

材料与成形性能

## AerMet100 超高强钢热变形行为及 3 种流变应力模型对比

刘可卓<sup>1</sup>, 黄亮<sup>1</sup>, 苏阳<sup>1</sup>, 赵明杰<sup>1,2</sup>, 孙朝远<sup>3</sup>, 李蓬川<sup>3</sup>, 李建军<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学 材料科学与工程学院 材料成形与模具技术全国重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 南昌航空大学 航空制造工程学院, 江西 南昌 330063;

3. 中国第二重型机械集团德阳万航模锻有限责任公司, 四川 德阳 618000)

**摘要:** 对 AerMet100 超高强钢试样进行了变形温度为 1173~1473 K、应变速率为 0.01~10 s<sup>-1</sup>、变形量为 60% 的热压缩实验。结果表明: 随着应变的增加, AerMet100 超高强钢试样的真应力先迅速增大, 然后增长速率减小, 直至趋于动态平稳。在实验的变形条件内, 真应力-真应变曲线呈现出动态回复型与动态再结晶型这 2 种曲线形式。基于实验结果, 分别构建了应变补偿型 Arrhenius 本构模型、优化型 Johnson-Cook 模型和 BP 神经网络模型, 分析对比了 3 种模型对 AerMet100 超高强钢高温变形行为的预测精度, 得到 3 种模型的线性相关系数  $R$  分别为 0.99461、0.98694 和 0.99998; 平均相对误差绝对值  $AARE$  分别为 3.029%、5.220% 和 0.129%。其中, BP 神经网络模型预测的流变应力线性相关强度最高, 模型预测精度最高。

**关键词:** AerMet100 超高强钢; 热变形行为; 流变应力; 本构模型; BP 神经网络

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2024.10.029

中图分类号: TG115.53

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2024) 10-0209-12

## Hot deformation behavior and comparison of three rheological stress models on AerMet100 ultra-high strength steel

Liu Kezhao<sup>1</sup>, Huang Liang<sup>1</sup>, Su Yang<sup>1</sup>, Zhao Mingjie<sup>1,2</sup>, Sun Chaoyuan<sup>3</sup>, Li Pengchuan<sup>3</sup>, Li Jianjun<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. School of Aeronautical Manufacturing Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

3. China National Erzhong Group Deyang Wanhong Die Forging Co., Ltd., Deyang 618000, China)

**Abstract:** The hot compression tests of AerMet100 ultra-high strength steel samples were carried out at the deformation temperature of 1173~1473 K, the strain rate of 0.01~10 s<sup>-1</sup> and the deformation amount of 60%. The results show that with the increasing of strain, the true stress of AerMet100 ultra-high strength steel samples first rapidly increases, and then the growth rate decreases until it tends to be dynamically stable. Under the deformation conditions of the test, the true stress-true strain curve exhibits two kinds of curve types with dynamic recovery type and dynamic recrystallization type. Based on the test results, the strain-compensated Arrhenius constitutive model, the optimized Johnson-Cook model and the BP neural network model are constructed respectively, and the prediction accuracy of the three models on the high temperature deformation behavior of AerMet100 ultra-high strength steel were analyzed and compared. The linear correlation coefficients  $R$  of the three models are 0.99461, 0.98694 and 0.99998, respectively, and the average relative error absolute values  $AARE$  are 3.029%, 5.220% and 0.129%, respectively. Among them, the BP neural network model predicts the highest linear correlation strength of rheological stress and the highest prediction accuracy.

**Key words:** AerMet100 ultra-high strength steel; hot deformation behavior; rheological stress; constitutive model; BP neural network

AerMet100 超高强钢作为一种典型的二次硬化

超高强度钢, 因其具有抗拉强度高、断裂韧性强、耐腐蚀性能优异和抗疲劳性能好等特点<sup>[1-2]</sup>, 被广泛应用于高压容器、飞机机身骨架、起落架、常规武器零件和火箭发动机客体等服役环境恶劣的构件上<sup>[3-4]</sup>。然而, 复杂的材料热变形行为使得构件的热成形过程难以精确把控<sup>[5-6]</sup>。由于变形温度、应变速率和应变等因素对材料的塑性与变形抗力的影

收稿日期: 2023-11-14; 修订日期: 2024-03-12

基金项目: 国家重点研发计划 (2022YFB3706901, 2022YFB3706903)

作者简介: 刘可卓 (2000-), 男, 硕士研究生

E-mail: kzliu2022@hust.edu.cn

通信作者: 黄亮 (1981-), 男, 博士, 教授

E-mail: huangliang@hust.edu.cn

响,材料的变形行为更加复杂,难以预测<sup>[7]</sup>。因此,研究 AerMet100 超高强钢的热变形行为和本构模型对于设计和优化 AerMet100 超高强钢构件的成形工艺具有重要意义。

材料的本构模型作为预测材料热变形行为至关重要的手段之一,成为了当今众多学者的研究热点之一。目前,对于材料热变形本构模型的研究主要分为 3 类,包括唯象本构模型<sup>[8-11]</sup>、物理基本本构模型<sup>[12-14]</sup>和统计学本构模型<sup>[15-17]</sup>。唯象本构模型具有表达式简洁、预测精度高等特点,被广泛应用于各种材料的热变形中流变应力的预测上。典型的唯象本构模型有 Arrhenius 模型与 Johnson-Cook 模型。Sellar C M 和 McTegart W J<sup>[18]</sup>首次将适用性更为广泛的双曲正弦准则引入 Arrhenius 本构模型,弥补了传统 Arrhenius 本构模型的应用范围不够广泛的缺点。王俊等<sup>[19]</sup>针对 TA5 钛合金热变形行为与本构模型进行了研究,建立了应变补偿型 Arrhenius 本构模型。章晓婷等<sup>[20]</sup>建立了应变补偿型本构模型,并利用模型成功地预测了 300M 高强钢的变形行为。Zhao M J 等<sup>[21]</sup>针对不同变形条件下的 300M 钢,在摩擦修正与绝热修正的基础上,建立了一种峰值应力下修正的 Arrhenius 本构模型,量化了 300M 钢的高温流变行为。Lin Y C 等<sup>[22]</sup>对典型高强合金钢的传统 Johnson-Cook 模型进行了修正,提高了 Johnson-Cook 本构模型的精度。Kotkunde N 等<sup>[23]</sup>构建了 Ti-6Al-4V 钛合金在高变形温度和低应变速率下的 Johnson-Cook 模型、Fields-Backofen 模型、Khan-huang 模型和 Mechanical Threshold Stress 模型,对比分析可知 Johnson-Cook 模型具有更高的预测精度。刘玉冰等<sup>[24]</sup>分析了 638 模具钢的高温变形行为,并且分别建立了改进的 Johnson-Cook 本构模型和应变补偿型 Arrhenius 本构模型,并对比了 2 种模型的预测精准性。随着人工智能的发展,因其具有强大的非线性映射能力,统计学本构模型如人工神经网络模型被应用的越来越广泛<sup>[25-27]</sup>。Shokry A 等<sup>[28]</sup>通过构建的 BP 神经网络模型描述了 10%Cr 合金钢的热变形行为,并对比分析得到应用 Levenberg-Marquardt 算法比量化共轭梯度算法的模型精度更高的结论。

当前,AerMet100 超高强钢的流变应力模型研究相对较少。为此,本文对 AerMet100 超高强钢试样进行了不同变形温度和应变速率条件下的热压缩实验,基于真应力-真应变曲线,分析了 AerMet100 超高强钢的热变形流变应力行为,构建了应变补偿型 Arrheniu 模型、优化型 Johnson-Cook 本构模型与 BP 神经

网络模型,用于预测 AerMet100 超高强钢的高温变形行为,并对模型的准确性进行了对比,为 AerMet100 超高强钢的热加工研究提供了可靠的依据。

1 材料与实验方法

本文使用的材料为锻态 AerMet100 超高强钢,其名义化学成分如表 1 所示。压缩试样为  $\Phi 8\text{ mm}\times 12\text{ mm}$  的圆柱体,在试样中间焊上 2 个记录实验温度变化的热电偶,然后将试样装夹于 Gleeble-3500 热模拟试验机。为了削弱压头与试样的摩擦以及高温所产生的粘连影响、减少变形的不均匀性,在试样的端面和压头之间放入钼片并涂抹润滑油。在 Gleeble-3500 热模拟试验机上进行压缩实验,变形温度范围为 1173~1473 K,根据实际生产工艺条件确定应变速率为  $0.01\sim 10\text{ s}^{-1}$ ,变形量为 60%。试样的具体压缩过程如图 1 所示,首先在 Gleeble-3500 热模拟试验机上夹紧试样,将设备抽成真空并充满氩气保护,接着将试样以  $10\text{ K}\cdot\text{s}^{-1}$  的速度加热至 1473 K,保温 240 s;再将试样以  $5\text{ K}\cdot\text{s}^{-1}$  的速度冷却至变形温度,保温 60 s,设置变形参数(变形温度  $T$ 、应变速率  $\dot{\epsilon}$ ),对试样进行压缩,直至变形量达到 60%,进行水淬冷却。

表 1 AerMet100 超高强钢的名义化学成分(%,质量分数)  
Table 1 Nominal chemical compositions of AerMet100 ultra-high strength steel(%,mass fraction)

C	Co	Ni	Cr	Mo	Si	Mn	P	Fe
0.27	13.94	11.10	2.70	1.17	<0.10	0.023	<0.002	余量

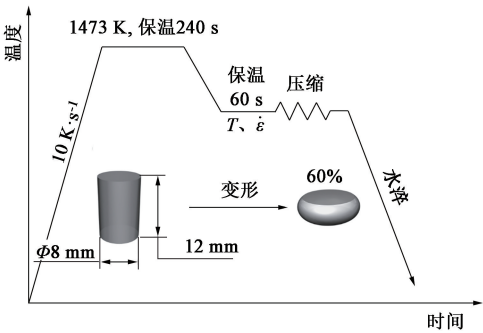


图 1 AerMet100 超高强钢的热压缩实验方案

Fig. 1 Experimental scheme of hot compression for AerMet100 ultra-high strength steel

2 实验结果与分析

基于 Gleeble-3500 热模拟实验结果,得到 Aer-

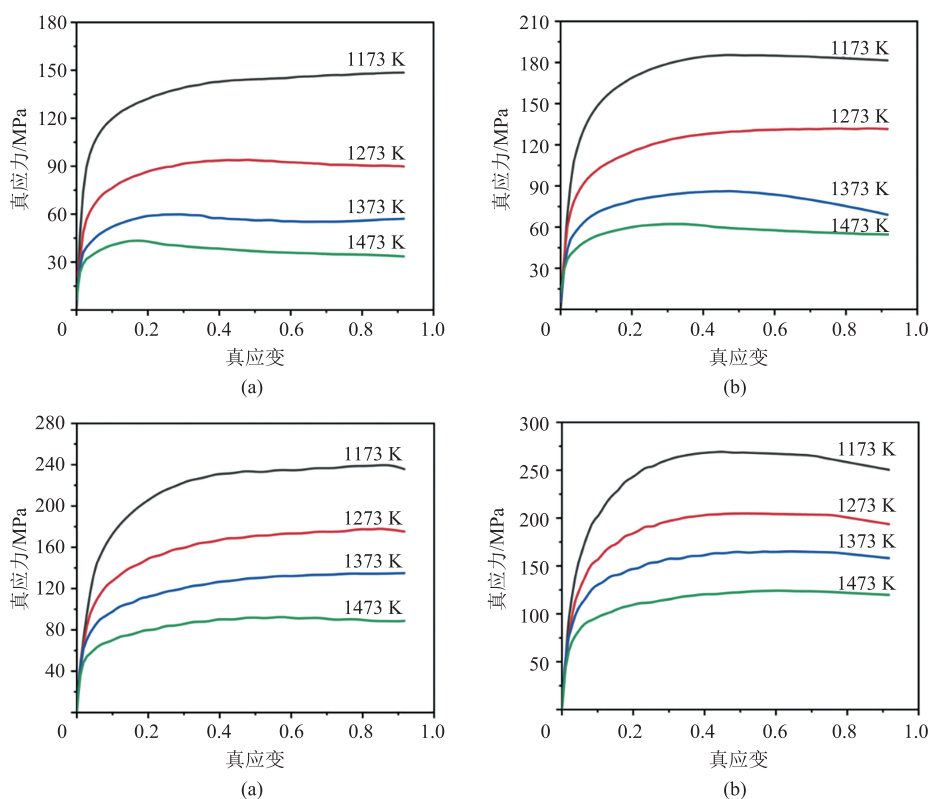


图 2 AerMet100 超高强钢在不同变形条件下的真应力-真应变曲线

(a)  $\dot{\epsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  (b)  $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$  (c)  $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$  (d)  $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

Fig. 2 True stress-true strain curves for AerMet100 ultra-high strength steel under different deformation conditions

Met100 超高强钢在不同变形温度和应变速率下的真应力-真应变曲线如图 2 所示。从图 2 可看出, 不同变形条件下 AerMet100 超高强钢的真应力-真应变曲线在趋势与形状上相似。随着真应变的增加, 材料的真应力先迅速增大, 然后增长速率减小, 直至趋于动态平稳。这主要是因为: 在不同变形条件下材料的加工硬化和动态软化行为在压缩过程中同时存在, 二者通过竞争决定真应变的主导因素。

在屈服应力点到临界应力点的热变形初期阶段, 材料的位错密度不断增加累积呈胞状结构, 真应力迅速增大, 此阶段加工硬化行为起主导作用。当应变达到临界应变时, 随着变形的加剧, 产生滑移和孪晶, 晶体累积到足够的能量, 导致材料的动态软化效应, 真应力随着真应变的增加而增大, 但增大速率因动态软化行为越来越小; 随着动态软化效应的增强, 加工硬化和动态软化行为逐渐达到平衡, 晶体内部位错的增殖和湮灭保持动态平衡, 最终真应力趋于平稳<sup>[29]</sup>。因此, 当应变一定时, 随着变形温度的降低和应变速率的升高, 动态软化行为逐渐减弱, AerMet100 超高强钢的真应力逐渐增大。

动态回复 (Dynamic Recovery, DRV) 和动态再

结晶 (Dynamic Recrystallization, DRX) 是材料动态软化行为的 2 种表现形式, 在这 2 种动态软化作用下, 真应力-真应变曲线会呈现出典型的动态回复型和动态再结晶型 2 曲线种形式<sup>[30]</sup>。动态回复型曲线包括变形开始时的加工硬化 (Work Hardening, WH) 阶段与动态回复和加工硬化共同作用下的动态平衡阶段 (WH+DRV)。其中, 图 2b、图 2c 和图 2d 中, 在应变速率为  $0.1 \text{ s}^{-1}$ 、变形温度为  $1173 \sim 1273 \text{ K}$  以及应变速率为  $1$  和  $10 \text{ s}^{-1}$ 、变形温度为  $1173 \sim 1473 \text{ K}$  时表现出明显的动态回复型曲线趋势。动态再结晶型曲线主要有 3 个变形阶段: 第 1 阶段为加工硬化阶段 (WH); 当变形至屈服应变和临界应变之间时, 发生加工硬化与动态回复, 此阶段为 DRX 型曲线的第 2 阶段 (WH+DRV); 随着应变的不断增加, 组织开始发生动态再结晶, 动态软化作用增强, 达到峰值应变后, 动态软化作用强于硬化作用, 应力下降, 最终动态软化和硬化作用相互抵消, 应力保持平稳, 这是 DRX 型曲线的第 3 阶段 (WH+DRV+DRX)。由图 2a 和图 2b 可以看出, 在应变速率为  $0.01 \text{ s}^{-1}$ 、变形温度为  $1173 \sim 1473 \text{ K}$  以及应变速率为  $0.1 \text{ s}^{-1}$ 、变形温度为  $1373 \sim 1473 \text{ K}$  时, 真

应力-真应变曲线达到峰值后迅速下降,为典型的不连续单峰动态再结晶型曲线。可以看出,温度越高、应变速率越低,动态再结晶曲线形式越明显。

### 3 流变应力模型建立

#### 3.1 应力补偿型 Arrhenius 本构模型

根据真应力大小, Sellars C M 和 McTegart W J<sup>[18]</sup> 提出了 Arrhenius 本构模型, 如式 (1) 所示:

$$\dot{\varepsilon} = \begin{cases} A_1 \sigma^{n_1} \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) & (\alpha\sigma) < 0.8 \\ A_2 \exp(\beta\sigma) \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) & (\alpha\sigma) > 1.2 \\ A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) & \text{任意条件} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\dot{\varepsilon}$  为应变速率,  $s^{-1}$ ;  $\sigma$  为真应力, MPa;  $n$  为应变硬化指数;  $\alpha$ 、 $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A$ 、 $n_1$  和  $\beta$  为材料常数, 且  $\alpha = \beta/n_1$ ;  $Q$  为变形激活能, ( $kJ \cdot mol^{-1}$ );  $R$  为气体常数,  $R = 8.314 J \cdot (K \cdot mol)^{-1}$ ;  $T$  为变形温度, K。

对式 (1) 进行转换即可得到式 (2), 应变速率一定时, 可以通过式 (3) 计算激活能。

$$\ln \dot{\varepsilon} = \begin{cases} \ln A_1 + n_1 \ln \sigma - \frac{Q}{RT} & (\alpha\sigma) < 0.8 \\ \ln A_2 + \beta\sigma - \frac{Q}{RT} & (\alpha\sigma) > 1.2 \\ \ln A + n \ln[\sinh(\alpha\sigma)] - \frac{Q}{RT} & \text{任意条件} \end{cases} \quad (2)$$

$$Q = nR \left[ \frac{\partial \ln \sinh(\alpha\sigma)}{\partial (1/T)} \right] \quad (3)$$

由式 (2) 可知, 参数  $n_1$  为  $\ln \dot{\varepsilon} - \ln \sigma$  关系曲线的斜率,  $\beta$  为  $\ln \dot{\varepsilon} - \sigma$  关系曲线的斜率,  $n$  为  $\ln \dot{\varepsilon} - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$  关系曲线的斜率。由式 (3) 可知,  $Q/nR$  为  $\ln[\sinh(\alpha\sigma)] - 1000/T$  关系曲线的斜率。

指数型 Zener-Hollomon 参数  $Z$  可用于表述变形速率与应变速率对热变形行为的影响, 具体如式 (4) 所示:

$$Z = \dot{\varepsilon} \exp\left(\frac{Q}{RT}\right) = A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \quad (4)$$

通过整理可得到式 (5):

$$\ln Z = \ln A + n \ln[\sinh(\alpha\sigma)] \quad (5)$$

由式 (4) 可求得不同变形条件下的  $Z$  值, 再根据式 (5) 拟合出  $\ln Z - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$  的关系曲

线, 其截距大小即为  $\ln A$  的值。

根据不同变形温度和应变速率下的峰值应力, 使用线性拟合得到如图 3 所示的曲线。首先, 从图 3a 和图 3b 中计算得到斜率的平均值, 即  $n_1 = 0.065648$ ,  $\beta = 7.98736 MPa^{-1}$ , 通过  $\alpha = \beta/n_1$  可计算出材料常数  $\alpha = 0.0082189 MPa^{-1}$ 。根据不同变形温度下的真应力  $\sigma$  的峰值、 $\alpha$  值以及应变速率  $\dot{\varepsilon}$  值, 拟合出如图 3c 所示的  $\ln \dot{\varepsilon} - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$  的关系曲线, 可以计算出斜率的平均值  $n = 5.28473$ 。然后, 拟合出如图 3d 所示的  $\ln[\sinh(\alpha\sigma)] - 1000/T$  关系曲线, 求得斜率的平均值为 8.73862, 再根据式 (3) 代入气体常数  $R$ , 即可计算出 AerMet100 超高强钢在峰值应力下的变形激活能  $Q = 383.95031 kJ \cdot mol^{-1}$ 。由式 (4) 可以求得不同变形条件下的  $Z$  值, 再根据式 (5) 拟合出如图 3e 所示的  $\ln Z - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$  的关系曲线, 求得截距  $\ln A = 31.61834$ , 即  $A = 5.39102 \times 10^{13} s^{-1}$ 。将所求参数整理可得 AerMet100 超高强钢峰值应力下的 Arrhenius 本构数学模型如式 (6) 所示:

$$\dot{\varepsilon} = 5.39102 \times 10^{13} \times [\sinh(0.0082189\sigma)]^{5.28473} \exp\left(\frac{-383950.31}{RT}\right) \quad (6)$$

考虑到上述模型仅阐述了 AerMet100 超高强钢在峰值应力情况下的应力-应变函数关系, 具有一定局限性。因此, 以  $0.1 s^{-1}$  为梯度分别计算应变范围在  $0.1 \sim 0.9 s^{-1}$  时的材料参数  $\alpha$ 、 $\ln A$ 、 $n$  和变形激活能  $Q$  值与真应变的函数关系。采用四阶多项式拟合材料参数  $\alpha$ 、 $\ln A$ 、 $n$  和变形激活能  $Q$  与真应变之间的函数关系曲线分别如图 4a、图 4b、图 4c 和图 4d 所示, 其中,  $R^2$  为拟合相关性系数,  $R^2$  的值越接近 1, 说明模型的拟合效果越好。拟合后的材料参数  $\alpha$ 、 $n$ 、 $\ln A$  及  $Q$  与应变的四次项方程式如式 (7) 所示。最终在峰值应力下的 Arrhenius 本构模型基础上, 联合式 (1) 与式 (7) 得到应变补偿型 Arrhenius 本构模型。

$$\begin{cases} \alpha = 0.06665\varepsilon^4 - 0.14978\varepsilon^3 + 0.12032\varepsilon^2 - 0.04073\varepsilon + 0.01376 \\ n = 10.75019\varepsilon^4 - 26.96020\varepsilon^3 + 27.08677\varepsilon^2 - 13.82252\varepsilon + 7.9498 \\ \ln A = -8.55264\varepsilon^4 + 19.51214\varepsilon^3 - 2.07019\varepsilon^2 - 14.36299\varepsilon + 36.59789 \\ Q = -9.33464\varepsilon^4 + 61.04510\varepsilon^3 + 60.54453\varepsilon^2 - 168.75494\varepsilon + 431.68373 \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\varepsilon$  为真应变。



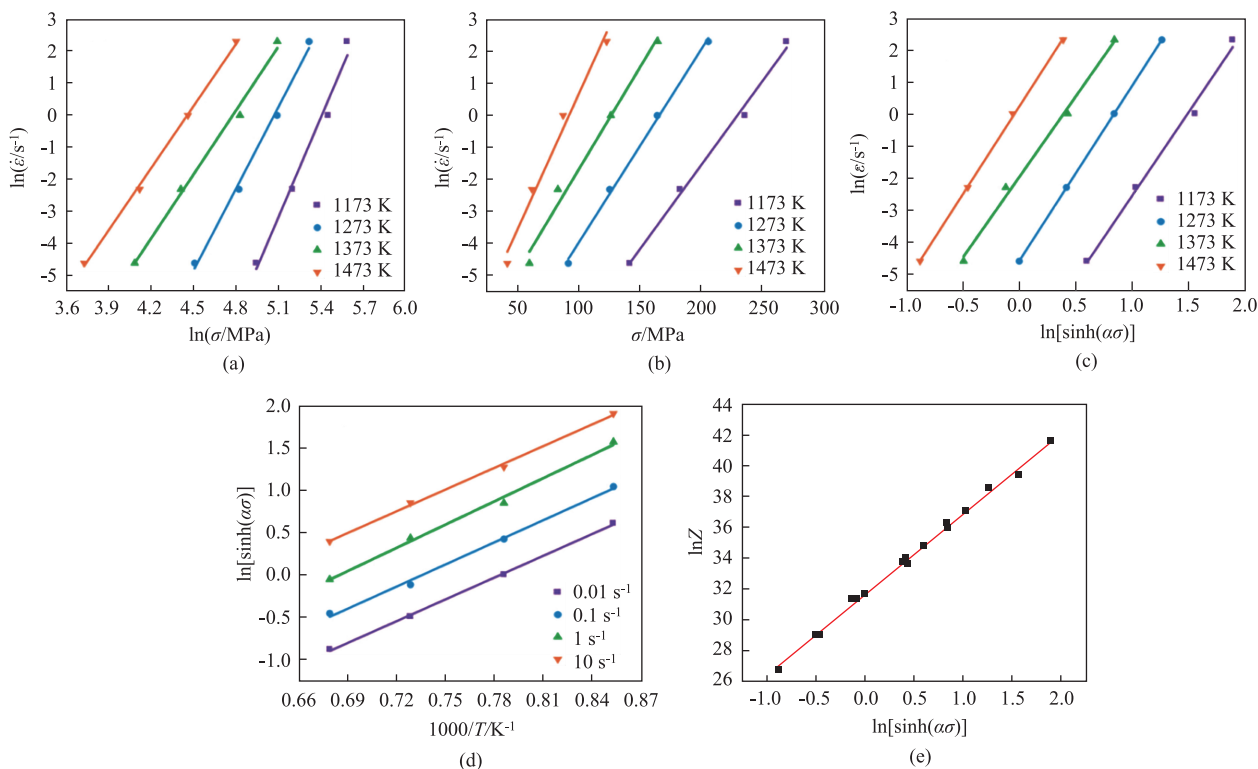


图 3 AerMet100 超高强钢不同变量的关系曲线

(a)  $\ln \dot{\epsilon} - \ln \sigma$  (b)  $\ln \dot{\epsilon} - \sigma$  (c)  $\ln \dot{\epsilon} - \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$  (d)  $\ln [\sinh(\alpha \sigma)] - 1000/T$  (e)  $\ln Z - \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 

Fig. 3 Relationship curves of different variables for AerMet100 ultrahigh strength steel

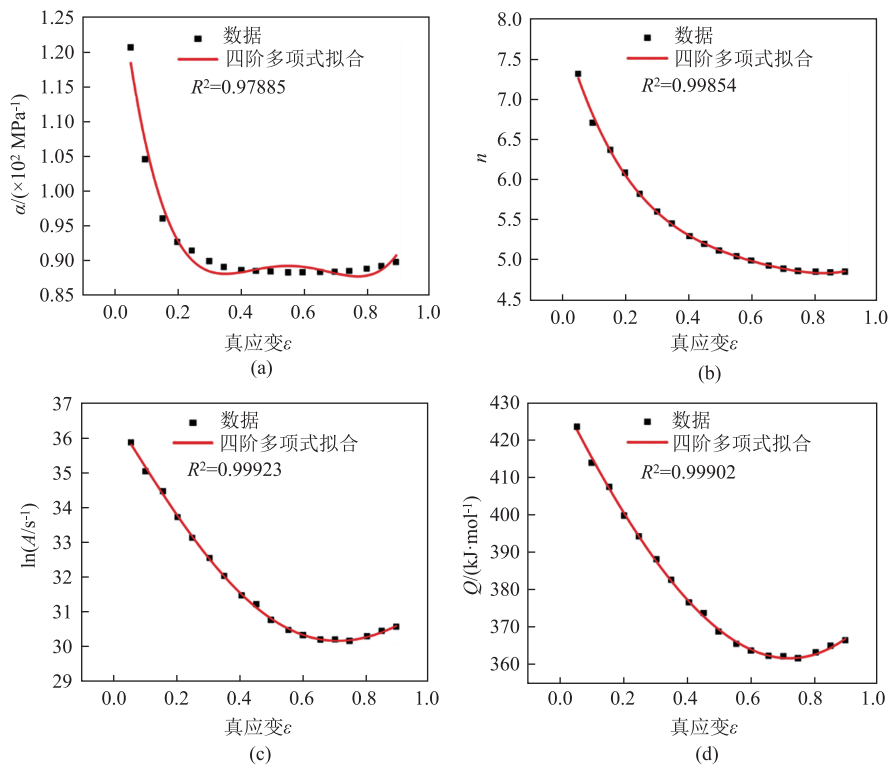


图 4 AerMet100 超高强钢应变补偿后的材料常数的多项式拟合关系

(a)  $\alpha$  (b)  $n$  (c)  $\ln A$  (d)  $Q$ 

Fig. 4 Polynomial fitting relationships of material constants after strain compensation for AerMet100 ultrahigh strength steel

根据式 (1) 与式 (7) 构建的应变补偿的 Arrhenius 本构模型, 能够通过预测真应力大小进而描述 AerMet100 超高强钢的热变形行为。如图 5 所示, 将 AerMet100 超高强钢应变补偿的 Arrhenius 本构模型预测的真应力-真应变曲线与实验所得的真应力-真应变曲线对比。从图 5a、图 5b 和图 5c 中可以看出, 应变速率为  $0.01$ 、 $0.1$  与  $1 \text{ s}^{-1}$  时, 预测应力和

实验应力曲线重合度较高。从图 5d 中可以看出, 当应变速率为  $10 \text{ s}^{-1}$  时, 在应变较小时, 模型预测值和实验值重合度较高, 但随着应变增大, 模型预测值逐渐偏离实验值。这是因为应变速率较高时, 变形时间短, 绝热温升严重, 导致材料软化效应严重, 而模型受整体采样规律的影响, 难以捕捉这种特殊行为, 因此, 使得模拟预测值偏离实验值较大。

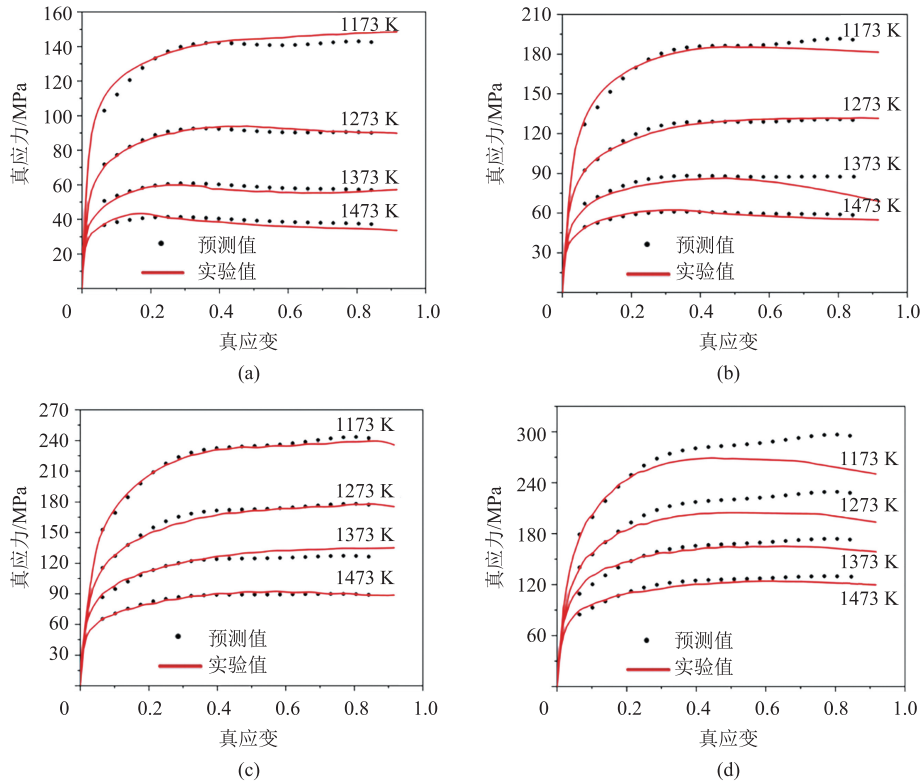


图 5 AerMet100 超高强钢应变补偿型 Arrhenius 本构模型预测应力与实验应力对比  
(a)  $\dot{\varepsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  (b)  $\dot{\varepsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$  (c)  $\dot{\varepsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$  (d)  $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

Fig. 5 Comparison between predicted stress by strain-compensated based on Arrhenius constitutive model and experimental stresses for AerMet100 ultra-high strength steel

### 3.2 优化型 Johnson-Cook 模型

Johnson-Cook 模型是 Johnson G R 和 Cook W H<sup>[31]</sup>

在 1983 年首次提出, 可预测材料在不同变形温度和应变速率下的流变行为, 适用于高变形温度、大应变速率和大应变范围的一种预测模型, 其表现形式如式 (8) 所示, 式 (8) 中  $A_3$  为参考条件 ( $0.01 \text{ s}^{-1}$ 、 $1173 \text{ K}$ ) 下的屈服应力, 取  $86.023 \text{ MPa}$ :

$$\sigma = (A_3 + B\varepsilon^n)(1 + C\ln\dot{\varepsilon}^*)(1 - T^{*m}) \quad (8)$$

式中:  $B$  为应变硬化系数;  $n$  为应变硬化指数;  $C$  为应变速率硬化系数;  $\dot{\varepsilon}^*$  为无量纲的应变速率参数, 且有  $\dot{\varepsilon}^* = \dot{\varepsilon}/\dot{\varepsilon}_r$ ;  $\dot{\varepsilon}_r$  为参考应变速率;  $m$  为热软化指数;  $T^*$  为无量纲的温度参数。

$T^*$  的表达式如式 (9) 所示:

$$T^* = \frac{T - T_r}{T_m - T_r} \quad (9)$$

式中:  $T_r$  为参考温度, 为  $1173 \text{ K}$ ;  $T_m$  为熔化温度, 为  $1673 \text{ K}$ 。

然而原始的 Johnson-Cook 模型中只考虑到应变速率、变形温度和应变的耦合作用<sup>[32]</sup>, 这 3 个因素独立影响着材料的热变形行为, 导致原始的 Johnson-Cook 模型精度不高<sup>[22]</sup>。因此, 本文在原有的 Johnson-Cook 本构模型基础上, 对应变硬化、应变速率硬化与热软化进行了修正, 构建了优化型 Johnson-Cook 模型, 如式 (10) 所示:

$$\left\{ \begin{aligned} \sigma &= U_1(1 + C\ln\dot{\varepsilon}^*)[\exp(\lambda_1 + \lambda_2\ln\dot{\varepsilon}^*)](T - T_r) \\ U_1 &= G_0 + G_1\varepsilon + G_2\varepsilon^2 + G_3\varepsilon^3 + G_4\varepsilon^4 + G_5\varepsilon^5 \end{aligned} \right. \quad (10)$$

式中:  $U_1$  为参考条件下耦合真应变的真应力;  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为材料参数;  $G_0$ 、 $G_1$ 、 $G_2$ 、 $G_3$ 、 $G_4$  和  $G_5$  为真应变拟合真应力的五阶多项式常数。

在参考变形条件 ( $\dot{\varepsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$ 、 $T = 1173 \text{ K}$ ) 下, 式 (10) 可简化为式 (11):

$$\sigma = G_0 + G_1\varepsilon + G_2\varepsilon^2 + G_3\varepsilon^3 + G_4\varepsilon^4 + G_5\varepsilon^5 \quad (11)$$

根据参考条件下的真实应力、真实应变数据, 将  $\sigma$  和  $\varepsilon$  进行五阶多项式拟合, 得到如图 6 所示的关系曲线, 求得  $G_0 = 43.31$ ,  $G_1 = 1228.84$ ,  $G_2 = -5940.27$ ,  $G_3 = 13348.09$ ,  $G_4 = -13841.24$ ,  $G_5 = 5357.91$ 。

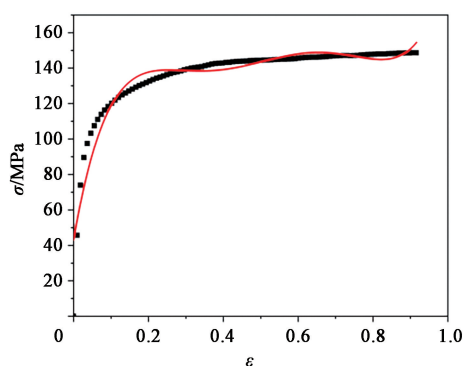


图 6 AerMet100 超高强钢在  $\dot{\varepsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  和  $T = 1173 \text{ K}$  时  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的五阶拟合关系

Fig. 6 Fifth-order fitting relationship of  $\sigma$  and  $\varepsilon$  for AerMet100 ultra-high strength steel at  $\dot{\varepsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  and  $T = 1173 \text{ K}$

确定五阶多项式常数值后, 为探究不同应变速率与应力之间的关系, 固定变形温度, 在参考变形温度 (1173 K) 下, 式 (10) 可简化为式 (12):

$$\sigma = U_1(1 + C \ln \dot{\varepsilon}^*) \quad (12)$$

由此拟合出如图 7 所示的  $\sigma/U_1 - \ln \dot{\varepsilon}^*$  的关系曲线, 可计算得到直线斜率  $C = 0.12946$ 。

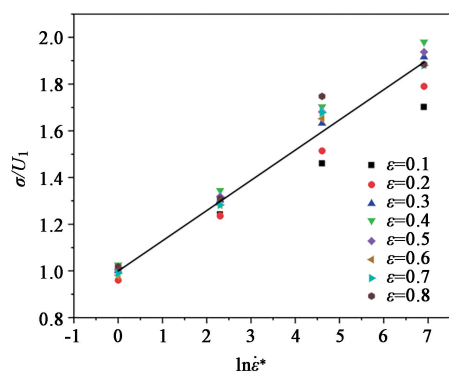


图 7 AerMet100 超高强钢在 1173 K 时  $\sigma/U_1$  和  $\ln \dot{\varepsilon}^*$  的拟合关系

Fig. 7 Fitting relationship of  $\sigma/U_1$  and  $\ln \dot{\varepsilon}^*$  for AerMet100 ultra-high strength steel at  $T = 1173 \text{ K}$

为了确定材料参数  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ , 令  $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2 \cdot \ln \dot{\varepsilon}^*$ , 则式 (10) 可转化为式 (13):

$$\ln \frac{\sigma}{U_1(1 + C \ln \dot{\varepsilon}^*)} = \lambda(T - T_r) \quad (13)$$

根据热压缩的真应力、真应变数据, 分别拟合出应变速率为 0.01、0.1、1 和  $10 \text{ s}^{-1}$  条件下  $\ln \{ \sigma / [U_1(1 + C \ln \dot{\varepsilon}^*)] \} - (T - T_r)$  的关系曲线, 如图 8 所示, 求得斜率  $\lambda$  的结果如表 2 所示。再将得到的数据进行线性拟合得到  $\lambda_1 = -0.0043783$ 、 $\lambda_2 = 2.689 \times 10^{-4}$ , 最终参数结果如表 3 所示。

优化的 Johnson-Cook 模型预测结果如图 9 所示, 可以直观地看出优化的 Johnson-Cook 模型预测应力和实验应力曲线重合度较高, 能够很好地描述 AerMet100 超高强钢在整个热变形阶段的材料流变行为。

### 3.3 BP 神经网络模型

人工神经网络是一种模仿动物的神经网络行为, 依靠复杂的系统调整内部节点的连接关系, 进行分布式并行信息处理的算法模型。神经网络模型通过学习训练模板信息, 归纳出输入与输出信息的闭式规律, 最后根据规律处理信息。误差反向传播 (Error Back Propagation, BP) 算法是应用最广泛的神经网络算法<sup>[33]</sup>。BP 神经网络模型在处理非线性的复杂数据中拥有较强的适应能力, 在预测金属流变行为方面应用较为广泛。

BP 神经网络模型包括输入层、隐含层和输出层, 如图 10 所示。AerMet100 超高强钢发生高温塑性变形的流变行为可表示为式 (14):

$$\sigma = \sigma(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, T) \quad (14)$$

本文构建的 BP 神经网络模型的输入层包括真应变、应变速率和变形温度这 3 个变形条件, 隐含层是为待解决的非线性问题提供合适的特征化单元结构, 输出层是对应的真应力。BP 神经网络通过将信号传递至隐含层与输出层, 计算其误差后反向传播, 通过调整各层的权重与阈值, 使误差沿着梯度方向降低, 直至误差满足预先设定的误差要求。

为了消除数据相差悬殊的影响以及避免特定数值的干扰, 导致输入层数据过于集中, 降低神经网络模型的计算精度和训练速度, 需要将输入层的应变速率和变形温度进行归一化预处理, 如式 (15) 所示, 使得特征变量即应变速率与变形温度的变化范围处于 0~1 之间。同样地, 输出层的真应力数据也需要经过反归一化处理得到, 如式 (16) 所示。

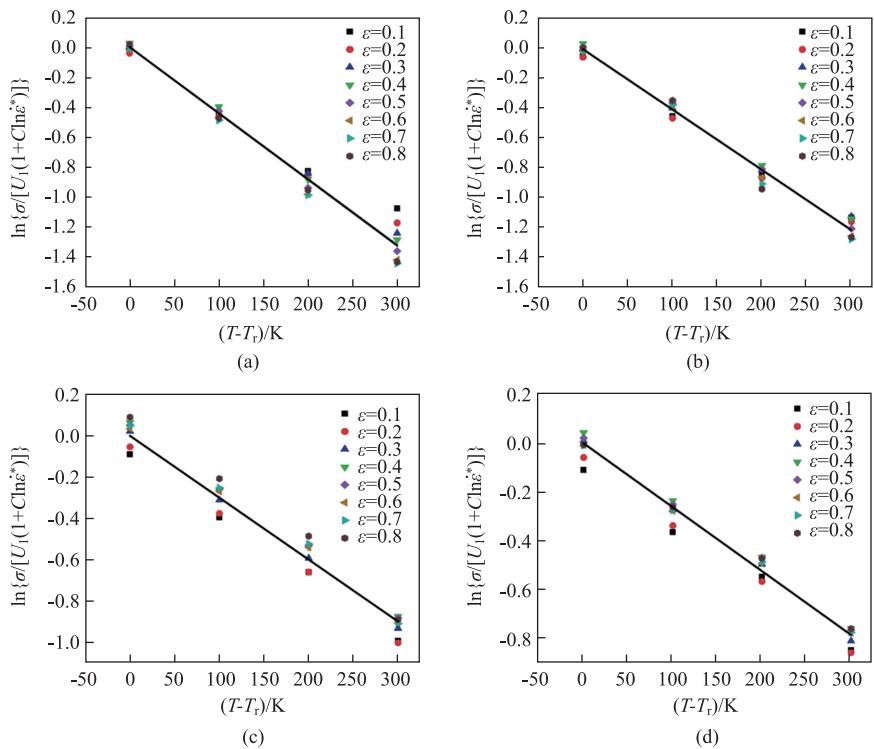


图 8 不同应变速率下  $\ln \{ \sigma / [ U_1 ( 1 + C \ln \dot{\epsilon}^* ) ] \}$  和  $( T - T_r )$  的拟合关系

(a)  $\dot{\epsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  (b)  $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$  (c)  $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$  (d)  $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

Fig. 8 Fitting relationship of  $\ln \{ \sigma / [ U_1 ( 1 + C \ln \dot{\epsilon}^* ) ] \}$  and  $( T - T_r )$  under different strain rates

表 2 不同应变速率下优化的 Johnson-Cook 模型的  $\lambda$  值

Table 2  $\lambda$  values based on optimized Johnson-Cook model at different strain rates

应变速率/ $\text{s}^{-1}$	0.01	0.1	1	10
$\lambda$	0.004408	0.003788	0.002995	0.002608

$$P = 0.1 + 0.8 \times \frac{P_0 - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (15)$$

$$\sigma_{\text{pri}} = \sigma_{\min} + 1.25 \times (\sigma_{\max} - \sigma_{\min}) \times (\sigma_0 - 0.1) \quad (16)$$

式中： $P_0$  和  $P$  分别为归一化处理前后的数据； $P_{\min}$  和  $P_{\max}$  分别为输入数据的最小值和最大值； $\sigma_{\text{pri}}$  为预测真应力值； $\sigma_{\min}$  和  $\sigma_{\max}$  分别为隐含层输出的应力数据的最小值和最大值； $\sigma_0$  为隐含层输出的应力数据。

表 3 AerMet100 超高强钢优化型 Johnson-Cook 模型的参数

Table 3 Parameters of optimized Johnson-Cook model for AerMet100 ultra-high strength steel

参数	$G_0$	$G_1$	$G_2$	$G_3$	$G_4$	$G_5$	$C$	$\lambda_1$	$\lambda_2$
数值	43.31	1228.84	-5940.27	13348.09	-13841.24	5357.91	0.12946	-0.0043783	$2.689 \times 10^{-4}$

在输入和输出数据中随机选择其中 70% 的数据进行训练，并使用剩余 30% 的数据进行测试和预测。

根据上述参数构建出 AerMet100 超高强钢的 BP 神经网络模型，将 BP 神经网络模型预测出的数据进行整理，得到如图 11 所示的预测应力和实验应力对比图。从图 11 中可看出，BP 神经网络模型预测的应力曲线和实验应力曲线几乎完全吻合，模型预

测的真应力和实验所得真应力误差很小，可以很好地预测 AerMet100 超高强钢在高温变形时的加工硬化及动态软化等热变形行为。

3.4 模型的评估

根据 AerMet100 超高强钢的真应力-真应变曲线，本文构建了应变补偿型 Arrhenius 本构模型、优化型 Johnson-Cook 模型和 BP 神经网络模型，并计算出理论应力预测值，对比分析实验应力和预测应



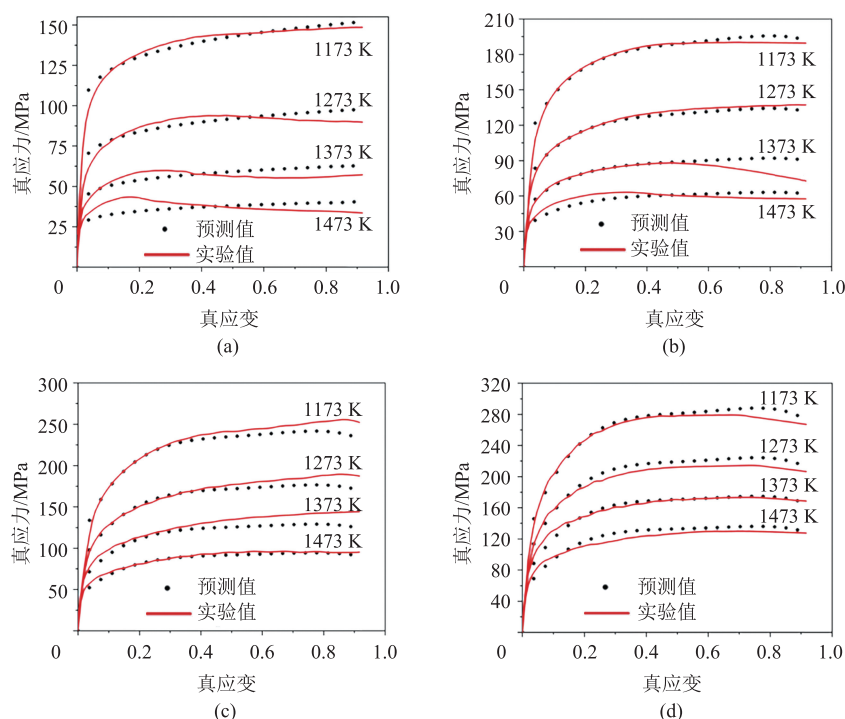


图 9 优化型 Johnson-Cook 模型预测应力与实验应力对比

(a)  $\dot{\varepsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  (b)  $\dot{\varepsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$  (c)  $\dot{\varepsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$  (d)  $\dot{\varepsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$ 

Fig. 9 Comparison between predicted stress by optimized Johnson-Cook model and experimental stress

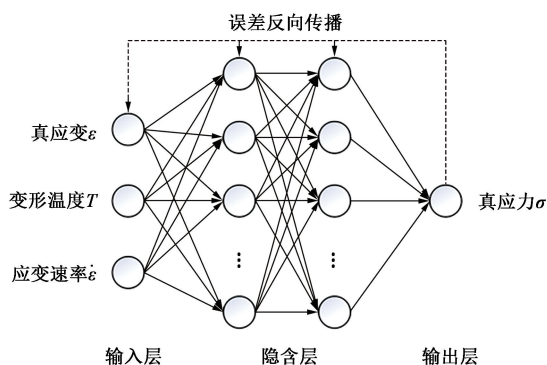


图 10 BP 神经网络模型

Fig. 10 Model of BP neural network

力, 使用式 (17) 计算的线性相关系数  $R$  和式 (18) 计算平均相对误差绝对值  $AARE$  来验证这 3 个流变应力模型的精度。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 (P_i - \bar{P})^2}} \quad (17)$$

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_i - P_i}{E_i} \right| \times 100\% \quad (18)$$

式中:  $E_i$  为实验应力;  $P_i$  为预测应力;  $\bar{E}$  和  $\bar{P}$  分别为实验应力和预测应力的平均值;  $N$  为实验次数。

线性相关系数  $R$  描述了实验应力和预测应力的相关性的强度,  $R$  值越高则反映实验应力和预测应力的线性相关强度越高; 平均相对误差绝对值  $AARE$  描述了流变应力模型对于应力的预测精度,  $AARE$  值越高则反映模型的预测效果越好。

如图 12 所示, 应变补偿型 Arrhenius 本构模型的线性相关系数  $R = 0.99461$ , 平均相对误差绝对值  $AARE = 3.029\%$ ; 优化型 Johnson-Cook 模型的线性相关系数  $R = 0.98694$ , 平均相对误差绝对值  $AARE = 5.220\%$ ; BP 神经网络模型的线性相关系数  $R = 0.99998$ , 平均相对误差绝对值  $AARE = 0.129\%$ 。

综上所述, BP 神经网络模型的预测精度最高, 应变补偿型 Arrhenius 本构模型的预测精度和效果其次, 优化型 Johnson-Cook 模型的预测精度和效果最差。3 个模型的平均相对误差绝对值均在实验误差 10% 以内, 说明 3 个模型均能较为准确地描述 AerMet100 超高强钢在高温变形下的热变形行为。

## 4 结论

(1) 在热变形过程中, 变形温度和应变速率均

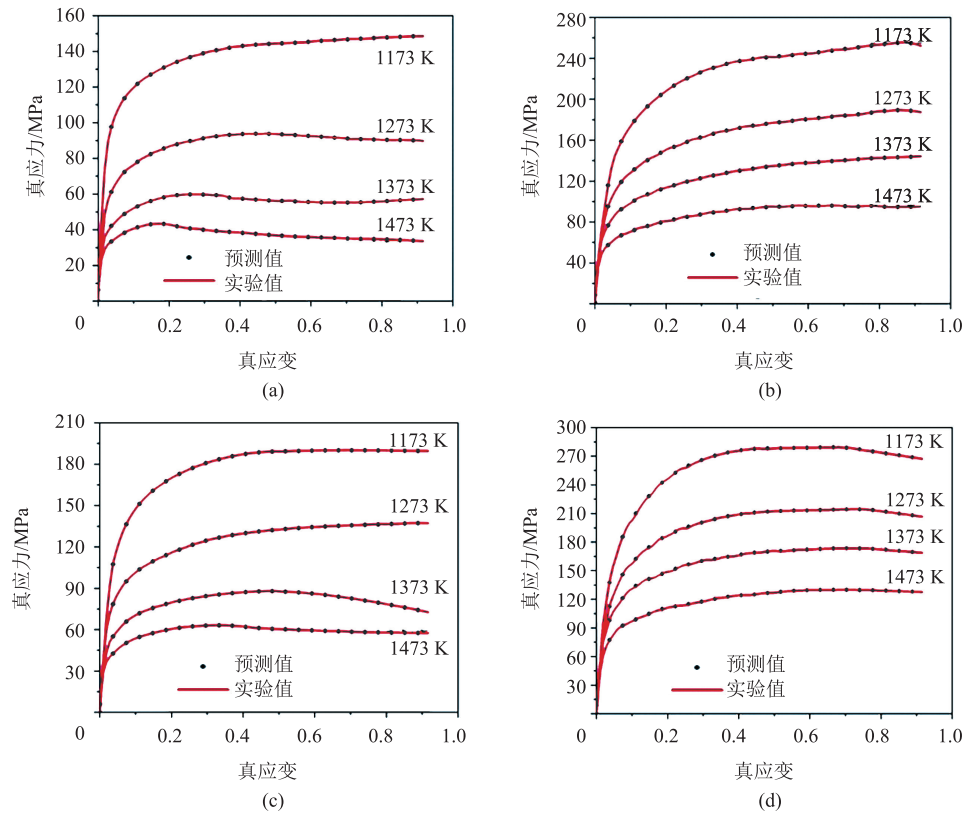


图 11 不同应变速率下 BP 神经网络模型预测应力与实验应力对比

(a)  $\dot{\epsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$  (b)  $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$  (c)  $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$  (d)  $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

Fig. 11 Comparison between predicted stress by BP neural network model and experimental stresses under different strain rates

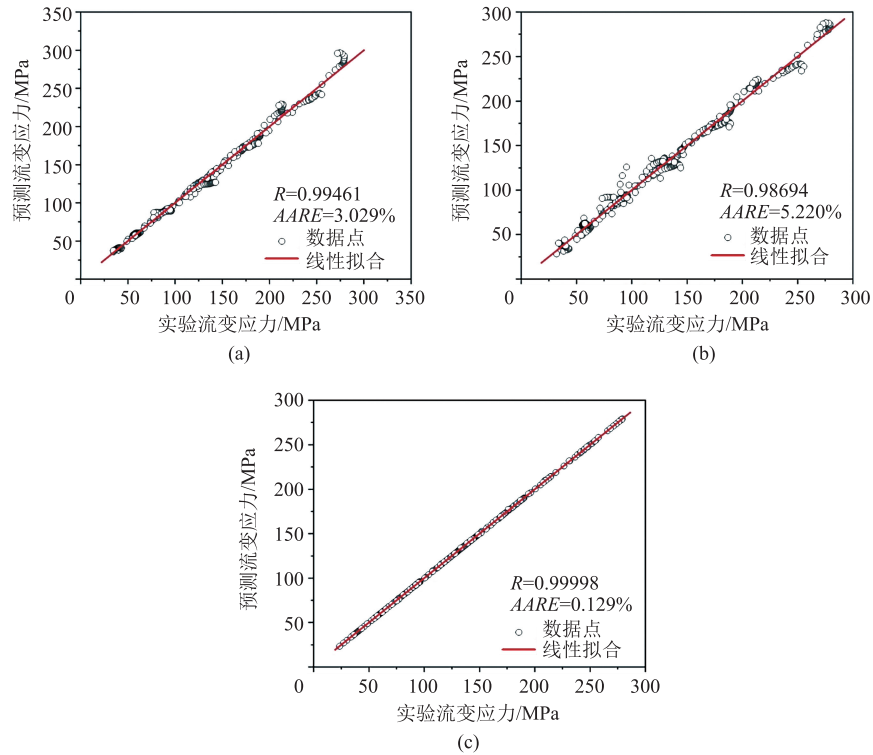


图 12 实验和预测的流变应力之间的线性相关性

(a) 应变补偿型 Arrhenius 本构模型 (b) 优化型 Johnson-Cook 模型 (c) BP 神经网络模型

Fig. 12 Linear correlation between experimental and predicted rheological stresses

(a) Strain-compensated constitutive model (b) Optimized Johnson-Cook model (c) BP neural network model

对 AerMet100 超高强钢的热变形真应力有着显著影响。随着变形温度的升高和应变速率的降低, AerMet100 超高强钢的真应力逐渐减小。在高温、低应变速率下, AerMet100 超高强钢的真应力-真应变曲线可分为加工硬化、动态软化和稳态这3个阶段, 呈现出典型的动态再结晶曲线形式。

(2) 基于不同变形条件下的材料的真应力-真应变曲线, 构建了 AerMet100 超高强钢在高温变形过程中应变补偿型 Arrhenius 模型、优化型 Johnson-Cook 模型和 BP 神经网络模型, 其线性相关系数  $R$  分别为 0.99461、0.98694 和 0.99998, 平均相对误差绝对值  $AARE$  分别为 3.029%、5.220% 和 0.129%。其中, BP 神经网络模型的预测精度最高, 具有较高的应用潜力。

#### 参考文献:

- [1] Shi X H, Zeng W D, Zhao Q Y, et al. Study on the microstructure and mechanical properties of Aermet100 steel at the tempering temperature around 482 °C [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2016, 679: 184–190.
- [2] Ji G L, Li F G, Li Q H, et al. Research on the dynamic recrystallization kinetics of Aermet100 steel [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2010, 527 (9): 2350–2355.
- [3] Li J H, Zhan D P, Jiang Z H, et al. Progress on improving strength-toughness of ultra-high strength martensitic steels for aerospace applications: A review [J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2023, 23: 172–190.
- [4] Shi L Q, Ran X Z, Zhai Y M, et al. Influence of isothermal tempering on microstructures and hydrogen-environmentally embrittlement susceptibility of laser additively manufactured ultra-high strength AerMet100 steel [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2023, 876: 145167.
- [5] 李超群, 张立文, 李飞, 等. 10 钢热变形过程动态再结晶行为 [J]. *锻压技术*, 2022, 47 (2): 207–212.  
Li C Q, Zhang L W, Li F, et al. Dynamic recrystallization behavior for 10 steel during thermal deformation process [J]. *Forging & Stamping Technology*, 2022, 47 (2): 207–212.
- [6] Huang L, Li C M, Li C L, et al. Research progress on microstructure evolution and hot processing maps of high strength  $\beta$  titanium alloys during hot deformation [J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2022, 32 (12): 3835–3859.
- [7] Xu L, Chen L, Chen G J, et al. Hot deformation behavior and microstructure analysis of 25Cr3Mo3NiNb steel during hot compression tests [J]. *Vacuum*, 2018, 147: 8–17.
- [8] Zeng R, Huang L, Li J J, et al. Quantification of multiple softening processes occurring during multi-stage thermoforming of high-strength steel [J]. *International Journal of Plasticity*, 2019, 120: 64–87.
- [9] Ashtiani H R R, Parsa M H, Bisadi H. Constitutive equations for elevated temperature flow behavior of commercial purity aluminum [J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2012, 545: 61–67.
- [10] Huh H, Lee H J, Song J H. Dynamic hardening equation of the auto-body steel sheet with the variation of temperature [J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2012, 13 (1): 43–60.
- [11] Huang Y C, Lin Y C, Deng J, et al. Hot tensile deformation behaviors and constitutive model of 42CrMo steel [J]. *Materials & Design*, 2014, 53: 349–356.
- [12] Vilamosa V, Clausen A H, Borvik T, et al. A physically-based constitutive model applied to AA6082 aluminium alloy at large strains, high strain rates and elevated temperatures [J]. *Materials & Design*, 2016, 103: 391–405.
- [13] Haghdad N, Martin D, Hodgson P. Physically-based constitutive modelling of hot deformation behavior in a LDX 2101 duplex stainless steel [J]. *Materials & Design*, 2016, 106: 420–427.
- [14] 赵杰. TA15 钛合金板材高温变形行为及变速率热态气压成形研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.  
Zhao J. Research on Hot Deformation Behavior and Variable-rate Hot Gas Forming of TA15 Titanium Sheet [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.
- [15] Huang C Q, Jia X D, Zhang Z W. A modified back propagation artificial neural network model based on genetic algorithm to predict the flow behavior of 5754 aluminum alloy [J]. *Materials*, 2018, 11 (5): 855.
- [16] Shu X Y, Lu S Q, Wang K L, et al. A comparative study on constitutive equations and artificial neural network model to predict high-temperature deformation behavior in nitinol 60 shape memory alloy [J]. *Journal of Materials Research*, 2015, 30 (12): 1988–1998.
- [17] Ashtiani H R R, Shahsavari P. A comparative study on the phenomenological and artificial neural network models to predict hot deformation behavior of AlCuMgPb alloy [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2016, 687: 263–273.
- [18] Sellar C M, McEgert W J. On the mechanism of hot deformation [J]. *Acta Metallurgica*, 1966, 14 (9): 1136–1138.
- [19] 王俊, 王克鲁, 鲁世强, 等. TA5 钛合金热变形行为及本构模型 [J]. *塑性工程学报*, 2022, 29 (5): 153–160.  
Wang J, Wang K L, Lu S Q, et al. Hot deformation behavior and constitutive model of TA5 titanium alloy [J]. *Journal of Plasticity Engineering*, 2022, 29 (5): 153–160.
- [20] 章晓婷, 黄亮, 李建军, 等. 300M 高强度钢高温流变行为及本构方程 [J]. *中南大学学报 (自然科学版)*, 2017, 48 (6): 1439–1447.  
Zhang X T, Huang L, Li J J, et al. Flow behaviors and constitutive model of 300M high strength steel at elevated temperature

- [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2017, 48 (6): 1439–1447.
- [21] Zhao M J, Huang L, Li C M, et al. Evaluation of the deformation behaviors and hot workability of a high-strength low-alloy steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2021, 810: 141031.
- [22] Lin Y C, Chen X M, Liu G. A modified Johnson-Cook model for tensile behaviors of typical high-strength alloy steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2010, 527 (26): 6980–6986.
- [23] Kotkunde N, Deole A D, Gupta A K, et al. Comparative study of constitutive modeling for Ti-6Al-4V alloy at low strain rates and elevated temperatures [J]. Materials & Design, 2014, 55: 999–1005.
- [24] 刘玉冰, 管延锦, 丁慧莹, 等. 模具钢的高温变形行为及本构模型的建立 [J]. 锻压技术, 2023, 48 (9): 220–229.
- Liu Y B, Guan Y J, Ding H Y, et al. Deformation behavior at high temperature and establishment of constitutive model for die steel [J]. Forging & Stamping Technology, 2023, 48 (9): 220–229.
- [25] Jarugla R, Aravid U, Meena B S, et al. High temperature deformation behavior and constitutive modeling for flow behavior of alloy 718 [J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2020, 29 (7): 4692–4707.
- [26] Adarsh S H, Sampath V. Prediction of high temperature deformation characteristics of an Fe-based shape memory alloy using constitutive and artificial neural network modelling [J]. Materials Today Communications, 2020, 22: 100841.
- [27] Wen D X, Yue T X, Xiong Y B, et al. High-temperature tensile characteristics and constitutive models of ultrahigh strength steel [J]. Materials Science and Engineering: A, 2021, 803: 140491.
- [28] Shokry A, Gowid S, Kharmanda G, et al. Constitutive models for the prediction of the hot deformation behavior of the 10%Cr steel alloy [J]. Materials, 2019, 12 (18): 2873.
- [29] Sakai T, Belyakov A, Kaibyshe R, et al. Dynamic and post-dynamic recrystallization under hot, cold and severe plastic deformation conditions [J]. Progress in Materials Science, 2014, 60: 130–207.
- [30] Jonas J J, Quelennec X, Jiang L, et al. The Avrami kinetics of dynamic recrystallization [J]. Acta Materialia, 2009, 57 (9): 2748–2756.
- [31] Johnson G R, Cook W H. A constitutive model and data for metals subjected to large strains, high strain rates and high temperatures [J]. Seventh International Symposium on Ballistics, the Hague, the Netherlands, 1983, 21: 541–548.
- [32] Chao Z L, Jiang L T, Chen G Q, et al. A modified Johnson-Cook model with damage degradation for  $B_4C_p/Al$  composites [J]. Composite Structures, 2022, 282: 115029.
- [33] 石旭. 300M 超高强度钢高温本构模型的研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2015.
- Shi X. Research on the High Temperature Constitutive Model of 300M Ultrahigh Strength Steel [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.

## 《锻压技术》全文获取通道全线开通!

方式1: 官方网站

方式2: 《锻压技术》杂志微信公众号

