

DOI:10.16356/j.1005-2615.2021.05.017

基于人工神经网络的混凝土类材料 SHPB 动态压缩性能预测

龙旭¹, 毛明晖², 卢昶衡¹, 苏天雄¹, 贾冯睿³

(1. 西北工业大学力学与土木建筑学院, 西安 710072; 2. 辽宁石油化工大学土木工程学院, 抚顺 113001;
3. 浙江清华长三角研究院, 嘉兴 314006)

摘要: 针对混凝土类脆性材料高应变率下本构行为, 结合 ABAQUS 有限元仿真与反向传播 (Back propagation, BP) 人工神经网络技术, 对分离式霍普金森压杆 (Split Hopkinson pressure bar, SHPB) 实验过程中关键波形参数进行仿真和机器学习, 建立了混凝土类材料 SHPB 高应变率下力学性能预测的机器学习模型, 极大地提升了复杂脆性材料受冲击状态下变形行为与本构参数之间关联机制的计算效率。利用商业有限元软件 ABAQUS 的动态分析模块, 通过在入射杆自由面设置 4 种不同的应力波, 得到在不同应变率下材料应力-应变曲线, 通过对比数值模拟结果和 SHPB 实验, 验证了基于有限元分析的计算结果准确性。以 20 组 ABAQUS 仿真结果作为训练样本, 其中入射波作为输入层, 透射波和反射波作为输出层, 建立相应的机器学习预测模型。研究表明: 基于 BP 人工神经网络技术的机器学习预测模型具有良好的适用性, 可代替量大且耗时的有限元仿真建模、分析及后处理流程, 实现了高应变率下混凝土类材料应力-应变曲线形式本构行为的高效准确预测, 同时可以预测给定训练样本以外更大应变率范围内材料应力-应变曲线。

关键词: 分离式霍普金森压杆; 机器学习; 混凝土; 动态力学性能; BP 人工神经网络

中图分类号: TU375 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2021)05-0789-12

Prediction of Dynamic Compressive Performance of Concrete-Like Materials Subjected to SHPB Based on Artificial Neural Network

LONG Xu¹, MAO Minghui², LU Changheng¹, SU Tianxiong¹, JIA Fengrui³

(1. School of Mechanics, Civil Engineering and Architecture, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
2. School of Civil Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun 113001, China; 3. Yangtze Delta Region Institute
of Tsinghua University, Jiaxing 314006, China)

Abstract: Regarding constitutive behavior of concrete-like brittle materials subjected to high strain rates, we combine ABAQUS finite element simulations and back propagation (BP) artificial neural network method to analyze the critical waveform parameters in the split Hopkinson pressure bar (SHPB) experiments, and propose the machine-learning based methodology for predicting mechanical properties of concrete-like materials under high strain rates. This model significantly improves the computational efficiency to reveal the correlation mechanisms between deformation behavior and constitutive parameters of complex brittle materials under impact loading. We adopt the dynamic analysis module of ABAQUS finite element software to apply four different stress waves on the free surface of the incident bar to obtain the stress-strain curve of

基金项目: 陕西省国际科技合作计划 (2021KW-25) 资助项目; 航天科学技术基金 (2021-HT-XG) 资助项目。

收稿日期: 2021-04-08; **修订日期:** 2021-05-29

通信作者: 龙旭, 男, 博士, 副教授, E-mail: xulong@nwpu.edu.cn。

引用格式: 龙旭, 毛明晖, 卢昶衡, 等. 基于人工神经网络的混凝土类材料 SHPB 动态压缩性能预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(5): 789-800. LONG Xu, MAO Minghui, LU Changheng, et al. Prediction of dynamic compressive performance of concrete-like materials subjected to SHPB based on artificial neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(5): 789-800.

materials under different strain rates. By comparing with SHPB experimental data, the accuracy of numerical predictions from finite element simulations is validated. 20 sets of ABAQUS simulation results are exploited as training samples, in which the incident wave is used as the input layer while the transmitted and reflected waves are taken as the output layer. The results show that the machine-learning prediction model based on BP artificial neural network method owns satisfactory generality, and this proposed method could replace repetitive finite element modeling to considerably save the time for model creation, analysis and post-analysis process. It can accurately predict the constitutive behavior in the form of stress-strain curve for concrete-like materials under high strain rates, and can also predict the stress-strain responses under a wider range of strain rate beyond those provided from training samples.

Key words: split Hopkinson pressure bar (SHPB); machine learning; concrete; dynamic mechanical properties; BP artificial neural network

作为一种质优价廉的建筑材料,混凝土材料已经广泛地运用在日常的生产生活。然而在突发自然灾害以及军事防护工程中,需要更加准确且高效地确定混凝土材料的抗冲击性能,因此需要进一步了解高应变率下混凝土材料力学性能及其破坏行为规律。传统高应变率测试实验,主要包括落锤试验、液压伺服试验和霍普金森杆冲击实验^[1]。相比落锤试验和液压伺服试验,霍普金森杆冲击方法可以实现动态加载条件下更加精确的应变率控制以及更广的应变率测量范围^[2],因此被广泛地运用于各种材料动态性能测试^[3-6]。混凝土材料本质上是一种多相的非均匀材料,但从宏观角度而言,当混凝土尺寸为最大骨料尺寸的4~5倍时,混凝土可被认为是均匀材料^[7]。受限于集料的大小,混凝土霍普金森杆冲击实验需要满足一定的几何尺寸要求,因此所用设备的入射杆及透射杆直径需要相应增大^[8]。目前已有研究主要利用大直径的分离式霍普金森压杆实验装置测量混凝土材料的动态力学性能,同时运用有限元方法对其进行数值仿真,从而可以更加高效地揭示主导混凝土类材料高应变率下变形特性和失效规律。

当前混凝土类材料大直径分离式霍普金森压杆(Split Hopkinson pressure bar, SHPB)实验主要存在以下几个问题:端面摩擦效应^[9-11]、骨料尺寸^[12-16]、惯性效应^[17-22]和温度效应^[23]等。SHPB实验研究的推进,必须建立清晰准确的入射波、反射波、透射波波形,因此如何准确高效地确定波形,是混凝土类材料动态性能研究的关键所在。一般而言,SHPB实验前需要进行无试件空撞试验,确保试件、入射杆和透射杆位于同一直线。为保证杆件系统的一致性,还需要在标准试件上进行试撞击。因此,SHPB实验准备阶段较为复杂^[24]。此外,往往需要大量人工重复工作才能合理选取应力波起始位置^[25],进而进行二波或三波对齐之后实验数据的处理,部分明显失真数据仍需人工剔除,人为因素也一定程度上增大了实验误差。因此,混凝土

类材料 SHPB 实验亟待更为省时且更为客观的波形确定方法。

混凝土作为一种多相的脆性复合材料,需要避免 SHPB 实验中应力波传播时弥散效应所致波形振荡,且混凝土材料发生破坏时应变较小,需要更加准确地控制入射波的波形及作用时长,上述客观因素均会影响 SHPB 实验测量数据的准确性。宋博等^[26]对比 SHPB 实验中移波处理中简单时间法和不均匀时间应力法,提供不同解耦方法,并且指出两种方法适用材料范围。Wang 等^[4]利用 SHPB 系统测量不同含量钢纤维混凝土动态强度,研究钢纤维对于动态强度和破坏机理基本理论。胡亮亮等^[27]搜集大量混凝土类 SHPB 高应变率实验数据,认为脆性材料直接用短平台波表征其应变率是不合理的,应该选用其全段平均应变率的 1.38 倍。胡金生等^[28]认为大直径 SHPB 混凝土实验能降低波形振荡对于数据拟合的影响,但是会限制混凝土类脆性材料的高应变率的测量。梁书锋^[29]通过大量岩石 SHPB 实验,认为脆性材料恒应变率加载难度较大,指出三维应力增量表达形式容易表示冲击峰值前的动态力学性能。王鲁明等^[9]针对脆性材料 SHPB 实验讨论万向头、波形整形器、异形炮头等方法降低波形振荡,提高实验的准确性。杨阳等^[30]讨论不同霍普金森实验撞击杆几何形状对波形的影响,针对不同材料特性合理选用撞击杆,消除材料的 Pochhammer-Chree 效应。陈滔等^[31]给出混凝土 SHPB 实验压缩性的改进 Gorham 惯性效应公式,该公式可以更好地修正惯性效应从而提高实验精度。

然而学者们只能根据实验波形进行修正,很难做到新波形预测实现材料动态力学性能预测。人工神经网络具有自学习的特点,适合处理非线性问题,其中多层神经元系统具有在理论上可以预测任何非线性的模型,适合预测 SHPB 实验中反射波和透射波,从而实现混凝土类材料的动态力学性能预测。当前的深度学习模型具有多种结构,包括反向

传播神经网络(Back propagation, BP)、卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)和长短期记忆网络(Long and short term memory, LSTM)模型等人工神经网络,上述神经网络均具有自学习的特点。严晓明等^[32]认为BP神经网络方法可根据误差进行所有节点权值的调整,相比较其他算法,该算法更加成熟稳定,具有良好的适应性。虽然学习速度较慢,但能够降低误差,能够实现输入层和输出层之间参数的非线性映射。Wang等^[33]将BP神经网络技术运用于波形处理,通过相关技术降低波的振荡,实现实验波形和理想波形映射关系,从而提高了应力-应变响应曲线的准确性。徐明乔等^[34]利用BP神经网络技术研究了高聚合物 SHPB 实验非线性率相关本构行为。朱励等^[35]针对波形的隐式关系,利用反向误差人工智能网络技术,对波的弥散效应进行了修正,且修正结果具有良好的适用性。

综上所述,已有研究中较多利用数值模拟和实验确定混凝土类材料高应变率下变形行为,尚未有运用机器学习算法预测混凝土类材料高应变率下应力-应变力学性能的研究。因此,本文提出一种将 SHPB 实验仿真模拟与BP人工神经网络技术相结合的新方法,然后将其成功应用于混凝土类脆性材料动态相应研究,利用Zhang等^[36]和Li等^[37]的实验数据,建立有限元模型,对比 SHPB 实验验证数值模拟准确性。将数值模拟的入射波作为机器学习训练样本的输入层,反射波和透射波作为输出层,建立两组波形预测模型,从而预测材料动态力学性能。该方法能够代替人工量大且耗时有限元仿真、分析,处理等工作,建立的学习模型为人工智能预测混凝土类材料动态力学性能提供理论基础和经验借鉴。

1 SHPB 数值仿真

1.1 SHPB 实验介绍

SHPB 实验技术以两个基本假定^[38]为基础。一是弹性杆的一维应力波假定,即压杆在实验过程中始终处于弹性应变范围(压杆刚度远大于试件刚度的情况下此假定可满足);二是试件中的应力、应变沿试件轴向方向均匀分布,即均匀性假定(试件的长度远小于应力波波长的情况下此假定可满足)。满足这两个基本假定,才能得到有效的实验结果。

常规的霍普金森杆如图1所示,主要包括撞击杆、入射杆和透射杆等杆件。3种不同的波形对应于 SHPB 实验中分别是入射波 ϵ_i 、反射波 ϵ_r 和透射

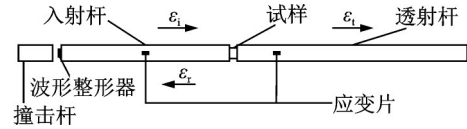


图1 SHPB装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of SHPB setup

波 ϵ_o 。入射波和反射波通过入射杆上的应变片测得,透射波通过透射杆上的应变片测得。霍普金森实验中需要通过移波处理,将3种波形的起始位置移动至同一个时间轴上,便于后期的数据处理。在数据处理中常用的方法为二波法和三波法,其中三波法更加适用于混凝土材料^[39],本文选用三波法处理应变率,应力-应变之间关系。

$$C_0^2 = \frac{E_b}{\rho} \quad (1)$$

$$\dot{\epsilon}_s = \frac{v_1 - v_2}{L_s} = \frac{C_0}{L_s} (\epsilon_i - \epsilon_r - \epsilon_t) \quad (2)$$

$$\epsilon_s = \int_0^t \dot{\epsilon}_s dt = \frac{C_0}{L_s} \int_0^t (\epsilon_i - \epsilon_r - \epsilon_t) dt \quad (3)$$

$$\sigma_s = \frac{1}{2} (\sigma_1 + \sigma_2) = \frac{1}{2} \cdot \frac{A_b}{A_s} \cdot E_b \cdot (\epsilon_i + \epsilon_r + \epsilon_t) \quad (4)$$

式中: C_0 代表杆件波速, E_b 代表杆件弹性模量, ρ 代表杆件密度, L_s 代表试件长度, $\dot{\epsilon}_s$ 代表试样应变率, v_1 和 v_2 分别表示入射杆和试样以及透射杆与试样接触端面速度, ϵ_s 代表试样应变, t 代表整个冲击过程时间, A_b 代表杆件横截面面积, A_s 代表试样横截面面积, σ_1 、 σ_2 和 σ_s 分别代表试样前后端面的应力和试样应力。

1.2 SHPB 冲击压缩有限元计算

1.2.1 Drucker-Prager线性扩展理论

基于塑性和超弹性的本构模型被广泛应用于混凝土类材料 SHPB 的冲击数值模拟中。Drucker-Prager模型可以描述因为内摩擦引起的静水压力对于单元体的综合影响,ABAQUS中线性Drucker-Prager模型被广泛运用到混凝土类材料的动态力学行为模拟。本文选用的是线性屈服面子午线,对应的Drucker-Prager模型的屈服面函数可写为

$$F = t - p \tan \beta - d = 0 \quad (5)$$

$$t = (q/2) [1 + 1/K - (1 - 1/K)(r/q)^3] \quad (6)$$

$$q = \sqrt{3J_2} \quad (7)$$

$$r^3 = \left(\frac{27}{2}\right) J_3 \quad (8)$$

式中: t 为偏应力的度量值; r 为 π 平面上的半径; J_2 为第二偏应力不变量; J_3 为第三偏应力不变量; p 为等效围压效应下的压应力, $p = -l_1/3$; l_1 指的是第一应力不变量; K 为三轴拉伸屈服应力与三轴压缩

屈服应力之比,因此该值控制着屈服面对中间主应力值的依赖性,当 $K=1$ 时, $t=q$,屈服面在 π 平面上为Von Mises圆上,为了保证屈服面外凸,要求 $0.778 < K \leq 1$, β 为摩擦角, d 为材料的黏聚力,黏聚力大小与材料的硬化参数有关。

当材料的单轴受压屈服的屈服应力为 σ_c 时,黏聚力可表达为

$$d = \left(1 - \frac{1}{3} \tan \beta\right) \sigma_c \quad (9)$$

Drucker-Prager模型流动性规律定义式为

$$d\bar{\epsilon}^{pl} = \frac{d\bar{\epsilon}^{pl}}{C} \frac{\partial G}{\partial \sigma} \quad (10)$$

式中: $C = 1 - \left(\frac{1}{3} \tan \varphi\right)$; $d\bar{\epsilon}^{pl}$ 为等效塑性应变,单轴状态下硬化或者软化情况下等效塑性应变等于塑性应变 $d\epsilon^{pl}$,表达式为 $d\bar{\epsilon}^{pl} = |d\epsilon^{pl}|$; G 为塑性势函数。 G 定义式为

$$G = t - p \tan \varphi \quad (11)$$

式中: φ 为 $p-t$ 平面内的膨胀角, $p-t$ 平面如图2所示。

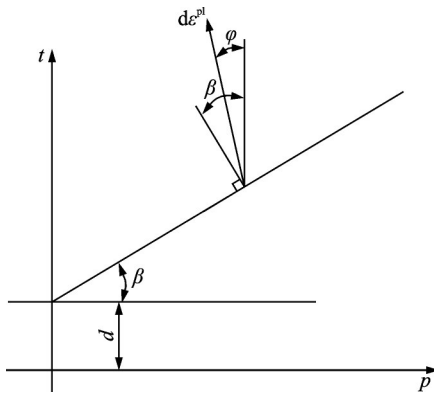


图2 $p-t$ 平面示意图

Fig.2 Schematic diagram of $p-t$ plane

1.2.2 有限元模型建立和验证

本文有效性验证模拟Zhang等^[36]实验,该实验数值模拟中,用入射应力波取代撞击杆降低入射波振荡。如表1所示,SHPB实验中入射杆长度为3.0 m,入射杆应变片在距离试样与入射杆接触面1.5 m处,透射杆长度为2.0 m,透射杆应变片在距离试样与透射杆接触面0.5 m处,入射杆和透射杆直径均为100 mm,材料均为钢。试样的长度21.5 mm,直径为740 mm,基体材料为砂浆。如图3所示,本文采用ABAQUS 2017商业软件对上述模型进行有限元仿真,取全结构的1/4进行数值模拟,以降低计算时间。根据实际工况选择合适的单元类型,本文中针对的是混凝土类材料下高应变率力学性能实验属于典型的动力学分析,选择显示动

力学模块中Explicit且为3D Stress单元,所有单元为C3D8单元。入射杆和透射杆的布种间距为10 mm,试样上布种间距为1 mm,入射杆共计4 848单元,试样共计28 710单元,透射杆共计7 428单元。自由端面入射应力波与时间关系曲线见式(12),径向边界条件为对称固定以模拟全结构中冲击过程试样径向对称分布。仿真完成后,提取入射杆和透射杆上应变片位置处的应变与时间关系,选取合适的波形起始点和结束点,将应变片上波形划分成入射波、反射波和透射波。

表1 SHPB实验装置和试件几何尺寸

Table 1 Geometry of tested material and bars of SHPB

试件	长度/m	直径/m	材料
入射杆	3.0	0.1	钢
透射杆	2.0	0.1	钢
试样	0.021 5	0.074	砂浆

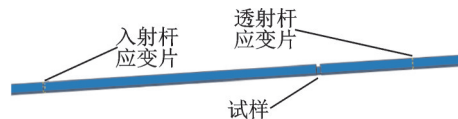


图3 SHPB有限元模型

Fig.3 Finite element model of SHPB

在SHPB实验当中,试样与端面之间摩擦已经引起了人们的足够重视,Li等^[37]开始研究砂浆和混凝土材料中端面接触摩擦的影响,因为缺少端面摩擦效应的具体数值,根据现有的石灰岩SHPB实验数值模拟,进行端面摩擦估值0.3^[40]。故对于模型中的接触面接触条件设置为面面接触,法向接触设置为硬接触,切向接触设置为罚函数,取摩擦因数估值为0.2。

在实际的数值模拟过程中,应当详细地标定相关的Drucker-Prager的参数,根据前人^[41-43]研究得知基体砂浆材料的 β 值介于 40° 至 60° 之间。通过Li等^[37]试算,在SHPB实验中 $\beta=40^\circ$ 能够很好地符合实验的数值结果,因此本文中的 $\beta=40^\circ$,同时Grote等^[44]发现 φ 在基体材料砂浆中影响有限,因此本文选用的 $\varphi=\beta=40^\circ$ 。Park等^[45]认为砂浆和混凝土材料是一种 K 值不敏感性材料,故本文中的 K 选取为1。具体材料参数见表2。

入射杆应力波输入要保证能够在较短时间内达到指定的应变率,从而保持试件前后端面的应力平衡,将动态测量转换成准静态测量。常规的矩形波在测试岩石类的混凝土试样时,入射波的上升波形斜率很高,据应力波的初等理论可知入射波可以分解为不同传播速度和频率的谐波分量组合而成,这些不同速度的波各自传播使得波形出现明显振

表 2 材料参数

Table 2 Parameters of finite element model

材料	密度/(kg·m ⁻³)	屈服压应力/MPa	弹性模量/GPa	泊松比	Drucker-Prager 参数		
					β/(°)	φ/(°)	K
钢 ^[37]	7 800		200	0.35			
基体材料 ^[37]	2 179	44.9	17.2	0.19	40	40	1

荡,入射波的振荡必然导致反射波和透射波的振荡从而整体试验效果。同时振荡波相对于混凝土材料强度的相对值可能已经超过混凝土强度本身,使得材料出现小幅度的加载和卸载,上述不利因素进一步加剧波的振荡,故需要对于入射波波头缓和处理,以满足有足够的时间保持整体试样达到应力平衡。

本文选取直接在入射杆自由面添加入射应力波法,入射杆自由端面的入射应力和时间的关系见式(12)^[36],其中σ为入射波的应力值。如图4所示,本文所采用入射波峰值应力σ_i分别为60、80、100和160 MPa,t对应的是时间轴,单位为μs,应力加载为500 μs,模拟总时长1 400 μs。

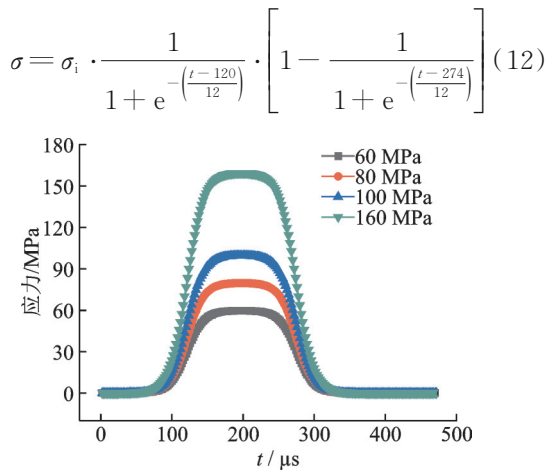
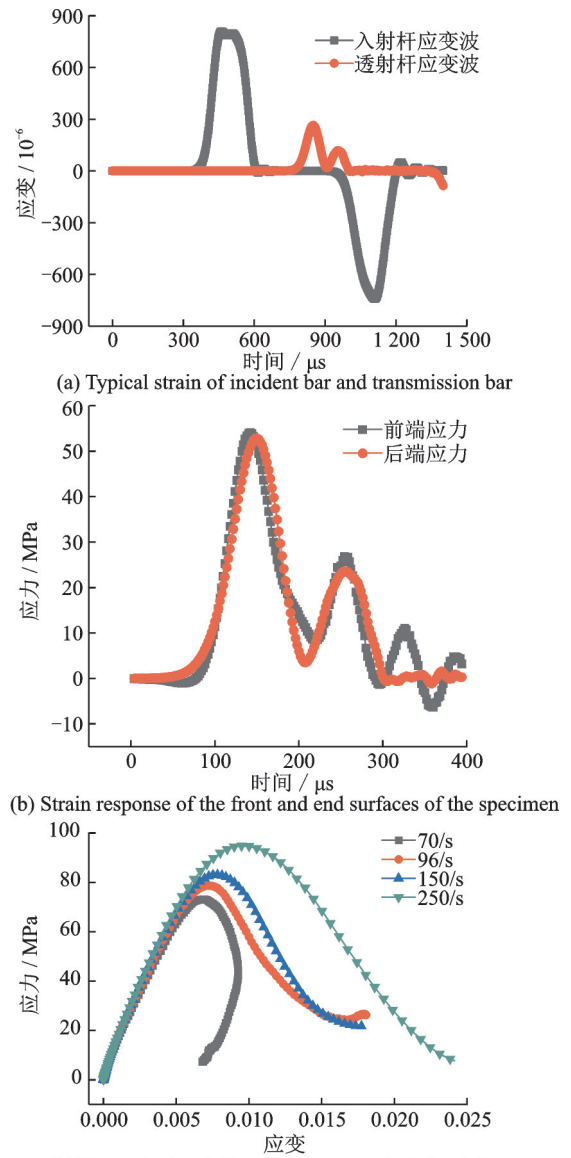
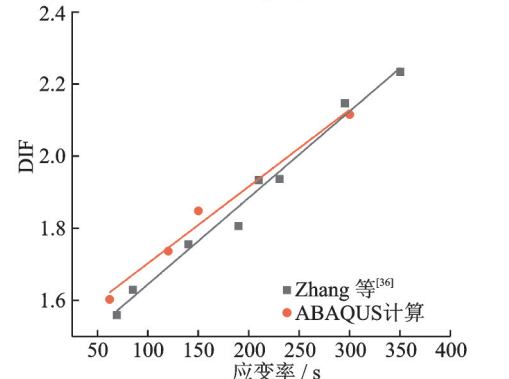


图 4 不同入射波峰值所引起的入射应力波形
Fig.4 Incident stress waves induced by different incident peak stresses

图5(a)为160 MPa峰值应力 SHPB 实验模拟典型入射杆和透射杆图,图5(b)为60 MPa峰值应力前后端应力对比图,可以看出在整个过程中出现较好吻合,即保证材料在实验过程中的动态平衡。图5(c)为4组不同的应力波下的 SHPB 实验应力-应变图,图5(d)为本文计算 DIF 与文献[36]实测 DIF 的比较,其中 DIF 为动态峰值应力与准静态峰值应力比值。可以看出,本文所建立 SHPB 仿真预测结果可以较好地吻合实验结果,可以合理地复现此类材料在高应变率下变形特性和失效机理。



(c) Stress-strain relationships by numerical simulations



(d) DIF comparison between numerical predictions of this paper and results by Zhang et al.^[36]

图 5 数值模拟所得动态响应

Fig.5 Dynamic responses by numerical simulations

2 BP神经网络及其预测结果

2.1 BP神经网络模型结构

反向传播(Back propagation, BP)神经元网络系统是一种高效的人工智能预测方法,其主要包括输入层、隐藏层和输出层,其中单隐藏层BP神经元学习效率不高,不适用于较大数据的非线性耦合数据的预测。

BP神经网络可以用数学表达式表示为^[46]

$$H_j = f \left[\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - a_j \right] \quad j = 1, 2, 3, \dots, l \quad (13)$$

式中: x_i 为输入层参数; w_{ij} 为神经元权重; a_j 为阈值; f 为激活函数。常见的激活函数有logsig、tansig和purelin等,本文选用的双曲线正切函数tansig能

够较好地实现输入层到隐藏层以及隐藏层之间信号和误差传递关系。

如图6所示,本文所开展的BP神经网络模型的计算流程为利用本文第1节中参数进行批量仿真提取相应应变,随后进行移波处理,形成入射波、反射波和透射波。将所有参数进行数据归一化以提高计算速度和避免信号之间不同数量级带来的计算误差。此外,需要对BP神经网络中每一个权重和阈值进行参数初始化,将入射波作为输入层,反射波和透射波作为输出层,建立两组神经网络学习模型。本文使用多层神经网络技术,可以实现输入层到输出层的非线性映射,从而实现反射波和透射波的波形非线性预测。其中神经网络的训练过程见图7,训练过程主要分为如下步骤:

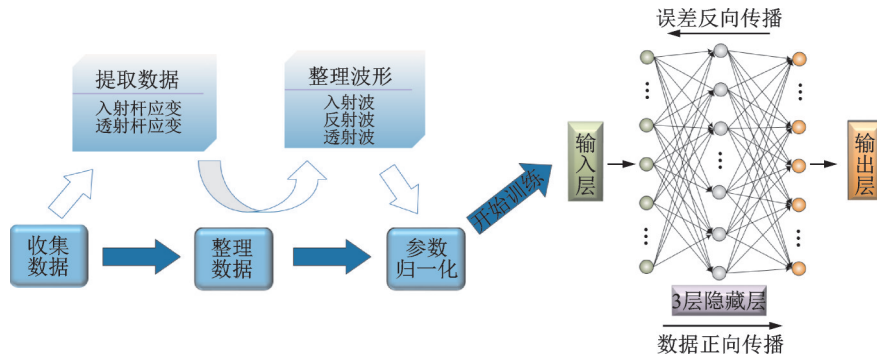


图6 BP神经网络结构

Fig.6 BP neural network structure

(1)初始化BP神经网络,为BP神经网络提供输入 x 、目标 Y 和目标精度 θ ,学习效率 η 。

(2)计算根据给定输入BP神经网络实际输出值,依次计算每层隐含层以及单元输出层,式中 f 为双曲线正切tansig函数, i 表示输入层个数, l 表示隐藏层节点个数。

$$\text{tansig} = \frac{2}{1 + e^{-2r}} - 1 \quad (14)$$

(3)计算目标值和神经网络预测值之间误差 e_k ,其中 O_k 为计算值, w_{jk} 表示隐藏层最后一层和输出层之间的权值, b_k 表示该连接情况下的阈值。

$$O_k = \sum_{j=1}^l H_j w_{jk} - b_k \quad k = 1, 2, 3, \dots, m \quad (15)$$

$$e_k = Y_k - O_k \quad k = 1, 2, 3, \dots, m \quad (16)$$

(4)误差反向传递误差,更新输入层和隐藏层权值 w_{ij} 和隐藏层和输出层 w_{jk} ,以及阈值 a_j 和 b_k 。

$$w_{ij} = w_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (17)$$

$$w_{jk} = w_{jk} + \eta H_j e_k \quad (18)$$

$$a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m w_{jk} e_k \quad (19)$$

$$b_k = b_k + \eta e_k \quad (20)$$

(5)判断反馈后数据正向传递预测值是否满足误差条件,若满足则停止模型训练;若不满足,则重复步骤(2),直至满足预定误差值。

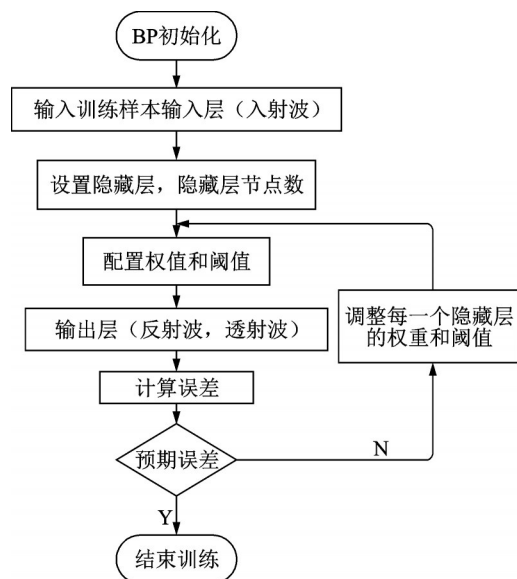


图7 BP神经网络的训练过程

Fig.7 BP neural network training process

2.2 BP 神经网络预测

本研究所建立的模型为 BP 多层神经网络模型,输入层为入射杆上入射波,输出层为反射波和透射波,建立两组人工网络模型。训练样本为 ABAQUS 仿真模拟中提取的入射杆和透射杆应变,其输入峰值应力从 5 MPa 开始,峰值应力每增加 5 MPa 进行一组 SHPB 仿真实验,共计 20 组。将 2 μs 作为一个时间节点,共计 252 个节点,记录相应的入射杆和透射杆上的应变值。图 8 给出了 20 组具体预测结果,数据具有良好的规律性,可在一定程度上保证机器学习模型训练的合理性。

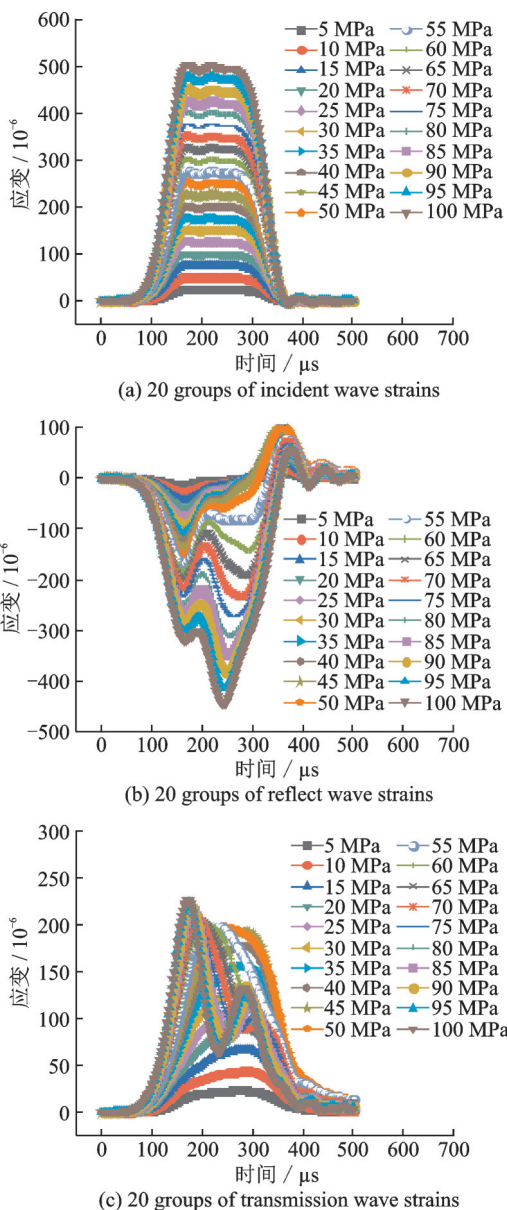


图 8 20 组入射杆和透射杆应变-时间响应

Fig.8 Strain-time responses of 20 groups of incident bar and transmission bar

BP 神经网络是一种信号向前传播,误差向后传播的多层神经网络,因此选择合适的层数、节点

数以及相应的训练函数就显得尤为重要。多层神经网络可以避免单层神经网络线性逼近的缺点,可以解决任何线性和非线性的输入输出问题。每个隐藏层的节点数对于非线性耦合相当敏感。如果节点数目过低会出现适应性不足的现象,而如果节点的数目过多则会出现过渡适应的特点,即出现每一个点都能够很好地拟合,但是最终拟合的结果在真实数据点之间往复振荡,因此需要选取合适的节点数进行机器学习。当前对于节点数目并没有准确的方法来确定,一般可通过经验公式(21)和(22)作为参考^[47]。

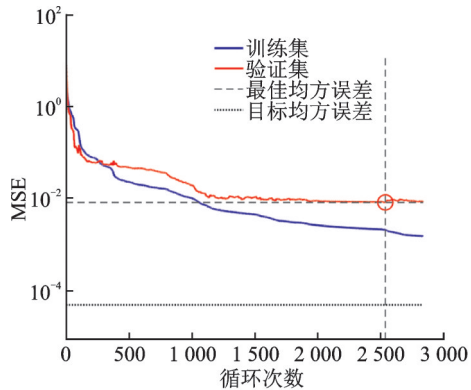
$$n_1 = \sqrt{n + m} + c \quad (21)$$

$$n_1 \geq \log_2 n \quad (22)$$

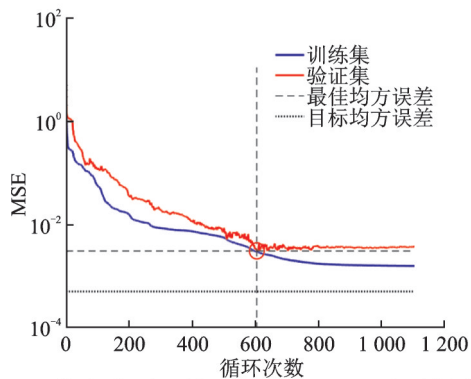
式中: n_1 、 n 、 m 代表隐藏层节点数、输入节点、输出节点数, c 为 1~10 之间的一个常数。本文输入层和输出层均为 252,由计算公式可知 25~35 之间,本文选取的节点数为 35。由于本文训练样本为 20 组,每组输入层参数高达 252 个,因此选用量化共轭梯度算法可以避免出现标准梯度算法训练速度过慢的不足。反射波和透射波是两种类型波形,所以构建入射波和反射波一组训练,入射波和透射波一组训练。学习样本和验证样本应当具有一定的比例,过小的学习样本会使得建立的非线性映射关系丢失部分关键信息;过多的学习样本会降低神经网络的泛化能力。因此本文对于 20 组样本进行分类,其中 19 组作为学习样本(Train),1 组作为验证样本(Validation),验证和测试过程中的均方误差(MSE)随网络训练迭代次数(Epoch)的变化规律。学习与验证样本占全体的比例分别是 95% 和 5%。两组学习模型循环次数均为 3 000 次,学习速率为 0.05,设置的目标 MSE 分别为 5×10^{-5} 和 5×10^{-3} 。验证误差分别连续 300 次和 500 次上升时终止训练以降低模型的过拟合的可能性。上述任一条件达到,模型学习终止。

在输入波形时选用式(12)所定义的曲线,然而由波的弥散效应,在图 8(a)中入射波在波头出现了一定程度的振荡现象,如果直接选用传统撞击杆方式建模,波头振荡将更加明显,故本文选用在入射杆自由端施加应力波法代替传统撞击杆法建模,所得计算模型中反射波和透射波应变随着输入应力波增加而增加,更加符合实验规律。

图 9 (a)是反射波最佳性能验证,在第 2 536 次时,验证集的 MSE 最小为 0.007 923。图 9 (b)是透射波最佳性能验证,在第 605 次时,验证集的 MSE 最小为 0.003 063 7。上述组图表明在 MSE 最小值



(a) Optimal verification performance of artificial neural networks of reflect wave



(b) Optimal verification performance of artificial neural networks of transmission waves

图9 均方误差-训练迭代次数变化图

Fig.9 MSE-epochs relational graph

以后网络训练继续进行,在指定的训练数据上对神经网络进行迭代训练,直到满足验证集误差连续上升终止条件满足时停止训练,这从本质上能够避免网络过度收敛问题以提高网络的泛化能力。

本文选用训练样本入射波峰值应力极大值以外一组入射波(峰值应力强度为122 MPa入射波)作为人工神经网络输入层,使用建立的预测模型预测反射波、透射波、应变率和应力-应变曲线,其中应变为直接预测结果,应力-应变曲线和应变率曲线为式(1~4)的计算结果。所有数值模拟和人工神经网络运算均在小型计算工作站(配置:AMD(R) Ryzen(TM) 3700X CPU@3.6 GHz 中央处理器、32 GB 内存)上完成。对于入射波为122 MPa峰值应力情况下透射波和反射波仿真结果如下,ABAQUS 2017 商业有限元软件用时942.5 s,人工神经网络方法用时15 s,计算时间缩短60倍以上。如果针对批量混凝土材料的动态力学性能仿真,时间优势将更加明显。图10给出了根据122 MPa峰值应变下机器学习与仿真模拟的主要结果。图10(b)所有机器学习预测小于有限元计算的可能原因为学习样本中的所有反射波峰值均低于122 MPa峰值应力强度下反射波峰值,导致机器学习预测出

现保守预测,但距45°回归线偏离不远,表明反射波预测结果良好。图10(d)中透射波机器学习预测值和有限元计算值对应点均匀分布在45°回归线附近,表明预测结果良好。如图10(a~d)所示,基于机器学习方法所提出的预测模型可以很好地复现ABAQUS有限元计算的反射波和透射波结果的主要趋势,且误差较小。图10(e)对比了两种方法所对应的材料应力-应变曲线,在上升段和极值段的误差控制在5%以内。类似地,图10(f)给出了应变率的对比图,在整个分析过程中,两种方法预测得到的应变率基本一致。因此可以认为,机器学习预测模型可以相对可靠地预测材料动态力学性能。

BP算法使用反馈方法反复修正权重和阈值,故本文选取的35个节点需要适应全体的252点。在应变极小或应力极小的点,较小的误差都会形成极大的相对误差率,因此本文选用反射波和透射波峰值应变20%以上的点的平均相对误差率 E 和Pearson相关系数 R 来衡量两组数据的拟合程度,其计算公式分别为^[46]

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X_i - Y_i}{X_i} \right| \quad (23)$$

$$R = \frac{\sum X_i Y_i - \frac{\sum X_i \sum Y_i}{N}}{\sqrt{\left[\sum X_i^2 - \frac{(\sum X_i)^2}{N} \right] \left[\sum Y_i^2 - \frac{(\sum Y_i)^2}{N} \right]}} \quad (24)$$

式中: X_i 为ABAQUS仿真计算值; Y_i 为人工神经网络预测值; N 为满足条件的预测点个数,对于相关系数的大小所表示的意义,目前在统计学研究所得结论尚不一致,但通常认为0.8~1.0的取值代表两种数据之间具有高度的相关性。从表3可以看出:122 MPa应力入射波加载条件下,机器学习预测反射波与仿真模拟反射波曲线间相关系数高达0.987 0,平均相对误差5.050%,预测透射波与仿真反射波相关系数0.967 4,平均相对误差12.37%,预测应变率与仿真预测应变率相关系数0.979 5,平均相对误差9.15%,上述3类预测均呈现强相关性。在动态相应峰值应力之前,机器预测应力-应变和仿真应力-应变误差在5%,表明本文所提出的基于人工神经网络SHPB实验预测模型有效可靠且具有较高的精度,可以代替量大且耗时的有限元仿真建模、分析及后处理流程,实现更大应变率范围下材料应力-应变曲线预测。

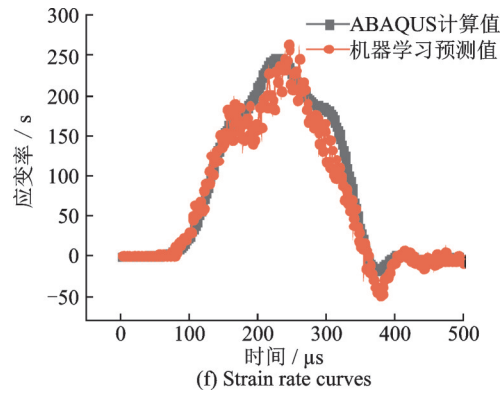
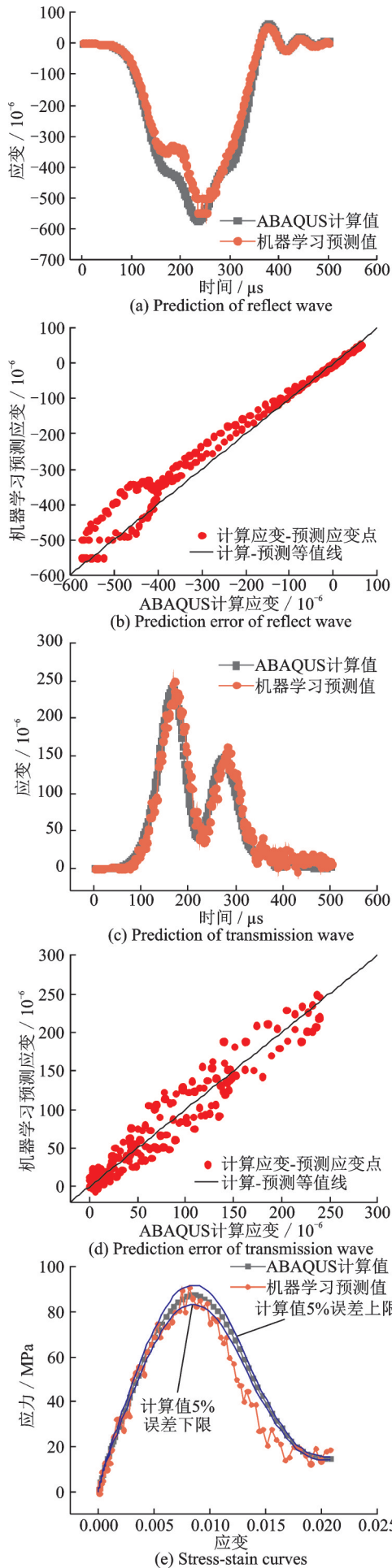


图 10 122 MPa 峰值应变率下机器学习模型与数值仿真的结果对比

Fig.10 Result comparison between machine learning model and numerical simulations for typical cases with the peak stress of 122 MPa

表 3 122 MPa 峰值应力下预测应变、应变率结果衡量系数
Table 3 Correlation coefficient of strain and strain rate predictions for the input case with peak stress of 122 MPa

名称	Pearson 相关系数	平均绝对误差 / %
反射波	0.987 0	5.050
透射波	0.967 4	12.37
应变率	0.979 5	9.15

3 结 论

随着混凝土类材料应用场景的日益广泛,研究各种应变率下材料动态本构显得尤为重要,本文通过机器学习和有限元仿真相结合的方法,得出如下研究成果:

(1) 本文建立混凝土 SHPB 实验模型有限元仿真模型获取训练样本,所得的人工神经网络动态混凝土力学性能预测模型有效地反映混凝土类材料动态入射波和反射波、入射波和透射波以及入射波和应力应变之间的非线性映射关系。

(2) 所得的 SHPB 神经网络预测值与有限元仿真计算值相关性在 0.95 以上,表明本文所建立的非线性映射关系具有很强的相关性,具有良好的精度。整个过程中各项参数设置合理,ABAQUS 计算值和文献 DIF 值具有良好的吻合度,证明将 BP 神经网络应用于混凝土类材料应力应变预测是可行的。

(3) 该方法能预测给定训练样本以外更大应变率范围下材料应力-应变曲线,实现高应变率下混凝土类材料应力-应变曲线形式本构行为的高效准确预测。与传统的实验相比减少人工重复劳动,节省时间物料成本,同时可代替量大且耗时的有限元仿真建模、分析及后处理流程,具有明显优势。

本文所提的方法虽然能够预测混凝土类材料

动态力学性能,但是BP人工神经网络预测本身的权重和阈值调整是随机无方向的,因此可以进一步结合优化算法,确定最优权重和阈值,从而使所提出机器学习模型具有更好的普适性。

参考文献:

- [1] 方秦,洪建,张锦华,等.混凝土类材料SHPB实验若干问题探讨[J].工程力学,2014,31(5):1-14.
FANG Qin, HONG Jian, ZHANG Jimhua, et al. Issues of SHPB test on concrete-like material[J]. Engineering Mechanics, 2014, 31(5): 1-14.
- [2] CHEN W, SONG B. Split Hopkinson (Kolsky) bar design, testing and applications[M]. New York: Springer Science Business Media, 2011.
- [3] HUANG Z, WANG H, WANG Q, et al. Micromechanical modeling of elastic-viscoplastic behavior of Armco-Fe at high strain rate[J]. Acta Mechanica Solida Sinica, 2016, 29(6): 655-662.
- [4] WANG Y, WANG Z, LIANG X, et al. Experiment and numerical studies on dynamic compressive behavior of reactive powder concretes[J]. Acta Mechanica Solida Sinica, 2008, 21(5): 420-430.
- [5] XIN S, LIU W, CHEN W, et al. Modeling and characterization of dynamic failure of borosilicate glass under compression/shear loading[J]. International Journal of Impact Engineering, 2009, 36(2): 226-234.
- [6] DING F, TANG D W, WANG C Y, et al. Microstructure of hardened steel at high temperature and high strain rate[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 34(4): 380-387.
- [7] JIN L, YANG W X, YU W X, et al. Influence of maximum aggregate size on dynamic size effect of concrete under low strain rates: Meso-scale simulations [J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 37(1): 27-39.
- [8] 巫绪涛,杨伯源,李和平,等.大直径SHPB装置的数值模拟及实验误差分析[J].应用力学学报,2006,23(3):431-434.
WU Xutao, YANG Boyuan, LI Heping, et al. Numerical simulation and experimental error analysis of large diameter SHPB unit [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2006, 23(3): 431-434.
- [9] 王鲁明,赵坚,华安增,等.脆性材料SHPB实验技术的研究[J].岩石力学与工程学报,2003,22(11):1798-1802.
WANG Luming, ZHAO Jian, HUA Anzeng, et al. SHPB experimental technique for brittle materials[J]. Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(11): 1798-1802.
- [10] 卢玉斌,宋丹路,李庆明,等.分离式霍普金森压杆试验中工程材料端面摩擦模型的确定[J].振动与冲击,2012,31(3):18-22.
LU Yubin, SONG Danlu, LI Qingming, et al. Determination of the end face friction model of engineering materials in the separated Hopkinson pressure bar test [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(3): 18-22.
- [11] 万林林,邓泽辉,邓朝晖,等.基于脆性材料的SHPB实验研究与展望[J].材料科学与工程学报,2019,37(2):316-324.
WAN Linlin, DENG Zehui, DENG Chaohui, et al. SHPB experimental study and prospect based on brittle materials[J]. Journal of Materials Science and Engineering, 2019, 37(2): 316-324.
- [12] 郭瑞奇,任辉启,张磊,等.基于混凝土微观骨料模型的SHPB仿真模拟研究[J].振动与冲击,2019,38(22):1518-1536.
GUO Ruiqi, REN Huiqi, ZHANG Lei, et al. SHPB simulation based on concrete meso aggregate model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(22): 1518-1536.
- [13] JIN L, YU W, DU X L, et al. Meso-scale modelling of the size effect on dynamic compressive failure of concrete under different strain rates [J]. International Journal of Impact Engineering, 2018, 125(3): 1-12.
- [14] 张玉武,晏麓晖,李凌锋.UHMWPE纤维混凝土动态压缩力学性能研究[J].振动与冲击,2017,36(8):102-106.
ZHANG Yuwu, YAN Luhui, LI Lingfeng. Dynamic compressive mechanical properties of UHMWPE fiber concrete[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(8): 102-106.
- [15] HAO Y, HAO H. Numerical investigation of the dynamic compressive behaviour of rock materials at high strain rate[J]. Rock Mechanics and Rock Engineering, 2013, 46(2): 373-388.
- [16] LI L Y, XIA J, LIN S S. A multi-phase model for predicting the effective diffusion coefficient of chlorides in concrete[J]. Construction and Building Materials, 2012, 26(1): 295-301.
- [17] 陶俊林,陈裕泽,田常津,等.SHPB系统圆柱形试件的惯性效应分析[J].固体力学学报,2005(1):107-110.
TAO Junlin, CHEN Yuze, TIAN Changjin, et al. Analysis of the inertial effect of the cylindrical specimen in SHPB system [J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2005(1): 107-110.
- [18] 赵荣国,陈朝中,罗文波,等.聚合物材料SHPB实验关键问题[J].固体力学学报,2011,32(S1):134-144.
ZHAO Rongguo, CHEN Chaozhong, LUO Wenbo,

- et al. Key problems of SHPB experiment used for polymeric materials [J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2011, 32 (S1): 134-144.
- [19] 陈大年, 王焕然, 陈建平, 等. 高加载率 SHPB 试验分析原理的再研究[J]. 工程力学, 2005, 22(1): 82-87. CHEN Danian, WANG Huanran, CHEN Jianping, et al. Restudy on the analysis principle of SHPB test with high loading rate [J]. Engineering Mechanics, 2005, 22(1): 82-87.
- [20] 李潇, 方秦, 孔祥振, 等. 数值模拟中混凝土类材料应变率效应曲线的惯性效应修正[J]. 工程力学, 2018, 35(12): 46-53. LI Xiao, FANG Qin, KONG Xiangzhen, et al. Inertial effect correction of strain rate effect curve of concrete material in numerical simulation [J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(12): 46-53.
- [21] 王国盛, 路德春, 杜修力, 等. 混凝土材料真实动态强度及率效应机理研究[J]. 工程力学, 2018, 35(6): 58-67. WANG Guosheng, LU Dechun, DU Xiuli, et al. Research on the mechanism of real dynamic strength and rate effect of concrete materials [J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(6): 58-67.
- [22] 朱珏, 胡时胜, 王礼立. 率相关混凝土类材料 SHPB 试验的若干问题[J]. 工程力学, 2007, 24(1): 78-87. ZHU Jue, HU Shisheng, WANG Lili. Some problems of SHPB test for rate-dependent concrete materials [J]. Engineering Mechanics, 2007, 24(1): 78-87.
- [23] 何远明, 霍静思, 陈柏生, 等. 高温下混凝土 SHPB 动态力学性能试验研究[J]. 工程力学, 2012, 29(10): 200-208. HE Yuanming, HUO Jingsi, CHEN Baisheng, et al. Experimental study on dynamic mechanical properties of concrete SHPB at high temperature [J]. Engineering Mechanics, 2012, 29(10): 200-208.
- [24] SONG B, CONNELLY K, KORELLIS J, et al. Improved Kolsky-bar design for mechanical characterization of materials at high strain rates [J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(11): 115701.
- [25] 李英雷, 胡昌明, 王悟. SHPB 实验数据处理的规范化问题讨论[J]. 爆炸与冲击, 2005, 25(6): 553-558. LI Yinglei, HU Changming, WANG Wu. Discussion on the standardization of SHPB experimental data processing [J]. Explosion and Shock Wave, 2005, 25(6): 553-558.
- [26] 宋博, 宋力, 胡时胜. SHPB 实验数据处理的解耦方法[J]. 爆炸与冲击, 1998, 18(2): 3-5. SONG Bo, SONG Li, HU Shisheng. Decoupling method of SHPB experimental data processing [J]. Explosion and Impact, 1998, 18(2): 3-5.
- [27] 胡亮亮, 黄瑞源, 高光发, 等. 混凝土类材料 SHPB 试验中确定应变率的方法[J]. 爆炸与冲击, 2019, 310(6): 43-51. HU Liangliang, HUANG Ruiyuan, GAO Guangfa, et al. Method for determining strain rate in the experiment of concrete-like material SHPB [J]. Explosion and Shock Wave, 2019, 310(6): 43-51.
- [28] 胡金生, 唐德高, 陈向欣, 等. 提高大直径 SHPB 装置试验精度的方法[J]. 解放军理工大学学报(自然科学版), 2003, 4(1): 71-74. HU Jinsheng, TANG Degao, CHEN Xiangxin, et al. Methods for improving test accuracy of large diameter SHPB device [J]. Journal of PLA University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2003, 4(1): 71-74.
- [29] 梁书锋. 恒应变率冲击作用下花岗岩的损伤演化与本构模型研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2016. LIANG Shufeng. Study on damage evolution and constitutive model of granite under constant strain rate impact [D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2016.
- [30] 杨阳, 王建国, 方士正, 等. 霍普金森撞击杆对入射波形影响的数值模拟[J]. 工程爆破, 2020, 26(1): 7-14. YANG Yang, WANG Jianguo, FANG Shizheng, et al. Numerical simulation of the impact of Hopkinson impact bar on incident waveform [J]. Engineering Blasting, 2020, 26(1): 7-14.
- [31] 陈滔, 李庆斌, 管俊峰. 混凝土压缩性对 SHPB 试验中惯性效应的影响[J]. 固体力学学报, 2013, 34(5): 515-520. CHEN Tao, LI Qingbin, GUAN Junfeng. The influence effect of the compressibility concrete material tests in SHPB system [J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2013, 34(5): 515-520.
- [32] 严晓明, 郑之. BP 与 RBF 网络在一些非线性曲线拟合上性能的比较[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2011, 40(6): 653-656. YAN Xiaoming, ZHENG Zhi. Comparison of performance of BP and RBF networks on some nonlinear curve fitting [J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2011, 40(6): 653-656.
- [33] WANG L, XU M, ZHU J, et al. A method of combined SHPB technique and BP neural network to study impact response of materials [J]. Strain, 2006, 42(3): 149-158.
- [34] 徐明乔, 施绍裘, 王礼立. 高应变率下高聚物本构模型的 BP 神经网络辨识[J]. 宁波大学学报(理工版), 2001, 14(4): 38-43. XU Mingqiao, SHI Shaoqiu, WANG Lili. Constitutive model identification of polymers at high strain

- rates based on BP neural network [J]. Journal of Ningbo University (Science and Technology Edition), 2001, 14 (4): 38-43.
- [35] 朱励, 王永刚, 郝军. 利用BP神经网络对大直径SHPB杆弥散效应的修正研究[J]. 四川师范大学学报(自然科学版), 2005, 28(3): 336-339.
ZHU Li, WANG Yonggang, HAO Jun. Correction of the dispersion effect of large diameter SHPB rod by BP neural network[J]. Journal of Sichuan Normal University (Natural Science Edition), 2005, 28(3): 336-3310.
- [36] ZHANG M, WU H J, LI Q M, et al. Further investigation on the dynamic compressive strength enhancement of concrete-like materials based on split hopkinson pressure bar tests. Part I: Experiments[J]. International Journal of Impact Engineering, 2009, 36 (12): 1327-1334.
- [37] LI Q M, LU Y B, MENG H. Further investigation on the dynamic compressive strength enhancement of concrete-like materials based on split hopkinson pressure bar tests. Part II: Numerical simulations[J]. International Journal of Impact Engineering, 2009, 36 (12): 1335-1345.
- [38] 王礼立. 应力波基础[M]. 2版. 北京: 国防工业出版社, 2005.
WANG Lili. Stress wave foundation[M]. 2nd edition. Beijing: National Defense Industry Press, 2005.
- [39] 宋力, 胡时胜. SHPB数据处理中的二波法与三波法[C]//第三届全国爆炸力学实验技术交流会论文集. [S.l.]: [s.n.], 2004.
SONG Li, HU Shisheng. Two wave method and three wave method in SHPB data processing [C]// Proceedings of the 3rd National Exchange Conference on Experimental Technology of Explosive Mechanics. [S.l.]: [s.n.], 2004.
- [40] HUANG C, SUBHASH G, VITTON S J. A dynamic damage growth model for uniaxial compressive response of rock aggregates[J]. Mechanics of Materials, 2002, 34(5): 267-277.
- [41] JIANG J, WU Y, ZHAO X. Application of Drucker-Prager plasticity model for stress-strain modeling of FRP confined concrete columns[J]. Procedia Engineering, 2011, 14(1): 687-694.
- [42] DIOURI A, ALKUTTI W A, BOUKHARI A, et al. Parameters estimation of Drucker-Prager plasticity criteria for steel confined circular concrete columns in compression[J]. MATEC Web of Conferences, 2018, 1410(1): 01048.
- [43] JIANG J F, WU Y F. Identification of material parameters for Drucker-Prager plasticity model for FRP confined circular concrete columns[J]. International Journal of Solids and Structures, 2012, 410 (3/4): 445-456.
- [44] GROTE D L, PARK S W, ZHOU M. Dynamic behavior of concrete at high strain rates and pressures: I. experimental characterization[J]. International Journal of Impact Engineering, 2001, 25(10): 869-886.
- [45] PARK S W, XIA Q, ZHOU M. Dynamic behavior of concrete at high strain rates and pressures: II. numerical simulation[J]. International Journal of Impact Engineering, 2001, 25(10): 887-910.
- [46] YU S, ZENG W, HAN Y, et al. Modeling the correlation between microstructure and the properties of the Ti-6Al-4V alloy based on an artificial neural network [J]. Materials Science & Engineering A, 2011, 528 (30): 8757-8764.
- [47] KARAMI A R, MANSOURI H, FARSANGI M A, et al. Backbreak prediction due to bench blasting: An artificial neural network approach[J]. Journal of Mines Metals and Fuels, 2006, 54(12): 418-420.

(编辑:夏道家)