

人工神经网络驱动的 P650 无磁钻铤用钢 高温流变行为研究

王英虎^{1,2}, 程礼梅¹, 王建强³, 王婀娜¹, 宋令玺¹, 盛振东¹

(1. 成都先进金属材料产业技术研究院股份有限公司, 四川 成都 610000; 2. 北京科技大学 国家材料服役安全科学中心, 北京 100083; 3. 攀钢集团江油长城特殊钢有限公司, 四川 江油 621704)

摘 要:通过 Gleeble-3500 热模拟试验机对 P650 高氮钢进行 1 000 ~ 1 150 °C、应变速率 0.01 ~ 10 s⁻¹ 条件下的高温拉伸试验, 获取流变应力-应变曲线。基于试验数据, 分别构建应变补偿 Arrhenius 本构模型与人工神经网络 (ANN) 模型, 并采用平均绝对相对误差、均方根误差和相关系数系统评价模型预测性能。结果表明, ANN 模型通过单隐藏层拓扑结构 (含 17 个神经元) 实现了温度、应变速率及应变与流变应力的高精度非线性映射。其预测结果与试验值高度吻合 ($r=0.996$, $E_{\text{AARE}}=4.63\%$, $E_{\text{RMSE}}=6.721$ MPa), 显著优于传统 Arrhenius 模型 ($r=0.975$, $E_{\text{AARE}}=7.94\%$, $E_{\text{RMSE}}=16.032$ MPa)。研究表明人工神经网络能够有效捕捉复杂热变形行为的本构关系特征, 为建立高精度流变应力预测模型及材料加工工艺优化提供了改进策略。

关键词:人工神经网络; 高温流变行为; 高氮奥氏体不锈钢; 无磁钻铤; 流变应力预测

中图分类号: TG142.7, TP183

文献标志码: A

文章编号: 1004-7638(2025)05-0075-10

DOI: 10.7513/j.issn.1004-7638.2025.05.008

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



听
语
音
与
作
者
互
动
聊
科
研

ANN-Driven modeling of high-temperature flow behavior in P650 for nonmagnetic drilling collars

WANG Yinghu^{1,2}, CHENG Limei¹, WANG Jianqiang³, WANG E'nuo¹,
SONG Lingxi¹, SHENG Zhendong¹

(1. Chengdu Advanced Metal Material Industry Technology Research Institute Co., Ltd., Chengdu 610000, Sichuan, China;
2. National Center for Materials Service Safety, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;
3. Pangang Group Jiangyou Changcheng Special Steel Co., Ltd., Jiangyou 621704, Sichuan, China)

Abstract: High-temperature tensile tests on P650 high-nitrogen steel had been conducted under 1 000-1 150 °C and strain rates of 0.01-10 s⁻¹, using a Gleeble-3500 thermomechanical simulator. Based on the obtained stress-strain data, a strain-compensated Arrhenius constitutive model and an artificial neural network (ANN) model were developed, with prediction accuracy evaluated by average absolute relative error, root mean square error, and correlation coefficient. Results demonstrated that the prediction by ANN model with a single hidden layer (17 neurons) achieved high-precision nonlinear mapping between input parameters (temperature, strain rate, strain) and flow stress. Besides, the ANN predictions exhibited good agreement with experimental data ($r=0.996$, $E_{\text{AARE}}=4.63\%$, $E_{\text{RMSE}}=6.721$ MPa) compared to the Arrhenius model ($r=0.975$, $E_{\text{AARE}}=7.94\%$, $E_{\text{RMSE}}=16.032$ MPa). This study reveals that artificial neural networks can effectively capture constitutive relationship characteristics of complex thermal deformation behaviors, providing an improved strategy for establishing high-accuracy flow stress prediction models and optimizing material processing technologies.

收稿日期: 2025-04-27; 修回日期: 2025-05-07; 接受日期: 2025-05-15

作者简介: 王英虎, 1992 年出生, 男, 河北衡水人, 博士研究生, 高级工程师, 研究方向: 先进金属材料及加工技术, E-mail: hihihowareyou@163.com。

Key words: Artificial neural network (ANN), high-temperature flow behavior, high-nitrogen austenitic stainless steel, nonmagnetic drilling collars, flow stress prediction

0 引言

无磁钻铤作为油气钻探装备的核心井下构件,位于钻头与钻杆之间,其功能涵盖支撑钻压、增强钻杆刚度、为随钻测量系统提供无磁环境及保障深井轨迹精度等关键作用^[1]。材料技术迭代推动了无磁钻铤制造体系的升级,早期采用 AISI-300 系不锈钢及 Monel 合金,后逐步发展为铍铜合金与氮合金化 Cr-Mn 奥氏体不锈钢。近年来,兼具低磁导率与耐蚀性的 Cr-Mn-Ni-N 系高氮奥氏体不锈钢成为主流选材^[2-4]。该部件服役工况复杂,需在井下多轴应力(轴向压缩、周向剪切、径向摩擦)与多相腐蚀介质(原油、泥浆、酸性气体)耦合作用下保持性能稳定^[5-6]。针对上述挑战,P650 节镍型高氮钢通过氮含量精准调控($w_N \geq 0.5\%$),实现了磁导率与力学性能的协同优化。其低磁特性可抑制随钻测量系统的磁干扰,确保超深井导向精度;同时,该材料展现出优异的抗点蚀、抗应力腐蚀开裂及抗磨损性能,动态/静态机械强度及焊接性能均满足深井极端工况需求^[7-8]。相较于传统材料,P650 在高温流变行为与微观组织稳定性方面表现突出,尤其在动态再结晶抑制与加工硬化平衡方面具有显著优势,成为深井钻铤制造的关键材料。

高氮钢在成形过程中易产生微裂纹等缺陷,严重影响材料的成形性能^[9]。为提高 P650 高氮钢的成形性能,建立合适的流变应力-应变模型能更加准确地预测成形过程中的流变应力。Arrhenius 本构模型是以热加工过程中变形温度、应变速率为变量获得高温流变应力的数学模型,也是目前使用广泛、精度较高的本构模型^[10-11]。XU 等人通过 Gleeble 等温压缩试验并结合 EBSD 表征,研究了不同氮含量 P550 高氮奥氏体不锈钢的热变形行为,发现氮含量提高可以显著提升流变应力与表观激活能,并细化初始晶粒尺寸促进动态再结晶形核,该研究通过建立热压缩 Arrhenius 本构方程,为高氮无磁钻铤钢热加工工艺优化提供了理论依据^[11]。GUO^[12]通过热压缩试验结合热加工图与显微组织分析,研究了 P550 高氮奥氏体不锈钢的热变形行为,并建立了修正的 Arrhenius 本构方程。该研究发现 P550 高氮钢动态再结晶易发生于 1 080 °C 以上高温区,峰值应力与 Zener-Hollomon 参数呈正相关。热加工图显示当应变率 $\geq 0.1 \text{ s}^{-1}$ 与温度 $< 1\,020 \text{ °C}$ 时为流变失稳区,裂纹优先萌生于动态再结晶不完全的“项链结构”处。人工神经网络(Artificial Neural Network,

ANN)作为数据驱动的非线性建模工具,在涉及多物理场耦合的复杂制造过程的数值模拟中展现出独特优势^[13]。传统机理建模通常因物理机制认知盲区或数学表征复杂而难以奏效。ANN 通过非参数化建模突破理论瓶颈,基于黑箱模式构建温度、应变速率、应变与流变应力间的全域映射关系,无需预设物理机制的显式表达式,有效解决了位错动力学与动态再结晶等微观机制交互作用导致的非线性建模难题。ANN 通过单隐藏层网络即可高精度表征温度场、应力场与组织演化场的隐式耦合规律,例如在高温塑性变形过程中,可同步捕获应变硬化、动态回复与动态再结晶等竞争机制的协同效应,这使得 ANN 成为复杂制造过程高精度建模的创新方法论,为突破传统本构方程的机理约束提供了新路径^[14]。JI 等人通过构建基于 Levenberg-Marquardt 算法的三层前馈反向传播人工神经网络模型,实现了 Aermet100 超高强度钢热变形行为的精准预测。该模型以应变、应变速率和温度为输入变量,流变应力为输出变量,在 800 ~ 1 200 °C, $0.01 \sim 50 \text{ s}^{-1}$ 应变速率范围内表现出显著的预测能力。统计结果显示,训练集与测试集的平均绝对相对误差分别为 2.62% 和 2.39%,相关系数 r 达 0.999 5,表明 ANN 能够有效捕捉材料复杂的非线性动态响应机制,克服传统本构方程因物理假设限制导致的适用范围局限性^[15]。

针对 P650 高氮钢高温拉伸流变应力的演化规律进行了研究,基于误差反向传播算法构建了前馈式人工神经网络模型,实现了 P650 高氮钢 1 000 ~ 1 150 °C, $0.01 \sim 10 \text{ s}^{-1}$ 应变速率条件下流变应力的精度预测。为验证模型可靠性,采用应变补偿型的 Arrhenius 本构方程作为基准参照,通过平均绝对相对误差 E_{AARE} 、均方根误差 E_{RMSE} 和 r 三组指标进行定量对比模型的精准度。研究表明,该神经网络模型展现出显著的预测优势, E_{AARE} 由 Arrhenius 模型的 7.94% 降至 4.63%, E_{RMSE} 从 16.032 MPa 减少至 6.721 MPa, r 从 0.975 提高至 0.996,有效解决了传统方法在非线形变形预测精度不足的难题。

1 试验材料及方法

选用 P650 高氮奥氏体不锈钢 $\varnothing 210 \text{ mm}$ 锻棒作为试验材料,其化学成分见表 1,通过 ELTRA CS800 红外碳硫仪、ONH-2000 氧氮氢分析仪及 OBLF QSN750 光谱仪分别测定 C、S、O、N、H 元素及其他主量元素含量。沿锻棒横截面 1/2 半径处

线切割取样,经机加工制备为 $\varnothing 10\text{ mm}\times 135\text{ mm}$ 带 M10 螺纹的高温拉伸试样。热变形行为研究采用 Gleeble-3500 热模拟试验机,在 $1\ 000\sim 1\ 150\text{ }^{\circ}\text{C}$ 温度范围内开展等温拉伸试验,应变速率覆盖 $0.01\sim 10\text{ s}^{-1}$,每组设置 3 个平行试样以确保数据可

靠性。试验过程采用真空泵抽取真空,以 $10\text{ }^{\circ}\text{C/s}$ 升温至 $1\ 200\text{ }^{\circ}\text{C}$,保温 120 s 使成分组织和温度均匀,然后以 $10\text{ }^{\circ}\text{C/s}$ 降温至目标温度保温 60 s 使温度稳定,然后以 0.01 、 0.1 、 1 s^{-1} 和 10 s^{-1} 的恒定速率拉伸至完全断裂,热模拟试验流程如图 1 所示。

表 1 P650 钢的化学成分
Table 1 Chemical composition of the P650 steel

C	Mn	Si	Ni	Cr	Mo	Al	P	H	O	N	S	Ca	Mg	Fe
0.03	20.2	0.66	3.96	18.02	1.93	0.026	0.014	0.000 34	0.000 6	0.665	0.000 5	0.006	<0.000 5	Bal.

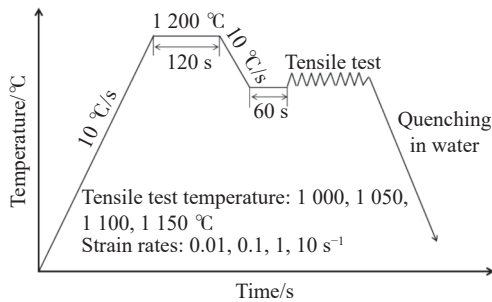


图 1 热模拟试验流程示意

Fig. 1 Schematic illustration of thermal simulation experimental processes

基于 P650 高氮钢 Gleeble 高温拉伸试验获取的 672 组应力-应变数据,构建前馈反向传播人工神经网络(BP-ANN)模型以建立 P650 高氮钢高温流变应力预测模型。该模型采用三层拓扑结构,如图 2 所示。

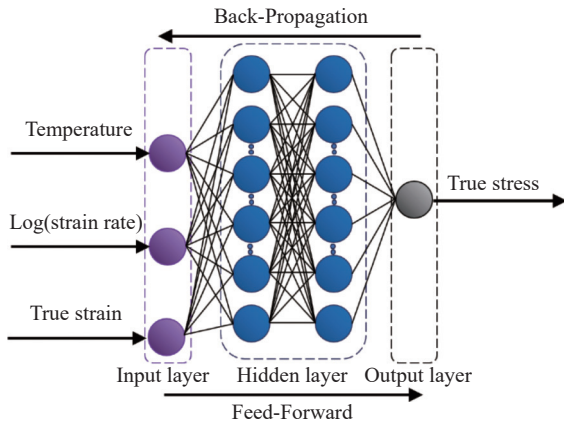


图 2 神经网络结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the neural network architecture

输入层包含变形温度、应变速率对数及真应变三个参量;隐藏层通过非线性双曲正切 S 型函数(tansig)实现特征映射;输出层采用线性传递函数(purelin)表征流变应力预测值。数据预处理阶段,输入输出变量通过线性归一化映射至 $0\sim 1$ 以消除量纲差异,并按 3:1 比例随机划分训练集(504 组)与测试集(168 组)。网络训练基于 Levenberg-

Marquardt 二阶优化算法(trainlm),动态调整权值矩阵与偏置向量,通过误差反向传播机制最小化均方根误差。为优化网络性能,采用网格搜索法系统分析单层与双层隐藏层神经元数量($1\sim 35$)对均方根误差的影响,如图 3 所示。结果表明,单隐藏层含 17 个神经元时模型预测精度最优,验证了其在应变速率($0.01\sim 10\text{ s}^{-1}$)与温度($1\ 000\sim 1\ 150\text{ }^{\circ}\text{C}$)条件下对复杂热变形行为的非线性表征能力。训练过程中设置最大迭代周期 10 000 次、学习率 0.01 及目标误差 1×10^{-6} ,并通过对比训练集与测试集的 E_{AARE} 、 r 及误差分布,验证了模型的高泛化性与稳定性。

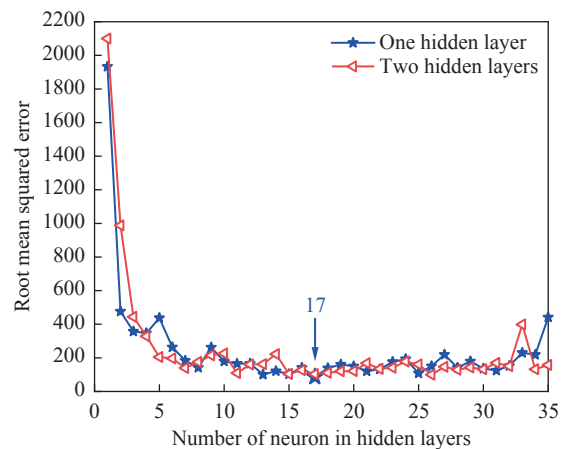


图 3 隐藏层数量与单层神经元数量对人工神经网络性能的影响
Fig. 3 The influences of the hidden layer number and neuron number in each hidden layer on the performance of ANN

为系统评估 P650 高氮钢流变应力模型的预测性能,构建了多维度量化评价体系,采用 E_{RMSE} 、 r 与 E_{AARE} 三类统计指标进行联合验证,其数学表达式为 (1)~(3)^[14]。各指标的定义与功能定位如下: E_{RMSE} 基于误差平方均值开方运算,通过平方项放大误差项的权重,对异常值具有更高敏感性,可有效识别模型的局部失稳现象;相关系数 r ,定量表征试验与预测值的线性相关强度,其值域为 $[-1, 1]$,当 $|r|\rightarrow 1$ 时表明二者具有显著线性一致性。通过三者的协同分析, E_{RMSE} 与 E_{AARE} 联合判别可解析模型误差的分布特征, r 值验证又可评估预测趋势的吻合

度,从而在统计显著性层面全面验证模型的预测能力。 E_{AARE} 通过逐项计算相对误差绝对值的算术平均,因其无量纲特性与对称性,能够用无偏度量模型进行不同应力量级下的整体精度预测。

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - P_i)^2} \quad (1)$$

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

$$E_{\text{AARE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_i - E_i}{E_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

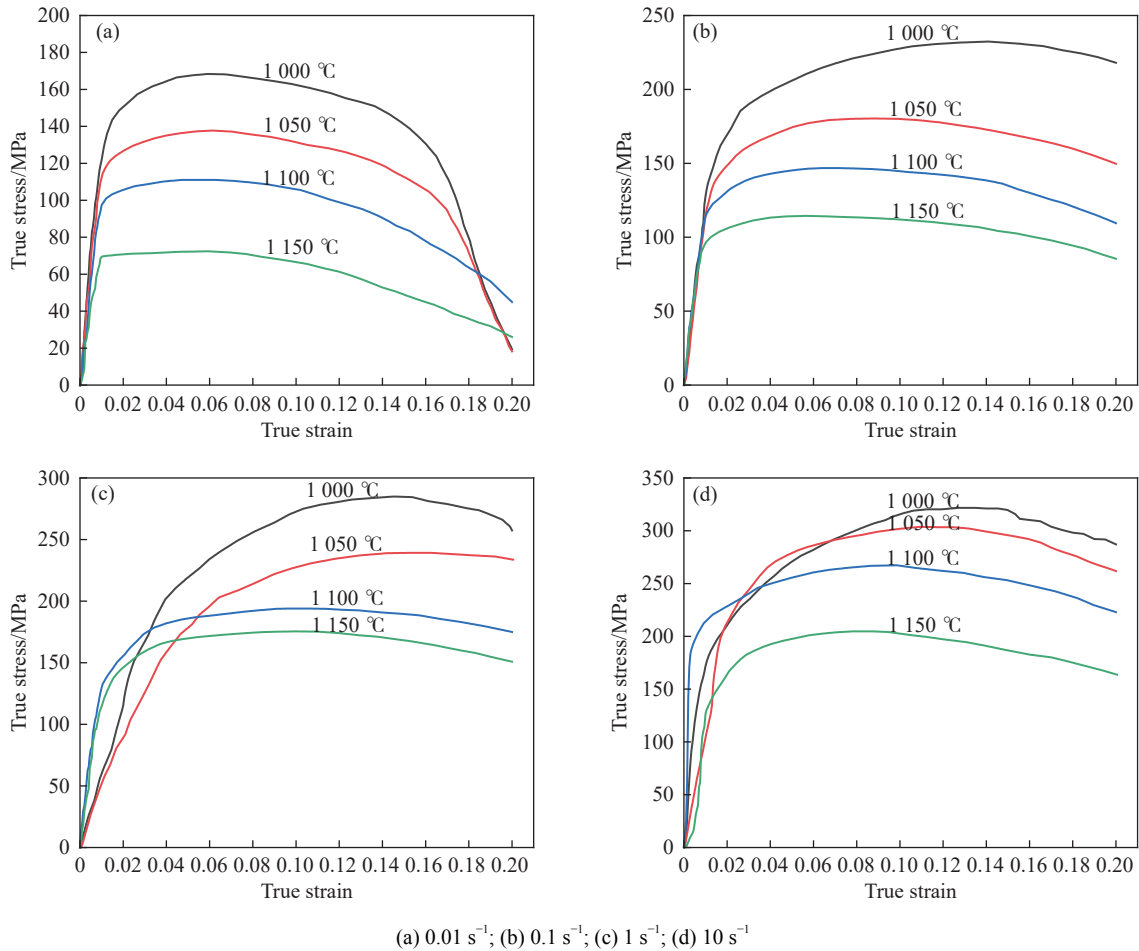
式中 E_i 表示第 i 组实测流变应力值, P_i 为对应预测

值, $\bar{E}$ 与 $\bar{P}$ 分别为全部实测值与预测值的算术平均值; N 为试验数据集总量。

2 试验结果与讨论

2.1 P650 高氮钢流变应力-应变曲线分析

图4为P650不同变形温度、应变速率下的流变应力曲线。由图可知,恒定应变速率下,流变应力随温度升高呈显著下降趋势。其微观机制可归因于热激活效应的多重协同作用:高温环境加剧原子扩散与晶界迁移,促进动态再结晶形核,削弱加工硬化效应;同时,晶格热振动增强导致原子结合能降低,临界切应力下降,滑移系开动数量增加,塑性变形抗力减弱^[16]。此外,晶界行为对宏观力学响应具有关键影响。



(a) 0.01 s^{-1} ; (b) 0.1 s^{-1} ; (c) 1 s^{-1} ; (d) 10 s^{-1}

图4 P650不同温度和应变速率下的真应力-应变曲线

Fig. 4 True stress-true strain curves of P650 steel at different temperatures and strain rate

温度升高时,晶界原子扩散速率加快,其强度降幅高于晶内区域,导致晶界对位错运动的阻碍作用减弱;而晶界自身滑移变形能力的提升进一步加速了应力松弛过程^[17]。值得注意的是,低温条件下碳化物对晶界的钉扎效应可抑制晶界迁移,提高流变

应力;但随着温度升高至碳化物回溶临界点(如 $\geq 1100 \text{ °C}$),钉扎作用消失,应力显著降低。图4中的流变应力曲线也符合在同一变形温度下,应变速率越高流变应力越大的一般规律,低应变速率($\leq 0.1 \text{ s}^{-1}$)下动态软化主导应力下降,而高应变速率($\geq$

1 s^{-1})抑制再结晶进程, 导致峰值应力后无明显软化。

2.2 应变补偿 Arrhenius 本构模型建立

在给定材料化学成分及应变状态下, 流变应力与变形温度、应变速率之间的动态耦合关系可基于热激活能理论, 采用 Arrhenius 型本构方程进行表征, 其通用表达式为 (4)~(7)。Sellars 和 Tegart 提出的双曲正弦 Arrhenius 模型适用于所有应力水平^[18], 其表达式为式 (7)。为确定公式中参数 A 、 A_1 、 A_2 、 n 、 α 的值, 结合流变应力-应变曲线选取有效应变范围为 0.02~0.2(以 0.02 应变为间隔), 以应变 0.1 时的流变应力为例进行参数计算。

$$\dot{\varepsilon} = f(\sigma) \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \quad (4)$$

$$\dot{\varepsilon} = A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \quad (\text{for all } \sigma) \quad (5)$$

$$\dot{\varepsilon} = A_1 \sigma^{n_1} \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \quad (\alpha\sigma < 0.8) \quad (6)$$

$$\dot{\varepsilon} = A_2 \exp(\beta\sigma) \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \quad (\alpha\sigma > 1.2) \quad (7)$$

式中: A 、 A_1 、 A_2 、 n 、 α ($\alpha = \frac{\beta}{n_1}$) 是与材料相关的参数; σ 为流变应力, MPa; Q 为热变形的激活能, kJ/mol; R 为气体摩尔常数, $R=8.314 \text{ J/(mol}\cdot\text{K)}$ 。

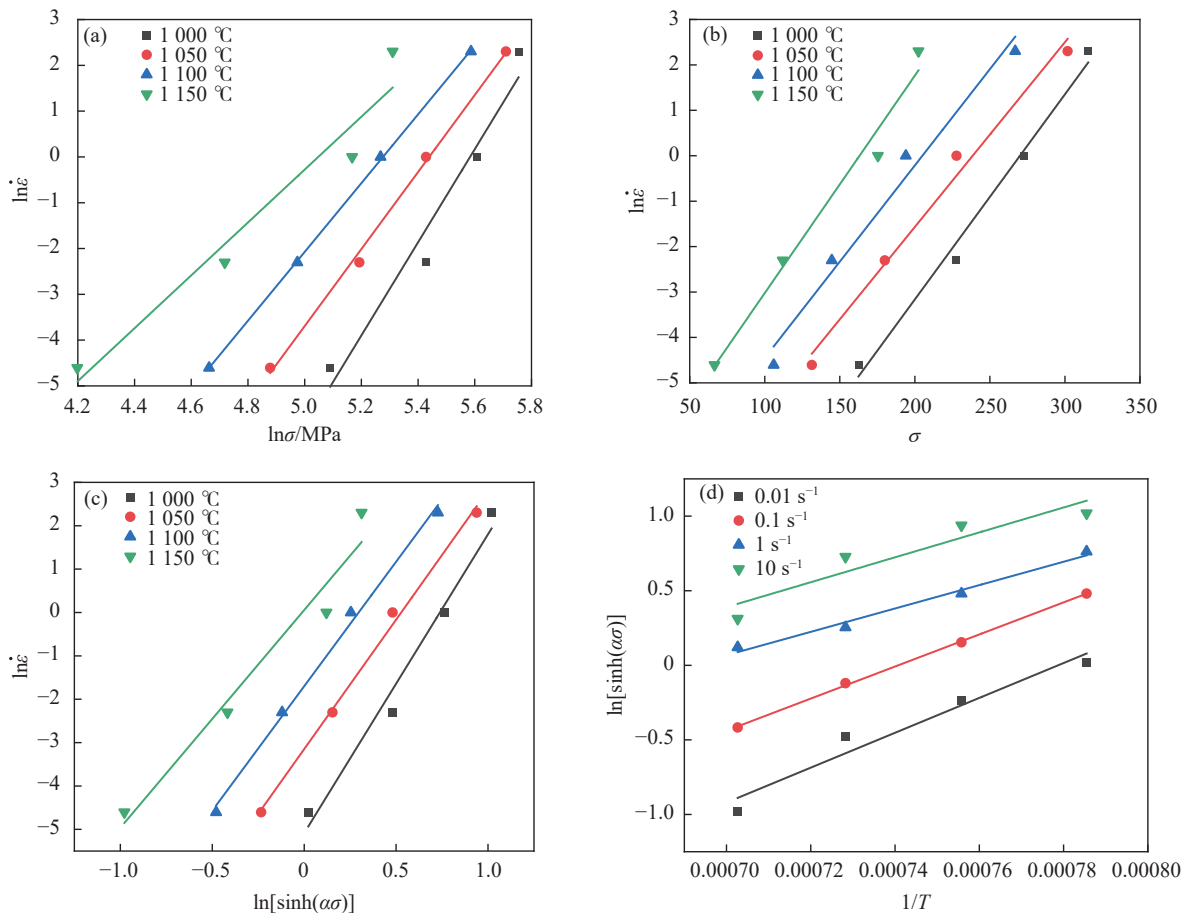
为确定本构方程中的待定常数, 采用分步线性化方法进行参数求解: 对式 (5)~(7) 双侧自然对数变换, 进而推导出式 (8)~(10)。

$$\ln \dot{\varepsilon} = \ln A_1 + n_1 \ln \sigma - \frac{Q}{RT} \quad (\alpha\sigma < 0.8) \quad (8)$$

$$\ln \dot{\varepsilon} = \ln A_2 + \beta\sigma - \frac{Q}{RT} \quad (\alpha\sigma > 1.2) \quad (9)$$

$$\ln \dot{\varepsilon} = \ln A + n \sinh(\alpha\sigma) - \frac{Q}{RT} \quad (\text{for all } \sigma) \quad (10)$$

n_1 和 β 值可分别通过 $\ln \dot{\varepsilon}$ - $\ln \sigma$ 曲线与 $\ln \dot{\varepsilon}$ - σ 曲线的斜率获得。参数 n 则由 $\ln \dot{\varepsilon}$ - $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ 曲线的斜率确定。将特定温度下的应变速率和峰值应力代入式 (8)~(10), 通过计算图 5(a)(b) 中曲线的斜率, 最终确定 n_1 、 β 数值分别为 7.966 295、0.044 015。随后根据 $\alpha = \frac{\beta}{n_1}$ 的数学关系求得 $\alpha=0.005 525$ 。



(a) $\ln \dot{\varepsilon}$ - $\ln \sigma$; (b) $\ln \dot{\varepsilon}$ - σ ; (c) $\ln \dot{\varepsilon}$ - $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$; (d) $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ - $1/T$

图 5 各参数线性关系

Fig. 5 Linear relationships of various parameters

通过计算图 5(c) 曲线的斜率, 得到参数 n 的值为 5.904 412 5。对于特定的变形应变速率, Q 可以通过公式 (11) 得到, $Q=474.034$ kJ/mol。通过 $\ln \dot{\varepsilon} - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ 曲线的截距, 可进一步确定 $\ln(A)$ 的值为 40.113 59。

$$Q = Rn \left[\frac{\partial \ln[\sinh(\alpha\sigma)]}{\partial (1/T)} \right]_{\dot{\varepsilon}} \quad (11)$$

ZENER 和 HOLLOMON^[19] 提出的 Z 参数能够反映热变形过程中应变速率与变形温度对流动应力的综合影响, 该参数可用式 (12) 表示。因此, 流变应力可通过 (13) 双曲正弦函数描述为 Z 参数的函数。通过代数变形求解, 并应用反双曲正弦函数求解得到 σ , 如公式 (13) 所示。

$$Z = \dot{\varepsilon} \exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) = A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \quad (12)$$

$$\sigma = \frac{1}{\alpha} \left\{ \left(\frac{Z}{A} \right)^{\frac{1}{n}} + \left[\left(\frac{Z}{A} \right)^{\frac{2}{n}} + 1 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (13)$$

因此, P650 高氮钢的 Arrhenius 本构方程可用式 (14) 表示。公式线性拟合结果如图 6 所示, 可见 P650 高氮钢的 $\ln Z$ 与 $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ 之间存在良好的相关性。

$$\sigma = \frac{1}{0.005\,525} \left\{ \left(\frac{Z}{2.88 \times 10^{17}} \right)^{\frac{1}{5.904\,412\,5}} + \left[\left(\frac{Z}{2.88 \times 10^{17}} \right)^{\frac{2}{5.904\,412\,5}} + 1 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (14)$$

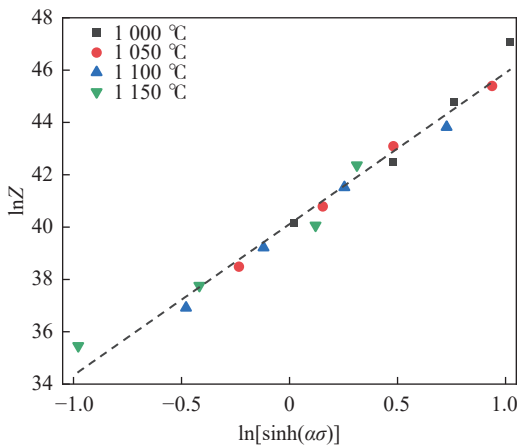


图 6 应变量 0.1 时 $\ln Z$ 与 $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ 关系
Fig. 6 Plot of $\ln Z$ and $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ at strain of 0.1

在高温变形过程中, 应变也会对流变应力产生显著影响。因此需采用应变多项式方程对本构模型中特征参数进行表达, 以此来构建更加精准的能够预测应变对高温流变应力影响的本构模型。采用

式 (15) 的八次多项式函数描述应变对材料常数的影响。

$$\begin{cases} \alpha(\varepsilon) = a_0 + a_1\varepsilon + a_2\varepsilon^2 + a_3\varepsilon^3 + a_4\varepsilon^4 + a_5\varepsilon^5 + a_6\varepsilon^6 + a_7\varepsilon^7 + a_8\varepsilon^8 \\ n(\varepsilon) = b_0 + b_1\varepsilon + b_2\varepsilon^2 + b_3\varepsilon^3 + b_4\varepsilon^4 + b_5\varepsilon^5 + b_6\varepsilon^6 + b_7\varepsilon^7 + b_8\varepsilon^8 \\ Q(\varepsilon) = c_0 + c_1\varepsilon + c_2\varepsilon^2 + c_3\varepsilon^3 + c_4\varepsilon^4 + c_5\varepsilon^5 + c_6\varepsilon^6 + c_7\varepsilon^7 + c_8\varepsilon^8 \\ \ln A(\varepsilon) = d_0 + d_1\varepsilon + d_2\varepsilon^2 + d_3\varepsilon^3 + d_4\varepsilon^4 + d_5\varepsilon^5 + d_6\varepsilon^6 + d_7\varepsilon^7 + d_8\varepsilon^8 \end{cases} \quad (15)$$

图 7 通过绘制 α 、 n 、 Q 及 $\ln A$ 的八次多项式曲线展示了材料常数的变化规律。拟合曲线的相关系数 R 均高于 0.99, 表明八次多项式能够准确描述材料常数与真应变间的强相关性。八次多项式对应的系数列于表 2 中, 结合材料参数与真应变的关系, P650 高氮钢的应变补偿本构方程可表示为式 (16)。

$$\begin{cases} Z = \dot{\varepsilon} \exp\left(-\frac{Q(\varepsilon)}{RT}\right) \\ \sigma = \frac{1}{\alpha(\varepsilon)} \left\{ \left(\frac{Z}{A(\varepsilon)} \right)^{1/n(\varepsilon)} + \left[\left(\frac{Z}{A(\varepsilon)} \right)^{2/n(\varepsilon)} + 1 \right]^{1/2} \right\} \end{cases} \quad (16)$$

2.3 BP 神经网络模型建立

从 Gleeble 拉伸流变应力-应变曲线中选取了应变范围为 0.02 ~ 0.2 的 672 组实测数据用于训练和测试 BP-ANN 模型。由于各变量量纲不同, 归一化数据矩阵可将其转换为无量纲单位, 从而消除数据间相似性产生的影响, 因此将所有数据集进行 0 ~ 1 区间归一化处理。在神经网络建模中采用方程式 (17) 统一归一化处理输入输出数据。

$$X_n = 0.1 + 0.8 \left(\frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) \quad (17)$$

式中: X 表示实测数据, 基于最小值 $X_{\min}$ 和最大值 $X_{\max}$ 进行归一化处理, X_n 为对应 X 的归一化数据。

通过图 8 定量分析显示, 训练阶段 r 为 0.996 5, E_{AARE} 为 3.82%, E_{RMSE} 为 6.33 MPa; 测试阶段 r 为 0.994 5, E_{AARE} 为 7.03%, E_{RMSE} 为 7.75 MPa, 表明模型具有优异的泛化能力。该结果不仅验证了单隐藏层神经网络对连续函数的逼近能力, 更为复杂工况下的流变行为预测提供了可靠工具。

图 9 展示了应变补偿 Arrhenius 模型、BP-ANN 模型在不同温度、应变速率的实测与预测流变应力的对比结果。由图可以看出, 在全部变形温度与应变速率范围内, BP-ANN 模型的流变应力预测值与实测值高度吻合, 表明该模型可精准评估热变形过程中的流变应力。然而 Arrhenius 模型在低温(如 1 000 ~ 1 050 °C)与高应变速率(如 10 s^{-1})条件下预测偏差增大, 这是因为 Arrhenius 本构方程基于稳态热激活理论, 其核心假设是流变应力与温度、应变速率的关

系可通过双曲正弦函数与 Zener-Hollomon 参数的线性关系表征。然而,在低温高应变率条件下,材料变形呈现显著的非稳态特征,热激活能不足以充分驱动位错滑移与动态再结晶,导致位错塞积与应变硬化占主导,而 Arrhenius 模型对瞬态位错密度的动态变化表征不足。高变形速率抑制动态再结晶进程,使材料处于非平衡态,此时流变应力受应变硬化与绝热温升耦合作用影响,而 Arrhenius 模型未考虑绝

热温升对局部温度场的修正。高应变率变形过程中,塑性功转化的绝热温升也可能导致局部温度升高,从而降低实际流变应力。然而,Arrhenius 模型未引入温度场动态修正,仍以恒温假设进行计算,导致在高应变率条件下低估了温升的软化效应。此外,Arrhenius 模型中用于描述动态再结晶的 Z 参数未能完全反映低温、高应变率下位错交互作用的非线性增强效应。

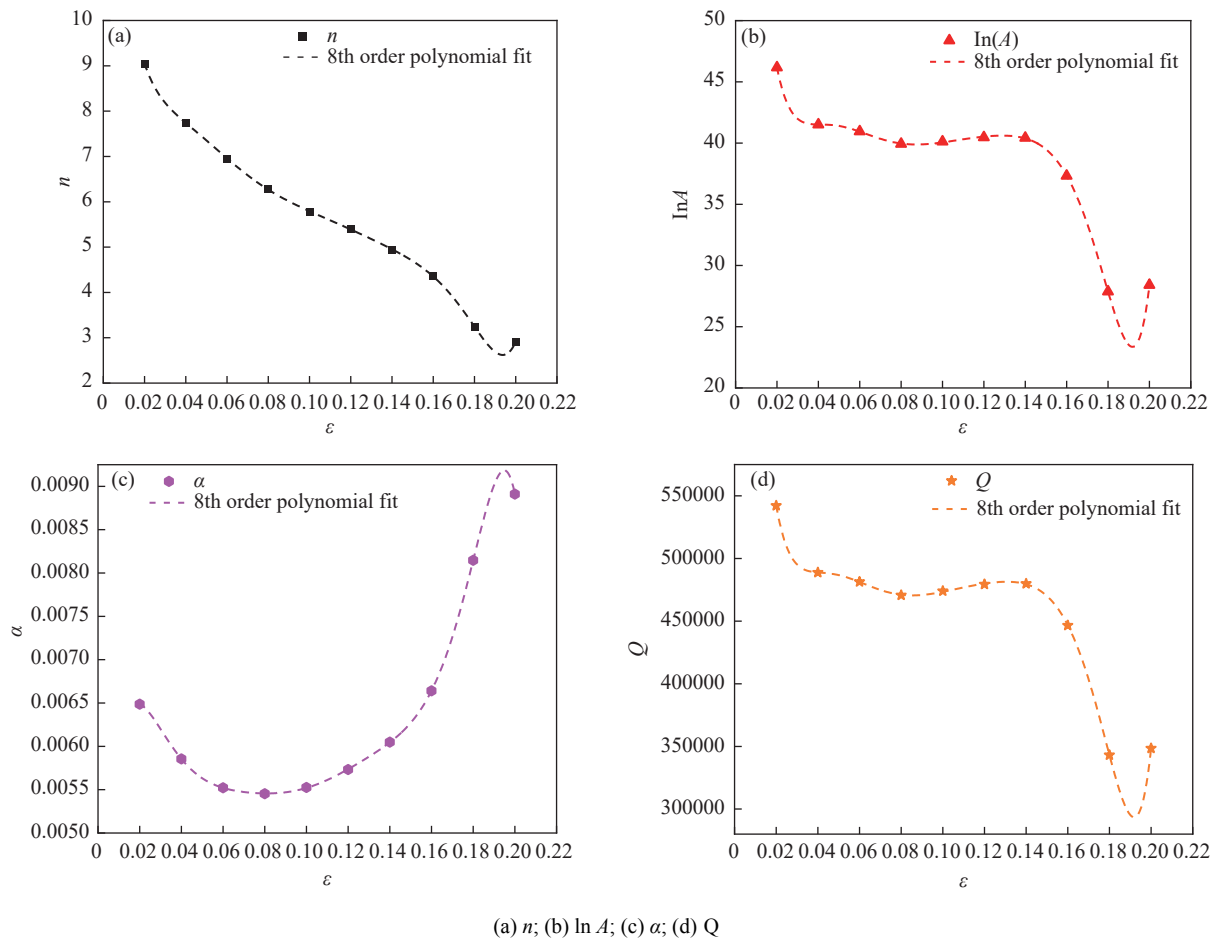


图 7 材料常数与真应变关系曲线

Fig. 7 The relationships between material constants and true strain

表 2 α , n , Q and $\ln A$ 的多项式系数
Table 2 Polynomial coefficients for α , n , Q and $\ln A$

Stain	n	$\ln A$	α	$Q/(\text{kJ} \cdot \text{mol}^{-1})$
0.02	9.047 02	46.174 6	0.006 487	542 190.911
0.04	7.741 26	41.507 92	0.005 855	488 845.541
0.06	6.955 28	40.949 71	0.005 522	481 427.444
0.08	6.276 18	39.925 96	0.005 454	470 686.347
0.1	5.779 92	40.113 59	0.005 525	474 033.633
0.12	5.401 57	40.466 26	0.005 732	479 360.231
0.14	4.943 88	40.419 74	0.006 049	479 873.334
0.16	4.355 56	37.324 39	0.006 641	446 595.561
0.18	3.244 16	27.871 21	0.008 147	343 149.771
0.2	2.915 47	28.402 86	0.008 911	348 449.722

图 10 展示了 BP-ANN 模型和应变补偿 Arrhenius 模型预测流变应力与试验数据的对比结果。通过定量分析显示,两种模型的预测性能存在显著差异:在 r 方面,BP-ANN 模型达到 0.996,较应变补偿 Arrhenius 模型的 0.975 更具优势;就误差分析而言,BP-ANN 的 AARE 为 4.63%,显著低于后者的 7.94%;其 E_{RMSE} 为 6.721 MPa 也明显优于应变补偿 Arrhenius 模型的 16.032 MPa。综合三项评价指标,BP-ANN 模型的预测结果与试验数据呈现出更高的吻合度,验证了该模型在流变应力预测方面具有更高的可靠性。

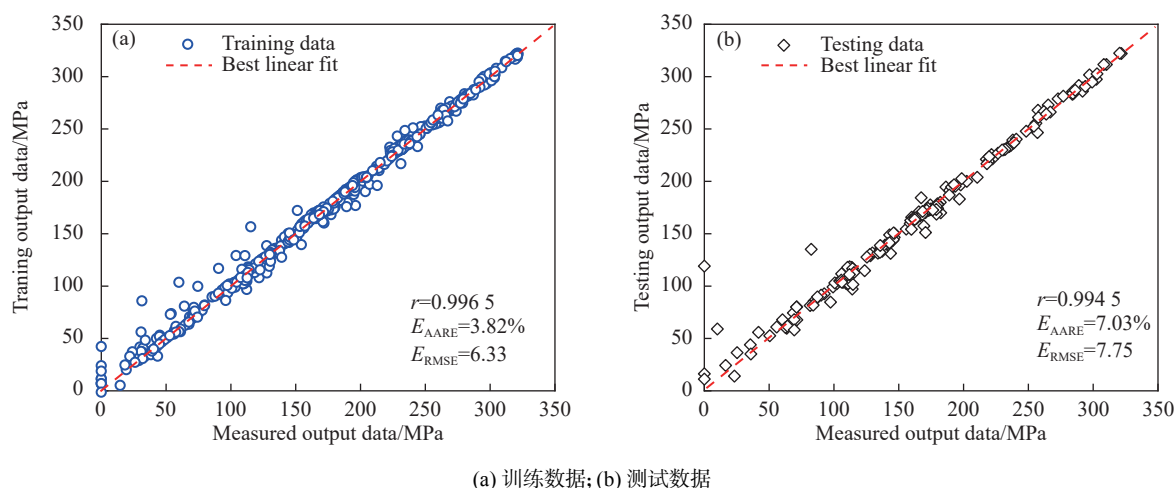


图8 神经网络预测输出数据与实测输出数据对比

Fig. 8 Predicted output data from the ANN versus measured output data for the training data and testing data

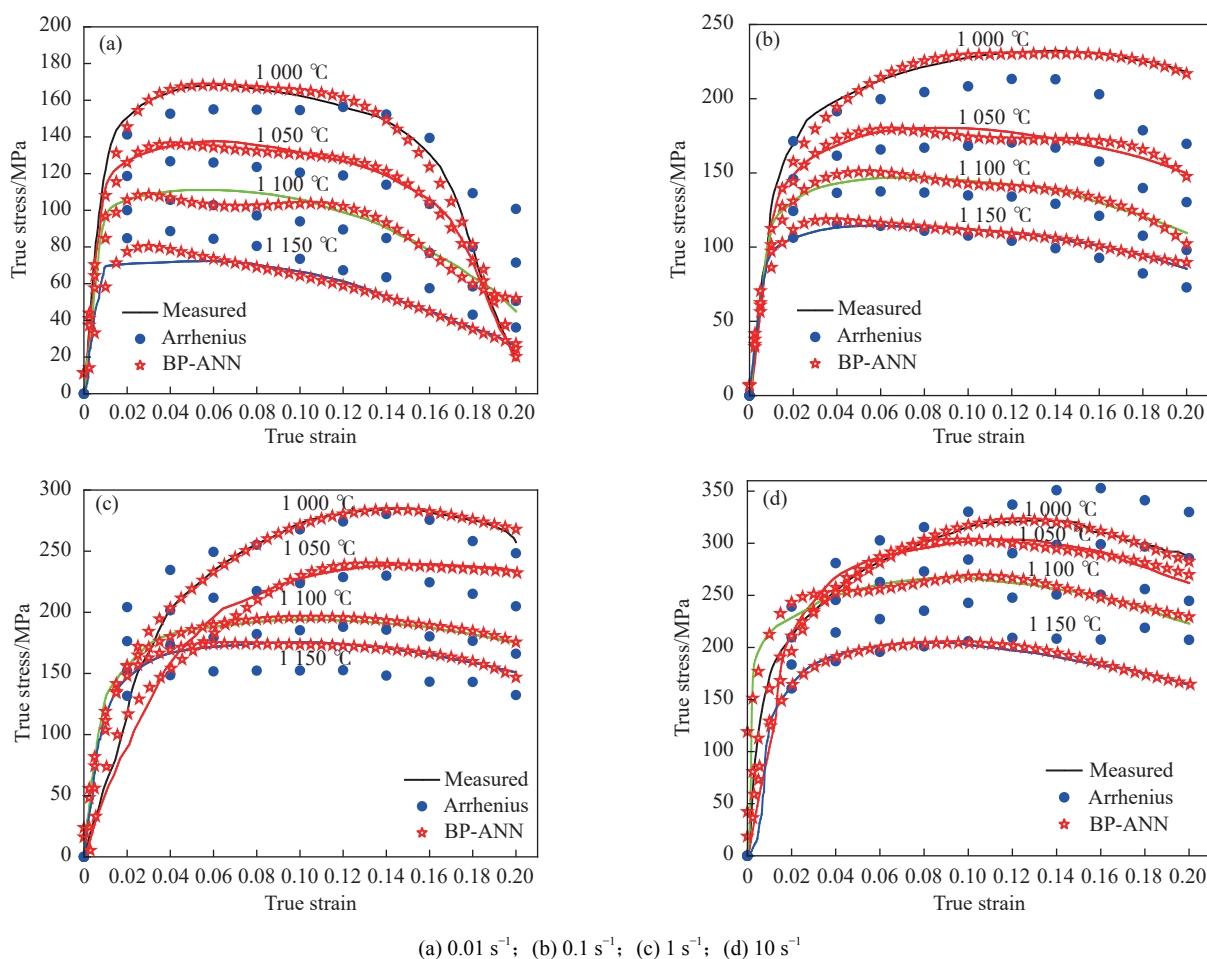


图9 应变补偿 Arrhenius 模型、ANN 模型的实测与预测流变应力对比

Fig. 9 Comparisons between measured and predicted flow stress by strain-compensated Arrhenius model and ANN model of P650 steel

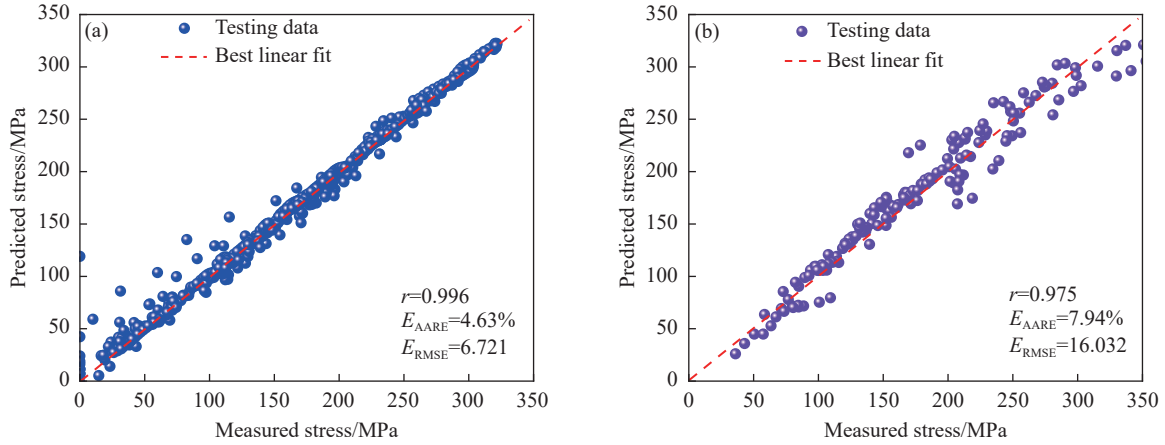
图 11(a)(b) 展示了 BP-ANN 模型和应变补偿 Arrhenius 模型对 P650 高氮钢高温流变应力的相对误差 RE(Relative error)分布直方图。RE 计算如式 (18) 所示, 式中 E_i 表示第 i 组实测流变应力值, P_i 为

对应预测值。各模型的 RE 结果表明: BP-ANN 模型的 RE 值最低, 平均 RE 为 1.85%。应变补偿 Arrhenius 模型的平均 RE 为 2.06%, 表明应变补偿 Arrhenius 模型预测精度显著低于 BP-ANN 模型。

图 11(c) 对比了 BP-ANN 模型和应变补偿 Arrhenius 模型的 RE 贡献率。综合分析表明: BP-ANN 模型的 RE 值及贡献率均优于应变补偿 Arrhenius 模型, 其预测结果与 r 、 E_{AARE} 及 E_{RMSE} 的

统计分析一致, 验证了该模型的高可靠性。

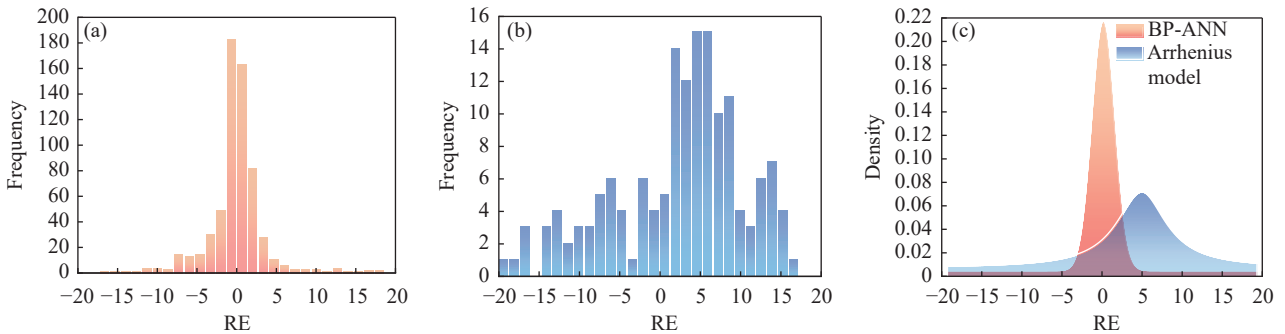
$$RE(\%) = \left(\frac{E_i - P_i}{E_i} \right) \times 100 \quad (18)$$



(a) 人工神经网络; (b) 应变补偿 Arrhenius 模型

图 10 试验值与预测值之间的相关性

Fig. 10 Correlation between the measured and predicted stress data



(a) 人工神经网络模型; (b) 应变补偿 Arrhenius 模型; (c) 各模型间的相对误差对比

图 11 模型的相对误差分布

Fig. 11 Relative error distribution diagram of the model

3 结论

1) 基于 P650 高氮钢在 1 000 ~ 1 150 °C、0.01 ~ 10 s⁻¹ 条件下的高温拉伸试验数据, 构建的 BP-ANN 模型通过单隐藏层拓扑结构(17 个神经元)实现了输入参数(温度、应变速率、应变)与流变应力的高精度非线性映射。对比应变补偿 Arrhenius 模型, ANN 的预测精度显著提升, 其 E_{AARE} 由 7.94% 降至 4.63%, E_{RMSE} 由 16.032 MPa 降至 6.721 MPa, r 由 0.975 提高至 0.996。结果表明, ANN 能够有效解决传统本构方程因物理假设简化导致的非线性预测不足问题。

2) Gleeble 高温拉伸试验结果表明, 在同一应变

速率下, P650 钢的流变应力随温度升高而降低; 在同一温度下, 流变应力随应变速率增加而增大。高温条件下($\geq 1 100$ °C)动态再结晶会削弱加工硬化效应, 而高应变速率(≥ 1 s⁻¹)则抑制动态再结晶, 导致应力峰值后无明显软化。这种温度-应变速率的耦合效应被 ANN 模型精准捕获, 验证了其对复杂热变形行为的鲁棒表征能力。

3) 通过系统分析流变应力预测误差分布及统计指标, ANN 模型在宽泛工艺参数范围内均表现出稳定的泛化性能。其高精度预测能力为无磁钻铤用钢的热成形工艺参数(如锻造温度、应变速率控制), 优化提供了可靠依据, 提升了 P650 高氮钢成形质量与服役可靠性。

参考文献

- [1] ZHANG S X, CUI Y, QU H P, *et al.* Precipitation mechanical of 0Cr19Mn21Ni2N austenitic stainless steel for non-magnetic drill collar during isothermal aging at 800 °C[J]. *Heat Treatment of Metals*, 2016, 41(9): 52-56.
(张世霄, 崔岩, 屈华鹏, 等. 无磁钻铤用 0Cr19Mn21Ni2N 奥氏体不锈钢 800 °C 等温时效析出机制[J]. *金属热处理*, 2016, 41(9): 52-56.)
- [2] CORDEA J N, SHETH H V, JASPER J C. Development of an improved austenitic drilling collar alloy[J]. *Material Performance*, 1987(23): 50-54.
- [3] ZHANG S X. Research on processing technology of high nitrogen austenitic stainless steels for offshore oil gas drilling application[D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2016.
(张世霄. 海洋油气钻采高氮奥氏体不锈钢加工工艺研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2016.)
- [4] AO Y, ZHOU C D. Thermal deformation behavior of P550 austenitic stainless steel[J]. *Shanghai Metals*, 2016, 38(5): 22-26.
(敖影, 周灿栋. 0Cr19Mn21Ni2N 奥氏体不锈钢的热变形行为研究[J]. *上海金属*, 2016, 38(5): 22-26.)
- [5] QU H P, LANG Y P, CHEN H T. Research and development on high nitrogen stainless steels used for non-magnetic drilling collar[J]. *Hot Working Technology*, 2014, 43(24): 14-17.
(屈华鹏, 郎宇平, 陈海涛. 无磁钻铤用高氮不锈钢的研究和发展[J]. *热加工工艺*, 2014, 43(24): 14-17.)
- [6] LÜ S L, LUO F Q, ZHOU J, *et al.* Fracture reason analysis on drill collar[J]. *Physical Testing and Chemical Analysis*, 2009, 45(5): 309-311.
(吕栓录, 骆发前, 周杰, 等. 钻铤断裂原因分析[J]. *理化检验*, 2009, 45(5): 309-311.)
- [7] LÜ S L, ZHANG H, XU F, *et al.* Gause analysis of oil drill collar fracture[J]. *Material for Mechanical Engineering*, 2010, 36(6): 80-82.
(吕栓录, 张宏, 许峰, 等. 石油钻铤断裂原因分析[J]. *机械工程材料*, 2010, 36(6): 80-82.)
- [8] SHI F, CUI W F, WANG L J, *et al.* Advance in the research of high-nitrogen austenitic stainless steels[J]. *Shanghai Metals*, 2006, 28(5): 45-50.
(石锋, 崔文芳, 王立军, 等. 高氮奥氏体不锈钢研究进展[J]. *上海金属*, 2006, 28(5): 45-50.)
- [9] WANG Y H, ZHENG H B, SONG L X, *et al.* High temperature plastic deformation behavior of 0Cr19Mn21Ni2N high nitrogen steel for nonmagnetic drilling collar[J]. *Heat Treatment of Metals*, 2022, 47(1): 113-119.
(王英虎, 郑淮北, 宋令玺, 等. 无磁钻铤用 0Cr19Mn21Ni2N 高氮钢的高温塑性变形行为[J]. *金属热处理*, 2022, 47(1): 113-119.)
- [10] LI Y F, WANG Z H, ZHANG L Y, *et al.* Arrhenius-type constitutive model and dynamic recrystallization behavior of V-5Cr-5Ti alloy during hot compression[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2015, 25(6): 1889-1900.
- [11] GAO X J, LIU X, LUO J, *et al.* Arrhenius constitutive model for hot deformation of DP1180 steel[J]. *Journal of Netshape Forming Engineering*, 2024, 16(11): 108-116.
(高兴健, 刘鑫, 罗健, 等. DP1180 钢的热变形 Arrhenius 本构模型[J]. *精密成形工程*, 2024, 16(11): 108-116.)
- [12] XU L W, LI H B, JIANG Z H, *et al.* Hot deformation behavior of P550 steels for nonmagnetic drilling collars[J]. *Steel Research International*, 2020, 91(8): 1-11.
- [13] GUO W. Study on thermal deformation behavior and microstructure evolution of P550 high nitrogen austenitic stainless steel[J]. *Materials Research Express*, 2023, 10(6).
- [14] REDDY N S, LEE Y H, KIM J H, *et al.* High temperature deformation behavior of Ti-6Al-4V alloy with and equiaxed microstructure: a neural networks analysis[J]. *Met Mater Int*, 2008, 14(2): 213-221.
- [15] AHMADI H, ASHTIANI H R R, HEIDARI M, A comparative study of phenomenological, physically-based and artificial neural network models to predict the hot flow behavior of API 5CT-L80 steel[J]. *Materials Today Communications*, 2020, 25, 101528.
- [16] JI G L, LI F G, LI Q H, *et al.* Prediction of the hot deformation behavior for Aermet100 steel using an artificial neural network[J]. *Computational Materials Science*, 2010, 48(7): 626-632.
- [17] YANG J C, GAO F B, REN J L. Research on plastic deformation behavior of 00Cr17Mn6Ni5N at high temperature[J]. *Hot Working Technology*, 2014, 43(16): 102-104.
(杨吉春, 高福彬, 任金亮. 00Cr17Mn6Ni5N 的高温塑性变形行为研究[J]. *热加工工艺*, 2014, 43(16): 102-104.)
- [18] YU X P, DONG H B. Numerical simulation of austenite recrystallization process in 40Cr steel[J]. *Special Casting & Nonferrous Alloys*, 2015, 35(1): 26-29.
(余新平, 董洪波. 40Cr 钢奥氏体动态再结晶过程数值模拟[J]. *特种铸造及有色合金*, 2015, 35(1): 26-29.)
- [19] WEI H L, PAN H B, ZHOU H W. Physical and apparent arrhenius constitutive models of a Nb-Ti microalloyed C-Mn-Al high strength steel: A comparative study[J]. *Transactions of the Indian Institute of Metals*, 2022, 75(2): 327-336.
- [20] ZENER C, HOLLomon J H. Effect of strain rate upon plastic flow of steel[J]. *Journal of Applied Physics*, 1944, 15(1): 22-32.
- [21] LONG S, XIA Y, WANG P, *et al.* Constitutive modelling, dynamic globularization behavior and processing map for Ti-6Cr-5Mo-5V-4Al alloy during hot deformation[J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2019, 796(5): 65-76.