

基于人工神经网络的高精度 Ti6242s 合金 热变形本构模型

雷锦文^{1,2}, 薛祥义¹, 张思远³, 任勇², 王凯旋², 辛社伟³, 李倩³

(1. 西北工业大学, 陕西 西安 710129)

(2. 西部超导材料科技股份有限公司, 陕西 西安 710018)

(3. 西北有色金属研究院, 陕西 西安 710016)

摘要: 使用 Gleeble-3800 对锻态 Ti6242s 钛合金在温度 950~1010 °C、应变速率 0.01~10 s⁻¹ 的条件下进行了 75% 变形量的热压缩模拟试验。基于实验取得的真应力-真应变曲线, 分别使用人工神经网络 (ANN) 和 Arrhenius 方程建立 Ti6242s 合金本构模型, 研究其热变形行为。结果表明: 流变应力在变形开始后迅速上升至峰值应力, 随后硬化与软化达到动态平衡, 在真应变达到 0.6 后加工硬化逐渐占据主导, 硬化幅度随应变速率的增大而提高; 人工神经网络本构模型预测值的平均相对误差 (AARE) 为 2.25%, 决定系数 (R^2) 为 0.999 06; Arrhenius 方程本构模型预测值的 AARE 为 14.40%, R^2 为 0.954 68, 精度在参数范围内波动较大; ANN 本构模型精度远高于 Arrhenius 本构模型, 且在整个参数范围内具有一致的精度; ANN 本构模型具有良好的泛化能力, 在实验参数范围外预测流变应力仍具有较高的精度。

关键词: Ti6242s; 人工神经网络; Arrhenius 方程; 本构模型

中图分类号: TG146.23

文献标识码: A

文章编号: 1002-185X(2021)06-2025-08

Ti6242s 钛合金是美国活性金属公司 (RMI) 于 20 世纪 70 年代通过在 Ti6242 钛合金中添加一定量的 Si 元素研制成功的高温钛合金, 最高应用在 540 °C 环境下。其名义成分为 Ti-6Al-2Sn-4Zr-2Mo-0.1Si, Si 元素的加入提高了合金的蠕变性能, 其典型组织是转变 β 基体加等轴 α 相, 在 540 °C 以下具有高强度、高刚度、抗蠕变和良好的热稳定性, 在国外被广泛应用于涡轮发动机部件^[1-5]。因此, 为推动该合金在国产飞机发动机中的应用与替代, 建立准确的 Ti6242s 钛合金本构关系模型在设计材料变形工艺的过程中显得极为重要。

钛合金的变形行为对变形参数非常敏感, 所以通过数学模型来精确体现材料的本构关系十分困难。为建立钛合金的本构关系模型, 国内外学者普遍采用 Arrhenius 本构方程来描述材料变形时真应力、真应变和变形温度之间的关系。权思佳^[6]、杨晓康^[7]、潘浩^[8]、Zhou^[9]、骆俊廷^[10]等采用 Arrhenius 方程对 Ti80、TC17、Ti-55531、TB17、TA15 等钛合金建立了本构方程, 预测的流变应力相对误差分别为 7.44%、7.32%、8.99%、6.5% 和 10%; 这表明 Arrhenius 本构方程可以描述不同类型钛合金在

变形过程中的本构关系, 但模型的预测精度十分有限。田录等^[11]采用该方程建立了 Ti6242s 合金的本构模型, 预测的流变应力误差达到 10%。

因此, 本研究将使用 Ti6242s 钛合金热模拟压缩试验取得的数据, 通过人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 和 Arrhenius 本构方程 2 种方法分别建立本构模型, 并对其误差进行分析, 建立高精度本构模型。并对人工神经网络本构模型的泛化能力进行研究, 为 Ti6242s 合金生产中热变形工艺的设计提供理论依据。

1 实验

实验材料为西部超导材料科技股份有限公司制备的 $\Phi 260$ mm Ti6242s 合金棒材, 原始金相组织如图 1 所示, 为等轴组织, 初生 α 含量为 75%, β 相转变点为 1020 °C。在 $\Phi 260$ mm 的 R/2 处切取 Ti6242s 合金试样若干, 加工到 $\Phi 8$ mm \times 12 mm 并车光倒角。

使用 Gleeble-3800 热模拟试验机进行热压缩模拟实验。实验选取的变形温度为 950、970、990、1010 °C; 应变速率为 0.01、0.1、1、10 s⁻¹, 变形温度和应变速率

收稿日期: 2020-11-28

基金项目: 国家自然科学基金 (51871176); 陕西省自然科学基金 (2018JM5098); 陕西省重点研发计划 (2019KW-030)

作者简介: 雷锦文, 男, 1982 年生, 博士生, 高级工程师, 西北工业大学材料科学与工程学院, 陕西 西安 710129, 电话: 029-86525126, E-mail: ljwwst@126.com

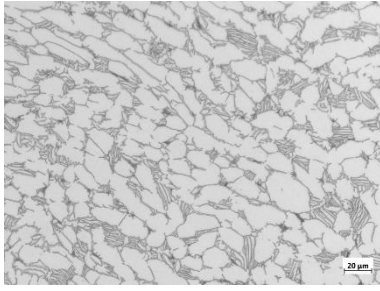


图 1 Ti6242s 合金原始显微组织

Fig.1 Original microstructure of Ti6242s alloy

正交共计 16 组参数。试样的高度变形量为 75%，换算真应变约为 1.3。试样通过电阻加热，两端垫石墨片提高接触并减少摩擦力，升温速度为 10 °C/s，保温 3 min，依据参数进行单轴等温压缩试验。压缩结束后水冷以保留变形组织。

将热压缩后试样沿直径中分，将其轴向剖面制备为金相试样。用体积比为 1:3:7 的 HF+HNO₃+H₂O 腐蚀液腐蚀，通过 Zeiss Axio 光学显微镜对试样显微组织进行分析。

2 真应力-真应变曲线

图 2 为 Ti6242s 合金在不同温度和应变速率下的真应力-真应变曲线。由图可见，流变应力和峰值应力随变形温度的升高而降低，随应变速率的升高而升高，该合金为负温度敏感、正应变速率敏感型材料。在各个变形温度和应变速率条件下，流变应力随着变形量的增大均升至峰值后缓慢下降，呈现加工软化曲线特征。在下降过程中可以观察到流变应力小幅波动，符合动态再结晶的典型特征^[12-18]。真应变达到 0.6~0.8（变形量约为 50%）后流变应力逐渐增大，呈现加工硬化特征，其中高应变速率（10 s⁻¹）试样的流变应力在各个实验温度下均增幅最大。

3 本构模型的建立

本构模型是反应材料流变应力与变形参数之间关系的数学模型，是描述、预测材料热变形过程的重要数学工具，能够为有限元模拟仿真、变形行为分析、加工窗口预测等提供理论依据。

目前大部分研究工作普遍采用 Arrhenius 方程^[19]来计算本构模型，该方程针对不同应力水平具有相应的基础公式，模型的预测结果具有不错的精度，在钛合金中已经得到广泛的应用。但传统的数学方程式本构模型计算较为复杂，并且由于是采用一定工艺参数范围内测试的数据建立的模型，只有在该工艺参数范

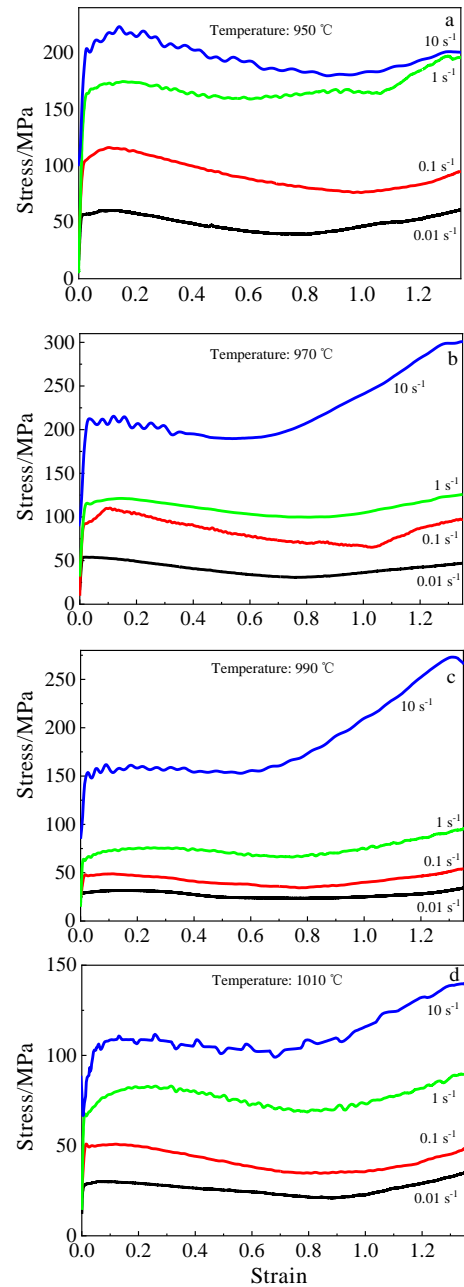


图 2 不同变形温度和应变速率的锻态 Ti6242s 合金真应力-真应变曲线

Fig.2 True stress-true strain curves of forged Ti6242s alloy under different deformation temperatures and strain rates: (a) 950 °C, (b) 970 °C, (c) 990 °C, and (d) 1010 °C

围内预测时具有较高的精度，泛化能力较差。

人工神经网络（ANN）是一种通过计算机模拟生物大脑结构特点用于处理多元素、非线性等复杂模型的系统^[20]。其最大特点是不需要一个明确的算法联系输入和输出数据，而是通过数据对混沌模型不断进行修正来降低误差并对未知数据进行预测，因此针对建立本构模型，人工神经网络可以不局限于固定的模型

函数, 大幅提高模型的精度, 并且能够简化人为的运算过程, 提高模型对未知范围结果预测的泛化能力。

本研究将采用神经网络建立 Ti6242s 合金的本构模型, 并与采用 Arrhenius 方程建立的模型进行对比, 分析其精度和泛化能力。

3.1 ANN 本构模型的建立

本研究的人工神经网络采用反向传播 (back propagation, BP) 算法模型^[21]。BP 算法自 1974 年提出以来不断发展, 是迄今为止使用最多的多层人工神经网络学习算法, 人工神经网络的实际应用有 80%~90% 使用的是 BP 算法或其改进形式。BP 神经网络的结构包括输入、隐含层、输出层和输出 4 个部分, 如图 3 所示。结合本构方程的特点设置 3 个输入节点分别为变形温度、应变速率和真应变, 设置 1 个输出节点为预测的流变应力。隐含层的节点数没有特定的选择方式, 根据经验公式在小范围内反复尝试确定最佳节点数为 15 个。

将热模拟压缩试验取得的不同变形温度、不同应变速率的 16 条曲线的数据收集, 合计 39 063 组。随机抽取其中 70% 的数据用于训练网络, 15% 的数据用于验证网络, 15% 的数据用于测试网络, 3 组功能的数据相互独立。由于网络输入输出节点的数据之间数

量级相差较大, 在进行训练时会严重影响精度, 因此先通过归一化对 4 个节点的数据分别进行处理, 将数据控制在区间[-1,1]内。BP 神经网络的学习采用 LM 算法, 误差性能函数使用均方误差 MSE。如图 4 所示, 经过 718 次迭代后误差函数达到目标精度 5×10^{-5} 后停止训练, 可以看到 3 组数据的误差均达到目标精度。各组数据最终的相关度如图 5 所示, 用于训练、验证、测试和全部数据的相关系数均 > 0.999 。由此可见, 训练的 BP 神经网络本构模型精度极高。

3.2 Arrhenius 本构模型的建立

Arrhenius 方程包含指数方程 (式 1)、幂方程 (式 2) 和双曲正弦方程 (式 3) 3 种形式。

$$\dot{\epsilon} \exp(Q/RT) = A_1 \sigma^{n_1} \tag{1}$$

$$\dot{\epsilon} \exp(Q/RT) = A_2 \exp(\beta \sigma) \tag{2}$$

$$\dot{\epsilon} \exp(Q/RT) = A_3 [\sinh(\alpha \sigma)]^n \tag{3}$$

式中, $A_1, A_2, A_3, n_1, n, \beta$ 为与温度无关的系数; $\dot{\epsilon}$ 为应变速率, s^{-1} ; σ 为流变应力, MPa; R 为气态常数, 8.314 kJ/(mol K); Q 为变形激活能, kJ/mol。

观察 Arrhenius 方程可知, 确定参数 Q, A_3, n, Q 的值就可以得出任意变形参数下的流变应力。因此先逐个求出不同真应变下参数 $\ln A, \alpha, n, Q$ 的值,

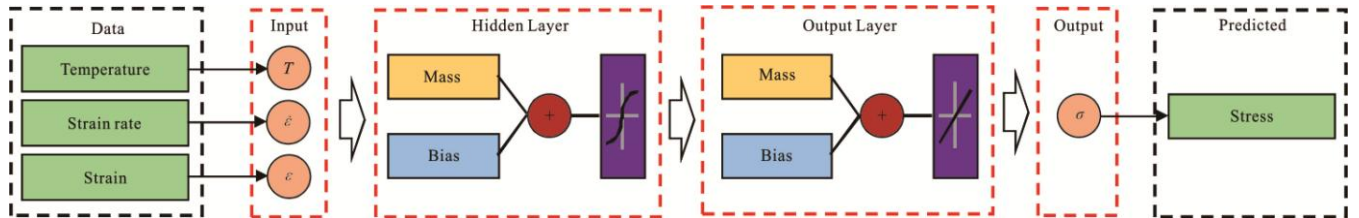


图 3 本构方程的 BP 神经网络结构

Fig.3 BP neural network structure of constitutive equation

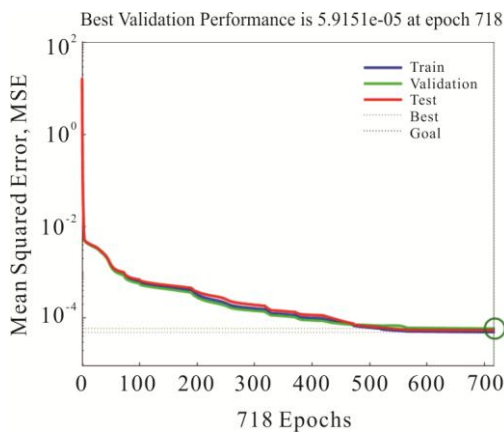


图 4 神经网络本构模型训练性能曲线

Fig.4 Training performance curves of ANN constitutive model

随后通过多元线性回归其与真应变的函数即可求得对应的本构方程。对式(1)~(3)两侧分别取自然对数, 可得:

$$\ln \dot{\epsilon} = \ln A_1 + n_1 \ln \sigma - Q/RT \tag{4}$$

$$\ln \dot{\epsilon} = \ln A_2 + \beta \sigma - Q/RT \tag{5}$$

$$\ln \dot{\epsilon} = \ln A_3 + n \ln [\sinh(\alpha \sigma)] - Q/RT \tag{6}$$

由式 (4)、(5) 可知, $\ln \dot{\epsilon} - \ln \sigma$ 和 $\ln \dot{\epsilon} - \sigma$ 为线性关系, 对其进行线性拟合所得斜率分别为参数 n_1 和 β , 再通过关系式 $\alpha = \beta/n_1$ 可以求出参数 α 的值。根据 α 可以求出 $\ln [\sinh(\alpha \sigma)]$, 由式 (6) 可知 $\ln \dot{\epsilon} - \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 和 $1/T - \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 同为线性关系, 将其线性拟合后所得斜率分别为参数 n 和 Q/Rn 。且由式 (6) 可得 $(\ln \dot{\epsilon} + Q/RT) - n \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 线性关系的截距为参数 $\ln A$ 。至

此已将 4 个参数分别求出, 代入式 (3) 即可得到该真应变下的本构关系方程。再将各个真应变下的参数逐个求出并分别拟合, 即可获得材料的本构方程模型。

对本研究取得的真应力-真应变曲线以真应变 0.01 为间隔建立真应变 0.01~1.3 共计 130 组本构方程, 对 130 组本构方程的参数 $\ln A$ 、 α 、 n 、 Q 进行回归, 如图 6 所示, 建立本构模型见表 1。由此便可以获得 Ti6242s 合金在变形温度 950~1010 °C, 应变速率 0.01~10 s⁻¹, 真应变 0~1.3 范围内的本构模型。将该范围内任意真应变对应的 4 个参数值代入式 (3) 即可得到该真应变下的本构关系方程式。

4 结果与讨论

4.1 2 种本构模型的误差分析

图 7 为本构方程预测值与实验值对比, 观察可见预测的流变应力值大小和趋势与实验值相符, 通过 Arrhenius 本构模型对流变应力的预测基本能够描述 Ti6242s 合金热变形过程中的本构关系。对预测数据和实验数据进行误差分析, 整体平均相对误差 (AARE) 为 14.40%, 决定系数 $R^2=0.954\ 68$ (图 10)。针对不同范围的误差进行分析: 从变形温度角度来看, 按 4 组变形温度分析误差如图 8 所示, AARE 分别为 9.57%、12.98%、19.17%和 15.87%, 950~970 °C 较低温度范围的 AARE 显著低于 990~1010 °C 较高温度范围的 AARE 值, 因此该本构模型对较低变形温度精度更高。

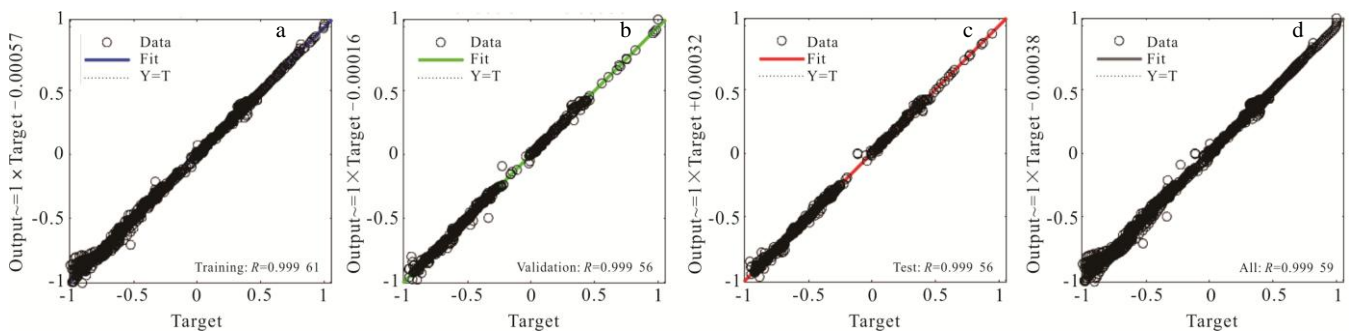


图 5 用于训练、验证、测试和全部数据的误差

Fig.5 Errors for training (a), validation (b), testing (c), and all data (d)

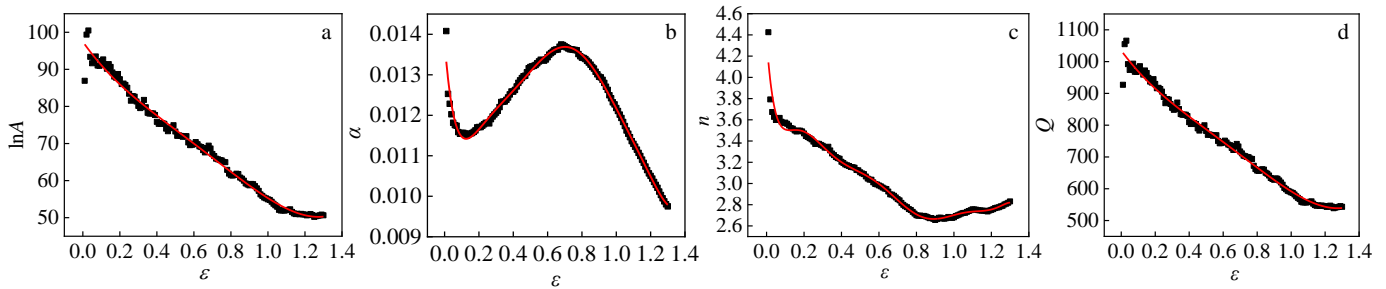


图 6 系数 $\ln A$ 、 α 、 n 、 Q 与真应变(ϵ)的关系

Fig.6 Relationship between $\ln A$ (a), α (b), n (c), Q (d) and true strain (ϵ)

表 1 系数 $\ln A$ 、 α 、 n 、 Q 与真应变(ϵ)的表达式和决定系数 R^2

Table 1 Expression of coefficients $\ln A$, α , n , Q and true strain (ϵ) and coefficient of determination (R^2)

Coefficient	Expression	R^2
$\ln A$	$97.45-70.72\epsilon+83\epsilon^2-91.07\epsilon^3+36.62\epsilon^4$	0.990
α	$0.01-0.05\epsilon+0.44\epsilon^2-1.77\epsilon^3+4.07\epsilon^4-5.5\epsilon^5+4.3\epsilon^6-1.79\epsilon^7+0.31\epsilon^8$	0.991
n	$4.36-24.16\epsilon+268.05\epsilon^2-1506.29\epsilon^3+4719.41\epsilon^4-8815.16\epsilon^5+10022.62\epsilon^6-6793.13\epsilon^7+2521.27\epsilon^8-394.27\epsilon^9$	0.987
Q	$1034.95-733.25\epsilon+848.81\epsilon^2-938.65\epsilon^3+380.05\epsilon^4$	0.990

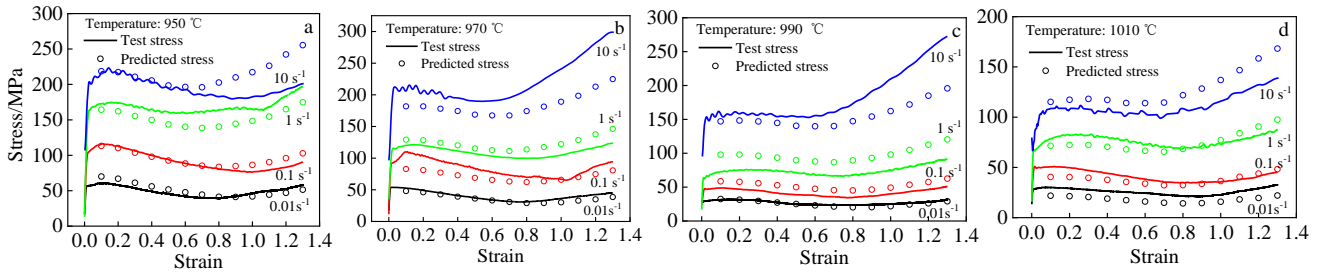


图 7 本构方程预测的流变应力与实验值对比

Fig.7 Comparison of flow stress predicted by constitutive equations and experimental value at different temperatures: (a) 950 °C, (b) 970 °C, (c) 990 °C, and (d) 1010 °C

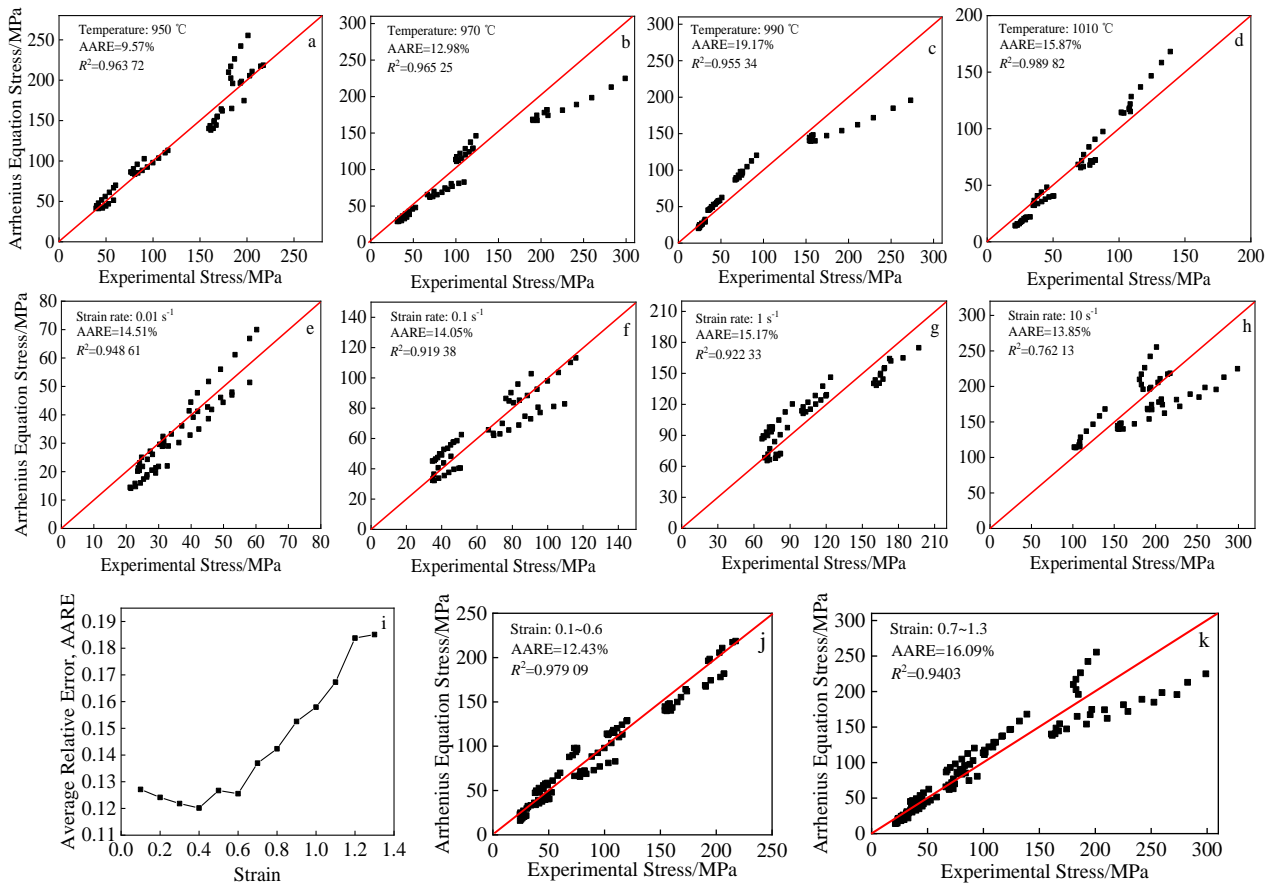


图 8 不同范围本构方程预测的流变应力误差分析

Fig.8 Error analysis of flow stress predicted by constitutive equations in different ranges: (a) 950°C, (b) 970°C, (c) 990 °C, and (d) 1010 °C; (e) $\dot{\epsilon}=0.01 \text{ s}^{-1}$, (f) $\dot{\epsilon}=0.1 \text{ s}^{-1}$, (g) $\dot{\epsilon}=1 \text{ s}^{-1}$, (h) $\dot{\epsilon}=10 \text{ s}^{-1}$; (i) AARE vs different strains; (j) $\epsilon=0.1\sim0.6$; and (k) $\epsilon=0.7\sim1.3$

从应变速率角度来看, 按 4 组应变速率分析误差如图 8e~8h, 4 组的 AARE 均在 14% 左右, 和整体 AARE 水平一直, 因此在各个应变速率情况下该本构模型精度相近。从真应变角度来看, 从真应变 0.1~1.3 各组的 AARE 如图 8i 所示, 在真应变 0.7 前各个真应变条件下的 AARE 基本持平, 在 13% 附近波动。之后随着真应变增加 AARE 逐渐增大, 最终达到 18.51%。真应变

0.7 折合工程变形量约为 50%, 以真应变 0.7 为界分析误差如图 8j、8k 所示, 真应变 0.1~0.6 整体 AARE 为 12.43%, 真应变 0.7~1.3 整体 AARE 为 16.09%。因此该本构模型在变形温度较低, 变形量小于 50% 范围内具有较好的精度, 此范围外精度会逐渐下降。

图 9 为通过神经网络预测的流变应力值与实验结果的对比。可以看到预测值大小和变化趋势与实

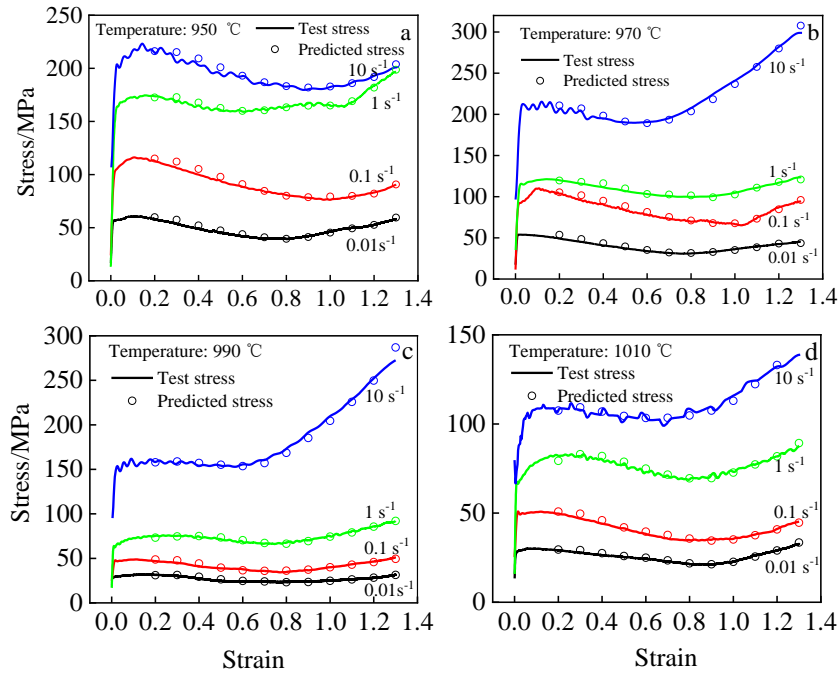


图 9 本构方程预测的流变应力与实验值对比

Fig.9 Comparison of flow stress predicted by constitutive equation and experimental value at different temperatures: (a) 950 °C, (b) 970 °C, (c) 990 °C, and (d) 1010 °C

验结果几乎完全一致，实验值与预测值整体的平均相对误差 (AARE) 为 2.25%，决定系数 $R^2=0.999\ 06$ 。从各个角度评估平均相对误差均 $<5\%$ ，误差精度相较于 Arrhenius 方程本构模型精度高 1 个数量级，由于没有公式自身的局限使得神经网络本构模型在全变形参数范围内都具有同等水平的预测精度。

对比人工神经网络和本构方程分别预测的流变应力误差如图 10 所示，人工神经网络预测的流变应力值与实验值偏差为 2.25%，决定系数 $R^2=0.999\ 06$ 。本构方程预测的的流变应力值与实验值偏差为 14.40%，决定系数 $R^2=0.954\ 68$ 。可见，人工神经网络的预测精度远高于本构方程。

4.2 ANN 本构模型的泛化能力分析

本研究仅使用 970、990、1010 °C 变形温度下的真应力应变曲线数据对网络进行训练建立本构模型，通过该模型预测 950 °C 下的流变应力并与试验结果进行比较，结果如图 11 所示。通过神经网络泛化能力计算的流变应力值与实验值大小与变化趋势基本一致，通过误差分析图 11b 可以看到泛化的预测值与实验值相关度 $R^2=0.999\ 05$ ，平均相对误差仅有 1.93%，因此说明该本构模型能够准确地描述材料本构特征，具有良好的泛化能力，能够在试验范围外对流变应力进行准确预测。

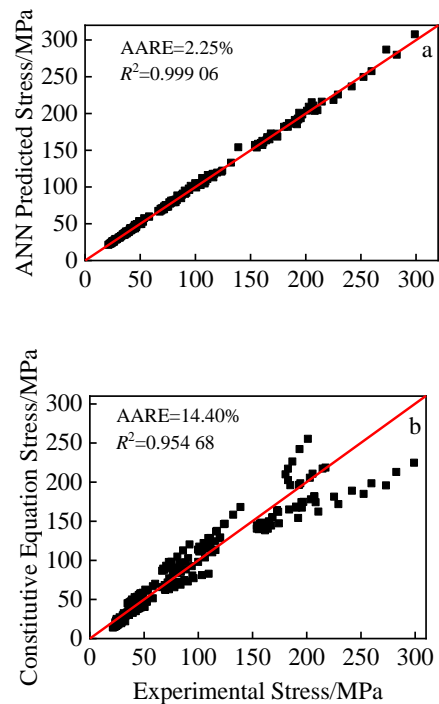


图 10 人工神经网络和本构方程预测的流变应力误差

Fig.10 Flow stress error predicted by ANN (a) and constitutive equation (b)

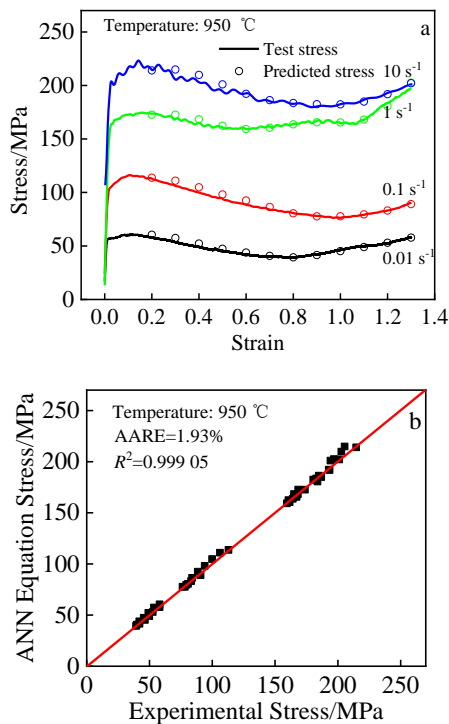


图 11 神经网络在 950 °C 泛化的流变应力误差

Fig.11 Flow stress error of artificial neural network generalized at 950 °C: (a) stress-strain curves and (b) ANN equation stress and experimental stress

5 结 论

1) Ti6242s 合金在变形开始后流变应力迅速上升达到峰值应力, 稳态阶段中材料在高应变速率下表现出动态再结晶特征, 在真应变达到 0.6 (工程变形量约 55%) 后材料流变应力逐渐升高进入硬化主导阶段, 硬化的幅度随应变速率的增大而提高。

2) 通过 Arrhenius 方程建立了 Ti6242s 合金的本构模型, 预测的流变应力决定系数 R^2 和平均相对误差 AARE 分别为 0.954 68 和 14.40%, 误差分析表明该本构模型在 950~970 °C、真应变 0.6 以下具有较好精度, 温度升高和应变增大都会使预测精度下降。

3) 通过神经网络建立了 Ti6242s 合金的本构模型, 预测的流变应力决定系数 R^2 和平均相对误差 AARE 分别为 0.999 06 和 2.25%, 精度较 Arrhenius 方程本构模型高 1 个数量级, 且该神经网络本构模型预测的流变应力在各个变性参数范围内均有极高的精度。

4) 通过去除变形温度 950 °C 相关数据的实验数据建立了神经网络 Ti6242s 合金的本构模型, 通过该模型对变形温度 950 °C 变性参数下的流变应力进

行预测, 决定系数 R^2 和平均相对误差 AARE 分别为 0.999 05 和 1.93%, 精度和范围内的预测结果基本一致。说明神经网络建立的 Ti6242s 合金本构模型具有良好的泛化能力, 能够在实验参数范围外以较高的精度对流变应力进行预测。

参考文献 References

- [1] Fu Yanyan(付艳艳), Song Yueqing(宋月清), Hui Songxiao(惠松骁) *et al.* *Chinese Journal of Rare Metals*(稀有金属)[J], 2006, 30(6): 850
- [2] Huang L, Sun Z C, Cao J *et al.* *Journal of Alloys and Compounds*[J], 2021, 855: 2
- [3] Zhang MD, Cao J X, Li T *et al.* *Materials Science & Engineering A*[J], 2021, 802: 140643
- [4] Zhang M D, Cao J X, Huang X *et al.* *Scripta Materialia*[J], 2020, 186: 33
- [5] Samđor D, Baggetto L, Laloo R *et al.* *Journal of Materials Science*[J], 2020, 55(11): 4883
- [6] Quan Sijia(权思佳), Song Kexing(宋克兴), Zhang Yanmin(张彦敏) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2019, 48(11): 3600
- [7] Yang Xiaokang(杨晓康), Wang Kuaishe(王快社), Shi Jiamin(史佳敏) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2018, 47(9): 2895
- [8] Pan Hao(潘浩), Zhang Yongqiang(张永强), Zhao Hengzhao(赵恒章) *et al.* *Hot Working Technology*(热加工工艺)[J], 2018, 47(21): 131
- [9] Zhou S W, Dong H B, Jiang Z Y *et al.* *Journal of Plasticity Engineering*[J], 2018, 25(1): 218
- [10] Luo Junting(骆俊廷), Chen Yimin(陈艺敏), Yin Zongmei(尹宗美) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2017, 46(2): 399
- [11] Tian Lu(田录), Ji Haibin(吉海宾), Lei Jiafeng(雷家峰) *et al.* *Hot Working Technology*(热加工工艺)[J], 2013, 42(20): 97
- [12] Lin Y C, Chen X M. *Materials & Design*[J], 2011, 32(4): 1733
- [13] Chen M S, Lin Y C, Ma X S. *Materials Science & Engineering A*[J], 2012, 556: 260
- [14] Momeni A, Dehghani K, Ebrahimi G R. *Journal of Alloys & Compounds*[J], 2011, 509(39): 9387
- [15] Li Shaoqiang(李少强), Gong Zhanpeng(弓站朋), Li Hui(李辉) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2020, 49(9): 3045
- [16] Xu Meng(徐猛), Jia Weiju(贾蔚菊), Zhang Zhihao(张志豪) *et al.* *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料

- 与工程)[J], 2017, 46(9): 2708
- [17] Liu Zhangguang(刘章光), Li Peijie(李培杰), Yin Xiyue(尹西月) *et al. Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2018, 47(11): 3473
- [18] Zhang Yong(张勇), Wang Fukang(王富康), Qu Duo(屈铎) *et al. Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2020, 49(3): 944
- [19] Zener C, Hollomon J H. *Journal of Applied Physics*[J], 1944, 15(1): 22
- [20] Fine T L. *Feed Forward Neural Network Methodology*[M]. New York: Springer-Verlag New York, Inc., 1999
- [21] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. *Nature*[J], 1986, 323(9): 533

High-precision Constitutive Model of Ti6242s Alloy Hot Deformation Based on Artificial Neural Network

Lei Jinwen^{1,2}, Xue Xiangyi¹, Zhang Siyuan³, Ren Yong², Wang Kaixuan², Xin Shewei³, Li Qian³

(1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

(2. Western Superconducting Technologies Co., Ltd, Xi'an 710018, China)

(3. Northwest Institute for Nonferrous Metal Research, Xi'an 710016, China)

Abstract: The forged Ti6242s titanium alloy was subjected to a thermal compression simulation experiment with 75% deformation at 950~1010 °C and a strain rate of 0.01~10 s⁻¹ by Gleeble-3800. Based on the true stress-true strain curve obtained from the experiment, the artificial neural network (ANN) and Arrhenius equation were used to establish the constitutive model of Ti6242s alloy, and its thermal deformation behavior was studied. The results show that the flow stress rapidly rises to the peak stress after the deformation begins, and then the hardening and softening reach a dynamic balance. After the true strain reaches 0.6, the work hardening gradually dominates, and the hardening amplitude increases with the increase of the strain rate. The average relative error (AARE) of the artificial neural network predicted value of the constitutive model is 2.25%, and the coefficient of determination (R^2) is 0.999 06; the AARE of the predicted value of the Arrhenius equation constitutive model is 14.40%, R^2 is 0.954 68, and the accuracy fluctuates greatly within the parameter range. The accuracy of the ANN constitutive model is much higher than that of the Arrhenius constitutive model, and it is consistent in the entire parameter range; the ANN constitutive model has good generalization ability, and it still has high accuracy in predicting flow stress outside the range of experimental parameters.

Key words: Ti6242s; artificial neural network; Arrhenius equation; constitutive model

Corresponding author: Lei Jinwen, Candidate of Ph. D., Senior Engineer, School of Materials Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, P. R. China, Tel: 0086-29-86525126, E-mail: ljwwst@126.com