

基于PHNN的宽幅温度和应力范围下蠕墨铸铁的蠕变速率预测模型研究

马天^{1,2} 景国玺^{1,2} 许红静¹ 陶帅^{1,2} 董长龙³ 黄立荣³ 马腾^{1,2}

(1. 河北工业大学机械工程学院, 天津 300401)

(2. 天津市新能源汽车动力传动与安全技术重点实验室, 天津 300401)

(3. 河北华北柴油机有限责任公司, 石家庄 050081)

摘要:【目的】针对宽幅温度和应力范围下蠕墨铸铁最小蠕变速率预测现有模型仍存在较大误差的问题,开展预测方法优化研究,提升预测精度,拓展物理分层神经网络的适用场景。【方法】首先,基于450~550 °C、100~300 MPa条件下蠕墨铸铁(Compacted Graphite Cast Iron, CGI)气缸盖材料的单向拉伸蠕变试验数据,分析温度与应力对最小蠕变速率的影响规律,明确核心影响因素;其次,搭建适配蠕变试验特性的物理分层神经网络(Physical Hierarchical Neural Network, PHNN)预测模型,构建复合层与应力层的分层结构;然后,采用加和形式蠕变本构模型作为对照,通过模拟退火算法完成模型参数识别;最后,完成两类模型的预测效果对比与精度量化评估。【结果】结果表明,宽幅工况下,蠕墨铸铁蠕变性能呈显著分散性,温度对其蠕变损伤的影响程度高于应力;所建模型可将最小蠕变速率预测值全部约束于试验值的2倍误差带内,相较对照模型的3倍误差带,预测精度大幅提升;该模型可有效适配宽幅工况下的蠕变速率预测,拓展了其适用范围,为蠕墨铸铁高温蠕变性能分析提供参考。

关键词: 蠕墨铸铁; 宽幅温度; 物理分层神经网络; 蠕变本构模型; 最小蠕变速率

中图分类号: TG143.49 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.04.002

0 引言

随着碳达峰、碳中和目标的推进,我国对车用发动机高功率密度、低排放的要求持续提升^[1]。发动机性能升级的同时,关键部件承受的热负荷与机械负荷显著增加。气缸盖是发动机工况最复杂、服役环境最恶劣的核心部件之一^[2]。蠕墨铸铁(Compacted Graphite Cast Iron, CGI)因其优良的材料力学特性,广泛应用于发动机气缸盖上。目前,CGI气缸盖的最高工作温度已达430 °C,其鼻梁区更是承受着大小为100~320 MPa的载荷^[3]。发动机服役过程中,宽幅温度与载荷的循环作用,会导致CGI气缸盖在高温低载、低温高载、高温高载等多类工况下产生蠕变损伤,而蠕变损伤直接影响气缸盖的热机疲劳可靠性^[4]。最小蠕变速率(Minimum Creep Rate, MCR)是衡量材料蠕变性能的重要指标,因此,对CGI最小蠕变速率的准确预测具有重要的实际意义^[5]。

目前,已有许多关于常用材料的蠕变试验和MCR预测等方面的研究。ZHAO等^[6]研究了2种合金在

900~950 °C、22~50 MPa条件下的MCR和断裂时间等蠕变行为,提出一种改进的 θ 方程,使蠕变曲线的预测结果更加可靠。尹旭妮等^[7]开展了165~185 °C、120~180 MPa条件下的2219铝合金蠕变试验,构建了双曲正弦形式的蠕变本构模型,实现了MCR的准确预测。JIANG等^[8]对2124-T851铝合金进行了200~260 °C、120~160 MPa恒应力单轴拉伸蠕变试验,采用幂律方程建立了MCR与温度、应力的关联模型。综合分析上述研究可知,现有工作多集中于较窄的温度与载荷范围,虽预测精度较高,但难以覆盖CGI气缸盖的实际宽幅工况,所得结论存在一定保守性。

因此,开展宽幅温度与应力条件下的蠕变试验及MCR准确预测研究尤为必要^[9]。在发动机的工作环境下,李书博等^[10]将温度范围大于80 °C、载荷范围大于150 MPa定义为宽幅温度和载荷范围,并开展了450~550 °C、100~300 MPa条件下的单向拉伸蠕变试验,比较了幂律模型、双曲正弦模型和基于变形机制的真应力(Deformation Mechanism-based True Stress, DMTS)模型的预测效果,最终得到“预测效果最佳的

收稿日期: 2024-08-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(52305257); 天津市科技计划(22JCQNJC00110); 河北省自然科学基金项目(E2023202168)

作者简介: 马天,男,2000年生,河北邢台人,硕士研究生; 主要研究方向为发动机气缸盖疲劳可靠性; E-mail: matian200009@163.com。

许红静(通信作者),女,1978年生,天津人,博士,副教授; 主要研究方向为机械装备结构可靠性; E-mail: xu_hongjing@126.com。

引用格式: 马天,景国玺,许红静,等. 基于PHNN的宽幅温度和应力范围下蠕墨铸铁的蠕变速率预测模型研究[J]. 机械强度,2026,48(4):15-21.

MA Tian, JING Guoxi, XU Hongjing, et al. Study on creep rate prediction model of compacted graphite cast iron under wide range of temperature and stress based on PHNN[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(4): 15-21.



免费获取

DMTS 模型可将预测值拟合到试验值的 5 倍误差带内”的结论。此后, JING 等^{[11]1546-1565}基于相同的试验数据, 通过改进多目标优化算法及使用加和形式的蠕变本构模型(Summation Form Model, SFFM), 得到预测值收敛在试验值的 3 倍误差带内的预测结果。

尽管上述研究显著提高了宽幅工况下 MCR 的预测精度, 但预测误差仍较为显著。人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)因其强大的非线性映射能力与自学习特性, 在疲劳寿命预测等领域获得广泛应用^[12]。目前, 已有学者将 ANN 应用于蠕变曲线预测研究^[13-14]。物理信息神经网络(Physical Information Neural Network, PINN)通过引入物理约束, 增强模型可解释性, 成为研究热点。ZHANG 等^[15]针对蠕变疲劳寿命预测问题, 在损失函数中嵌入物理定律并扩充物理特征输入, 证实了 PINN 的预测优势。物理分层神经网络(Physical Hierarchical Neural Network, PHNN)以试验物理特性为建模依据, 在低周疲劳寿命预测领域展现出优异性能。JING 等^[16]构建 PHNN 模型预测 CGI 低周疲劳寿命, 通过与唯象模型、反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)及 PINN 的对比, 证实 PHNN 兼具高精度与良好外推性。然而, PHNN 模型尚未在蠕变研究领域得到应用。因此, 应用 PHNN 模型来预测 CGI 的最小蠕变速率, 既能检验 PHNN 模型的适应能力, 又有望进一步挖掘在宽幅温度和应力范围下, 提高 MCR 预测精度的潜在方法, 具有一定的工程背景和实际意义。

为了探究 PHNN 模型的普适性, 进一步提高宽幅温度和应力条件下 CGI 的最小蠕变速率的预测效果, 本文应用文献^{[10]73}、文献^{[11]1546-1565}中相同的试验数据开展工作。首先, 依据符合某柴油机 CGI 气缸盖实际工况的 450~550 °C、100~300 MPa 条件下的单向拉伸蠕变试验数据, 分析试验变量对 MCR 的影响; 其次, 分别采用 SFFM 与 PHNN 构建蠕变本构模型, 系统对比 2 种方法的预测性能。研究成果可为 PHNN 模型的普适性验证及 CGI 材料在实际工况下的蠕变性能准确评估提供参考。

1 蠕墨铸铁蠕变性能的试验数据及其分析

1.1 蠕墨铸铁气缸盖材料蠕变试验数据

本文采用文献^{[10]73}、^{[11]1546-1565}中相同的试验数据进行验证。试验试样取自某型柴油机 CGI 气缸盖火力面鼻梁区气门之间部位, 试样经铸造成形后切割加工获得。本文对详细的试验流程与相关设置不再赘述。每组的试验条件与所对应的最小蠕变速率的值如表 1 中前 3 列所示。

表 1 CGI 蠕变试验条件与最小蠕变速率

温度/°C	应力/MPa	最小蠕变速率 $\dot{\epsilon}_{\min}/h^{-1}$	$\dot{\epsilon}'_{\min} = \log_2(10^5 \dot{\epsilon}_{\min})$
450	300	$2.407 0 \times 10^{-1}$	14.554 9
	275	$7.855 0 \times 10^{-3}$	9.617 5
	250	$6.344 0 \times 10^{-4}$	5.987 3
	225	$2.135 0 \times 10^{-4}$	4.416 2
	200	$3.472 9 \times 10^{-5}$	1.796 1
500	275	2.664 3	18.023 4
	250	$3.432 0 \times 10^{-1}$	15.066 8
	225	$2.097 0 \times 10^{-2}$	11.034 1
	200	$6.180 0 \times 10^{-3}$	9.271 5
	150	$9.097 8 \times 10^{-5}$	3.185 5
550	225	$3.569 0 \times 10^{-1}$	15.123 2
	200	$7.110 2 \times 10^{-2}$	12.795 7
	175	$7.323 4 \times 10^{-3}$	9.516 4
	150	$3.720 0 \times 10^{-3}$	8.539 2
	100	$1.896 8 \times 10^{-4}$	4.245 5

1.2 蠕墨铸铁蠕变试验数据分析

由表 1 可知, 最小蠕变速率与温度、载荷的关系为正相关。由于蠕变试验整体的加载变量跨度较大, 不同试验条件下所得的最小蠕变速率的值有较大差异。例如, 由 550 °C+100 MPa 与 550 °C+200 MPa 条件所得的最小蠕变速率的值相差近 400 倍, 由 450 °C+200 MPa 条件与由 550 °C+200 MPa 条件所得的最小蠕变速率的值相差近 2 000 倍等。宽幅的试验加载水平使材料蠕变性能具有较强的分散性。

进一步分析相同温度下应力提升与相同应力下温度提升对 MCR 的影响程度, 具体的变化情况分别如表 2 和表 3 所示。由表 2、表 3 可知, 在大多数工况下, 温度以较小的相对增长率引发更显著的 MCR 增幅, 表明温度对 CGI 蠕变损伤的影响高于应力。

表 2 相同温度下应力对最小蠕变速率的影响

温度 $T/^\circ\text{C}$	应力 σ/MPa	最小蠕变速率 $\dot{\epsilon}_{\min}/h^{-1}$	相对增长率/%	
			σ	$\dot{\epsilon}_{\min}$
450	200	$3.472 9 \times 10^{-5}$	—	—
	225	$2.135 0 \times 10^{-4}$	12.5	514.8
	250	$6.344 0 \times 10^{-4}$	11.1	197.1
	275	$7.855 0 \times 10^{-3}$	10.0	1 138.2
	300	$2.407 0 \times 10^{-1}$	9.1	2 964.3
500	150	$9.097 8 \times 10^{-5}$	—	—
	200	$6.180 0 \times 10^{-3}$	33.3	6 692.9
	225	$2.097 0 \times 10^{-2}$	12.5	239.3
	250	$3.432 0 \times 10^{-1}$	11.1	1 536.6
	275	2.664 3	10.0	676.3

续表

温度 $T/^\circ\text{C}$	应力 σ/MPa	最小蠕变速率 $\dot{\epsilon}_{\min}/\text{h}^{-1}$	相对增长率/%	
			σ	$\dot{\epsilon}_{\min}$
550	100	1.896×10^{-4}	—	—
	150	3.720×10^{-3}	50.0	1 861.2
	175	7.323×10^{-3}	16.7	96.9
	200	7.110×10^{-2}	14.3	870.9
	225	3.569×10^{-1}	12.5	402.0

表 3 相同应力下温度对最小蠕变速率的影响

Tab. 3 Effect of temperature on minimum creep rate at the same stress

应力 σ/MPa	温度 $T/^\circ\text{C}$	最小蠕变速率 $\dot{\epsilon}_{\min}/\text{h}^{-1}$	相对增长率/%	
			T	$\dot{\epsilon}_{\min}$
150	500	9.097×10^{-5}	—	—
	550	3.720×10^{-3}	10.0	3 988.9
200	450	3.472×10^{-5}	—	—
	550	7.110×10^{-2}	10.0	1 050.5
225	500	2.097×10^{-2}	11.1	9 722.0
	550	3.569×10^{-1}	10.0	1 602.0
250	450	6.344×10^{-4}	—	—
	500	3.432×10^{-1}	11.1	53 998.4
275	450	7.855×10^{-3}	—	—
	500	2.664 3	11.1	33 818.5

2 基于唯象法的蠕变本构模型

2.1 基于加和形式的蠕变本构模型

现有蠕变本构模型通常采用 Arrhenius 方程描述温度依赖性,应力函数则可归纳为幂函数、指数函数和双曲正弦函数 3 种基本形式^[17]。将 3 种应力函数线性叠加形成新的应力函数,再与温度函数组合,构成加和形式蠕变本构模型,其表达式为

$$\dot{\epsilon}_{\min} = \exp\left(-\frac{Q}{RT'}\right) \{ K_1 \sigma^{N_1} + K_2 \exp(B\sigma) + K_3 [\sinh(D\sigma)]^{N_3} \} \quad (1)$$

式中, $\dot{\epsilon}_{\min}$ 为最小蠕变速率; Q 为蠕变表观激活能; R 为气体常数,其值为 $8.314 \text{ J}/(\text{mol} \cdot \text{K})$; T' 为热力学温度; σ 为应力水平; K_1 和 N_1 分别为幂函数应力形式中与材料相关的常数和应力指数; K_2 、 B 均为指数函数应力形式中与材料相关的常数; K_3 、 D 均为双曲正弦函数应力形式中与材料相关的常数; N_3 为双曲正弦函数形式应力中的应力指数。

SFFM 模型通过 3 种应力函数的互补与制约,旨在提升宽幅温度与应力条件下 MCR 的预测精度。已有研究表明, SFFM 的预测效果优于任一单一应力函数形式^{[11]1546-1565}。本文将直接使用 SFFM 与基于 PHNN 的模型进行比较。

2.2 模型参数识别方法

为充分发挥 SFFM 的预测效果,本文基于多目标优化问题,使用与文献^{[11]1546-1565}对比研究得到的最优的模型参数识别方法。该方法基于多目标优化理论,从目标函数构造与优化算法选择两方面提升模型精度。

多目标优化算法的选择直接影响数据拟合的效率与质量。模拟退火算法作为一种进化优化类算法,具备自组织、自适应、自学习特性的全局随机寻优能力^[18]。CGI 在各试验条件下的 MCR 数据具有数值量级小、跨度大的特点,模拟退火算法易于跳出局部最优解,适用于宽幅工况下蠕变试验数据的参数拟合。本文采用模拟退火算法进行参数寻优,其计算流程如图 1 所示。

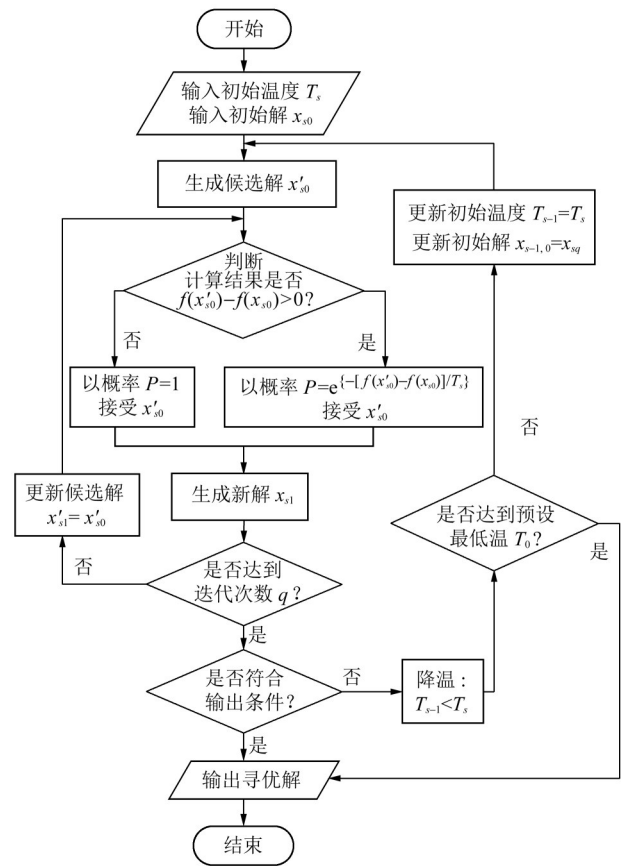


图 1 模拟退火算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the simulated annealing algorithm

目标函数的合理构造将直接影响寻优结果所达到的拟合效果。本文使用的目标函数的表达式为

$$V_{\text{AIM}} = \frac{\sum_{i=1}^s r'_i w_i}{s} \quad (2)$$

其中,

$$r'_i = \text{sort}(r_i) \quad (3)$$

$$r_i = \frac{\max\{p_i, e_i\}}{\min\{p_i, e_i\}} \quad (4)$$

式中, V_{AIM} 为目标函数值; s 为样本总数; i 表示第 i 组数

据, $i = 1, 2, \dots, s$; p_i 为第 i 组数据中最小蠕变速率的预测值; e_i 为第 i 组数据中最小蠕变速率的试验值; r_i 为第 i 组数据中最小蠕变速率的预测值与试验值中较大值与较小值的比值; $r'_i = \text{sort}(r_i)$ 表示对所有 r_i 的值进行从小到大排序, 并将排序后的 r_i 的值依次作为 r'_1, r'_2, \dots, r'_s 的值, 因此, $r'_1 \leq r'_2 \leq \dots \leq r'_s$; w_i 为排序后第 i 组数据中比值 r'_i 的权重。

式(2)采用比值形式可避免数值量级过小的问题。将比值升序排列后赋予权重系数, 例如将权重范围 0.5~2 等分为 15 份并顺序取值, 则 $w_1 \sim w_5$ 均小于 1, 可进一步缩小较小比值的误差, 同时适度放大较大比值的误差, 从而减小预测误差的分散性并抑制过拟合。

3 基于物理分层神经网络的蠕变本构模型

3.1 BPNN 基本结构

PHNN 在结构方面是通过组合多个 BPNN 模型来

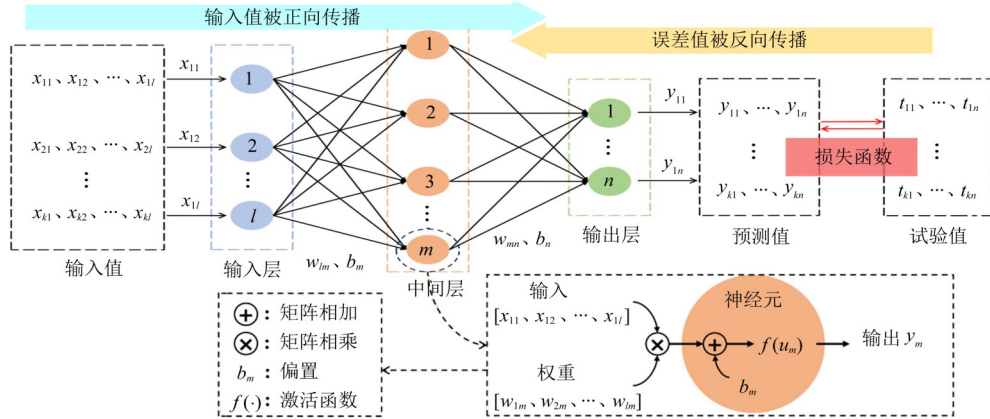


图2 BPNN 结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the BPNN structure

图2中显示的激活函数在本文模型中使用 ReLU 函数, 其表达式为

$$y_m = f(u_m) = \begin{cases} 0, & u_m \leq 0 \\ u_m, & u_m > 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$y'_m = f'(u_m) = \begin{cases} 0, & u_m \leq 0 \\ 1, & u_m > 0 \end{cases} \quad (7)$$

由式(6)可知, 神经元输出范围为 $[0, +\infty)$, 适用于 MCR 数据跨度大、量级小的特征。由式(7)可知, 梯度传播过程中不存在梯度消失问题, 确保 BPNN 训练过程的稳定性。

图2中显示的损失函数在本文模型中使用均方误差 (Mean Square Error, MSE) 进行定义, 其表达式为

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_{i'} - t_{i'})^2 \quad (8)$$

式中, E_{MSE} 为均方误差值; $y_{i'}$ 为预测值; $t_{i'}$ 为试验值。

此外, 在训练过程中, 对输入数据进行归一化处理, 如式(9)所示。MCR 的数据虽然数量级跨度大, 但

实现的, 故首先介绍 BPNN 模型的基本结构。图2为一个 3 层 BPNN 结构的示意图。BPNN 的参数优化算法 (即误差反向传播过程) 使用最常用的梯度下降法^[19]。此外, 由图2可知, 共有 k 组试验数据、 l 个输入变量和输入层神经元数量、 n 个输出变量和输出层神经元数量、 m 个中间层神经元数量。其中, 中间层第 m 个神经元的内部结构已在图2中标注, 其计算式为

$$y_m = f(u_m) = f \left[\sum_{g=1}^l (x_{1g} \cdot w_{gm}) + b_m \right] \quad (5)$$

式中, y_m 为输出值; $f(\cdot)$ 为激活函数; u_m 为权重与输入的乘积的总和再与偏置相加后的值; x_{1g} 为输入值; w_{gm} 为权重系数; b_m 为偏置系数。

单个神经元计算完成后, BPNN 整体输出可通过矩阵运算获得。详细建模流程参见文献[20]中的相关描述。

数值均较小。参考疲劳寿命数据处理方法, 需对 MCR 进行放大处理。为保证处理后的学习数据均为正数且充分体现数据分布特征, 本文对 $\dot{\varepsilon}'_{\min}$ 数据的处理如式(10)所示。

$$x_{1i'} = \frac{X_{1i'} - X_{1,\min}}{X_{1,\max} - X_{1,\min}} \quad (9)$$

$$\dot{\varepsilon}'_{\min} = \log_2(10^5 \dot{\varepsilon}_{\min}) \quad (10)$$

式中, $X_{1i'}$ 为第 1 种输入变量的所有试验数据组成的集合 X_1 中的第 i' 项; $x_{1i'}$ 为将 $X_{1i'}$ 归一化后的对应值; $X_{1,\max}$ 、 $X_{1,\min}$ 分别为 X_1 中的最大值和最小值; $\dot{\varepsilon}'_{\min}$ 为对 $\dot{\varepsilon}_{\min}$ 进行处理后的数据, 其具体值如表 1 中的第 4 列数据所示。

3.2 物理分层神经网络的概述与应用

针对物理试验数据预测问题, PHNN 模型遵循以下构建原则: ① 采用最直观的试验加载变量作为输入; ② 考虑试验过程中不同加载变量的作用顺序与复合效应; ③ 根据材料受载特性, 避免将不同变量简单

置于同一维度进行预测。基于蠕变试验特性与 MCR 预测需求,本文构建的 PHNN 模型结构如图 3 所示。

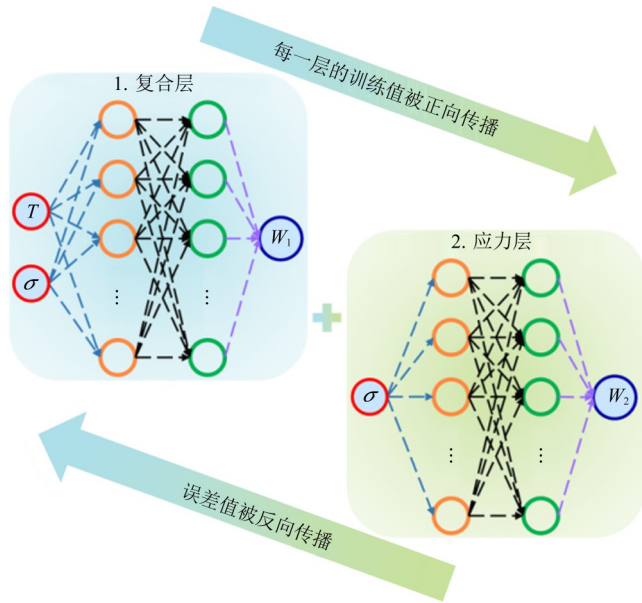


图 3 PHNN 蠕变本构模型结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the PHNN creep constitutive model

图 3 中的 PHNN 模型首先将温度和应力进行复合,参与 MCR 的预测,并在此基础上单独添加了 1 次应力作用来体现试验过程,增大应力变量的影响。上述 2 个作用关系分别被称为“1. 复合层”和“2. 应力层”,名称中的序号表示训练顺序,两者通过相乘进行输入,从而实现对 MCR 的预测。图 3 中的 PHNN 模型体现的关系式为

$$\dot{\epsilon}_{\min,c} = f_1(T, \sigma) \cdot f_2(\sigma) = W_1 \cdot W_2 \Leftrightarrow \dot{\epsilon}_{\min,e} \quad (11)$$

式中, $\dot{\epsilon}_{\min,c}$ 为模型最终的最小蠕变速率的计算值; W_1 和 W_2 分别为复合层和应力层模型计算出的最小蠕变速率的权重值; $\dot{\epsilon}_{\min,e}$ 为最小蠕变速率的试验值; $f_1(\cdot)$ 为 1 个与 T, σ 有关的函数; $f_2(\cdot)$ 为 1 个仅与 σ 有关的函数。

4 模型预测效果对比

基于表 1 中的前三列数据,使用第 2.2 节的模型参数寻优方法,可得基于加和形式的蠕变本构模型的参数值,如表 4 所示。

表 4 加和形式蠕变本构模型参数识别结果

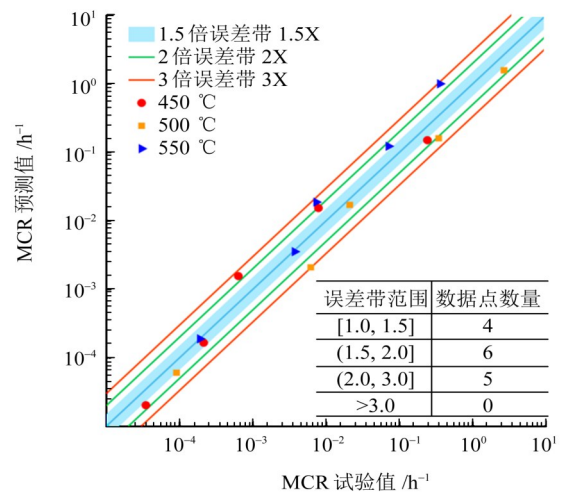
Tab. 4 Parameter identification results of the summation form creep constitutive model

模型表达式分量	参数
温度函数	$Q' = 430\,810.84$
幂函数形式	$K_1 = 1.864 \times 10^{-6}$
	$N_1 = 13.658$
应力函数	指数函数形式
	$K_3 = 1.700 \times 10^{21}$ $B = 5.483 \times 10^{-2}$
双曲正弦函数形式	$K_3 = 6.739 \times 10^{23}$ $D = 5.725 \times 10^{-3}$ $N_3 = 14.998$

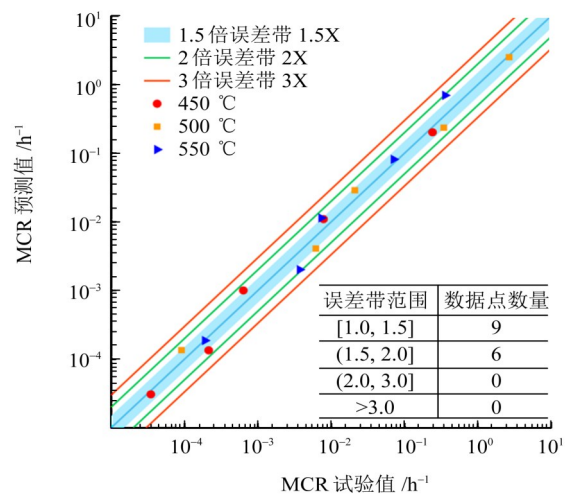
基于表 1 中的第 1、2、4 列数据对 PHNN 模型进行

训练。除前述参数设置外,神经网络结构设置为:复合层与应力层 BPNN 子网络均包含 2 个中间层,每层 20 个神经元;初始权重与初始偏置分别设置为服从 0.6 倍和 0.3 倍的标准正态分布;训练轮次为 500 轮。

基于 SFFM 与 PHNN 的蠕变本构模型预测结果分别如图 4(a)与 4(b)所示。图 4 所示为各模型在不同误差带内的数据点分布情况。由图 4 可知,SFFM 将所有预测值控制在试验值的 3 倍误差带内,而 PHNN 将所有预测值控制在试验值的 2 倍误差带内,显著提升了预测精度。



(a) 基于加和形式



(b) 基于物理分层神经网络

图 4 CGI 最小蠕变速率预测结果对比

Fig. 4 Comparison of the predicted minimum creep rate of the CGI

PHNN 模型与 SFFM 均以温度和应力为自变量,两者均可以预测不同温度或应力水平下的最小蠕变速率。由于 PHNN 模型需要将输入数据进行归一化处理,这限制了输入数据的极值范围,所以,采用 PHNN 模型进行预测时,需确保在输入变量的极值范围内。在此,将 3 种温度下试验数据极值范围内的应力和预测的 CGI 最小蠕变速率变化曲线及试验数据点绘制

在同一图像中,如图5所示。由图5可知,PHNN模型在保持与传统模型相似蠕变曲线变化趋势的前提下,突破了传统模型表达式的限制,使预测曲线更贴近试验数据,进一步验证了PHNN模型优异的蠕变曲线预测能力。

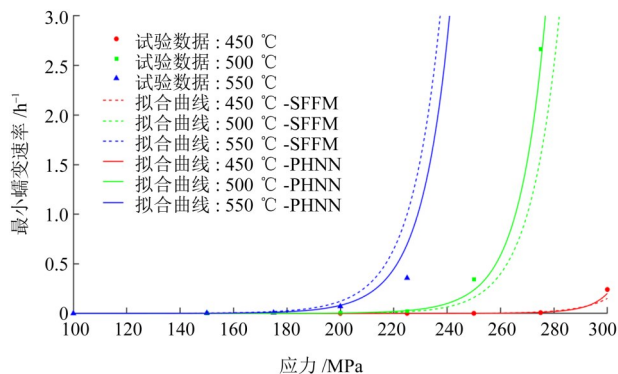


图5 不同模型预测的CGI最小蠕变速率曲线与试验数据对比

Fig. 5 Comparison of the CGI minimum creep rate curves predicted by different models with test data

5 结论

依据CGI在温度450~550 °C和应力100~300 MPa条件下的蠕变试验数据,分析了试验加载变量对最小蠕变速率的影响,对比了基于SFFM和PHNN模型建立的蠕变本构模型对最小蠕变速率的预测结果。得到如下主要结论:

1)在宽幅温度和应力范围内,CGI的蠕变特性表现出较强的分散性。因此,开展覆盖发动机实际工况参数范围的蠕变试验,较之小范围试验更能获取符合实际的材料性能。温度对CGI蠕变损伤的影响显著高于应力。

2)利用基于SFFM的蠕变本构模型配合较优的模型参数识别方法,可得到全部预测值在试验值的3倍误差带内的预测结果;而本文构建的PHNN模型预测的最小蠕变速率在试验值的2倍误差带内,大幅提高了预测精度。因此,PHNN模型适用于描述宽幅温度和应力条件下CGI的蠕变特性。

3)根据蠕变试验特性搭建的对标蠕变本构模型的PHNN模型已成功得到应用,这扩展了PHNN理论的使用范围,再一次印证了PHNN模型的适用性,有助于PHNN模型在更多的物理试验场景中得到进一步推广与应用。

参考文献(References)

[1] CHEN Y, PANG J C, ZOU C L, et al. High-temperature fatigue damage mechanism and strength prediction of vermicular graphite iron[J]. International Journal of Fatigue, 2023, 168: 107477.

[2] JING G X, ZHANG M X, QU S, et al. Investigation into diesel engine cylinder head failure [J]. Engineering Failure Analysis, 2018, 90: 36-46.

[3] 景国玺,张树勇,付文清,等. 高强度柴油机铸铁缸盖承载特性研究[J]. 车用发动机, 2017(1): 42-48.
JING Guoxi, ZHANG Shuyong, FU Wenqing, et al. Loading characteristics of cast iron cylinder head for high-strengthened diesel engine[J]. Vehicle Engine, 2017(1): 42-48. (In Chinese)

[4] WU X J, QUAN G C, MACNEIL R, et al. Thermomechanical fatigue of ductile cast iron and its life prediction[J]. Metallurgical and Materials Transactions A, 2015, 46(6): 2530-2543.

[5] 郭晓峰,刘本鑫,南宁宁,等. Fe-Cr-Ni基奥氏体不锈钢蠕变损伤本构模型研究[J]. 机械强度, 2022, 44(5): 1201-1206.
GUO Xiaofeng, LIU Benxin, NAN Ningning, et al. Creep damage constitutive model of Fe-Cr-Ni based austenitic stainless steel[J]. Journal of Mechanical Strength, 2022, 44 (5) : 1201-1206. (In Chinese)

[6] ZHAO Y P, GONG J M, YONG J, et al. Creep behaviours of Cr₂₅Ni₃₅Nb and Cr₃₅Ni₄₅Nb alloys predicted by modified theta method[J]. Materials Science and Engineering: A, 2016, 649: 1-8.

[7] 尹旭妮,湛利华,赵俊. 2219铝合金稳态蠕变本构方程的建立[J]. 中国有色金属学报, 2014, 24(9): 2250-2256.
YIN Xuni, ZHAN Lihua, ZHAO Jun. Establishment of steady creep constitutive equation of 2219 aluminum alloy [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2014, 24 (9) : 2250-2256. (In Chinese)

[8] JIANG Y Q, LIN Y C, PHANIRAJ C, et al. Creep and creep-rupture behavior of 2124-T851 aluminum alloy [J]. High Temperature Materials and Processes, 2013, 32(6): 533-540.

[9] WU Z L, LI L Z, WU R J, et al. Determination of high-temperature creep and post-creep response of structural steels [J]. Journal of Constructional Steel Research, 2022, 193: 107287.

[10] 李书博,刘茜,景国玺,等. 宽幅温度和应力范围内蠕墨铸铁的蠕变试验及本构模型对比研究[J]. 机械强度, 2024, 46(1): 70-76.
LI Shubo, LIU Qian, JING Guoxi, et al. Research on creep test and constitutive model comparison of compacted graphite cast iron under wide temperature and stress range[J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(1): 70-76. (In Chinese)

[11] JING G X, MA T, MA T, et al. Research on a creep constitutive model of compacted graphite cast iron and its parameter identification method [J]. Fatigue & Fracture of Engineering Materials & Structures, 2024, 47(5): 1546-1565.

[12] DUAN H Y, YUE S Q, LIU Y, et al. A deep learning-based method for predicting the low-cycle fatigue life of austenitic stainless steel [J]. Materials Research Express, 2023, 10 (8) : 086506.

[13] MA B H, WANG X T, XU G, et al. Prediction of creep curves based on back propagation neural networks for superalloys [J]. Materials, 2022, 15(19): 6523.

[14] GHATAK A, ROBI P S. Prediction of creep curve of HP40Nb steel using artificial neural network [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30(9): 2953-2964.

- [15] ZHANG X C, GONG J G, XUAN F Z. A physics-informed neural network for creep-fatigue life prediction of components at elevated temperatures [J]. *Engineering Fracture Mechanics*, 2021, 258: 108130.
- [16] JING G X, MA T, WANG Z Q, et al. Physical hierarchical neural network for low cycle fatigue life prediction of compacted graphite cast iron based on small data[J]. *International Journal of Fatigue*, 2024, 188:108509.
- [17] EL MEHTEDI M, SPIGARELLI S, GABRIELLI F, et al. Comparison study of constitutive models in predicting the hot deformation behavior of AA6060 and AA6063 aluminium alloys [J]. *Materials Today: Proceedings*, 2015, 2(10):4732-4739.
- [18] 宋春生, 梁亚茹, 鲁妮芳, 等. 基于 SAVMD 与 CNN 结合的轴承故障诊断方法[J]. *机械强度*, 2024, 46(3):509-517.
- SONG Chunsheng, LIANG Yaru, LU Nifang, et al. Bearing fault diagnosis method based on SAVMD and CNN [J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2024, 46(3):509-517. (In Chinese)
- [19] 张秀华, 刘怀举, 朱才朝, 等. 基于数据驱动的零部件疲劳寿命预测研究现状与发展趋势[J]. *机械传动*, 2021, 45(10):1-14.
- ZHANG Xiuhua, LIU Huaiju, ZHU Caichao, et al. Current situation and developing trend of fatigue life prediction of components based on data-driven [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2021, 45(10):1-14. (In Chinese)
- [20] JING G X, LI S B, XIAO S, et al. Research on fatigue reliability assessment of engine cylinder head based on neural network [J]. *International Journal of Fatigue*, 2023, 175:107800.

Study on creep rate prediction model of compacted graphite cast iron under wide range of temperature and stress based on PHNN

MA Tian^{1,2} JING Guoxi^{1,2} XU Hongjing¹ TAO Shuai^{1,2} DONG Changlong³ HUANG Lirong³ MA Teng^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

(2. Tianjin Key Laboratory of Power Transmission and Safety Technology for New Energy Vehicles, Tianjin 300401, China)

(3. Hebei Huabei Diesel Engine Co., Ltd., Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the problem that existing models for predicting the minimum creep rate of compacted graphite cast iron under wide temperature and stress ranges still have large errors, optimization research on the prediction method was carried out to improve prediction accuracy and expand the application scenarios of the physical hierarchical neural network. [Methods] Firstly, based on uniaxial tensile creep test data of compacted graphite cast iron cylinder head material under 450-550 °C and 100-300 MPa, the influence law of temperature and stress on the minimum creep rate was analyzed, and the core influencing factors were clarified; secondly, a physical hierarchical neural network prediction model adapted to creep test characteristics was established, with a hierarchical structure of composite layer and stress layer constructed; thirdly, the summation form creep constitutive model was adopted as the control, and model parameter identification was completed by simulated annealing algorithm; finally, the prediction effect comparison and quantitative accuracy evaluation of the two models were completed. [Results] The results show that the creep properties of compacted graphite cast iron under wide working conditions show significant dispersion, and the influence of temperature on its creep damage is higher than that of stress. The established model can constrain all predicted values of the minimum creep rate within the 2-fold error band of the test values, and the prediction accuracy is greatly improved compared with the 3-fold error band of the control model. This model can effectively adapt to creep rate prediction under wide working conditions, expand its application scope, and provide reference for the analysis of high-temperature creep properties of compacted graphite cast iron.

Key words: Compacted graphite cast iron; Wide range of temperature; Physical hierarchical neural network; Creep constitutive model; Minimum creep rate

Corresponding author: XU Hongjing, E-mail: xu_hongjing@126.com

Fund: National Natural Science Foundation of China (52305257); Tianjin Science and Technology Project (22JCQNJC00110); Natural Science Foundation of Hebei Province (E2023202168)

Received: 2024-08-13

(编辑: 刘星泽)