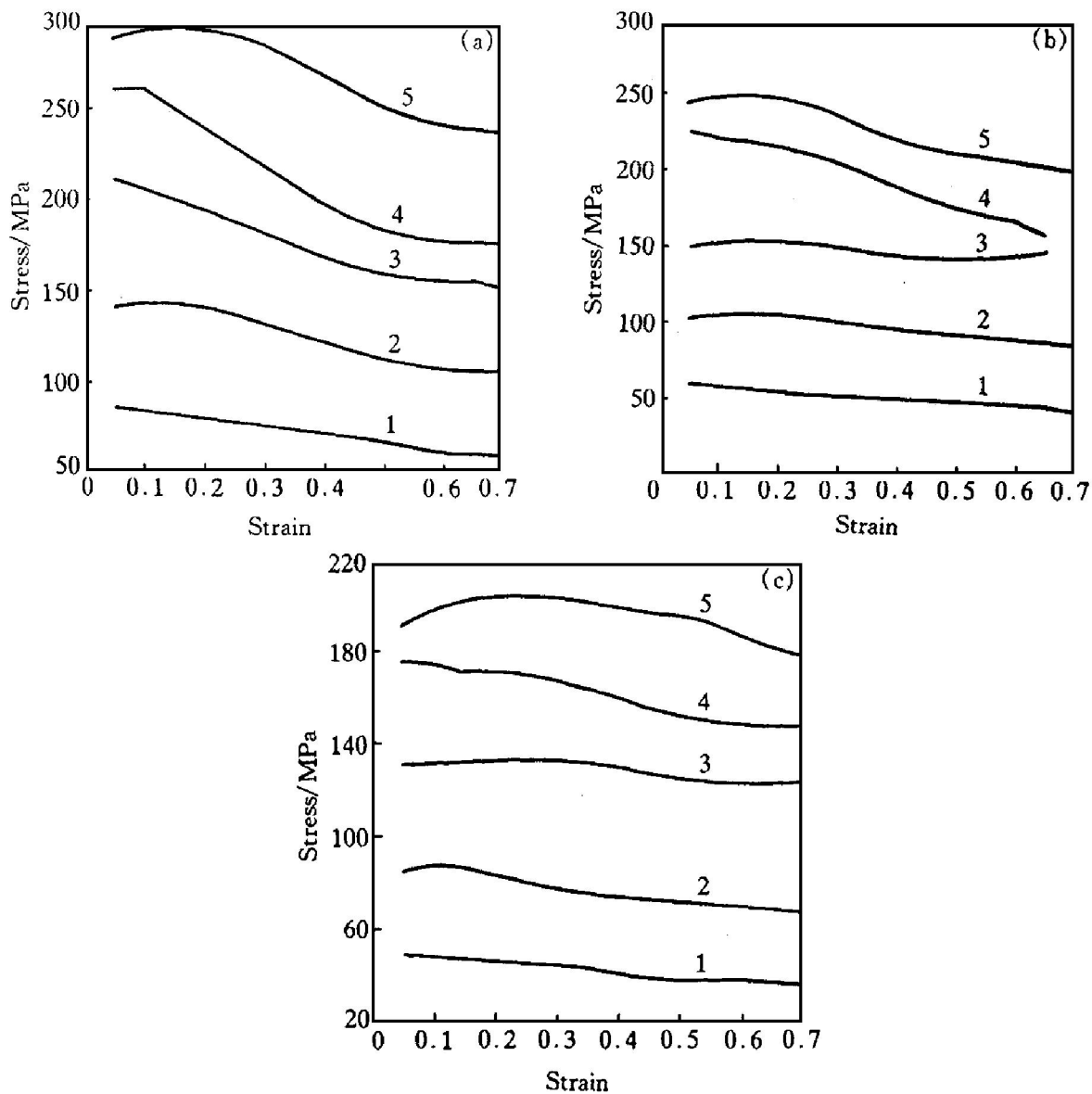


图 1 不同变形温度条件下 Ti-17 合金的应力-应变关系

Fig. 1 Stress-strain curves of Ti-17 alloy at different deformation temperature and strain rate

(a) $-825\text{ }^{\circ}\text{C}$; (b) $-865\text{ }^{\circ}\text{C}$; (c) $-905\text{ }^{\circ}\text{C}$

1 -0.01 s^{-1} ; 2 -0.1 s^{-1} ; 3 -1 s^{-1} ; 4 -10 s^{-1} ; 5 -80 s^{-1}

在人工神经元中,用所有输入的和来确定活性级别,即

$$Net_j^k = \sum_i w_{ji}^k O_i^{k-1} \quad (1)$$

式中 Net_j^k 是 k 层第 j 个神经元的所有输入的和, w_{ji}^k 是从神经元 i 到神经元 j 的连接权值, O_i^{k-1} 是 $k-1$ 层第 i 个神经元的输出。

将上述的和 Net_j^k 作为传递函数的输入,由传递函数决定该神经元的输出。本文选用 Sigmoid 函数 $f(Net_j^k)$ 作为传递函数,且有偏置 b_j 。因此, k 层的第 j 个神经元的输出 O_j^k 可表达为

$$O_j^k = f(Net_j^k) = \frac{1}{1 + e^{-(Net_j^k + b_j)}} \quad (2)$$

神经元的输出计算完成之后,输出值沿着连线传递作为下一层神经处理单元的输入。

2.2 神经网络中的反向传播学习

神经网络学习的目标是获得一个将输入映射到输出的函数,它是通过合适的学习算法修改网络的连接权来实现的。本文选用误差反向传播学习算法(Back-propagation learning algorithm)来修正连接权值。如果网络输出结果与预期结果相符,则不用修改权值。如果存在误差,则用期望输出与实际输出间的误差来修正相应的权值。一般情况下,BP 算法包含两个阶段。一是向前传播阶段,当给定输入向量时,通过神经网络向前计算每一个神经元输出。然后计算期望输出 T_j 与实际输出 O_j 之间的误差。误差平方和 E 表示为

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (3)$$

另一个是误差反向传播阶段,它是将误差从输出层向输入层的方向进行反向传播以修正相应的连接权值,修正量可表示为

$$\Delta W_{ji}^k(m+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}^k} \quad (4)$$

为尽可能地减小梯度下降的误差,加了一个惯性项。因此,新的权值修正量 ΔW_{ji}^k 可以表示为

$$\Delta W_{ji}^k(m+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}^k} + \alpha \Delta W_{ji}^k(m) \quad (5)$$

式中 η 是学习率; α 是动量因子,它有利于抑制振荡; m 为迭代次数。

根据上述两个过程,初始设置的权值可以相应地调节以减小网络期望输出与实际输出之间的误差。当误差值达到一定范围后,网络趋于稳定,训练结束。

3 网络模型及结果分析

3.1 BP 网络结构

对塑性本构关系模型的影响因素很多,本文主要研究变形温度、等效应变速率和变形程度的影响。因此,以宏观热力学参数 $1/T$, $\lg \dot{\epsilon}$ 和 $\bar{\epsilon}$ 作为输入向量,以流动应力 $\bar{\sigma}$ 作为输出向量,这两个向量一起组成网络的学习样本对。选取学习样本时,各个参数的范围根据前面的实验规范确定。

根据 BP 网络输入输出的要求,将输入和输出参数按下式进行归一化处理,使其值在 $[0.1, 0.9]$ 范围内取值。

$$S_n = \frac{(0.9 - 0.1)(S - S_{\min})}{S_{\max} - S_{\min}} + 0.1 \quad (6)$$

式中 S 是网络的输入和输出参数, $S_{\max}$ 和 $S_{\min}$ 分别表示相应数据 S 的最大值和最小值。

根据所讨论的学习样本情况可以确定神经网络的输入层节点数为 3 个,输出层节点数为 1 个。用 C 语言编制了 BP 算法缺陷预测系统的程序。训练前可设置 BP 网络的结构、权值初始值及训练的各种参数。本文取 $\eta = 0.9$, $\alpha = 0.6$, 其均方差为 0.000001。BP 网络的结构确定为 $3 \times 12 \times 8 \times 1$ 。初始权值是在 $[-0.5, 0.5]$ 之间随机产生。神经网络缺陷预测系统的调试和训练是在 SGI 系列 INDIGO-2 工作站上进行,速度为 200MIPS,迭代 31530 次后,系统收敛。

3.2 网络模型的精度测试

选取一些样本来测试网络的精度。表 1 示出了 Ti-17 合金流动应力的神经网络预测值和试验值对比情况。从表中可以看出,其误差范围在 6% 以内,精度高于回归模型^[3],说明神

表 1 Ti-17 合金的流动应力的实验值与神经网络预测值对比

Table 1 Comparison of measured flow stress of Ti-17 alloy with that predicted

Temperature / °C	Equivalent strain rate/s ⁻¹	Equivalent strain	Experiment value/ MPa	Predicted value/ MPa	Relative error/ %
905	0.01	0.15	48.297	47.090	-2.5
		0.4	41.289	42.734	3.5
	0.1	2	83.099	85.675	3.1
		0.55	71.294	68.442	-4.0
	1.0	0.25	132.575	125.946	-5.0
		0.65	122.787	124.015	1.0
	10.0	0.45	155.002	158.102	2.0
		0.7	147.909	149.979	1.4
	80.0	0.3	202.724	198.264	-2.2
		0.6	186.64	181.041	-4.3
865	0.01	0.15	57.369	58.573	2.1
		0.45	50.581	54.678	1.8
	0.1	0.3	101.092	103.417	2.3
		0.55	92.256	95.116	3.1
	1.0	0.05	148.692	152.705	2.7
		0.40	144.121	141.526	-1.8
	10.0	0.20	216.869	209.928	-3.2
		0.45	180.485	183.012	1.4
	80.0	0.25	242.279	245.181	1.2
		0.65	202.494	204.021	0.8
825	0.01	0.15	80.975	78.626	-2.9
		0.45	68.371	71.174	4.1
	0.1	0.2	141.426	145.385	2.8
		0.5	113.461	112.211	-1.1
	1.0	0.25	188.104	177.382	-5.7
		0.55	156.517	159.803	2.1
	10.0	0.3	218.222	219.075	0.4
		0.6	177.781	179.726	1.1
	80.0	0.1	295.263	300.282	1.7
		0.4	268.697	265.078	-1.2

经网络的预测系统具有较高的精度。

3.3 网络推广能力的验证

由于资金、人力和设备的限制，通过实验往往得不到全面的实验数据。用常规的曲线拟合金属的本构关系时，不全的实验数据经常造成精度低的缺陷。如果将这些不太全面的实验数据作为神经网络的输入，通过网络的学习，可以从实验数据中抽取相应的规律，从而形成相应金属本构关系的知识库。向已经训练好的人工神经网络中输入想要得到的流动应力值对

应的热力学参数值，就可以得到相应的流动应力值。图 2 示出了网络的预测结果，并给出了相应的实验值以便比较。

从以上可以看出，用这种方法建立的本构关系知识库，如果与有限元软件有机地结合起来，将具有较重要的现实意义。

4 结论

通过用人工神经网络建立了一种 Ti-17 合

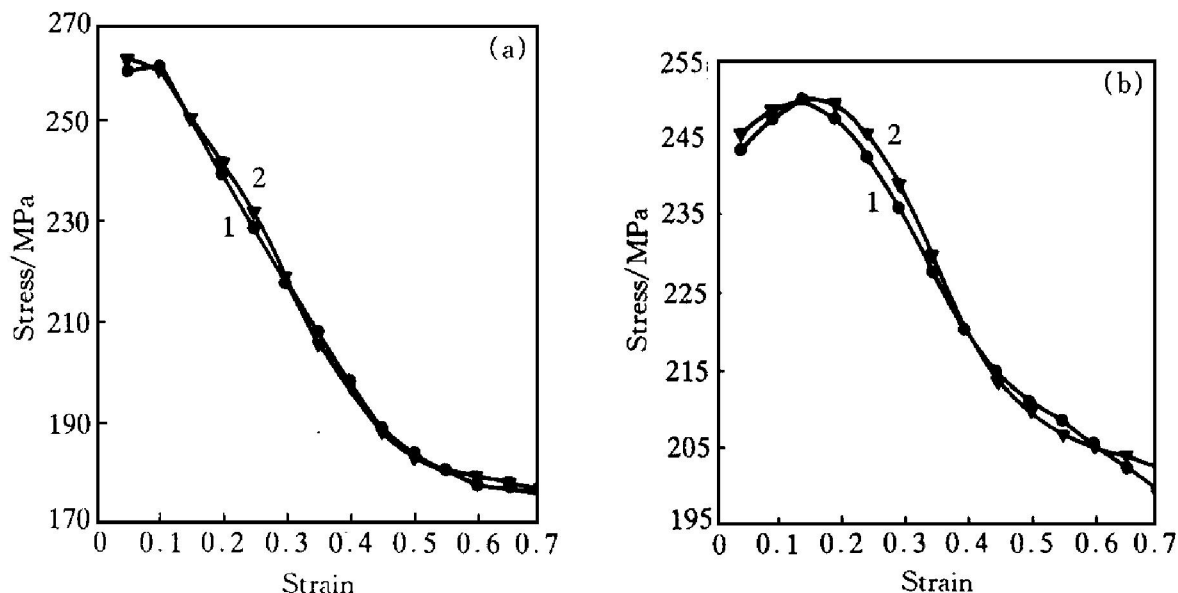


图2 神经网络预测结果和实验结果对比

Fig. 2 Comparison of ANN predicted flow stress with experimental results

(a) $t = 825\text{ }^{\circ}\text{C}$, 10 s^{-1} ; (b) $t = 865\text{ }^{\circ}\text{C}$, 80 s^{-1} ;

1—Experiment value; 2—Predicted value

金的本构关系模型, 可以发现人工神经网络方法是一种较为实用, 且具有较高精度的处理大量实验数据的方法。它利用自学习、自组织能力, 可以预测出未知的一些性能数据, 从而弥补设备、资金的缺陷。另外, 如果用人工神经网络方法建立实用的知识库, 并与有限元模拟软件有机地结合, 可以简化有限元开发和使用的难度。

REFERENCES

- 1 Sellars C. Journal of Physics, 1985, B35: 239.
- 2 Zhou Jihua(周纪华). Metal Plastic Deformation Resistance(金属塑性变形阻力). Beijing: Mechanical Industry Press, 1989.
- 3 Zeng Weidong(曾卫东) *et al.* Hot Working Technology(热加工工艺), 1996, 1: 3.
- 4 Zhang Liming(张立明). Models and Applications of Artificial Neural Networks(人工神经网络的模型及应用). Shanghai: Fu Dan University Press, 1993.
- 5 Jiao Licheng(焦李成). System Theory of Artificial Neural Networks(神经网络系统理论). Xi'an: Xi'an Electronic Science and Technology University Press, 1990.
- 6 Tarng Y S *et al.* Journal of Material Processing Technology, 1995, 47(3-4): 273.
- 7 Ezugwu E O *et al.* Journal of Material Processing Technology, 1995, 49(3-4): 255.
- 8 Wang Dianhui(王殿辉) *et al.* Iron and Steel(钢铁), 1995, 30(1): 28.

A constitutive relationship model of Ti-17 alloy based on artificial neural network

Zhang Xingquan, Peng Yinghong, Ruan Xueyu

*National Die and Mold CAD Engineering Research Center,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, P. R. China*

Abstract: Artificial neural networks have been applied to acquire the constitutive relationships of a Ti-17 alloy at elevated temperature, using data obtained from homogeneous compression experiments carried out on a Thermecmastor-Z hot simulator. During building up the neural network model of the constitutive relationship for the alloy, deformation temperature, equivalent strain rate and equivalent strain were taken as the inputs and flow stress was taken as the output. At the same time, four layers were constructed, twelve neurons were used in the first hidden layer and eight neurons were used in the second hidden layer. The activation function in the output layer of the model obeyed a linear function, while the activation function in the hidden layer was a sigmoid function. The neural network became stable after 31 530 repetitions in training. Comparison of the predicted and experimental results shows that the neural network model used to predict the constitutive relationship of the Ti-17 alloy has good learning precision and good generalization. Meanwhile, the neural network methods are found to show much better agreement than the statistical regression methods in dealing with the experimental data.

Key words: artificial neural network; Ti-17 alloy; constitutive relationship; BP algorithm

(编辑 袁赛前)