

文章编号: 1001-4888(2022)04-0573-12

高温作用后砂岩蠕变试验及 PSO-BP 神经网络 单轴蠕变长期强度预测研究^{*}

梁忠豪, 秦楠, 纪沛志, 周彤彤, 葛强

(青岛科技大学 机电工程学院, 山东青岛 266061)

摘要: 为了研究高温作用后黄砂岩的蠕变强度及变形特征, 对高温作用后的黄砂岩开展单轴蠕变试验, 系统地分析了高温损伤、轴压对黄砂岩蠕变变形特征、蠕变强度、蠕变速率的影响。利用 PSO-BP 神经网络算法对不同力学参数进行训练, 预测高温作用后黄砂岩的单轴蠕变长期强度。研究结果发现: 高温作用后黄砂岩存在蠕变应力阈值, 低于阈值时仅发生稳定蠕变, 高于阈值后发生不稳定蠕变; 蠕变试验中试件处于低应力状态时, 随着温度的增加, 蠕变变形程度与稳态蠕变率呈线性变化关系。处于高应力状态时, 温度对二者影响程度增大。使用 PSO-BP 神经网络预测高温作用后黄砂岩蠕变长期强度, 发现比传统 BP 神经网络模型训练速度快、预测精度高。本文研究成果可为地下岩体工程高温后灾变重建提供一定的技术支撑和借鉴。

关键词: 黄砂岩; 单轴蠕变长期强度; 蠕变变形; PSO-BP 神经网络预测

中图分类号: TU45

文献标识码: A

DOI: 10.7520/1001-4888-21-126

0 引言

随着科学技术水平的不断提高, 地下岩石类工程不断涌现, 目前深部岩体开采已至千米, 因此深部巷道围岩受“三高一扰动”的影响, 极易呈现出大变形、强流变等工程问题^[1]。高温作用后岩石热损伤、成因机制和强度预测问题是岩石力学中的难题, 尤其在地热资源开发、矿山瓦斯爆炸、高放射性核废料处置库的建设等问题上, 急需深入研究高温作用后蠕变力学性质和变形规律, 从而提高深部岩石工程作业的安全稳定性^[2-5]。

关于高温作用后岩石的蠕变特性研究, 国内外专家学者已开展过相关的试验工作, 并取得了一定的成果。岩石的温度蠕变试验最早从国外开始, Kinoshita 等^[6]以花岗岩、安山岩、砂岩、凝灰岩、泥岩等 5 种岩石为研究对象, 进行了岩石高温单轴压缩蠕变试验, 并与室温蠕变性能进行了比较, 发现温度影响岩石的单轴压缩蠕变特性随着温度升高愈发明显。Dwivedi 等^[7]研究了印度粉红花岗岩在 30℃ ~ 160℃时的各种热机械性能, 大气压下温度对蠕变的影响直到 160℃时未发现蠕变变形特征发生明显改变。国内主要以花岗岩、砂岩、泥岩等岩石作为试验对象来开展有关温度效应的岩石蠕变试验。武东生等^[8]开展了高温后灰岩三轴蠕变试验, 引入了基于波速的热损伤因子 D 用于量化岩石热损伤, 发现热损伤因子能精准量化温度对灰岩蠕变性质的影响。黄炳香等^[9]利用改进的三点弯曲试验对花岗岩在温度影响下的蠕变断裂特性进行了研究, 得到了北山花岗岩断裂韧度随温度的变化规律。张宁等^[10]通过开展三轴应力作用下的花岗岩蠕变试验, 发现花岗岩的蠕变特性随温度和应力的升高而增强, 由稳态蠕

^{*} 收稿日期: 2021-05-22; 修回日期: 2021-09-28

基金项目: 矿山灾害预防控制教育部重点实验室开放研究基金(MDPC201915); 山东省自然科学基金(ZR2021QE202)

通信作者: 秦楠(1987—), 男, 讲师。主要从事工程材料力学行为研究与预测、岩石强度理论。Email: qinnan_qust@126.com

变向非稳态蠕变转变的温度变化范围是 $300^{\circ}\text{C} \sim 400^{\circ}\text{C}$ 。陈亮等^[11]开展花岗岩蠕变变形特性以及加载条件(温度、围压和应力状态)对其蠕变破坏过程的影响研究,发现温度和轴向应力通过对蠕变速率造成影响,进而改变岩石的蠕变破坏时间。周煦桐^[12]通过 BP 神经网络模型预测岩爆的产生,并得到各个级别岩爆下的不同参数取值范围。刘阳等^[13]为了更好地预测岩矿石爆破块度,将世界多个矿山的爆破块度统计数据依据弹性模量分成两组,运用随机森林和 GA-BP 神经网络分别建立了爆破数据随机森林分组模型和爆破块度预测模型。赵铭生等^[14]构建了基于遗传算法优化 BP 神经网络的矿压破坏带深度预测模型。晏斌等^[15]建立了粒子群优化 BP 神经网络(PSO-BPNN)预测模型,该模型考虑了影响砂岩抗压强度的多种因素(温度、孔隙水压等),可预测砂岩三轴抗压强度值。

尽管已经有不少专家学者针对不同种类岩石开展了蠕变试验研究,但涉及高温作用后砂岩蠕变特性和长期强度的研究还不多见。本文开展高温作用后的单轴蠕变试验,重点研究了高温、轴压对深部地下工程中砂岩蠕变变形、速率、强度的影响;同时本文使用粒子群算法优化 BP 神经网络算法,改进后将其应用到蠕变长期强度的预测试验中,综合考虑蠕变试验过程中各种影响参数,将环境变量、宏观力学参数与砂岩强度建立联系,从而建立考虑高温损伤的蠕变长期强度预测模型,进而预测不同高温作用后砂岩长期强度。本文研究结果对于高温作用后深部地下岩石工程的长期稳定性和地下隧洞安全防护、优化施工方案等方面具有参考意义。

1 试验工况

1.1 高温损伤岩样制备

由于开采技术手段的限制,岩石工程火灾后试样无法大量提取,本文选用山东省烟台市掖县的黄砂岩作为试验对象,岩石质地较软整体呈土黄色,且岩样整体结构细密无明显裂纹。使用岩石取芯机、切割机、磨石机等设备,根据《水利水电工程岩石试验规程》(SL264—2001)^[16]的加工精度标准,将岩样制备成国际标准 $\phi 50\text{mm} \times 100\text{mm}$ 的标准圆柱形试件。

高温损伤试验前,使用 NM-4A/B 型非金属超声探伤仪(如图 1)对制备好的岩石试件探伤,根据超声探伤的声速、幅值,剔除异常的试件,防止后期试验数据的离散性差异过大,不具有可靠性。将经过 NM-4A/B 型非金属超声探伤仪挑选后的岩石试件送进 RPH-80 型恒温恒湿养护箱中进行养护处理,设定养护温度为 80°C ,一次养护时间为 8h,每次养护过后将试件进行称重并作记录,当试件重量不再发生变化,结束养护处理。



图 1 NM-4A/B 型非金属超声探伤仪

Fig. 1 NM-4A / B type non-metallic ultrasonic flaw detector

1.2 试验方法

将经过声波探伤仪挑选后的试件进行分组处理,具体试验分组情况如表 1 所示。蠕变试验根据温度梯度分为 8 组,其中 T_1 组作为对照组且不进行高温损伤试验。将 T_2 、 T_3 、 T_4 、 T_5 、 T_6 、 T_7 、 T_8 组试件分别加热至预定温度值 200°C 、 300°C 、 400°C 、 500°C 、 600°C 、 700°C 、 800°C 。高温损伤试验在马弗炉(MXX1200-30 箱式高温炉,如图 2 所示)中进行,设定加热速率为 $10^{\circ}\text{C}/\text{min}$,以 T_2 试验组为例,将试验组中 3 个试件放入马弗炉中加热至预定温度 $T=200^{\circ}\text{C}$,当达到预定温度时保温 1h 再停止机器加热功能,以确保炉内试件温度均匀受热^[17, 18],炉内自然冷却至室温 25°C 后取出进行单轴蠕变试验。将高温作用后试件进行编号,“RB”为蠕变英文首字母大写,分别设定为“RB-1、RB-2...”。单轴蠕变试验是在单轴强度试验的基础上进行的,采用负荷加载方式,加载速率为 $0.05\text{MPa}/\text{s}$,分 4 级载荷进行加载,每级载荷的设定分别对应高温作用后砂岩单轴抗压强度值的 40%、50%、60%、70%,各级加载时间为 2h。蠕变试验在青岛科技大学与长春朝阳机械厂联合研制的 TAW-200 型多功能全自动岩石试验机上进行(图 3)。



图 2 MXX1200-30 箱式高温炉
Fig. 2 MXX1200-30 box type high temperature furnace



图 3 TAW-200 型多功能全自动岩石试验机
Fig. 3 TAW-200 multifunctional fully automatic rock testing machine

表 1 高温作用后单轴蠕变试验加载方案
Tab. 1 Uniaxial creep test after high temperature

试件编号	温度/℃	终止加载条件(分级加轴压至破坏)/MPa				分组情况	试件数量
		第一级	第二级	第三级	第四级		
RB-1	25	8.78	11	13.15	15.38	T ₁	3
RB-2	200	10	12.5	15	17.5	T ₂	3
RB-3	300	9.6	12	14.4	16.8	T ₃	3
RB-4	400	7.8	9.75	11.7	13	T ₄	3
RB-5	500	5.6	7	8.4	9.8	T ₅	3
RB-6	600	5.4	6.75	8.1	9.45	T ₆	3
RB-7	700	2.4	3	3.6	4.2	T ₇	3
RB-8	800	2.8	3.5	4.2	4.9	T ₈	3

2 高温作用后黄砂岩单轴蠕变力学特性分析

本文共进行了 8 组高温作用后黄砂岩的单轴蠕变试验。蠕变试验前期,由黄砂岩的常规试验数据可知,常温 $T=25^{\circ}\text{C}$ 下单轴抗压强度为 $\sigma_c=27\text{MPa}$,弹性模量 $E=4.75\text{GPa}$,泊松比 $\nu=0.21$,内聚力 $c=6.52\text{MPa}$,内摩擦角 $\varphi=37.59^{\circ}$ 。单轴蠕变试验后,将所有温度的单轴蠕变试验数据汇总,见表 2 所示。

表 2 不同温度作用下黄砂岩蠕变试验数据
Tab. 2 Creep test data of yellow sandstone under different temperatures

温度/℃	轴向蠕变量/ 10^{-4}				轴向蠕变速率/ (10^{-4}h^{-1})			
	第一级	第二级	第三级	第四级	第一级	第二级	第三级	第四级
25	0.8	1.03	1.2	1.4	0.4	0.52	0.6	0.7
200	1.2	1.4	1.9	2.8	0.6	0.7	0.95	1.4
300	1.35	1.68	1.99	3.8	0.68	0.84	1	1.9
400	2.1	2.3	2.6	3.9	1.05	1.15	1.3	1.95
500	2.3	2.6	2.9	3.3	1.15	1.3	1.45	1.65
600	2.8	2.9	3.2	3.7	1.4	1.45	1.6	1.85
700	2.9	3.1	3.7	6.6	1.45	1.55	1.85	3.3
800	3.3	3.6	4	4.1	1.65	1.8	2	2.05

2.1 高温对黄砂岩蠕变变形特征的影响

蠕变是当应力保持不变时,变形随着时间的增加而增加的现象^[19]。图 4 给出了黄砂岩经典单轴蠕变曲线,由图可见蠕变曲线具有典型蠕变三阶段:第一阶段 $a \sim b$ (减速蠕变)、第二阶段 $b \sim c$ (等速蠕变)、第三阶段 $c \sim d$ (加速蠕变)。图 4 中 ϵ_r 为蠕变破坏应变; ϵ_0 为减速蠕变初应变; ϵ'_0 为等速初应变; t_r 为蠕变破坏时间。由图 5 可见,黄砂岩水平应力 $\sigma=15.37\text{MPa}$ 时,蠕变曲线符合典型蠕变三阶段的特征,即减速蠕变发展到等速蠕变阶段进而加速蠕变直至试件破坏。根据试验数据绘制不同温度下黄砂岩轴向应变随时间变化的关系曲线,如图 6 所示;高温作用后黄砂岩应力-应变曲线如图 7 所示。

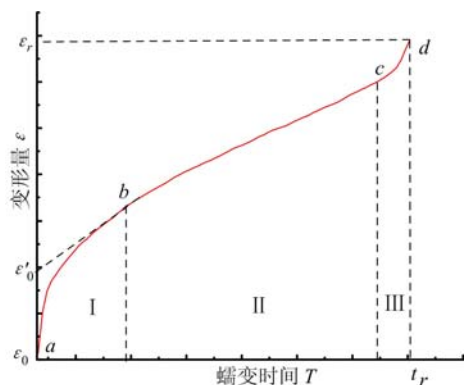


图 4 经典蠕变曲线

Fig. 4 Classical creep curves

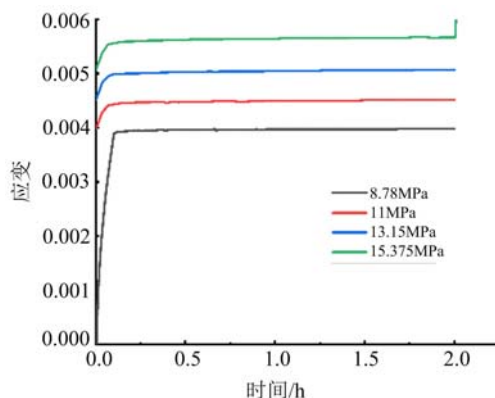


图 5 25°C 单轴蠕变曲线

Fig. 5 25°C uniaxial creep curve

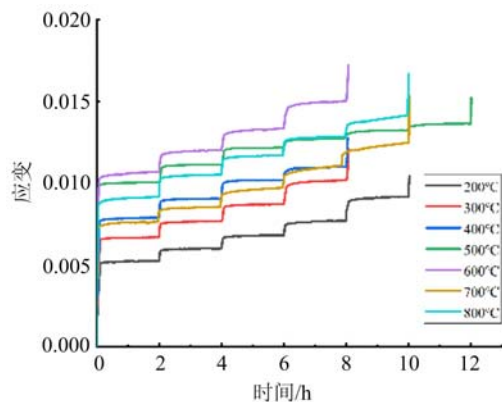


图 6 不同温度下黄砂岩轴向应变随时间变化的关系曲线

Fig. 6 Axial strain versus time for yellow sandstone at different temperatures

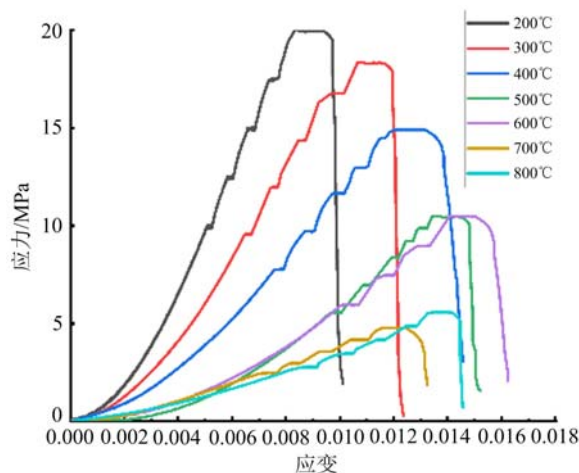


图 7 高温作用下黄砂岩应力-应变曲线

Fig. 7 Stress-strain curve of yellow sandstone under high temperature

由图 6 可得:(1)黄砂岩试件蠕变曲线整体呈阶梯状向上增长,每一水平等级应力作用时黄砂岩试件均会产生瞬时变形,温度不同则瞬时应变值大小不同。随着温度的增加,轴向瞬时应变值逐渐增加。以温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 与 $T=200^{\circ}\text{C}$ 为例,当温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 时,第一级瞬时应变值为 0.389% ,第二级与第三级瞬时应变值分别为 0.046% 和 0.048% 。而当温度 $T=200^{\circ}\text{C}$ 时,第一级瞬时应变值为 0.051% ,第二级与第三级瞬时应变值分别为 0.058% 和 0.063% 。(2)结合表 2 可以看出,随着温度的增加,整体蠕变变形程度随之增加;同时高温作用后黄砂岩试件的每级蠕变变形程度随着应力的增大而逐渐增大,如温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 时,前四级轴向蠕变量分别为 0.8 、 1.03 、 1.2 、 1.4 ,而 $T=200^{\circ}\text{C}$ 和 $T=300^{\circ}\text{C}$ 时,则分别增加到 1.2 、 1.4 、 1.9 、 2.8 与 1.35 、 1.68 、 1.99 、 3.8 。显然,温度越高,轴向蠕变量越大,发生蠕变破坏现象时间越晚,整个蠕变过程均具有明显的蠕变三阶段特征。当试件所受应力水平低于应力阈值时,试件会发生

稳定蠕变即由减速蠕变阶段至稳定蠕变阶段,当应力水平大于应力阈值时,会发生完整蠕变三阶段即产生不稳定蠕变直至试件破坏。但整体而言,蠕变阶段中第一阶段(减速蠕变)与第三阶段(加速蠕变)时间较短,而第二阶段(等速蠕变)时间较长。以温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 为例,前三级应力水平下试件仅发生稳定蠕变,当应力为第四级时,试件蠕变平均速率大幅度增加,经历完整蠕变三阶段后,试件破坏。

为了进一步了解温度与应力水平等级对黄砂岩蠕变变形规律的影响,根据试验数据绘制高温作用后轴向蠕变变形随应力水平等级的变化曲线,如图 8 所示。

由图 8 可知:(1)同一温度时,黄砂岩的蠕变应变随着应力的提高而逐渐增加,蠕变应变增长幅度亦然。当温度 $T=200^{\circ}\text{C}$ 时,在第一级加载过程的 2h 内,轴向蠕变应变量为 1.2×10^{-4} ,当加载至第二应力等级时,轴向蠕变应变量为 1.4×10^{-4} ,增长幅度为 16.7%。加载至第三、四应力等级时,轴向蠕变应变量为 1.9×10^{-4} 、 2.8×10^{-4} ,分别较上一应力等级增长 35.7%、47.3%。(2)温度增加后,试件轴向蠕变应变随之增大。当温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 时,前四级轴向蠕变量分别为 0.8×10^{-4} 、 1.03×10^{-4} 、 1.2×10^{-4} 、 1.4×10^{-4} ,而当温度 $T=200^{\circ}\text{C}$ 时,试件前四级轴向蠕变量分别为 1.2×10^{-4} 、 1.4×10^{-4} 、 1.9×10^{-4} 、 2.8×10^{-4} 。温度 $T=200^{\circ}\text{C}$ 的蠕变应变较温度 $T=25^{\circ}\text{C}$ 有不同程度的增幅,涨幅程度分别为 50%、35%、58%、100%。(3)不同应力等级下黄砂岩轴向蠕变应变与温度的拟合曲线符合线性关系。当低应力作用时线性关系较为明显,当处于高应力作用时,线性关系不明显。当地下应力较高时,应注意温度升高对于岩石蠕变变形规律的影响,对实际施工过程中工期较长、地下应力较大的深部工程岩体,更应该注意高温作用后深部围岩的稳定性与蠕变变形问题,做好安全预防措施,确保工程安全。

图 9 为高温作用后黄砂岩轴向蠕变率变化曲线及拟合曲线。

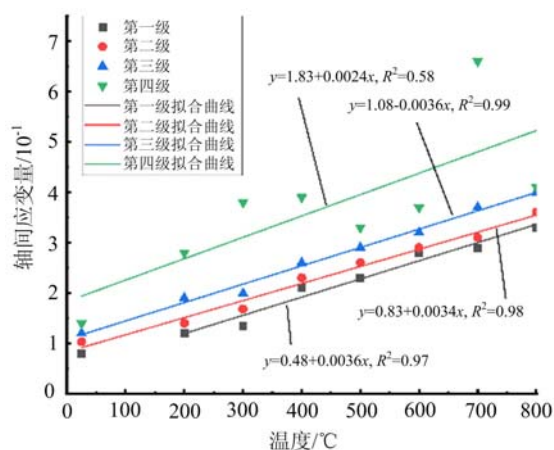


图 8 高温作用后轴向蠕变变形随应力水平等级的变化曲线

Fig. 8 Variation curve of axial creep deformation with stress level after high temperature

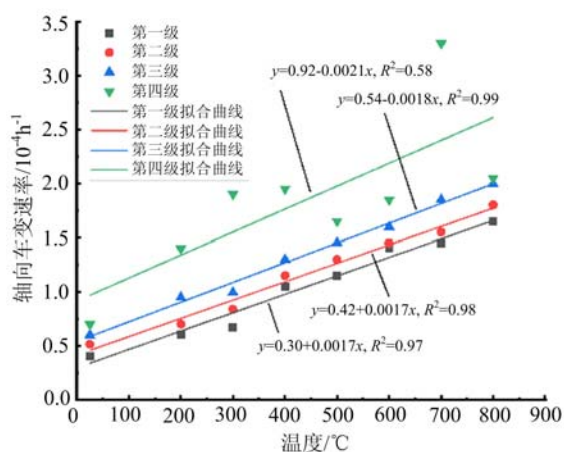


图 9 高温作用后黄砂岩轴向蠕变速率变化曲线

Fig. 9 Variation curve of axial creep rate of yellow sandstone after high temperature action

由图 9 可知:黄砂岩稳态蠕变率随着温度的升高而不断增加,整体情况符合线性关系 $\dot{\epsilon} = A + B \times T$,其中 A、B 为常数,A、B 均随应力等级的提升不断增加。当黄砂岩处于低应力状态时,整体线性关系程度较好,当处于高应力状态时,温度对于稳态蠕变率的影响程度较大,呈现出非线性关系。

2.2 温度对岩石长期强度的影响

长期强度是指岩石在长期荷载作用下抵御破坏的强度值,岩石在长期荷载作用下会产生蠕变效应,故而把蠕变强度作为岩石的长期强度^[20-23]。本文通过不同应力水平恒载蠕变试验,得到相对应的等时应力-应变曲线簇,将对应 t_{∞} 时的等时应力-应变的水平渐近线与坐标轴上纵轴的截距,该截距即为所求的岩石长期强度。图 10 是温度 $T=300^{\circ}\text{C}$ 时的黄砂岩等时应力-应变曲线,由图可知长期强度为 12.43MPa。采用等时应力-应变曲线簇法可得不同高温下岩石蠕变长期强度情况(见表 3)。

表 3 不同温度下岩石的蠕变强度

Tab. 3 Creep strength of rocks at different temperatures

温度/℃	破坏强度/MPa	长期强度/MPa	长期强度/破坏强度
25	22.4	14.11	0.63
200	20	12.6	0.59
300	18.35	12.43	0.68
400	14.9	9.1	0.61
500	10.48	6.8	0.65
600	10.46	6.6	0.63
700	4.8	3.2	0.69
800	5.8	3.7	0.65

由表 3 可知:(1)随着温度的增加,岩石蠕变破坏强度与长期强度均不断下降,同时黄砂岩试件的蠕变长期强度低于其蠕变破坏强度。(2)在恒定应力长时间作用下,岩石会在比蠕变破坏强度低的情况下发生破坏,根据试验数据可知长期强度/破坏强度比值为 0.5~0.7,因此高温作用后的深部地下岩石工程应注意岩体蠕变强度的变化情况,及时采取支护措施防止发生安全事故。

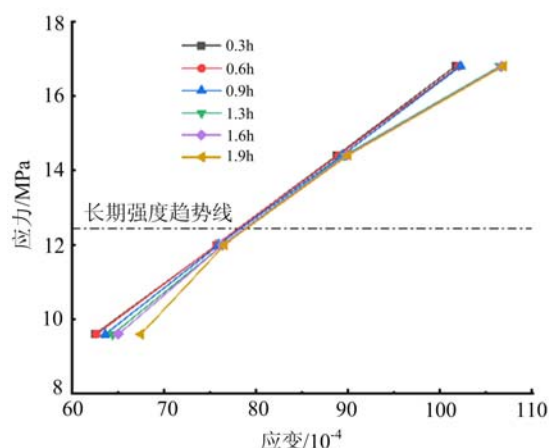


图 10 300℃蠕变试验等时应力-应变曲线簇

Fig. 10 300℃ creep test isochronous stress-strain curve cluster

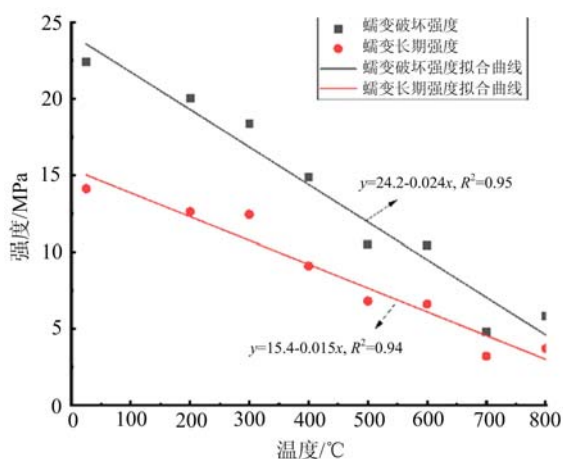


图 11 不同温度下黄砂岩长期强度与破坏强度拟合曲线

Fig. 11 Fitting curves of long-term strength and failure strength of yellow sandstone at different temperatures

结合表 3 数据绘制不同温度下黄砂岩长期强度与破坏强度的拟合曲线,如图 11 所示。由图可知,黄砂岩蠕变破坏强度、蠕变长期强度拟合曲线均符合线性变化趋势。

3 PSO-BP 神经网络的单轴蠕变长期强度预测试验

人工神经网络(Artificial Neural Networks,简称 ANN)以数学模型模拟神经元活动,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。BP(Back Propagation)网络是由 Rumelhart 等在 1985 年提出的一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,包子阳等^[24]对几种常用的神经网络模型做了相应的整理介绍,并指出 BP 神经网络是目前应用最广泛的神经网络模型之一。

BP 神经网络算法流程如下:构建出包含输入层、隐含层、输出层的 3 层 BP 神经网络模型,将高温作用与单轴蠕变长期强度建立非线性映射关系,把经高温作用后的黄砂岩单轴蠕变数据和物理量与单轴蠕变试验长期强度作为训练样本的输入、输出信息,通过对输入的样本数据进行训练学习,从而获取隐藏在试验数据内部中的变化规律,进而利用智能学习将学习到的规律用于预测未知数据结果。

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)又翻译为粒子群算法、微粒群算法或微粒群优化算法,是通过模拟鸟群觅食行为而发展起来的一种基于群体协作的随机搜索算法。通常认为它是群集智能(Swarm Intelligence, SI)的一种。

PSO 优化 BP 神经网络算法,主要是利用粒子群算法的全局探测和局部开采能力,以及粒子自组织、进化性与记忆功能来优化 BP 神经网络的权值与阈值。PSO-BP 神经网络算法流程如图 12 所示。在适应度函数评价中,评价方法选择 SSE(和方差),其 PSO-BP 算法的数学模型为

$$\min \text{SSE}(\omega_1, \omega_2, \mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{N_i} [y_i(j) - \hat{y}_i(j)]^2 \quad (1)$$

式中: $\omega_1 \in R^{m \times n}$ 、 $\omega_2 \in R^{n \times p}$ 分别为输入层、输出层的权值矩阵; $\mathbf{B}_1 \in R^n$ 、 $\mathbf{B}_2 \in R^p$ 分别为输入层、输出层阈值矩阵; N_i 表示第 i 个隐函数层的样本数; SSE 为均方和误差。

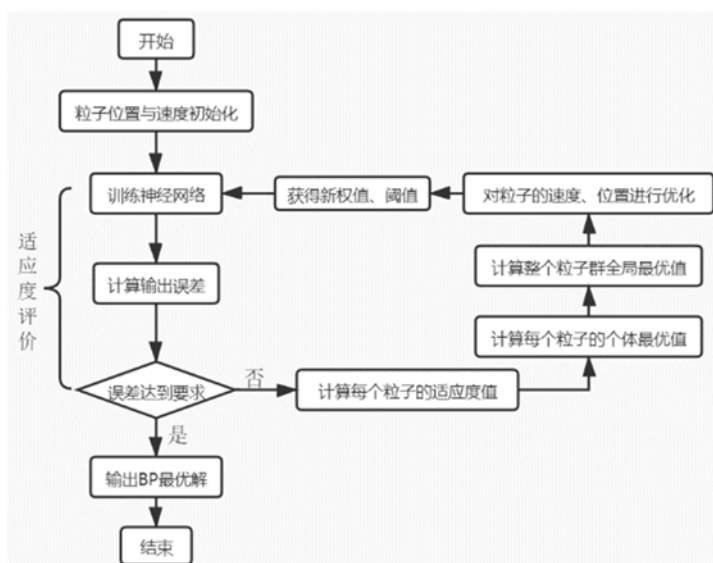


图 12 PSO-BP 算法流程图

Fig. 12 PSO-BP algorithm flow chart

神经网络基础设置输入层 ω 共计 21 个神经单元,输出层 v 有 1 个神经单元,隐含层 γ 的计算公式为

$$\gamma = \sqrt{\omega + v} + c \quad (2)$$

式中: ω 、 v 和 γ 分别代表隐含层神经元个数、输出层神经元个数、输入层神经元个数; c 取 1~10 之间的常数,经计算可得 $\gamma=8$ 。通过 PSO-BP 神经网络对基础数据多次训练可知,当隐含层神经元数为 8 时,预测结果最为准确,因此利用 22 组不同温度作用后黄砂岩试验数据作为 BP 神经网络样本数据进行神经网络模型训练,试验数据见表 4。

利用训练完毕的高温作用后黄砂岩蠕变长期强度预测模型,将测试样本数据导入到预测模型中进行预测,得到黄砂岩单轴蠕变长期强度预测模型结果,如图 13、图 14 所示。

由图 13 和图 14 可知,残差在 $(-1, 1)$,说明数据可靠性较高。用相同训练集与模型参数建立 BP 神经网络预测模型,以相关性系数 R^2 、平均相对误差 MRE 作为评价指标对预测结果进行准确性评定,具体试验数据见表 5。

由表 5 与图 13 可知,通过试验预测结果可以计算出残差平方和 $\text{SSE}=6.489 \times 10^{-7}$,虽然 PSO-BP 神经网络算法在温度 T 为 200℃、600℃、700℃ 时的预测结果较差,但整体而言预测结果准确相关性系数仍可达到 $R^2=0.99$,结合两种评价指标可知 PSO-BP 神经网络模型预测结果优于基础 BP 神经网络预测模型。利用文献[15]中的试验数据进行训练及预测,文献中编号为 1~8 的预测结果分别是 201.62 MPa、194.62 MPa、184.43 MPa、179.54 MPa、185.30 MPa、185.20 MPa、173.04 MPa、163.52 MPa,试验预测平均误差值 θ 为 1.45%。综上所述,PSO-BP 神经网络算法更适用于高温火灾后深部地下工程重建等岩石力学问题。

表 4 PSO-BP 神经网络样本数据
Tab. 4 PSO-BP neural network sample data table

输入 参数	温度/℃	25	200	300	400	500	600	700	800	
	终止加载 条件/MPa	第一级	8.78	10	9.6	7.8	5.6	5.4	2.4	2.8
		第二级	11	12.5	12	9.75	7	6.75	3	3.5
		第三级	13.15	15	14.4	11.7	8.4	8.1	3.6	4.2
		第四级	15.38	17.5	16.8	13	9.8	9.45	4.2	4.9
	轴向蠕变量/ 10^{-4}	第一级	0.8	1.2	1.35	2.1	2.3	2.8	2.9	3.3
		第二级	1.03	1.4	1.68	2.3	2.6	2.9	3.1	3.6
		第三级	1.2	1.9	1.99	2.6	2.9	3.2	3.7	4
		第四级	1.4	2.8	3.8	3.9	3.3	3.7	6.6	4.1
	轴向平均蠕变 速率/ 10^{-4}h^{-1}	第一级	0.4	0.6	0.68	1.05	1.15	1.4	1.45	1.65
		第二级	0.52	0.7	0.84	1.15	1.3	1.45	1.55	1.8
		第三级	0.6	0.95	0.99	1.3	1.45	1.6	1.85	2
		第四级	0.7	1.4	1.9	1.95	1.65	1.85	3.3	2.05
	破坏强度/MPa	22.4	20	18.35	14.9	10.48	10.46	4.8	5.8	
	声速/ $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	3.07	2.52	2.18	1.85	1.43	1.18	1.11	1.05	
	孔隙率/%	18.79	20.86	21.25	22.25	23.52	24.32	24.98	25.35	
	质量变化/g	0	−2	−3.7	3.9	−5.2	−6	−13.9	−35.5	
	峰值应力/MPa	29.41	28.88	26.53	21.76	16.93	15.32	8.53	7.84	
	质量/g	389	387.06	383.7	384	383.62	381.18	378.82	351.33	
输出 参数	比值	0.63	0.59	0.68	0.61	0.65	0.63	0.69	0.65	
	弹性模量/GPa	5.05	4.44	4.34	3.87	2.66	1.9	1.05	0.85	
	长期强度/MPa	14.11	12.6	12.43	9.1	6.8	6.6	3.2	3.7	

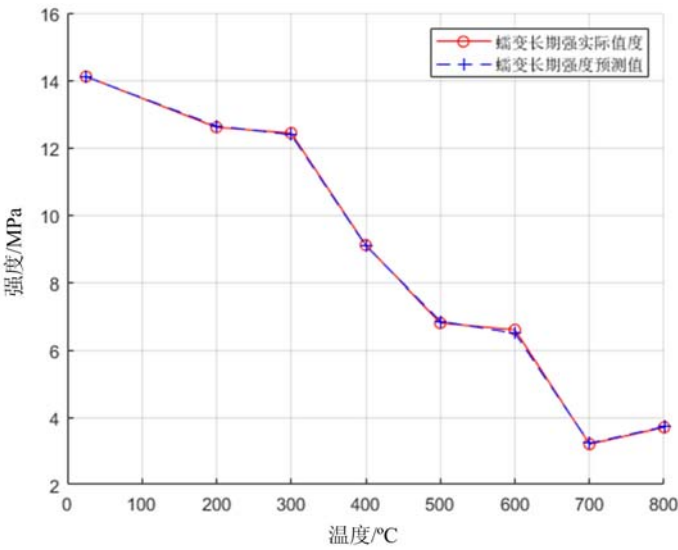


图 13 真实值与预测值
Fig. 13 True value and predicted value

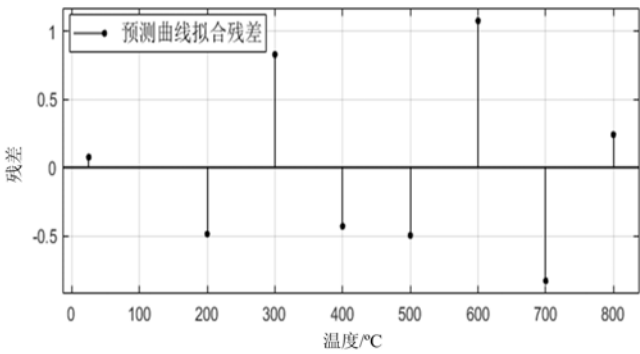


图 14 预测残差图

Fig. 14 Prediction residual plot

表 5 预测结果及评价指标

Tab. 5 Forecast results and evaluation indicator

温度/℃	PSO-BP 预 测值/MPa	BP 预测 值/MPa	实际值 /MPa	(PSO-BP) RMSE	(BP) RMSE	(PSO-BP) R^2	(BP) R^2
25	14.1	14.5	14.11	0.0016	1.9931	0.99	0.94
200	12.6	9.9	12.6				
300	12.4	15.7	12.43				
400	9.1	7.1	9.1				
500	6.8	6.4	6.8				
600	6.7	9.7	6.6				
700	3.1	3.4	3.2				
800	3.7	4.4	3.7				

由表 5 可知,PSO-BP 神经网络算法能够准确地预测高温作用后黄砂岩的蠕变长期强度。由图 13 可知,虽然 PSO-BP 神经网络算法在温度 200℃、600℃、700℃ 温度时的预测结果较差,但整体而言预测结果准确相关性系数达到 $R^2=0.99$, RSME 也远小于传统 BP 神经网络算法,从两种评价指标可知预测结果优于基础 BP 神经网络预测模型,因此本文建立的 PSO-BP 神经网络预测模型能够准确进行预测高温作用后的黄砂岩蠕变长期强度。同时利用文献[15]中的试验数据进行训练及预测,文献中编号为 1~8 的预测结果分别是 201.62MPa、194.62MPa、184.43MPa、179.54MPa、185.30MPa、185.20MPa、173.04MPa、163.52MPa,最大误差 3.65%,最小误差 0.50%,平均误差 1.45%,进一步证明了本模型的可靠性。由表 4 数据和文献[15]试验数据的预测结果联立分析可知,PSO-BP 神经网络算法更加适用于高温火灾后深部地下工程重建等岩石力学问题。

4 结论

为研究高温作用后黄砂岩蠕变力学特性及 PSO-BP 神经网络预测模型,开展了高温作用后岩样单轴蠕变试验,研究了高温作用对黄砂岩试样的蠕变长期强度和变形参数的影响,得到了单轴加载下高温作用后黄砂岩的蠕变演化规律,并建立了相应的黄砂岩的 PSO-BP 神经网络蠕变长期强度预测本构模型。经预测模型获得的预测值与试验值最大误差仅为 3.65%,关联性较好。

(1) 高温作用后黄砂岩的蠕变过程中存在蠕变应力阈值,随着温度的升高黄砂岩蠕变应力阈值逐渐降低。同时黄砂岩蠕变应力阈值将整个蠕变过程分为两种情况:①低于蠕变应力阈值为稳定蠕变阶

段,试件由减速蠕变发展至等速蠕变阶段;②高于蠕变应力阈值为不稳定蠕变阶段,试件发展过程为减速蠕变-等速蠕变-加速蠕变典型蠕变三阶段。其中减速蠕变阶段、加速蠕变阶段时间较短,等速蠕变阶段为主要蠕变过程。

(2) 温度的升高导致黄砂岩试件的蠕变变形程度增加,但随着温度升高,试件的变形规律由线性转为非线性,同时试件处于高应力状态时温度对蠕变变形的影响程度降低。

(3) PSO-BP 神经网络模型利用神经网络动态演化对环境变量、宏观力学参数进行训练,预测高温作用后黄砂岩蠕变长期强度,研究结果发现预测值与试验值误差较小;同时利用文献数据进行验证神经网络模型准确性,最大误差仅为 3.65%,由此表明 PSO-BP 神经网络模型能够准确进行预测高温作用后的黄砂岩蠕变长期强度。

参考文献:

- [1] 谢和平,高峰,鞠杨. 深部岩体力学研究探索[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(11):2161—2178 (XE Heping, GAO Feng, JU Yang. Research and development of rock mechanics in deep ground engineering[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(11):2161—2178 (in Chinese))
- [2] 秦楠,葛强,梁忠豪,等. 高温对砂岩宏观损伤及 BP 神经网络单轴强度预测研究[J]. 实验力学, 2021, 36(1):105—113 (QIN Nan, GE Qiang, LIANG Zhonghao, et al. Study on the macro- and mesoscopic damage of sandstone caused by high temperature and the uniaxial strength prediction of BP neural network[J]. Journal of Experimental Mechanics, 2021, 36(1):105—113 (in Chinese))
- [3] 赵阳升,万志军,康建荣. 高温岩体地热开发导论[M]. 北京: 科学出版社, 2004 (ZHAO Yangsheng, WAN Zhijun, KANG Jianrong. Introduction to geothermal development of high temperature rock mass[M]. Beijing: Science Press, 2004 (in Chinese))
- [4] 孙钧. 岩石流变力学及其工程应用研究的若干进展[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(6):1081—1106 (SUN Jun. Rock rheology mechanics and its advance in engineering applications[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(6):1081—1106 (in Chinese))
- [5] 崔希海,付志亮. 岩石流变特性及长期强度的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2006, 25(5):1021—1024 (CUI Xihai, FU Zhiliang. Experimental study on rheology properties and long-term strength of rocks[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(5):1021—1024 (in Chinese))
- [6] Kinoshita N, Inada Y. Effects of high temperature on strength, deformation, thermal properties and creep of rocks[J]. Journal of the Society of Materials Science Japan, 2006, 55(5):489—494.
- [7] Dwivedi R D, Goel R K, Prasad V V R, et al. Thermo-mechanical properties of Indian and other granites[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2007, 45(3):303—315.
- [8] 武东生,孟陆波,李天斌,等. 灰岩三轴高温后流变特性及长期强度研究[J]. 岩土力学, 2016, 37(S1):183—191 (WU Dongsheng, MENG Lubo, LI Tianbin, et al. Study of triaxial rheological property and long-term strength of limestone after high temperature[J]. Rock and Soil Mechanics, 2016, 37(S1):183—191 (in Chinese))
- [9] 黄炳香,邓广哲,王广地. 温度影响下北山花岗岩蠕变断裂特性研究[J]. 岩土力学, 2003(S2):203—206 (HUANG Bingxiang, DENG Guangzhe, WANG Guangdi. Research on character of creep and rupture for Beishan granite under temperature effect[J]. Rock and Soil Mechanics, 2003(S2):203—206 (in Chinese))
- [10] 张宁,赵阳升,万志军,等. 高温作用下花岗岩三轴蠕变特征的实验研究[J]. 岩土工程学报, 2009, 31(8):1309—1313 (ZHANG Ning, ZHAO Yangsheng, WAN Zhijun, et al. Experimental study on triaxial creep properties of granite under high temperature[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2009, 31(8):1309—1313 (in Chinese))
- [11] 陈亮,刘建锋,王春萍,等. 不同温度及应力状态下北山花岗岩蠕变特征研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2015, 34(6):1228—1235 (CHEN Liang, LIU Jianfeng, WANG Chunping, et al. Experimental study on mechanical characteristic of granite under high temperatures and triaxial stress[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2015, 34(6):1228—1235 (in Chinese))

- [12] 周煦桐. 基于神经网络算法的岩爆预测方法研究[D]. 湘潭:湘潭大学, 2020 (ZHOU Xutong. Prediction of rockbursts based on BP neural network[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2020 (in Chinese))
- [13] 刘阳, 谭凯旋, 郭钦鹏, 等. 运用随机森林和 GA-BP 神经网络预测岩石爆破块度[J]. 矿业研究与开发, 2021, 41(1):135—140 (LIU Yang, TAN Kaixuan, GUO Qinpeng, et al. Prediction for blasting fragmentation of rocks using random forest and GA-BP neural network[J]. Mining Research and Development, 2021, 41(1):135—140 (in Chinese))
- [14] 赵铭生, 刘守强, 纪润清, 等. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的华北型煤田矿压破坏带深度预测[J]. 矿业研究与开发, 2020, 40(6):89—93 (ZHAO Mingsheng, LIU Shouqiang, JI Runqing, et al. Depth prediction of mining pressure failure zone in north china coalfield based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Mining R&D, 2020, 40(6):89—93 (in Chinese))
- [15] 晏斌, 郭永成, 朱千凡, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的砂岩三轴抗压强度预测[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2019, 41(3):51—54 (YAN Bin, GUO Yongcheng, ZHU Qianfan, et al. Prediction of triaxial compressive strength of sandstone based on PSO-BP neural network[J]. Journal of China Three Gorges University(Natural Sciences), 2019, 41(3):51—54 (in Chinese))
- [16] 长江水利委员会长江科学院. 水利水电工程岩石试验规程:SL264—2001[S]. 北京:中国水利水电出版社, 2001 (Changjiang River Scientific Research Institute. Rock test code for water conservancy and hydropower engineering:SL264—2001[S]. Beijing: China Water & Power Press, 2001 (in Chinese))
- [17] 秦严. 高温后花岗岩物理力学性质试验研究[D]. 北京:中国地质大学, 2017 (QIN Yan. High-temperature influence on physical and mechanical properties of diorite[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2017 (in Chinese))
- [18] 胡建军. 高温作用下石灰岩的热损伤特性研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2019 (HU Jianjun. Study on thermal damage characteristics of limestone under high temperature[D]. Xuzhou: China University of Mining, 2019 (in Chinese))
- [19] 蔡美峰. 岩石力学与工程[M]. 2 版. 北京:科学出版社, 2013 (CAI Meifeng. Rock mechanics and engineering [M]. 2nd edition. Beijing: Science Press, 2013 (in Chinese))
- [20] 沈明荣, 谌洪菊. 红砂岩长期强度特性的试验研究[J]. 岩土力学, 2011, 32(11):3301—3305 (SHEN Mingrong, CHEN Hongju. Testing study of long-term strength characteristics of red sandstone[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(11):3301—3305 (in Chinese))
- [21] 经纬, 郭瑞, 杨仁树, 等. 考虑岩石流变及应变软化的深部巷道围岩变形理论分析[J]. 采矿与安全工程学报, 2021, 38(3):538—546 (JING Wei, GUO Rui, YANG Renshu, et al. A theoretical analysis of surrounding rock deformation of deep soft rock roadway based on rock rheology and strain softening[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2021, 38(3):538—546 (in Chinese))
- [22] 刘雄. 岩石流变学[M]. 北京:地质出版社, 1994 (LIU Xiong. Rock rheology[M]. Beijing: Geological Publishing House, 1994 (in Chinese))
- [23] 张龙云, 张强勇, 李术才, 等. 硬脆性岩石卸荷流变试验及长期强度研究[J]. 煤炭学报, 2015, 40(10):2399—2407 (ZHANG Longyun, ZHANG Qiangyong, LI Shucai, et al. Unloading rheological tests of hard brittle rock and its long-term strength analysis[J]. Journal of China Coal Society, 2015, 40(10):2399—2407 (in Chinese))
- [24] 包子阳, 余继周, 杨杉. 智能优化算法及其 MATLAB 实例[M]. 2 版. 北京:电子工业出版社, 2018 (BAO Ziyang, YU Jizhou, YANG Shan. Intelligent optimization algorithm and its MATLAB example[M]. 2nd edition. Beijing: Electronic Industry Press, 2018 (in Chinese))

Research on sandstone creep test after high temperature and PSO-BP neural network uniaxial creep long-term strength prediction

LIANG Zhonghao, QIN Nan, JI Peizhi, ZHOU Tongtong, GE Qiang

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, Shandong, China)

Abstract: In order to study the creep strength and deformation characteristics of yellow sandstone after high temperature action, uniaxial creep experiments were carried out on yellow sandstone after high temperature action, and the effects of high temperature damage and axial pressure on the creep deformation characteristics, creep strength and creep rate of yellow sandstone were systematically analyzed. The results demonstrate that there is a creep stress threshold for yellow sandstone after high-temperature action. Below the creep stress threshold, only stable creep occurs, while above the creep stress threshold, unstable creep occurs. Moreover, the degree of creep deformation and steady-state creep rate are linearly related with increasing temperature when the specimens are at low stress in the creep test. In the high stress state, the influence of temperature on the degree of creep deformation and steady-state creep rate increases at the same time. PSO-BP neural network is also applied to predict the long-term strength of creep in yellow sandstone after high temperature action. It is found that the actual fit is better, the training speed is faster and the prediction accuracy is higher than the traditional BP neural network model. The research results can provide some technical support and reference for the reconstruction of subsurface rock projects after high temperature catastrophic changes.

Keywords: yellow sandstone; uniaxial creep experiment after high temperature; long-term uniaxial creep strength; creep deformation; PSO-BP neural network prediction