

基于 Arrhenius 方程和机器学习的 GH4742 高温合金本构关系对比

冯彦成¹, 王松辉^{1,2,3}, 黎汝栋¹, 奚 晓¹, 王文珂⁴, 徐 东¹, 苏 海¹, 葛金锋¹

(1. 贵州安大航空锻造有限责任公司, 贵州 安顺 561005; 2. 贵州科学院, 贵州 贵阳 550001;

3. 中国科学院金属研究所, 辽宁 沈阳 110016; 4. 哈尔滨工业大学 材料科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 基于 GH4742 高温合金在应变速率为 $0.001 \sim 1 \text{ s}^{-1}$ 、变形温度为 $950 \sim 1160 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 及高度压下率为 60% 条件下的等温恒应变速率压缩试验, 分析其流动应力行为, 并分别构建了合金的 Arrhenius 方程、支持向量机和 GWO-BP 网络本构模型。研究结果表明, GH4742 高温合金的流动应力曲线在高应变速率、低变形温度下呈现明显的软化现象; 随着应变速率的降低和变形温度的升高, 流动应力曲线逐渐呈现稳态流动特征。峰值应力和应变补偿 Arrhenius 模型的相关系数分别为 0.993 和 0.991, 平均绝对相对误差分别为 8.986% 和 9.813%。测试样本支持向量机模型的相关系数为 0.997, 平均绝对相对误差为 5.626%; 测试样本 GWO-BP 模型的相关系数为 0.997, 平均绝对相对误差为 5.471%。支持向量机和 GWO-BP 模型具有更高的预测精度, 能更好地描述 GH4742 高温合金的高温流动行为。

关键词: GH4742 高温合金; 热变形行为; Arrhenius 模型; 支持向量机; GWO-BP 网络

DOI: 10.13330/j.issn.1000-3940.2025.01.032

中图分类号: TG306

文献标志码: A

文章编号: 1000-3940 (2025) 01-0260-12

Comparison on constitutive relationship of superalloy GH4742 based on Arrhenius equation and machine learning

Feng Yancheng¹, Wang Songhui^{1,2,3}, Li Rudong¹, Xi Xiao¹, Wang Wenke⁴, Xu Dong¹, Su Hai¹, Ge Jinfeng¹
(1. Guizhou Anda Aviation Forging Co., Ltd., Anshun 561005, China; 2. Guizhou Academy of Sciences, Guiyang 550001, China;

3. Institute of Metal Research, Chinese Academy of Science, Shenyang 110016, China; 4. School of Materials Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Based on the isothermal constant strain rate compression tests of superalloy GH4742 at strain rates of $0.001 \sim 1 \text{ s}^{-1}$, deformation temperatures of $950 \sim 1160 \text{ }^{\circ}\text{C}$, and high reduction rate of 60%, its rheological stress behavior was analyzed, and Arrhenius equation, support vector machine and GWO-BP network constitutive models of the alloy were constructed respectively. The results show that the rheological stress curve of superalloy GH4742 presents a significant softening phenomenon at high strain rates and low deformation temperatures. As the strain rate decreases and the deformation temperature increases, the rheological stress curve gradually shows steady-state flow characteristics. The correlation coefficients of the peak stress and strain compensation Arrhenius models are 0.993 and 0.991, respectively, and the average absolute relative errors are 8.986% and 9.813%, respectively. The correlation coefficient of the test sample support vector machine model is 0.997, and the average absolute relative error is 5.626%. While the correlation coefficient of the test sample GWO-BP model is 0.997, and the average absolute relative error is 5.471%. Thus, support vector machine and GWO-BP models have higher prediction accuracy and can better describe the high-temperature rheological behavior of GH4742 superalloy.

Key words: superalloy GH4742; hot deformation behavior; Arrhenius model; support vector machine; GWO-BP networks

镍基高温合金具有良好的综合性能, 是制造燃

汽轮机、发动机等高温下工作构件的关键材料^[1]。GH4742 高温合金是沉淀强化镍基高温合金, 在 $500 \sim 800 \text{ }^{\circ}\text{C}$ 范围内具有高持久蠕变强度, 广泛应用于涡轮盘、压气机盘、承力环和紧固件等高温承力零部件, 特别是高性能飞机发动机和导弹动力装置^[2]。截止目前, GH4742 高温合金的热处理工艺、成分偏析、抗氧化行为及力学性能等方面的研究较为集中。如 Zhang W W 等^[3]研究了热变形和热处理耦合作用下 GH4742 高温合金的微观组织演变规律, 并重点探讨了 γ' 相和动态再结晶晶粒之间的相互作用

收稿日期: 2024-10-08; 修订日期: 2025-01-08

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (2022YFB3706904); 国家科技重大专项资助项目 (2024ZD0600100); 贵州省高层次创新型人才项目 (GCC [2023] 098); 贵州省科技计划项目 (ZZSG [2024] 016); 安顺市科技计划项目 (安市科工 [2023] 1 号)

作者简介: 冯彦成 (1976-), 男, 硕士, 高级工程师

E-mail: fengyancheng@126.com

通信作者: 王松辉 (1991-), 男, 博士, 工程师

E-mail: wangsonghui91@126.com

机制。秦鹤勇等^[4]分析了固溶温度对 GH4742 高温合金的亚结构、力学性能和 γ' 相的影响特点。Xu H 等^[5]研究了 900~1100 °C 温度条件下, GH4742 高温合金在 Ar+20% H₂O 中暴露 50 h 的氧化行为, 并讨论了氧化机理。Kong W W 等^[6]研究了锻态 GH4742 高温合金在室温和 700 °C 下的低周疲劳行为, 并使用扫描电子显微镜和透射电子显微镜分析了裂纹扩展和演变机制。然而, 关于 GH4742 高温合金流动行为及本构关系模型的研究却鲜有报道。

目前, 表征流动应力行为的本构关系模型主要包括唯象型模型、物理基模型和机器学习模型等^[7]。唯象型模型包括 Arrhenius 模型、Johnson-Cook 模型和 Fields-Backofen 模型等, 其中 Arrhenius 模型应用最为广泛, 许多学者已采用该模型对流动应力进行了预测和分析^[8]。但唯象型模型未考虑流动应力和影响因素之间的微观机制, 外推能力偏弱。物理基模型从位错密度、晶粒尺寸等微观结构入手建立本构关系模型, 但构建模型使用的相关物理参数不易获得, 致使其建立与使用存在一定困难^[9]。由于热塑性变形过程中流动应力与工艺参数之间的关系复杂且高度非线性, 而传统唯象型模型或物理基模型对试验数据更为敏感, 且严重依赖于模型结构和假设, 因而难以保证流动应力的预测精度。

机器学习具有自学习、自组织和处理复杂非线性关系的能力, 能够自动寻找深层次的非线性特性, 从而弥补唯象型模型和物理基模型的不足, 可为本构关系多场耦合建模和流动应力精确预测提供可靠保障^[10]。支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和误差反向传播 (Back Propagation, BP) 神经网络是重要的机器学习方法。SVM 方法能够较好地解决小样本、过拟合等问题, 且有良好的泛化能力^[11]。唐江凌等^[12]构建了 Al-Cu-Mg-Ag 合金强度性能的 SVM 预测模型, 屈服强度和抗拉强度预测结果的平均绝对相对误差分别为 0.11% 和 0.23%。Desu R K 等^[13]在试验的基础上, 采用 SVM 方法构建了 304 奥氏体不锈钢的本构关系模型, 并与 JC 模型、ZA 模型和 Arrhenius 模型进行了对比分析, 发现 SVM 模型的预测精度更高。Limbadri K 等^[14]构建了 Zr-4 合金 Arrhenius、BP 网络和 SVM 本构关系模型, 发现 SVM 模型的平均绝对相对误差最小。但 SVM 模型参数的选择对学习和预测精度起着重要作用, 需正确设置核函数和正则化参数。目前, 采用 SVM 构建高温合金本构关系的研究鲜有报道。

BP 网络能通过反向传播调整网络权值和阈值,

使得误差最小; 但其初始权值和阈值会对预测精度产生较大影响^[15]。利用灰狼算法 (Grey Wolf Optimization, GWO) 优化 BP 网络的原始权重和偏差, 能显著提高模型精度^[16]。目前, GWO-BP 方法已在建筑、电力、测控等领域得到初步应用, 如 Ding G P 等^[17]采用光纤布拉格光栅传感器获取了碳纤维增强塑料传动轴的实时应变场数据, 并利用 GWO 优化算法对 BP 神经网络进行优化, 构建了传动轴损伤识别定位系统, 结果表明该系统能准确识别损伤及其位置。郭萃等^[18]采用 GWO-BP 网络建立了加速度计动态模型, 结果表明, 与 BP 网络模型相比, GWO-BP 模型的求解精度提高了 43.6%。但目前采用 GWO-BP 网络预测合金流动应力的文献报道很少, 梁强等^[19]构建了 HA161-4-3-1 合金的改进 Zerilli-Armstrong、Arrhenius 及 GWO-BP 模型, 结果表明, Zerilli-Armstrong、Arrhenius 和 GWO-BP 模型的平均绝对相对误差分别为 5.470%、3.163% 和 1.078%, 表明 GWO-BP 模型具有更高的预测精度。目前, 尚未检索到采用 GWO-BP 网络预测高温合金流动应力的文献报道。

本文基于 GH4742 高温合金热压缩试验数据, 分别构建了 Arrhenius、SVM 和 GWO-BP 网络本构关系模型, 以准确表征该合金的流动应力行为, 研究结果可为锻造工艺数值模拟和优化提供支持。

1 试验材料与方法

试验材料为 GH4742 高温合金棒材, 具体成分为 (% , 质量分数): C 0.04~0.08, Cr 13.0~15.0, Mo 4.5~5.5, Co 9.0~11.0, Ti 2.4~2.8, Nb 2.4~2.8, Al 2.4~2.8, 余量为 Ni。来料的组织如图 1 所示。从图 1 可以看出, 试验材料的平均晶粒尺寸约为 120 μm , 组织较均匀。

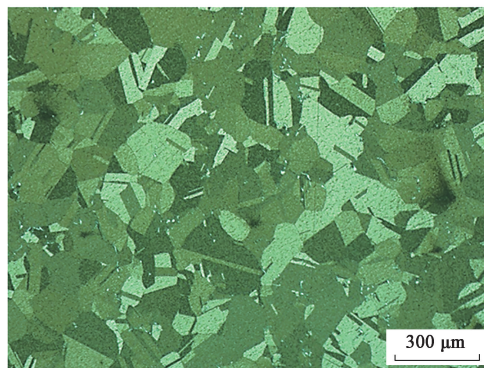


图 1 GH4742 高温合金的原始组织

Fig. 1 Original microstructure of superalloy GH4742

采用 Gleeble-3500 热/力模拟试验机对直径为 $\Phi 8$ mm、长度为 12 mm 的圆柱试样进行压缩试验。变形温度为 950~1160 $^{\circ}\text{C}$ 、应变速率为 0.001~1 s^{-1} 、高度压下率为 60% (真应变约为 0.92)。加热速度为 10 $^{\circ}\text{C} \cdot \text{s}^{-1}$ ，保温时间为 300 s。整个压缩试验过程均在真空环境下进行。并观察变形后的样品金相组织。

2 高温流动应力行为

图 2 为 GH4742 高温合金在不同应变速率下的

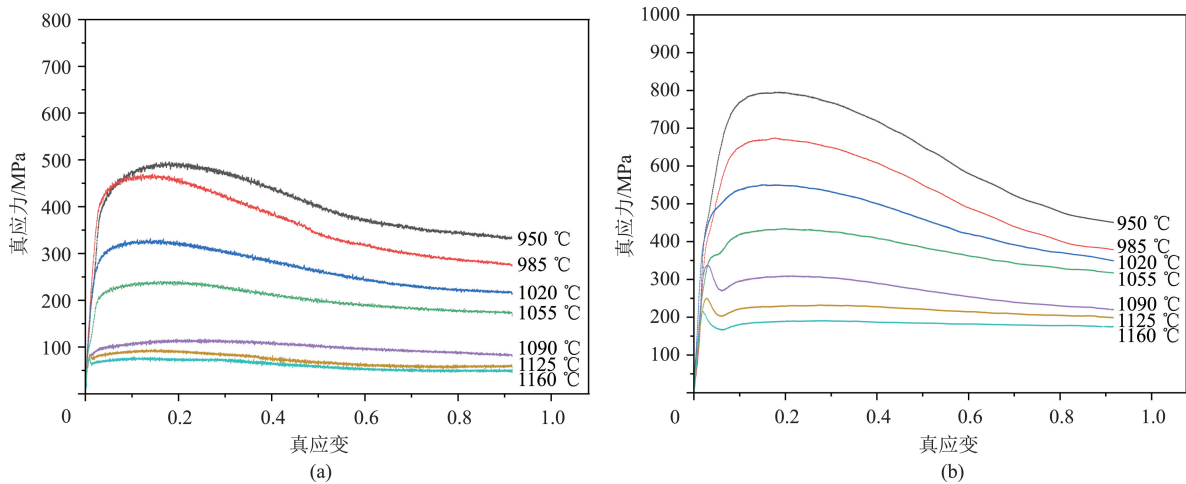


图 2 不同应变速率与变形温度下 GH4742 高温合金的流动应力曲线

(a) 0.01 s^{-1} (b) 1 s^{-1}

Fig. 2 Flow stress curves of superalloy GH4742 under different strain rates and deformation temperatures

GH4742 高温合金的流动应力随着变形温度的降低和应变速率的增加而升高，其原因为：随着变形温度的降低，原子动能降低，位错移动活性下降，开动的滑移系减少，抑制了晶界迁移速率，因而流动应力升高^[21]；随着应变速率的增加，位错增殖加快，且变形时间较短，动态回复、动态再结晶等进行得不充分，因而加工硬化更为明显，导致流动应力增大^[22]。从降低变形抗力角度考虑，GH4742 高温合金应尽量选择较高变形温度和较低应变速率条件下进行热成形。

3 基于 Arrhenius 方程的本构关系模型

3.1 Arrhenius 模型的形式

Sellars C M 等^[23]提出了 Arrhenius 本构方程，以探究材料在热变形时的应变速率、变形温度以及应力之间的关系。Arrhenius 方程有以下不同形

流动应力曲线，应变速率为 0.1 s^{-1} 、1 s^{-1} 时的流动应力变化特征类似。根据图 2 可知，变形初期，流动应力随着真应变的增加快速升高，其主要原因为真应变较小时，加工硬化效应占主导地位^[20]。随着真应变的增加，发生动态回复或动态再结晶，流动应力的上升趋势有所减缓，直至达到峰值；之后流动应力随着真应变的增加开始缓慢下降。不同工艺参数条件下，动态软化程度有所不同；变形温度较低、应变速率较高时，动态软化更为明显。

式^[24]：

$$\dot{\varepsilon} = A_1 \exp(\beta\sigma) \exp[-Q/(RT)], \alpha\sigma > 1.2 \quad (1)$$

$$\dot{\varepsilon} = A_2 \sigma^{n_1} \exp[-Q/(RT)], \alpha\sigma < 0.8 \quad (2)$$

$$\dot{\varepsilon} = A_3 [\sinh(\alpha\sigma)]^n \exp[-Q/(RT)], \text{所有的 } \sigma \quad (3)$$

式中： $\dot{\varepsilon}$ 为应变速率， s^{-1} ； σ 为流动应力，MPa； R 为气体常数， $(\text{J} \cdot (\text{mol} \cdot \text{K})^{-1})$ ； T 为绝对温度，K； Q 为变形激活能， $(\text{J} \cdot \text{mol}^{-1})$ ； β 、 n_1 、 n 、 A_1 、 A_2 、 A_3 和 α 为常数， $\alpha = \beta/n_1$ 。

式 (1) 适用于高应力水平 ($\alpha\sigma > 1.2$)，式 (2) 适用于低应力水平 ($\alpha\sigma < 0.8$)，式 (3) 为双曲正弦方程，适用于所有应力水平。

对式 (1) ~ 式 (3) 两边取自然对数，整理可得：

$$\sigma = \frac{1}{\beta} \ln \dot{\varepsilon} + \frac{Q}{\beta RT} - \frac{\ln A_1}{\beta} \quad (4)$$

$$\ln \sigma = \frac{1}{n_1} \ln \dot{\epsilon} + \frac{Q}{n_1 RT} - \frac{\ln A_2}{n_1} \quad (5)$$

$$\ln [\sinh(\alpha \sigma)] = \frac{1}{n} \ln \dot{\epsilon} + \frac{Q}{n RT} - \frac{\ln A_3}{n} \quad (6)$$

3.2 基于 Arrhenius 方程的峰值应力本构关系模型

3.2.1 峰值应力 Arrhenius 模型建立

根据式 (4) 和式 (5), 分别构建 $\ln \dot{\epsilon}-\sigma$ 和 $\ln \dot{\epsilon}-\ln \sigma$ 曲线, 如图 3a 和图 3b 所示, 由线性拟合可得到不同变形温度下的直线斜率, 即可得到 β 和 n_1 值; 根据 $\alpha=\beta/n_1$, 可求出 α 值。计算得到 α 的平均值

约为 0.00468。

将 α 值代入式 (6), 构建 $\ln \dot{\epsilon}-\ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 和 $\ln [\sinh(\alpha \sigma)]-1000/T$ 曲线, 如图 3c 和图 3d 所示。图 3c 中的直线斜率为 n 值; 计算得到 n 的平均值约为 4.12530。图 3d 中的直线斜率为 $\frac{Q}{nR}$ 值, 计算

得到的 $\frac{Q}{nR}$ 为平均值约为 25.43341; 进一步可计算得出 GH4742 高温合金峰值应力下的变形激活能 Q 约为 872.30859 kJ · mol⁻¹。

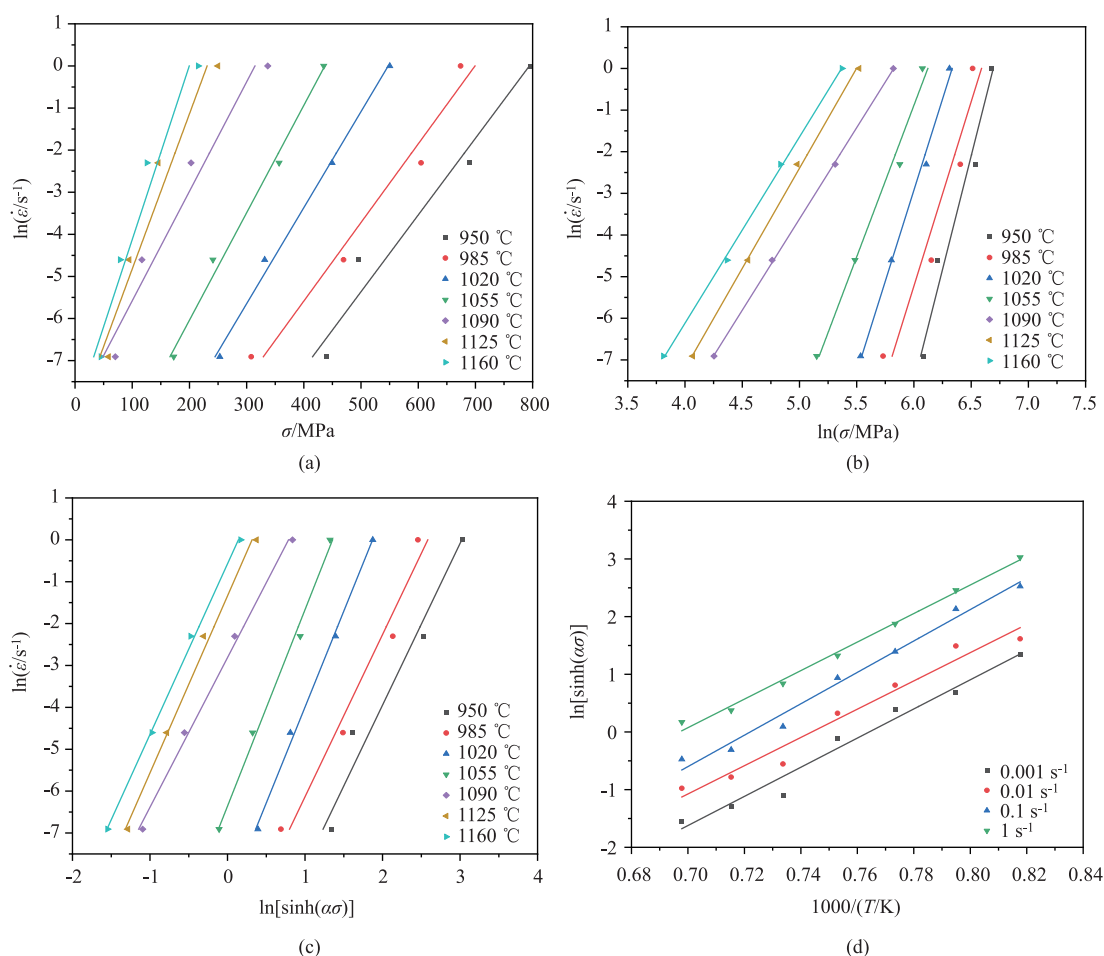


图3 材料参数拟合关系曲线

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

Fig. 3 Fitting relationship curves for material parameters

Z 参数可定量描述 T 和 $\dot{\epsilon}$ 对 σ 的综合影响^[25]:

$$Z = \dot{\epsilon} \exp\left(\frac{Q}{RT}\right) \quad (7)$$

结合式 (3) 可得:

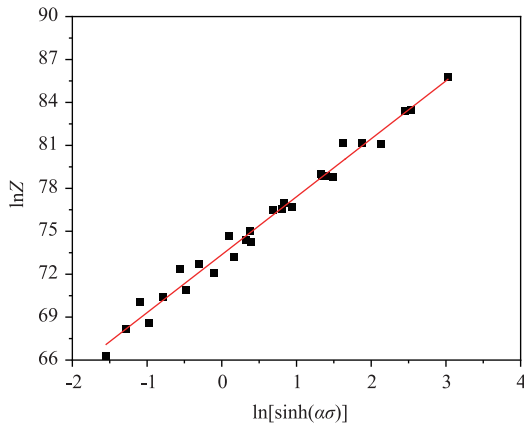
$$Z = \dot{\epsilon} \exp\left(\frac{Q}{RT}\right) = A_3 [\sinh(\alpha \sigma)]^n \quad (8)$$

将式 (8) 两边取对数可得:

$$\ln Z = \ln A_3 + n \ln [\sinh(\alpha \sigma)] \quad (9)$$

将 Q 、 T 和 $\dot{\epsilon}$ 代入式 (7), 可得到不同工艺下的 Z 值和 $\ln Z$ 值。图 4 为峰值应力下的 $\ln Z - \ln [\sinh(\alpha \sigma)]$ 关系曲线。

根据图 4 可得到峰值应力下的 $\ln A_3$ 值约为

图 4 峰值应力下 $\ln Z - \ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ 关系曲线Fig. 4 Relationship curve of $\ln Z$ and $\ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ at peak stress

73.36115, 对应的 A_3 值约为 7.25008×10^{31} 。

将上述计算得到的峰值应力下材料参数 α 、 n 和 A_3 的值带入式 (6), 可得到 GH4742 高温合金峰值应力的数学模型:

$$\left\{ \begin{aligned} \sigma &= \frac{1}{0.00468} \ln \left\{ \left(\frac{Z}{7.25008 \times 10^{31}} \right)^{\frac{1}{4.12530}} + \left[\left(\frac{Z}{7.25008 \times 10^{31}} \right)^{\frac{2}{4.12530}} + 1 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \\ Z &= \dot{\epsilon} \exp \left(\frac{Q}{RT} \right) \end{aligned} \right. \quad (10)$$

3.2.2 峰值应力 Arrhenius 模型预测精度分析

将热压缩试验设定的变形温度 T 、应变速率 $\dot{\epsilon}$ 及变形激活能 Q 值代入 GH4742 高温合金峰值应力 Arrhenius 模型 (式 (10)) 中, 则可得到该模型的流动应力预测值。以试验值为横坐标, 以利用本构关系模型求得的预测值为纵坐标, 可获得误差散点图, 如图 5 所示。从图 5 可以看出, 数据点基本上分布在 $\pm 15\%$ 的误差带内, 这说明, 所建立的峰值应力 Arrhenius 模型 (式 (10)) 具有较高的预测精度。

为进一步考察所建立的峰值应力 Arrhenius 模型的预测能力, 采用相关系数 r 和平均绝对相对误差 $AARE$ 进行评价^[26]:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}} \quad (11)$$

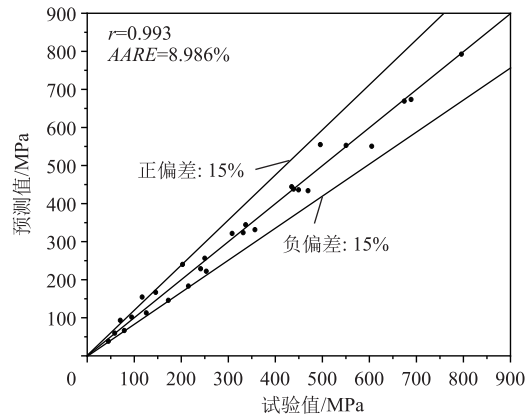


图 5 GH4742 高温合金峰值应力 Arrhenius 模型预测值与试验值的相关性

Fig. 5 Correlation between prediction values by peak stress Arrhenius model and experiment values for superalloy GH4742

$$AARE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_i - P_i}{E_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

式中: E_i 为第 i 个流动应力试验值; P_i 为第 i 个流动应力预测值; \bar{E} 与 \bar{P} 分别为试验值和预测值的平均值; N 为数据数量。

将式 (10) 计算出的流动应力预测值与试验值分别代入式 (11) 和式 (12), 可计算出 GH4742 高温合金峰值应力 Arrhenius 模型的 $r=0.993$, $AARE=8.986\%$, 同样说明所建立的峰值应力 Arrhenius 模型具有较高的预测精度。

3.3 基于 Arrhenius 方程的应变补偿本构关系模型

鉴于峰值应力 Arrhenius 模型忽略了应变的影响, 为使模型能够全面地预测整个变形过程中的流动应力, 需要对 Arrhenius 方程进行应变补偿。

3.3.1 应变补偿 Arrhenius 模型的建立

以 GH4742 高温合金在不同变形条件下的流动应力为本构建模数据, 按照上述的材料常数求解流程, 可求出应变为 0.05~0.90 (间隔为 0.05, 共选取 18 个应变值) 下的 α 、 n 、 Q 和 $\ln A_3$ 的值, 其结果如表 1 所示。

考虑到应变对流动应力的影响, 对不同应变下的材料参数 α 、 n 、 Q 和 $\ln A_3$ (表 1) 进行拟合。拟合结果表明, 六次、七次、八次多项式的拟合精度相差不大, 均较高; 为简化拟合模型, 选取六次多项式拟合。六次多项式拟合得到的材料参数 α 、 n 、 Q 、 $\ln A_3$ 与应变之间的数学模型如式 (13) 所示, 拟合曲线如图 6 所示, 根据拟合结果可知, 式 (13) 所示的拟合函数具有很好的拟合精度。

表 1 不同应变下的材料参数

Table 1 Material parameters under different strains

ε	α	n	$Q/(kJ \cdot mol^{-1})$	$\ln A_3$
0.05	0.00547	4.86564	1030.49109	87.20322
0.10	0.00508	4.18786	936.01153	78.86669
0.15	0.00507	3.95222	893.95009	75.10634
0.20	0.00511	3.78968	856.52456	71.79261
0.25	0.00517	3.70633	830.95018	69.54942
0.30	0.00527	3.64476	813.73184	68.06367
0.35	0.00540	3.57202	786.08167	65.62836
0.40	0.00550	3.58998	773.89156	64.61218
0.45	0.00562	3.61791	756.35402	63.10147
0.50	0.00577	3.67149	738.31782	61.54148
0.55	0.00592	3.69700	723.30159	60.25390
0.60	0.00607	3.77649	717.95417	59.82258
0.65	0.00620	3.87383	717.75637	59.83997
0.70	0.00633	3.94282	722.33998	60.26856
0.75	0.00643	4.01740	723.28536	60.35895
0.80	0.00650	4.09529	723.63987	60.40173
0.85	0.00656	4.17488	723.37727	60.37891
0.90	0.00664	4.24367	733.51048	61.29849

$$\begin{aligned}
 \alpha(\varepsilon) &= 0.00623 - 0.02172\varepsilon + 0.14449\varepsilon^2 - \\
 &\quad 0.44859\varepsilon^3 + 0.74694\varepsilon^4 - 0.62590\varepsilon^5 + \\
 &\quad 0.20599\varepsilon^6 \\
 n(\varepsilon) &= 5.94403 - 28.66123\varepsilon + 155.09934\varepsilon^2 - \\
 &\quad 454.56715\varepsilon^3 + 730.49923\varepsilon^4 - 593.94304\varepsilon^5 + \\
 &\quad 190.58500\varepsilon^6 \\
 Q(\varepsilon) &= 1187.27680 - 4082.75809\varepsilon + \\
 &\quad 21621.07156\varepsilon^2 - 64901.84949\varepsilon^3 + \\
 &\quad 103156.62298\varepsilon^4 - 81325.89436\varepsilon^5 + \\
 &\quad 25141.25873\varepsilon^6 \\
 \ln A_3(\varepsilon) &= 101.06530 - 360.52669\varepsilon + 1903.76347\varepsilon^2 - \\
 &\quad 5701.96899\varepsilon^3 + 9059.40984\varepsilon^4 - \\
 &\quad 7146.25511\varepsilon^5 + 2211.36486\varepsilon^6
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

将式 (13) 代入至式 (6)，可得到 GH4742 高温合金整个应变下的 Arrhenius 方程本构关系模型为：

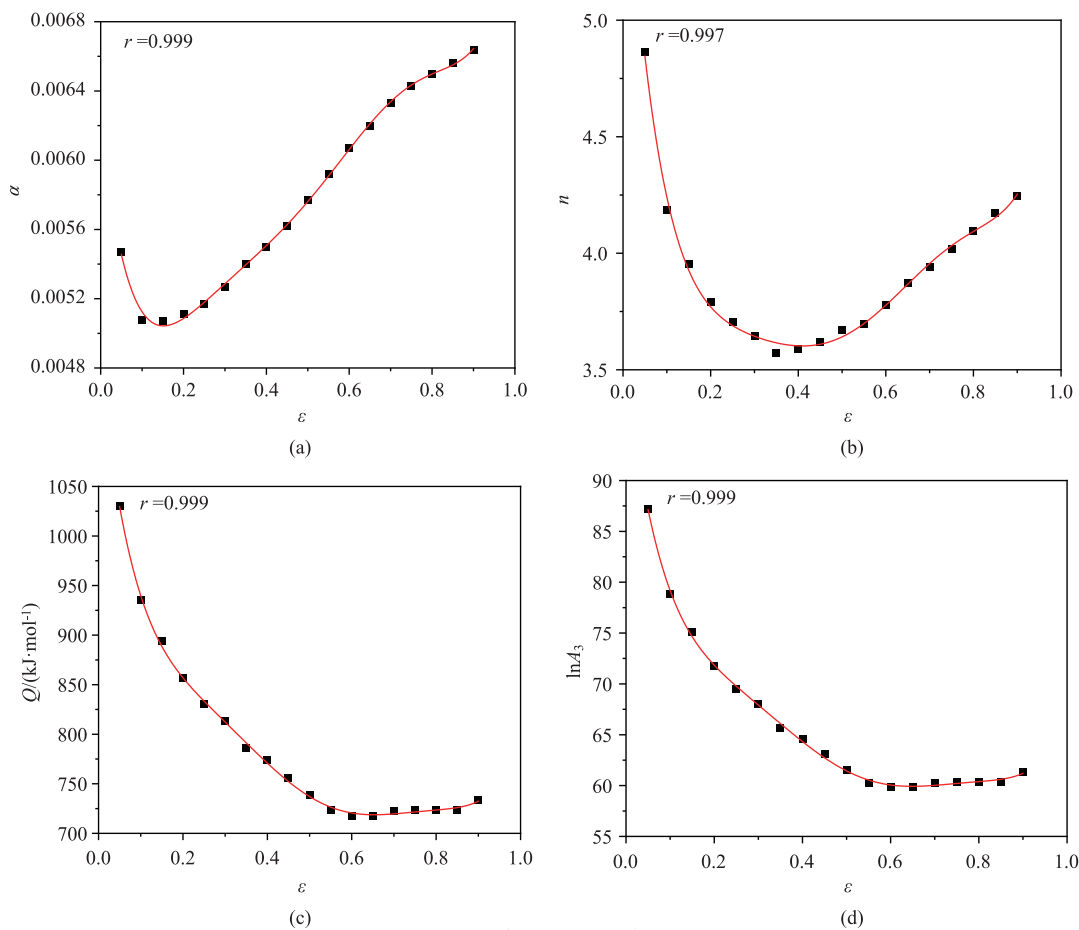


图 6 材料参数多项式拟合曲线
(a) α (b) n (c) Q (d) $\ln A_2$

Fig. 6 Polynomial fitting curves for material parameters

$$\begin{cases} \sigma = \frac{1}{\alpha(\varepsilon)} \ln \left\{ \left(\frac{Z(\varepsilon)}{A_3(\varepsilon)} \right)^{\frac{1}{n(\varepsilon)}} + \left[\left(\frac{Z(\varepsilon)}{A_3(\varepsilon)} \right)^{\frac{2}{n(\varepsilon)}} + 1 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \\ Z(\varepsilon) = \dot{\varepsilon} \exp \left(\frac{Q(\varepsilon)}{RT} \right) \end{cases} \quad (14)$$

3.3.2 应变补偿 Arrhenius 模型预测精度分析

图 7 为应变补偿 Arrhenius 模型预测值与试验值的对比。大多数数据点分布在 $\pm 15\%$ 的误差带内。将预测值与试验值代入式 (11)，计算得出 r 为 0.991；将预测值与试验值代入式 (12)，计算得出 AARE 为 9.813%。这说明所建立的应变补偿 Arrhenius 方程本构关系模型具有较好的预测能力，可用于表征 GH4742 高温合金的流动应力行为。

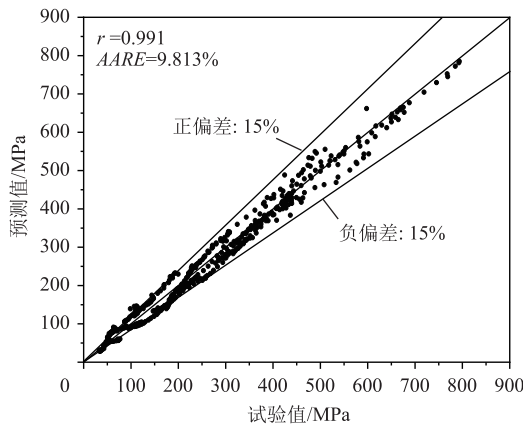


图 7 GH4742 高温合金应变补偿 Arrhenius 模型预测值与试验值的相关性

Fig. 7 Correlation between predicted values by strain compensated Arrhenius model and experiment values for superalloy GH4742

4 基于机器学习的本构关系模型

4.1 支持向量机模型

4.1.1 支持向量机基本原理

建立基于 SVM 本构关系模型的过程中，给定训练样本集 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_j, y_j)\}$ ，根据 D 找到一个划分超平面，以区分不同类别的样本，其中， x_j 为第 j 个输入变量， $x_j \in \mathbf{R}_n$ ， y_j 为第 j 个输出变量， $y_j \in \mathbf{R}$ 。使用非线性函数可将输入向量映射至高维希尔伯特空间，非线性问题转化为线性可分问题，并得到最佳回归函数 $f(x) = \omega \varphi(x) + b$ [27]，其中， ω 为空间权重系数， $\varphi(x)$ 为目标函数， x 为样本点， b 为偏差。根据结构风险最小化原则，设定目标函数和约束条件如下 [28-29]：

$$\begin{cases} \min_{\omega, b, e} J(\omega, b, e) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{j=1}^m e_j^2 \\ \text{s. t. } y_j = \omega^T \varphi(x_j) + b + e_j, j = 1, 2, 3, \dots, m \end{cases} \quad (15)$$

式中： $J(\omega, b, e)$ 为目标函数 $\varphi(x_j)$ 的优化函数； γ 为损失函数的惩罚系数，并且 $\gamma \geq 0$ ； e 为训练误差； e_j 为第 j 个数据的训练误差； m 为样本数。

将式 (15) 中的目标函数优化为对偶空间的求解 [29-30]：

$$L(\omega, b, e, a) = J(\omega, b, e) - \sum_{j=1}^m [a_j \omega^T \varphi(x_j) + b + e_j - y_j] \quad (16)$$

式中： L 为拉格朗日函数； a 为拉格朗日乘数； a_j 为第 j 个拉格朗日乘子。

根据拉格朗日函数求得 ω 、 b 、 e_j 和 a_j 的偏导为：

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial a_j} = 0 \rightarrow \omega^T \varphi(x_j) + b + e_j - y_j = 0, j = 1, 2, 3, \dots, m \\ \frac{\partial L}{\partial e_j} = 0 \rightarrow e_j = \gamma e_j, j = 1, 2, 3, \dots, m \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{j=1}^m a_j = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \rightarrow \omega = \sum_{j=1}^m a_j \varphi(x_j) \end{cases} \quad (17)$$

根据式 (17)，可获得线性方程：

$$\begin{cases} s^T \times a = 0 \\ s \times b + (K + \gamma^{-1} \times I) \times a = y \end{cases} \quad (18)$$

式中： $y = [y_1, y_2, \dots, y_j]^T$ ； I 为单位矩阵； $s = [1, 2, \dots, m]$ ； $a = [a_1, a_2, \dots, a_j]^T$ ； $b = [b_1, b_2, \dots, b_j]^T$ ； $K = \varphi(x_j)^T \varphi(x_o)$ ； x_o 为中心变量。

核函数用于计算输入向量之间的相似度或内积。本研究选择了泛化能力更强的径向基核函数，其表达式见式 (19)：

$$k(x_j, x_o) = \exp \left(- \frac{\|x_j, x_o\|^2}{2\delta^2} \right) \quad (19)$$

式中： $k(x_j, x_o)$ 为径向基核函数； $\|x_j, x_o\|$ 为 x_j 和 x_o 之间的欧式距离； δ 为核函数宽度。

4.1.2 支持向量机本构关系模型建立及验证

(1) 支持向量机本构关系模型建立

根据上述 SVM 基本原理，基于 SVM 的 GH4742 高温合金的本构关系模型可总结为 [28,30]：

$$y_j = \sum_{j=1}^m a_j \exp \left(- \frac{\|x_j, x_o\|^2}{2\delta^2} \right) + b \quad (20)$$

将 GH4742 高温合金的变形温度 T 、应变速率 $\dot{\varepsilon}$

和真应变 ε 作为输入变量 x_j , σ 作为输出变量 y_j , 建立 SVM 模型。对建立好的 SVM 模型输入 504 组流动应力数据, 随机选取其中的 75% 组数据用于模型训练, 剩余 25% 组数据用于模型测试。

(2) 支持向量机本构关系模型验证

图 8 为 SVM 模型流动应力预测值与试验值对比。绝大多数数据点分布在 $\pm 15\%$ 的误差带里面。将

训练样本 SVM 模型的流动应力预测值与试验值代入式 (11), 计算得到的 r 为 0.999; 将训练样本 SVM 模型的流动应力预测值与试验值代入式 (12), 计算得到的 $AARE$ 为 4.493%。同理可计算得到测试样本 SVM 模型的 r 为 0.997, $AARE$ 为 5.626%。这说明所建立的 SVM 本构关系模型具有良好的预测能力。

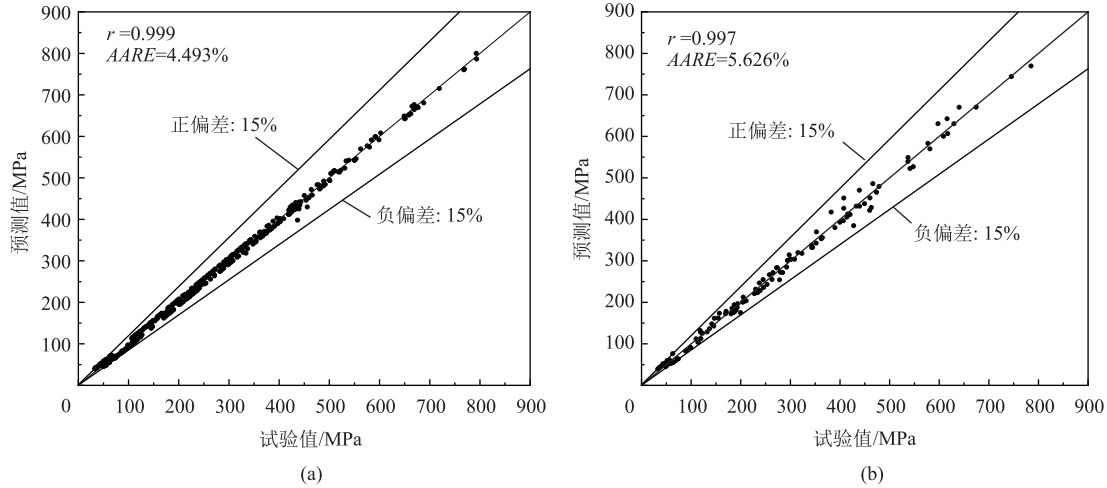


图 8 GH4742 高温合金流动应力的试验值与 SVM 模型预测值的相关性

(a) 训练样本 (b) 测试样本

Fig. 8 Correlation between experiment values and SVM model prediction values of flow stress for superalloy GH4742

(a) Training sample (b) Testing sample

4.2 GWO-BP 模型

4.2.1 GWO-BP 网络基本原理

在 BP 模型的基础上, 采用 GWO 算法对 BP 神经网络进行优化来完成预测^[31-32]。GWO 是一种新型智能优化算法, 该算法将灰狼分为最优灰狼、次优灰狼、第 3 优灰狼和剩余灰狼, 每一级灰狼的行为均需严格服从上一级的领导, 从而进行群体优化^[33]。其中, 包围、狩猎和攻击猎物是 GWO 的 3 个主要过程, 步骤如下^[33-34]。

步骤 1: 包围。灰狼在搜寻猎物时会逐渐靠近并包围猎物, 其数学模型如下:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (21)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (22)$$

式中: t 为迭代次数; D 为运动向量; A 和 C 为系数向量; X_p 为猎物位置向量; X 为当前灰狼所在位置向量。

向量 A 和 C 由式 (23)、式 (24) 计算:

$$A = 2k \cdot r_1 - k \quad (23)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (24)$$

式中: r_1 和 r_2 为取值范围在 $[0, 1]$ 之间的随机

数; k 为距离收敛因子, 其变化幅度为从 2 线性递减至 0, 其值可由式 (25) 得到:

$$|k| = 2 - \frac{2t}{t_{\max}} \quad (25)$$

式中: t_{\max} 为最大迭代次数。

步骤 2: 狩猎。捕猎过程中, 次优灰狼 β' 和第 3 优灰狼 δ' 在最优灰狼 α' 的带领下进行位置更新, 其数学模型如下:

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (26)$$

X_1 、 X_2 和 X_3 可由式 (27) 计算:

$$\begin{cases} X_1 = X_{\alpha'} - A_1 \cdot D_{\alpha'} \\ X_2 = X_{\beta'} - A_2 \cdot D_{\beta'} \\ X_3 = X_{\delta'} - A_3 \cdot D_{\delta'} \end{cases} \quad (27)$$

式中: $X_{\alpha'}$ 、 $X_{\beta'}$ 和 $X_{\delta'}$ 分别为 α' 狼、 β' 狼和 δ' 狼的当前位置向量; $D_{\alpha'}$ 、 $D_{\beta'}$ 和 $D_{\delta'}$ 分别为 α' 狼、 β' 狼和 δ' 狼相对于其他狼的位置向量; A_1 、 A_2 和 A_3 为动态系数, 它们决定灰狼向猎物移动的强度和方向。

$D_{\alpha'}$ 、 $D_{\beta'}$ 和 $D_{\delta'}$ 可由式(28)获得:

$$\begin{cases} D_{\alpha'} = |C_1 \cdot X_{\alpha'} - X| \\ D_{\beta'} = |C_2 \cdot X_{\beta'} - X| \\ D_{\delta'} = |C_3 \cdot X_{\delta'} - X| \end{cases} \quad (28)$$

式中: C_1 、 C_2 和 C_3 为随机向量。

步骤3: 攻击猎物。灰狼优化的最后一步是捕获目标, 即获得最优解。最优解主要通过减小 k 的值来获得, 当 A 的值在 $[-2|k|, 2|k|]$ 的区间内任意取值且 $|A| < 1$ 时, 灰狼将实现对猎物的攻击。

4.2.2 GWO-BP 网络本构关系模型建立及验证

(1) GWO-BP 网络本构关系模型建立

将 GH4742 高温合金压缩变形温度 T 、应变速率 $\dot{\varepsilon}$ 和真应变 ε 作为输入变量, 流动应力 σ 作为输出变量, 建立 GWO-BP 模型。对建立好的模型输入 504 组流动应力数据, 随机选取其中的 75% 组数据用于模型训练, 剩余的 25% 组数据用于模型测试。BP 模型参数设置如下: 采用 3 层结构 (输入层、

隐藏层和输出层), 激活函数分别采用 Tansig 和 Purelin, 训练算法采用 Trainlm。采用 GWO 对 BP 神经节点的初始权值和阈值进行优化, 设定狼群数量为 10, 最大迭代次数为 100 次, 通过计算狼群的适应度值, 比较更新最优狼位置, 最后输出优化的初始权值和阈值, 进一步对 BP 网络进行训练。训练结束后, 对 GWO-BP 模型的预测性能进行评价。

(2) GWO-BP 网络本构关系模型验证

图 9 为 GWO-BP 模型流动应力的预测值与试验值的相关性, 绝大多数数据点分布在 $\pm 15\%$ 的误差带内。根据式 (11) 计算得到训练样本 GWO-BP 模型的相关系数 r 为 0.997, 根据式 (12) 计算得到的训练样本 GWO-BP 模型的平均绝对相对误差 $AARE$ 为 5.194%; 测试样本 GWO-BP 模型的相关系数 r 为 0.997, 平均绝对相对误差 $AARE$ 为 5.471%。这说明所建立的 GWO-BP 模型具有良好的预测能力, 可用于表征 GH4742 高温合金的流动行为。

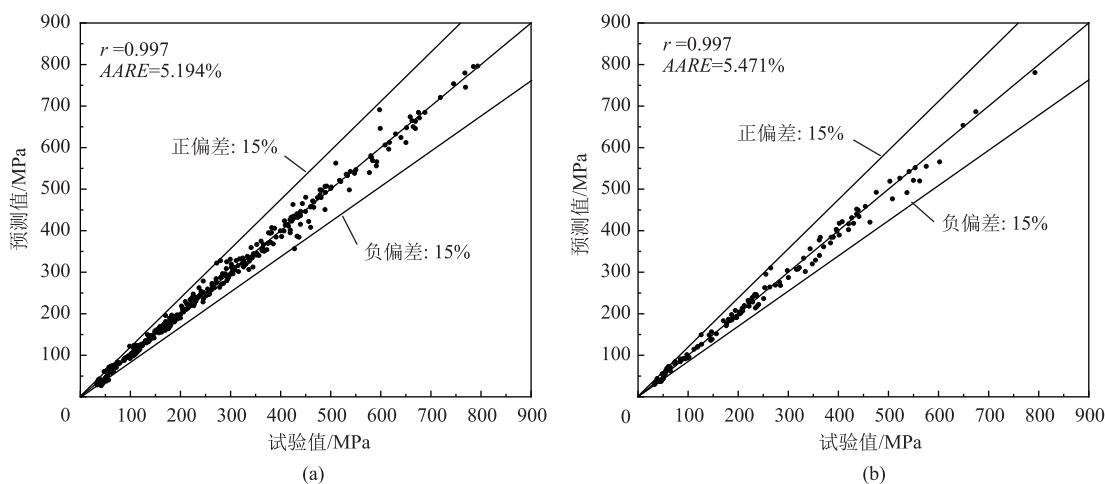


图 9 GH4742 高温合金流动应力的试验值与 GWO-BP 模型预测值的相关性

(a) 训练样本 (b) 测试样本

Fig. 9 Correlation between experiment values and prediction values by GWO-BP model of flow stress for superalloy GH4742

(a) Training sample (b) Testing sample

5 不同本构关系模型误差比较

综上所述可以看出, 应变补偿 Arrhenius 本构关系模型的 $AARE$ 为 9.813%, 测试样本 SVM 模型和测试样本 GWO-BP 模型的 $AARE$ 分别为 5.626% 和 5.471%, 3 种不同模型均具有较高的预测精度, 其 $AARE$ 均小于 10%; 其中, SVM 和 GWO-BP 模型的预测精度更高。为进一步对比不同本构关系模型的

预测精度, 按式 (29) 分别计算了 3 种模型的相对误差 RE_i [35]:

$$RE_i = \frac{E_i - P_i}{E_i} \times 100\% \quad (29)$$

图 10 为应变补偿 Arrhenius、SVM 和 GWO-BP 模型的相对误差分布。图 10 中纵坐标为特定相对误差范围内的预测样本数占样本总数的百分比。应变补偿 Arrhenius、SVM 和 GWO-BP 模型的相对误差范围分别为 $-44.920\% \sim 23.176\%$ 、 $-21.443\% \sim$

14.685%和-19.827%~19.861%，即应变补偿 Arrhenius 模型预测值的相对误差范围最大，SVM 和 GWO-BP 模型预测值的相对误差范围较小。从图 10 还可以看出，应变补偿 Arrhenius 模型预测值的相对误差在 $\pm 15\%$ 内的预测样本数约占样本总数的 80.556%，而 SVM 模型预测值的相对误差在 $\pm 15\%$ 以内的占比达到 92.969%，在 $\pm 10\%$ 以内的占比也

达到了 81.746%；GWO-BP 模型的预测精度更高，相对误差在 $\pm 15\%$ 以内的占比高达 93.750%；相对误差在 $\pm 10\%$ 以内的占比也达到 84.127%。由以上预测精度对比分析可知，应变补偿 Arrhenius 模型对 GH4742 高温合金流动应力的预测结果相对较差；SVM 和 GWO-BP 模型的预测能力更高，能更好地满足实际工程需要。

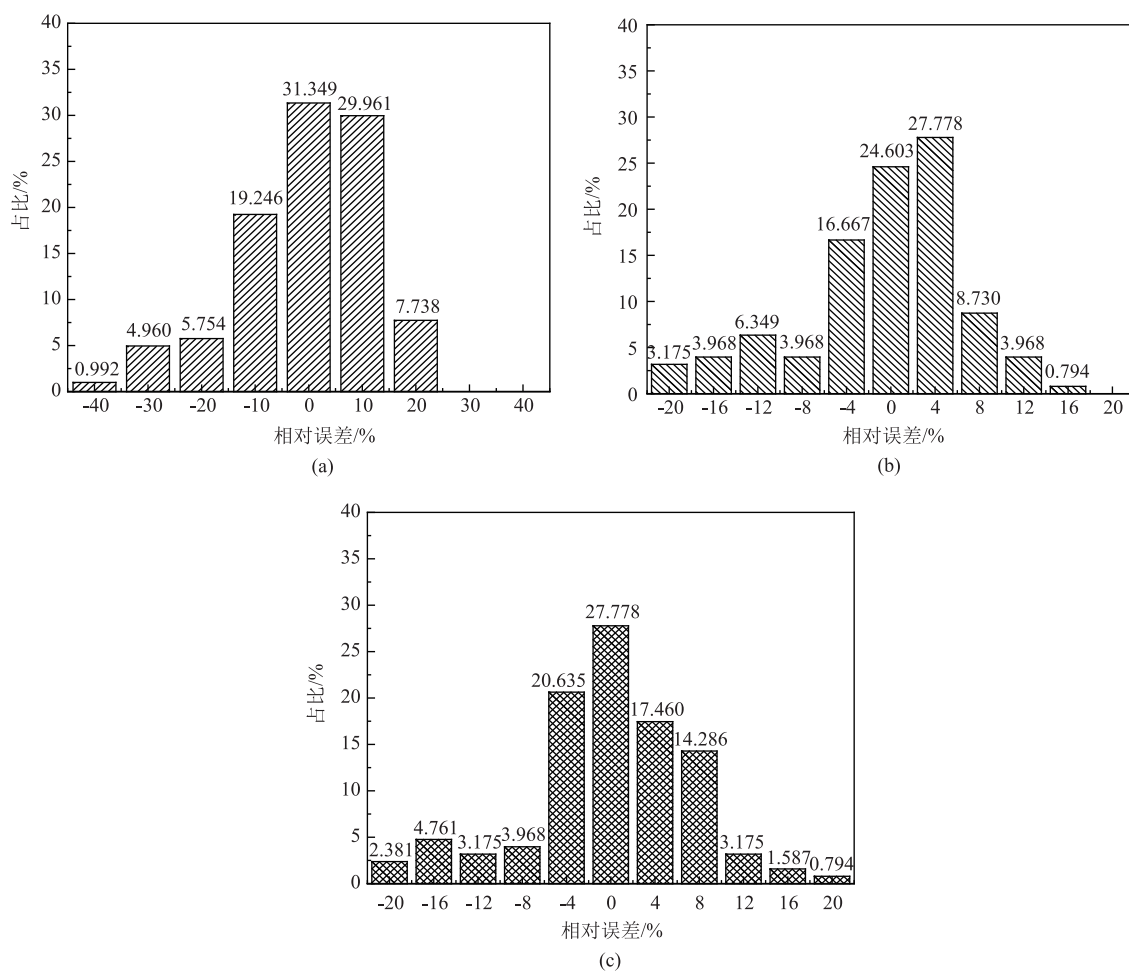


图 10 应变补偿 Arrhenius (a)、SVM (b) 和 GWO-BP (c) 模型的相对误差对比

Fig. 10 Comparison of relative errors for strain compensated Arrhenius (a), SVM (b) and GWO-BP (c) models

6 结论

(1) GH4742 高温合金的流动应力曲线在低变形温度、高应变速率下呈现明显的软化现象；随着变形温度的升高和应变速率的降低，流动应力曲线逐渐呈现稳态流动特征。

(2) 分别构建了 GH4742 高温合金峰值应力和应变补偿 Arrhenius 方程本构关系模型。其中，峰值应力 Arrhenius 本构关系模型的相关系数 r 为 0.993，平均绝对相对误差 AARE 为 8.986%；应变补偿 Ar-

rrhenius 本构关系模型的相关系数 r 为 0.991，平均绝对相对误差为 AARE 为 9.813%。

(3) 分别构建了 GH4742 高温合金 SVM 和 GWO-BP 网络机器学习本构关系模型。其中，训练样本 SVM 模型的相关系数 r 为 0.999，平均绝对相对误差 AARE 为 4.493%；测试样本 SVM 模型的相关系数 r 为 0.997，平均绝对相对误差 AARE 为 5.626%。训练样本 GWO-BP 模型的相关系数 r 为 0.997，平均绝对相对误差 AARE 为 5.194%；测试样本 GWO-BP 模型的相关系数 r 为 0.997，平均绝对相对误差 AARE 为 5.471%。

(4) 对比应变补偿 Arrhenius、SVM 和 GWO-BP 模型可知, 应变补偿 Arrhenius 模型对 GH4742 高温合金流动应力的预测精度相对较差; 而 SVM 和 GWO-BP 模型的预测精度更高, 能更好地满足实际工程需要。

参考文献:

- [1] Zhang M X, Zhang B J, Jiao X Y, et al. Hot deformation behaviors and microstructure evolution of a supersaturated nickel-based superalloy [J]. *Materials Characterization*, 2024, 211: 113915.
- [2] 张北江, 赵光普, 胥国华, 等. GH742 合金热变形行为与微观组织演化 [J]. *金属学报*, 2005, 41 (11): 1207-1214.
Zhang B J, Zhao G P, Xu G H, et al. Hot deformation behavior and microstructure evolution of superalloy GH742 [J]. *Acta Metallurgica Sinica*, 2005, 41 (11): 1207-1214.
- [3] Zhang W W, Liu X G, Du Q, et al. Microstructure evolution in GH4742 superalloy by combining hot deformation and heat treatment [J]. *Journal of Materials Research and Technology*, 2023, 23: 13-35.
- [4] 秦鹤勇, 李振团, 赵光普, 等. 固溶温度对 GH4742 合金力学性能及 γ' 相的影响 [J]. *材料研究学报*, 2023, 37 (7): 502-510.
Qin H Y, Li Z T, Zhao G P, et al. Effect of solution temperature on mechanical properties and γ' phase of GH4742 superalloy [J]. *Chinese Journal of Materials Research*, 2023, 37 (7): 502-510.
- [5] Xu H, Yang S F, Wang E H, et al. Cognition on oxidation behavior of Ni-based superalloy GH4742 when exposed to water vapor [J]. *Journal of Materials Science and Technology*, 2024, 174: 15-22.
- [6] Kong W W, Yuan C, Zhang B N, et al. Investigation on low-cycle fatigue behaviors of wrought superalloy GH4742 at room-temperature and 700 °C [J]. *Materials Science and Engineering A*, 2019, 751: 226-236.
- [7] Lin Y C, Chen X M. A critical review of experimental results and constitutive descriptions for metals and alloys in hot working [J]. *Materials and Design*, 2011, 32 (4): 1733-1759.
- [8] 贡宣洋, 张海燕, 赵忠. GH4169 合金 DP 工艺中的热变形行为及应变补偿本构模型 [J]. *兵器材料科学与工程*, 2024, 47 (3): 1-7.
Gong X Y, Zhang H Y, Zhao Z. Thermal deformation behavior and strain compensation constitutive model of GH4169 alloy during DP [J]. *Ordnance Material Science and Engineering*, 2024, 47 (3): 1-7.
- [9] Lu C Y, Shi J, Wang J. Physically based constitutive modeling for Ti17 alloy with original basketweave microstructure in β forging: A comparison of three approaches [J]. *Materials Characterization*, 2021, 181: 111455.
- [10] Fu C Z, Tao C C, Huang H J, et al. Exploring microstructure evolution and machine-learning methods based on SCAT-CIWOA-BP-DMM theory during hot deformation of 56Ni-32Ti-12Hf alloy [J]. *Intermetallics*, 2024, 171: 108342.
- [11] He D G, Lin Y C, Chen J, et al. Microstructural evolution and support vector regression model for an aged Ni-based superalloy during two-stage hot forming with stepped strain rates [J]. *Materials and Design*, 2018, 154: 51-62.
- [12] 唐江凌, 蔡从中, 皇思洁, 等. Al-Cu-Mg-Ag 合金强度性能的支持向量回归预测 [J]. *航空材料学报*, 2012, 32 (5): 92-96.
Tang J L, Cai C Z, Huang S J, et al. Strength prediction for Al-Cu-Mg-Ag alloy based on support vector regression [J]. *Journal of Aeronautical Materials*, 2012, 32 (5): 92-96.
- [13] Desu R K, Guntuku S C, Aditya B, et al. Support vector regression based flow stress prediction in austenitic stainless steel 304 [J]. *Procedia Materials Science*, 2014, 6: 368-375.
- [14] Limbadri K, Pankaj W, Suresh K, et al. Flow stress modeling of tube and slab route sheets of zircaloy-4 using machine learning techniques and Arrhenius type constitutive equations [J]. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 2022, 32 (2): 462-474.
- [15] Ding F J, Jia X D, Hong T J, et al. Prediction model on flow stress of 6061 aluminum alloy sheet based on GA-BP and PSO-BP neural networks [J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2020, 49 (6): 1840-1853.
- [16] Tian Y, Yu J Q, Zhao A J. Predictive model of energy consumption for office building by using improved GWO-BP [J]. *Energy Reports*, 2020, 6: 620-627.
- [17] Ding G P, Hou S J. CFRP drive shaft damage identification and localization based on FBG sensing network and GWO-BP neural networks [J]. *Optical Fiber Technology*, 2024, 82: 103631.
- [18] 郭萃, 石云波, 温晓杰, 等. 基于 GWO-BP 方法的加速度计动态模型研究 [J]. *测控技术*, 2023, 42 (8): 50-55.
Guo C, Shi Y B, Wen X J, et al. Dynamic model of accelerometer based on GWO-BP method [J]. *Measurement and Control Technology*, 2023, 42 (8): 50-55.
- [19] 梁强, 张贤明, 李平, 等. 改进 Zerilli-Armstrong、Arrhenius 和 GWO-BPNN 模型对 HA161-4-3-1 合金高温流变应力的预测 [J]. *材料热处理学报*, 2022, 43 (9): 193-204.
Liang Q, Zhang X M, Li P, et al. Prediction of high temperature flow stress of HA161-4-3-1 alloy by modified Zerilli-Armstrong, Arrhenius and GWO-BPNN models [J]. *Transactions of Materials and Heat Treatment*, 2022, 43 (9): 193-204.
- [20] Gai Y C, Zhang R, Zhou Z J, et al. Effect of C content on microstructure and hot deformation behavior of a Ni-based superalloy [J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2023, 965: 171453.
- [21] 刘晓燕, 张习祎, 陈秀全, 等. 热挤压态 FGH96 合金热变形行为及变形机制研究 [J]. *稀有金属*, 2024, 48 (8): 1108-1119.
Liu X Y, Zhang X Y, Chen X Q, et al. Hot deformation behavior

- and deformation mechanism of hot extruded FGH96 superalloy [J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2024, 48 (8): 1108–1119.
- [22] 张明赫, 冯运莉, 田志伟, 等. V-Nb 微合金化 Q420B 大规格角钢高温流变应力研究 [J]. 锻压技术, 2024, 49 (4): 226–234.
- Zhang M H, Feng Y L, Tian Z W, et al. Study on high temperature flow stress of V-Nb microalloying Q420B angle steel with large size [J]. Forging & Stamping Technology, 2024, 49 (4): 226–234.
- [23] Sellars C M, McTegart W J. On the mechanism of hot deformation [J]. Acta Metallurgica, 1966, 14 (9): 1136–1138.
- [24] Lu C Y, Wang J, Zhang P. Flow behavior analysis and flow stress modeling of Ti17 alloy in β forging process [J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2021, 30 (10): 7668–7681.
- [25] 陈由红, 兰博, 李金栋, 等. 挤压态 GH710 合金本构模型研究及应用验证 [J]. 稀有金属, 2023, 47 (7): 986–994.
- Chen Y H, Lan B, Li J D, et al. Material characterization and validation for constitutive model of as-extruded GH710 alloy [J]. Chinese Journal of Rare Metals, 2023, 47 (7): 986–994.
- [26] Jiang Y Q, Guo Y W, Wang M B, et al. Hot deformation and constitutive modeling of a Ti-Al-Sn-Zr-Mo-Cr-Nb alloy [J]. Materials Today Communications, 2024, 40: 110037.
- [27] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20: 273–297.
- [28] Li H Y, Wang X J, Song Y H, et al. Physical metallurgy guided machine learning to predict hot deformation mechanism of stainless steel [J]. Materials Today Communications, 2023, 36: 106779.
- [29] Suykens J, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9: 293–300.
- [30] 李航. 统计学习方法 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- Li H. Statistical Learning Methods [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
- [31] Wu Z D, Wang X C, Yang Q, et al. Deformation resistance prediction of tandem cold rolling based on grey wolf optimization and support vector regression [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2023, 30: 1803–1820.
- [32] Hatta N M, Zain A M, Sallehuddin R, et al. Recent studies on optimisation method of grey wolf optimiser (GWO): A review (2014–2017) [J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52: 2651–2683.
- [33] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46–61.
- [34] Ghalambaz M, Yengejeh R J, Davami A H. Building energy optimization using grey wolf optimizer (GWO) [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 27: 101250.
- [35] Amitava R, Mohammad A, Satyabrata D, et al. Constitutive modeling for predicting high-temperature flow behavior in aluminum 5083+10wt pct SiC_p composite [J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2019, 50: 1061–1076.

欢迎订阅《塑性工程学报》杂志



欢迎关注微信公众号

《塑性工程学报》(Journal of Plasticity Engineering)创刊于1994年,是由中国科学技术协会主管、中国机械工程学学会主办的学术刊物。《塑性工程学报》为全国中文核心期刊,被众多知名数据库收录:中文核心期刊要目总览(北大)、中国科学引文数据库(CSCD)来源期刊(核心库)、中国科技期刊引证报告统计源核心期刊、中国科技核心期刊(中国科技论文统计源期刊)、中国学术期刊文摘数据库(核心版,CSAD-C)、中国学术期刊综合评价数据库、美国化学文摘CA、美国剑桥科学文摘材料信息(CSA:MI)、Scopus数据库、日本科学技术振兴机构中国文献数据库等。本刊主要报道与塑性成形领域及其交叉学科相关的前沿性、创新性的基础理论研究及工程技术应用等优秀科研成果。

本刊宗旨:

活跃本专业学术思想,提高本专业学术理论,强化本专业学术交流,为不断提高我国塑性工程基础水平,确立我国塑性工程界在世界科技阵容中的地位而服务。

读者对象:

本刊适用于从事与材料塑性成形理论研究、科研、生产、设计等相关的高校师生、科研人员及专业技术人员阅读。

本刊订阅方式

1. 全国各地邮局均可直接订阅
本刊为月刊,大16开本,每月末出版
邮发代号: 80-353
国际标准刊号: ISSN 1007-2012
国内统一刊号: CN 11-3449/TG
国内定价: 40.00元/册
2. 逾期未定上者,可与编辑部联系订阅
汇款地址: 北京市海淀区学清路18号
收款人: 《塑性工程学报》编辑部
联系人: 薛老师
联系电话/传真: 010-62912592
电子邮箱: sxgxcb@263.net

欢迎投稿, 网址: <http://sxgc.cbpt.cnki.net/>