

DOI: 10.11883/bzycj-2023-0187

基于 BP 神经网络的爆炸用激波管 峰值压力预测方法*

陈梓薇, 王仲琦, 曾令辉

(北京理工大学爆炸科学与技术国家重点实验室, 北京 100081)

摘要: 针对爆炸用激波管缺乏相应的经验公式和数值模拟时效性差的问题, 同时为了快速得到激波管内的峰值压力, 建立预测爆炸用激波管试验段峰值压力的四层反向传播 (back propagation, BP) 神经网络。采用数值模拟方法计算激波管试验段峰值压力, 计算结果与激波管爆炸试验结果进行对比, 平均相对误差为 2.69%。证明激波管数值模型的准确性后, 将数值模拟得到的 195 组激波管测得的峰值压力作为输出层, 激波管驱动段 TNT 的药量、药柱的长径比以及爆炸比例距离作为神经网络的输入层。为了加快神经网络迭代速度和提高预测精度, 使用自适应矩估计 (adaptive moment estimation, ADAM) 算法作为神经网络误差梯度下降的优化算法。结果表明, 训练好的神经网络得到的预测结果与模拟值基本吻合, 预测结果与数值模拟结果的平均相对误差为 3.26%。BP 神经网络模型能够反映激波管爆炸的峰值压力与影响因素之间的映射关系, 采用 BP 神经网络模型计算时比数值模拟节约了大量运算时间。

关键词: BP 神经网络; 激波管; 峰值压力; 自适应矩估计

中图分类号: O383

国标学科代码: 13035

文献标志码: A

A method for predicting peak pressure in an explosion shock tube based on BP neural network

CHEN Ziwei, WANG Zhongqi, ZENG Linghui

(State Key Laboratory of Explosive Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In response to the problems of the lack of corresponding empirical formulas and the poor timeliness of simulation for the explosive shock tube, and to quickly obtain the peak pressure of the shock tube used in explosions, a four-layer back propagation (BP) neural network was established to predict the peak pressure in the experimental section of the shock tube. After verifying the grid independence, numerical simulation was used to calculate the peak pressure of the test section of the shock tube, and the simulation data were compared with the experimental data of the shock tube explosion, and the average relative error is 2.49%. After proving the accuracy of the numerical simulation values, the 195 sets of peak pressure obtained from the numerical simulation in the shock tube test section were used as the output layer, and the TNT dosage in the shock tube driving section, aspect ratio of the charge column, and explosion proportional distance were used as the input layer for BP neural network training. To speed up the neural network iterations and increase the prediction accuracy, Adam's algorithm was used as an optimization algorithm for neural network error gradient descent. The results show that the predicted results obtained through the trained neural network are basically consistent with the simulated values, and the average relative error between the predicted results and the numerical values is 3.26%. In contrast to the evaluation metrics obtained using multiple regression analysis (mean absolute error (MAE) of 480 and coefficient of determination (R^2) of 0.58), the four-layer BP neural

* 收稿日期: 2023-05-18; 修回日期: 2024-03-15

基金项目: 国家重点研发计划 (2021YFC3001204)

第一作者: 陈梓薇 (1998—), 女, 硕士研究生, czw_bit@163.com

通信作者: 王仲琦 (1972—), 男, 博士, 副教授, czqwang@bit.edu.cn

network obtains a MAE of 25.4 and an R^2 of 0.99 for the validation set. The BP neural network model can reflect the mapping relationship between the peak pressure of the shock tube explosion and the influencing factors, and improve several times compared with the time required for numerical simulation, so it has the value of practical engineering applications.

Keywords: BP neural network; shock tube; peak pressure; adaptive moment estimation

爆炸用激波管,是指通过炸药爆炸来形成冲击波的试验设备^[1]。由于大当量爆炸用激波管规模大、试验成本高,试验运行与控制要求高,应用大当量爆炸用激波管开展试验前,需对试验工况设计提前验证,以保证根据试验项目需求设计的方案能使试验结果能达到预期。

采用经验公式计算是预测爆炸峰值压力的方法之一。张军等^[2]基于以往的坑道冲击波超压经验公式建立直径为 2.5 m 圆形激波管的超压预测公式,发现公式预测结果与 Autodyn 模拟结果较为吻合,但由于激波管长度和直径的变化导致入射波和反射波的变化,对于长度不同的激波管需对该经验公式进行修改和验证。而本研究的激波管几何形状与常见圆形激波管不同,为多段、变径,不适用于传统超压预测公式。另一种方法是使用数值模拟预测峰值压力。崔云霄等^[3]以大型爆/热模拟激波管作为试验对象进行数值模拟,研究试验段产生的冲击波的压力。Ismail 等^[4]采用有限元分析软件 Abaqus 建立了二维轴对称激波管模型,研究了激波管设计参数如激波管驱动段和膨胀段长度等对膨胀段超压的影响。刘瑞朝等^[5]采用数值模拟方法研究了激波管的波阵面以及不同药量对激波管超压的影响。但对于大当量爆炸用激波管而言,试验系统的几何尺寸较大,在保证数值模拟结果精度的情况下,需要大量网格进行计算,具有计算规模大和时间长的缺点。因此,为了有效指导大当量爆炸模拟用激波管试验荷载设计、减少试验调试数量,需要一种快速高效的爆炸峰值压力预测方法。

爆炸峰值压力和药量、装药形状以及爆炸距离等之间存在非线性关系,由于爆破振动的复杂性和非线性,因此具有优秀非线性逼近能力的神经网络^[6]就非常适合对此类问题的处理。学者们已采用神经网络进行爆炸研究。例如,在爆炸振动作用难以用函数精准描述的情况下,谢全民^[6]使用反向传播(back propagation, BP)神经网络预测了爆破振动分形维数,发现误差满足工程应用要求,说明 BP 神经网络具有预测爆炸非线性因素的能力。Xu 等^[7]使用基于甲虫天线搜索算法改进的 BP 神经网络预测气体爆炸的压力,结果表明所建立的模型能准确预测压力。袁格侠等^[8]采用文献中的爆破压力作为神经网络训练集进行训练,结果表明神经网络能对爆破压力进行较为准确的预测,且说明神经网络是一种对爆破压力的预测可行、精度高且使用简单的方法。与爆炸研究中常使用的经验公式相比, BP 神经网络也具有一定优势。唐泽斯等^[9]将神经网络用于预测气体泄爆的最大超压,从结果看,神经网络相对传统的经验公式,预测更准确、更高效。预测矿井爆炸超压时,获取试验数据后进行建模建立经验公式,该方法计算过程复杂且由于参数的理想化导致误差较大,因此李江涛^[10]使用 BP 神经网络探究瓦斯爆炸后的冲击波超压和测点之间的关系,结果显示 BP 神经网络预测结果的误差符合工程要求。严国建等^[11]将 Ansys 数值模拟软件和神经网络结合预测空气中不同距离的冲击波超压峰值,与经验公式对比发现模拟数值结合神经网络的预测结果更接近试验测量值。由于爆破振动速度的影响因素较多,工程常用的萨道夫斯基经验公式预测误差较大,施建俊等^[12]使用 Matlab 软件编译神经网络,探究影响爆破振动的主要因素与爆破振速峰值之间的关系,研究发现 BP 神经网络预测在实际工程中有应用价值。Guo 等^[13]构建了以 BP 神经网络为核心的爆破峰值质点速度预测模型,利用惠州大亚湾实际爆破工程监测数据对模型进行训练和测试,并将模型预测结果与 7 种经验模型进行对比,结果表明以 BP 神经网络为核心的模型预测结果更稳定。郭璇等^[14]分别用 BP 神经网络、经验公式和多元回归分析方法对围岩介质峰值压力进行预测,结果表明 BP 神经网络得到了最小平均绝对误差,是一种简易有效的爆炸荷载预测方法。基于以上研究基础和成果可以看出,在各个研究领域广泛运用的神经网络具有应用于激波管峰值压力预测的研究价值和工程实际意义。以往的研究表明影响激波管爆炸峰值压力的因素有激波管激发段爆炸源的药量、炸药的长径比以及爆炸距离等^[5],因此将激波管驱动段 TNT 的药量、药柱的长径比以及爆炸比例

距离作为影响激波管峰值压力的因素进行研究。

本文中基于 Autodyn 有限元分析软件对爆炸用激波管模型进行数值模拟, 先验证数值模拟模型网格独立性, 再以激波管爆炸试验对数值模拟模型进行校对后, 建立四层 BP 神经网络模型, 将数值模拟得到的峰值压力作为输入, 将自适应矩估计 (adaptive moment estimation, ADAM) 算法作为 BP 神经网络误差梯度下降的优化算法, 得到激波管试验段爆炸峰值压力预测模型, 可解决经验公式不适用和数值模拟时效性差的问题。

1 BP 神经网络构建

BP 神经网络是一种采用误差逆传播来训练的多层前馈网络模型^[15]。理论上 BP 神经网络拥有强大的非线性逼近能力, 可以逼近任何函数^[16]。神经网络采用网络拓扑结构进行迭代运算, 网络结构由输入层、隐含层和输出层三部分组成。

BP 神经网络采用输入-输出的映射关系, 在无需确定数学表达式的情况下也能得到输出。BP 神经网络使用梯度下降法作为迭代方法, 通过误差的反向传递不断调整网络的权值和阈值, 在误差平方和达到设定值时结束训练。误差平方和公式^[17]为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

式中: E 为误差平方和, y_i 为网络期望输出值, \hat{y}_i 为实际输出值, k 为学习样本个数。

采用 2 个隐含层的四层神经网络结构, 隐含层的节点数 β 的表达式为:

$$\beta = \sqrt{n+m} + \alpha \quad (2)$$

式中: n 为输入节点数, m 为输出节点数, α 为 1~10 之间的常数。

为了验证神经网络的泛化能力, 需要对模型进行评估。使用相对误差 (relative error, RE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和决定系数 (R^2) 等回归预测评价指标对模型进行评估^[18]。

2 激波管峰值压力预测

2.1 数值模拟

构建大型爆炸用激波管的缩比管 (1 : 18) 模型, 如图 1 所示, 激波管的试验装置分为驱动段、第 1 试验段和第 2 试验段。缩比管总长度约为 944.4 cm, 其中驱动段长度约为 150 cm, 内径为 13.9 cm; 第 1 试验段长度约为 250 cm, 内径为 26.1 cm; 第 2 试验段长度 444.4 cm, 内径为 48.3 cm。驱动段与第 1 试验段之间、第 1 试验段和第 2 试验段之间采用扩张管连接, 两段扩张管的长度分别为 38.9 和 61.1 cm。

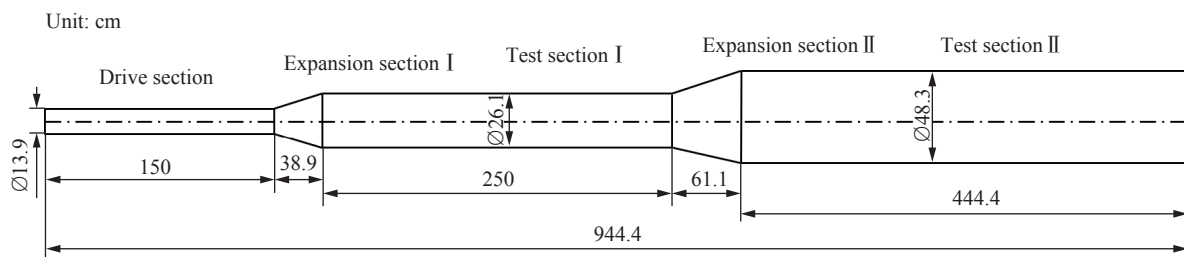


图 1 爆炸用激波管示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the explosion shock tube

采用 Autodyn 有限元分析软件建立激波管数值模拟模型。研究的激波管为圆柱和圆台构成的组合体, 装药形状为圆柱形, 装药段位于驱动段轴线上, 因此采用二维轴对称模型, 如图 2 所示。装药材料为 TNT, 第 1 试验段和第 2 试验段内为空气, 激波管材料为 4340 钢, 材料参数如表 1 所示。

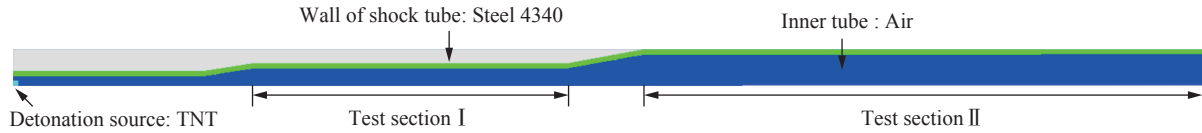


图 2 激波管数值模型

Fig. 2 Simulation model of the shock tube

为了减少数值模拟中由网格导致的误差, 对网格进行检验以消除网格对模拟结果的影响。图 3 为试验峰值压力与不同网格精度的模型得到的峰值压力。在激波管第 2 试验段中, 各组的峰值压力基本相同, 误差小于 2%, 不同网格间的差异主要反映在第 1 试验段。0.1 mm 网格的最大误差在位于激波管第 1 试验段 3.5 m 处, 峰值超压为 0.23 MPa, 略小于试验值 0.26 MPa。0.05 mm 网格的最大误差为 3.64%。0.01 mm 网格的最大误差为 3.14%。当网格减小到 0.05 mm 时, 峰值压力有明显的收敛性。因此, 考虑到计算精度和效率, 在第 1 试验段采用 0.05 mm 网格, 网格在第 2 扩张段开始按 1.05 的比例扩大, 远端最大尺寸为 0.1 mm, 共 974 258 个网格。数值模型和网格尺寸满足计算精度要求, 误差在可接受范围内。

采用四核多线程服务器模拟激波管爆炸数值模型, 管内流场区域使用欧拉网格, 管壁使用拉格朗日网格。使用测点记录激波管不同位置的峰值压力, 测点位于激波管中心轴线处, 以驱动端起始点作为原点, 从第 1 试验段起始点到第 2 试验段终点进行测点的布设。

数值模拟时, 通过改变激波管驱动段 TNT 的药量、药柱的长径比(药柱长度与直径之比)以及爆炸比例距离(此处定义 $D = R/W^{1/3}$, R 为爆心距, W 为 TNT 的质量)^[14], 获得试验段不同点的峰值压力。药量 10.4~584.3 g 共 12 组, 长径比 0.25~5.00 共计 12 组, 爆炸比例距离随药量和测点布设位置变化, 数值模拟共获得 195 组数据, 部分激波管爆炸数值模拟数据见表 2。

2.2 试验验证

为验证数值模拟数据的可靠性, 开展激波管爆炸试验, 共 5 种工况。选取 TNT 作为炸药, 采用柱形装药方式, 药量分别为 5、10、20、25

表 1 材料参数

Table 1 Material parameters

材料	密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	定压比热/($\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$)	抗拉强度/MPa
4340钢	7830	477	818
TNT	1630		
空气	1.225	717.6	

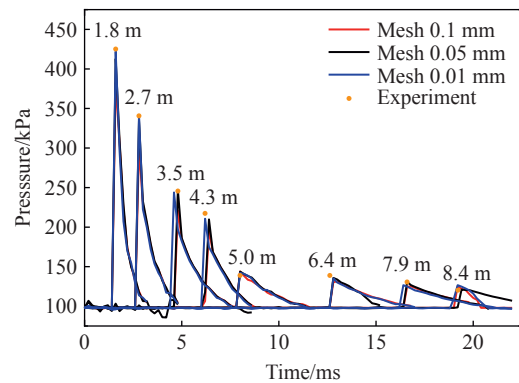


图 3 峰值压力与网格独立性验证的比较

Fig. 3 Comparison of peak pressure and grid independence verification

表 2 部分激波管爆炸数值模拟数据

Table 2 The partial data of shock tube explosion by numerical simulation

药量/g	长径比	爆炸比例距离/($\text{mm}\cdot\text{g}^{-1/3}$)	峰值压力模拟值/kPa
10.4	2.00	3394.74	147.84
70.1	0.50	1185.72	182.17
70.1	4.00	899.78	848.38
166.2	0.50	343.76	997.61
186.9	1.33	505.42	902.55
249.3	0.75	1110.63	238.39
280.5	0.25	456.77	467.08
473.2	1.00	499.19	1352.11
584.3	0.90	387.55	1298.94

和 30 g, 爆心距底板距离为 100 mm, 起爆点位于驱动段起始点。以驱动端起始点作为原点, 激波管布置共 8 个测点, 其中第 1 试验段 4 个测点, 第 2 试验段 4 个测点。选取试验测试中 8 个测点中的 5 个测点进行数据分析, 装置测点的布设和位置坐标见图 4。

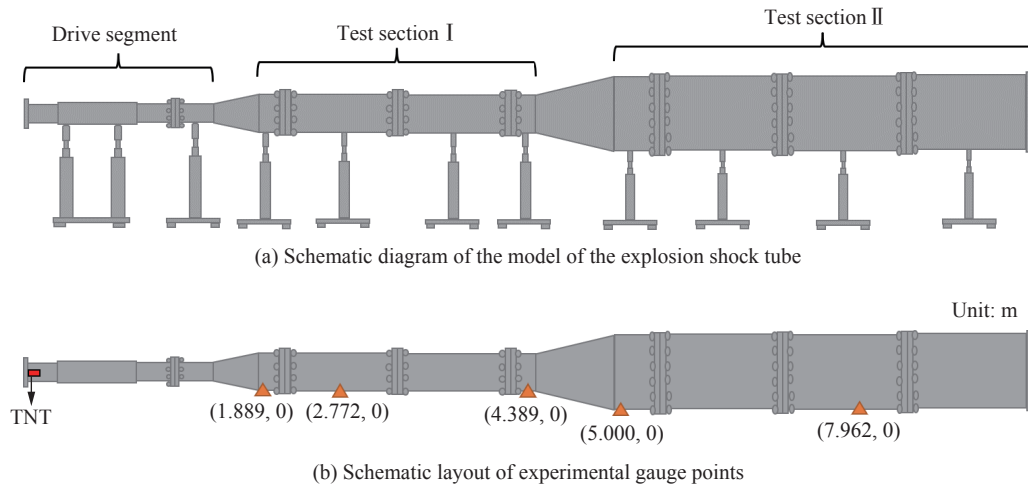


图 4 激波管试验装置示意图及测点布设图

Fig. 4 Schematic diagram of the shock tube and the location of the measurement points of the shock tube

试验测得的峰值压力如表 3 所列, 5 种 TNT 药量下 5 个测点的压力时程曲线如图 5 所示。

表 3 不同工况下测点测量的峰值超压

Table 3 Different cases of peak overpressure obtained from measurement points

测点	峰值压力/MPa				
	5 g TNT	10 g TNT	20 g TNT	25 g TNT	30 g TNT
1	0.250	0.430	0.740	1.040	0.857
2	0.225	0.358	0.534	0.597	0.588
3	0.189	0.220	0.389	0.417	0.442
4	0.088	0.136	0.145	0.179	0.192
5	0.081	0.131	0.172	0.202	0.209

对 5 种工况进行数值模拟, 选取 TNT 药量为 10 g 的数值模拟结果与试验得到的峰值压力进行对比, 结果如表 4 所示。

可以发现, 数值模型模拟的压力峰值与试验数据平均相对误差为 2.69%, 模拟数据与试验数据吻合较好, 证明激波管数值模拟模型的可靠性。

表 4 工况 2 中测点的试验数据与数值模拟结果对比

Table 4 Comparison of experimental data and numerical simulation results at measurement points in the case 2

测点	测点距原点距离/m	峰值压力/MPa		
		试验	数值模拟	相对误差/%
1	1.889	0.430	0.416	3.32
2	2.772	0.358	0.346	3.33
3	4.389	0.220	0.214	2.50
4	5.000	0.136	0.141	-3.64
5	7.962	0.131	0.130	0.67

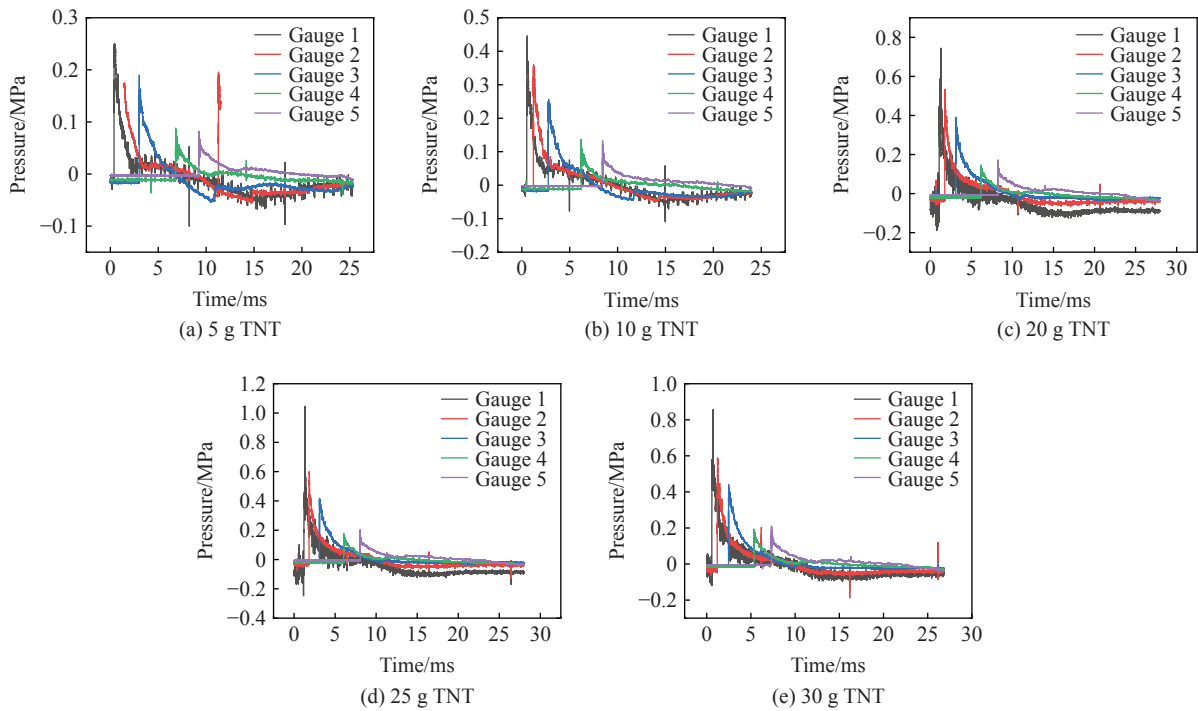


图 5 不同工况下的压力时程曲线
Fig. 5 Pressure-time curves for different cases

2.3 神经网络

在建立神经网络模型时,选取 TNT 药量 w 、圆柱形炸药的长径比 l/d 以及爆炸比例距离 D 作为模型的输入参数,共 3 个输入节点;将试验段的峰值压力 p 作为输出节点。由于激波管试验段峰值压力预测模型是小样本预测模型,且输入和输出单元数较少,为提高神经网络的预测精度和训练速度,本文中使用的四层神经网络结构来提高神经网络的预测精度。经过调试发现,当第 1 层隐含层节点数为 5,第 2 层隐含层节点数为 10 时,训练效果最好,因此使用的神经网络为 $3 \times 5 \times 10 \times 1$ 的拓扑结构,如图 6 所示。

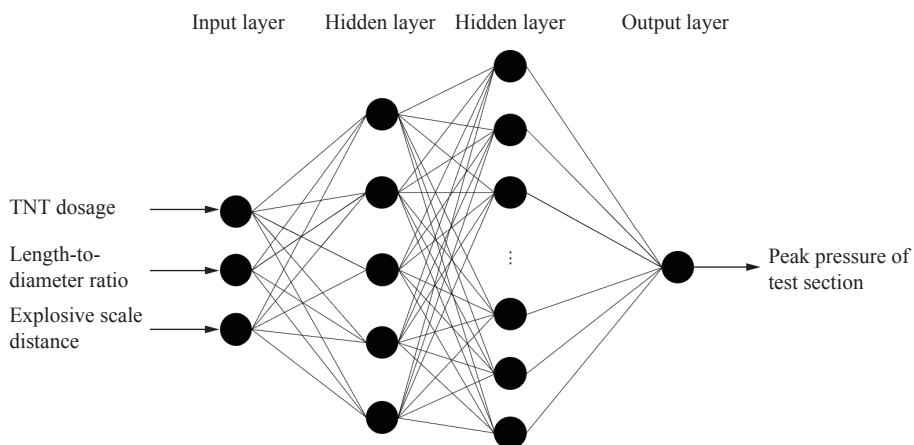


图 6 预测激波管峰值压力的神经网络拓扑结构示意图
Fig. 6 Schematic diagram of neural network topology for predicting peak pressure in a shock tube

通过数值模拟得到 195 组数据。将数据集进行随机排序,选取前 155 组数据作为训练集,后 40 组数据作为验证集。为加快 BP 神经网络的迭代收敛速度,在训练前对所有数据进行归一化处理。归一化可

以消除特征指标的量纲以及数量级的影响,提高网络的学习效率。训练结束后,将模型输出进行反归一化处理,得到实际预测结果。本文中采用线性归一化方法,归一化公式如下:

$$n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (3)$$

式中: n 为归一化后的数据, x 为实际值, x_{\max} 为实际值中的最大值, x_{\min} 为实际值中的最小值。

采用 Python 程序构建神经网络模型,网络选取 ReLu 函数作为输入层到第 1 隐含层的激活函数,选取 ReLu 函数作为第 1 隐含层到第 2 隐含层的激活函数,网络选取 Sigmoid 函数作为第 2 隐含层到输出层的激活函数。

选择样本数量为 32 的小批量梯度下降法,使梯度方向更准确,迭代次数越少。使用自适应学习率算法 RMSprop 和动量梯度下降法构成的自适应矩估计(adaptive moment estimation, ADAM)算法作为梯度下降法的优化,该算法基于一阶矩均值计算适应性参数学习率,同时充分利用梯度的二阶矩均值。ADAM 优化算法的学习率设为 0.005,超参数 beta1 设为 0.9,超参数 beta2 设为 0.999,迭代次数为 1000,均方差作为损失函数。使用训练集的数据对网络进行训练,网络训练完毕后,利用该网络对验证集进行预测。

3 结果与分析

使用训练好的 BP 神经网络对验证集进行预测,检验 BP 神经网络的准确性。图 7 所示为四层 BP 神经网络预测的峰值压力和数值模拟的峰值压力的对比。

从图 7 可以看出,验证集中预测值和模拟值之间吻合较好。将验证集中部分神经网络预测值与数值模拟值列出并计算相对误差。该模型预测的相对误差在 0.12%~3.61% 之间。验证集 40 组数据的平均相对误差为 3.26%,因此通过训练的神经网络能较好地反映圆柱形炸药药量、长径比以及爆炸比例距离与试验段峰值压力的复杂关系。

将神经网络预测的峰值压力和数值模拟得到的峰值压力进行相关性分析,结果如图 8 所示。

图 8 为 BP 神经网络预测峰值压力与数值模拟得到的峰值压力的拟合线,其中 p 为数值模拟得到的峰值压力, p' 为 BP 神经网络预测峰值压力。拟合得到函数为 $y=0.99x+7.81$,模型拟合度较高,预测结果的偏离度较小。

使用试验段峰值压力预测模型对激波管试验数据进行预测,预测结果如表 5 所示。

从预测结果来看,与试验数据的平均相对误差为 3.07%,说明 BP 神经网络能较好地对激波管爆炸试验结果进行较为准确的快速预测。

使用多元线性回归分析(multiple value regression analysis, MVRA)预测方法对峰值压力进行预测。使用回归预测评价指标对 BP 神经网络算法和多元线性回归模型进行对比,其中

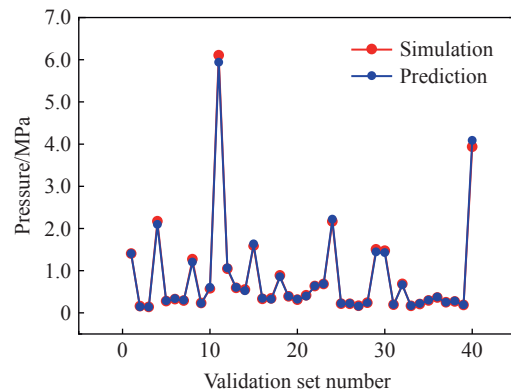


图 7 预测峰值压力与数值峰值压力对比图

Fig. 7 Comparison of predicted and simulated peak pressure

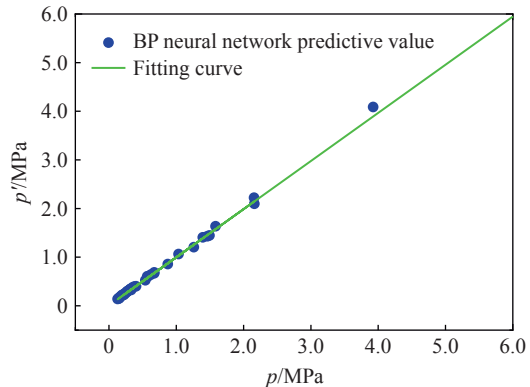


图 8 BP 神经网络预测拟合图

Fig. 8 BP neural network prediction fitting diagram

MAE 表示预测结果的偏差, RMSE 表示结果的离散度, MAPE 表示结果的准确度, R^2 为决定系数, 预测评价指标结果如表 6 所示。

由表 6 可知, BP 神经网络模型的拟合效果要优于多元线性回归模型。BP 神经网络中验证集的平均绝对误差为 25.4。在训练时, 为了使训练效率提高, 将输入输出数据进行了归一化处理, 预测值也进行了反归一化的数据还原, 因此会产生一定误差。对于激波管的峰值压力而言, 压力的平均绝对误差在可接受范围内。均方根误差作为确定模型预测目标值准确性的指标之一, 当均方根误差小于 180 时, 可认为模型的预测能力较好; 相比于多元线性回归分析方法, BP 神经网络的均方根误差为 43.3, 说明 BP 神经网络模型的预测能力更强。BP 神经网络预测结果的平均绝对百分比误差为 3.47%, 说明 BP 神经网络模型为较好的预测模型。BP 神经网络预测结果与模拟值之间的决定系数为 0.99, 说明模拟值和预测值之间拟合度高, 而使用多元线性回归分析方法得到决定系数仅为 0.58。通过对误差进行分析, 说明 BP 神经网络建立的定量关系具有一定的可类推性, 该模型可以用于预测激波管的峰值压力。

在预测时效上, 对于有限元模拟软件来说, 精细化的网格模型在保证结果精度的情况下需要大量的运算时间, 而使用 BP 神经网络模型进行预测, 迭代仅需调整网络连接的权重和阈值。对于激波管模型来说, 0.05 mm 的网格模型数值模拟需要数小时, 而 BP 神经网络峰值压力预测模型训练仅需几分钟, 采用 BP 神经网络模型计算时比数值模型节约了大量运算时间。

4 结 论

基于 BP 神经网络能拟合高度非线性关系的特点, 将激波管驱动段 TNT 的药量、药柱的长径比以及爆炸比例距离 3 个影响因素作为输入参数, 数值模拟得出的激波管爆炸峰值压力代替试验数据作为输出参数, 建立拓扑结构为 $3 \times 5 \times 10 \times 1$ 的四层神经网络模型, 使用 ADAM 算法作为梯度下降的优化算法。首先进行网格独立性分析, 在第 1 试验段采用 0.05 mm 网格的激波管爆炸数值模型进行模拟, 对得到的 195 组数据进行神经网络的训练, 得到激波管爆炸峰值压力的预测模型, 能快速对不同工况的输出进行预测和验证。将数值模拟数据与 BP 神经网络预测结果相对比, 得到以下结论:

(1) 使用 Autodyn 数值软件模拟激波管试验段峰值压力, 首先进行网格独立性分析, 采用 0.05 mm 网格的激波管爆炸数值模型进行模拟。再进行 5 组不同工况的激波管爆炸试验, 验证数值模拟模型的可靠性。将数值模拟值与试验结果进行对比, 发现平均误差为 2.69%, 因此数值模拟值可以作为神经网络的训练数据。

(2) 利用训练好的 BP 神经网络模型进行预测, BP 神经网络的预测结果与数值模拟结果的平均相对误差为 3.26%。使用训练好的 BP 神经网络对 5 种试验工况进行预测, 得到的预测结果与试验数据的平均误差为 3.07%, 证明 BP 神经网络能较为准确地对爆炸激波管试验能进行预测。

(3) 与多元线性回归分析方法相比, BP 神经网络得到预测结果的平均绝对误差为 24.5, 决定系数为 0.99, 而多元线性回归分析方法得到的预测数据的平均绝对误差为 480, 决定系数仅为 0.58, 说明 BP 神经网络模型的预测性能优于多元线性回归模型。

表 5 压力峰值试验数据与预测结果对比

Table 5 Comparison of peak pressure between test date and predicted result

TNT药量/g	测点离原点 位置/m	峰值压力/kPa		
		试验	预测	相对误差/%
5	2.772	227	247.73	4.72
10	2.772	358	349.51	-2.37
10	6.481	140	134.74	-3.75
20	1.889	740	763.84	3.22
20	3.555	410	416.60	1.61
25	1.889	1040	1076.29	3.49
30	2.772	588	594.28	1.06
30	9.443	186	177.91	-4.34

表 6 预测评价指标

Table 6 Prediction evaluation indicators

预测模型	MAE	RMSE	MAPE%	R^2
BP神经网络	25.4	43.3	3.47	0.99
多元线性回归	480	597.7	85.8	0.58

(4) 利用四层 BP 神经网络, 建立了峰值压力的预测方法和激波管驱动段 TNT 的药量、药柱的长径比以及爆炸比例距离之间的映射关系。在没有准确经验公式可参考、数值模拟时效性较差的情况下, BP 神经网络能快速准确地预测爆炸荷载, 有良好的工程应用前景。

参考文献:

- [1] 徐春光, 白晓征, 刘瑜, 等. 爆炸激波管管口稀疏波对试验段的影响 [J]. *国防科技大学学报*, 2011(4): 1-5. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.04.001. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.04.001.
XU C G, BAI X Z, LIU Y, et al. Research on the influence of rarefaction wave to the experimental section in blast shock tube [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2011(4): 1-5. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.04.001. DOI: 10.3969/j.issn.1001-2486.2011.04.001.
- [2] 张军, 黄含军, 王军评, 等. 炸药驱动式爆炸管的载荷计算 [J]. *装备环境工程*, 2021, 18(5): 21-27. DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2021.05.004.
ZHANG J, HUANG H J, WANG J P, et al. Simulation on the blast load inside the explosively driven shock tube [J]. *Equipment Environment Engineering*, 2021, 18(5): 21-27. DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2021.05.004.
- [3] 崔云霄, 王万鹏, 王雷元, 等. 压缩气体驱动大型激波管内部流场的数值模拟 [C]// 2014 年中国计算力学大会论文集. 2014: 528-534.
CUI Y X, WANG W P, WANG L Y, et al. Numerical simulation of Flow-Field in shockwave tube driven by condensed gas [C]//Proceedings of the 2014 Chinese Conference on Computational Mechanics, 2014: 528-534.
- [4] ISMAIL A, EZZELDIN M, EL-DAKHAKHNI W, et al. Blast load simulation using conical shock tube systems [J]. *International Journal of Protective Structures*, 2020, 11(2): 135-158. DOI: 10.1177/2041419619858098.
- [5] 刘瑞朝, 任辉启, 徐翔云. 大型爆炸激波管数值模拟 [J]. *防护工程*, 2009, 31(1): 31-35.
LIU R C, REN H Q, XU X Y. Numerical simulation of large blast simulators [J]. *Protective Engineering*, 2009, 31(1): 31-35.
- [6] 谢全民. 爆破振动信号分形维数相关性研究 [J]. *振动与冲击*, 2021, 40(22): 48-51, 59. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2021.22.007.
XIE Q M. Correlation study on the fractal dimension of blasting vibration signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(22): 48-51, 59. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2021.22.007.
- [7] XU Y, HUANG Y M, MA G W. A beetle antennae search improved BP neural network model for predicting multi-factor-based gas explosion pressures [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2020, 65: 104117. DOI: 10.1016/j.jlp.2020.104117.
- [8] 袁格侠, 刘宏昭, 钱学梅, 等. 求解超高压筒形容器爆破压力的神经网络方法 [J]. *兵器材料科学与工程*, 2010, 33(2): 31-34. DOI: 10.3969/j.issn.1004-244X.2010.02.009.
YUAN G X, LIU H Z, QIAN X M, et al. ANN-based prediction of bursting pressure under ultra-high pressure for cylindrical vessel [J]. *Ordnance Material Science and Engineering*, 2010, 33(2): 31-34. DOI: 10.3969/j.issn.1004-244X.2010.02.009.
- [9] 唐泽斯, 郭进, 王金贵, 等. 基于人工神经网络的气体泄爆最大超压预测研究 [J]. *中国安全生产科学技术*, 2020, 16(4): 56-62. DOI: 10.11731/j.issn.1673-193x.2020.04.009.
TANG Z S, GUO J, WANG J G, et al. Study on prediction of maximum overpressure in gas explosion venting based on artificial neural network [J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2020, 16(4): 56-62. DOI: 10.11731/j.issn.1673-193x.2020.04.009.
- [10] 李江涛. 矿井瓦斯爆炸超压值分布的神经网络预测方法 [J]. *煤矿安全*, 2013, 44(2): 157-160. DOI: 10.13347/j.cnki.mkaq.2013.02.012.
LI J T. Overpressure distribution prediction of mine gas explosion based on artificial neural networks [J]. *Safety in Coal Mines*, 2013, 44(2): 157-160. DOI: 10.13347/j.cnki.mkaq.2013.02.012.
- [11] 严国建, 周明安, 余轮, 等. 空气中爆炸冲击波超压峰值的预测 [J]. *采矿技术*, 2011, 11(5): 89-90, 112. DOI: 10.3969/j.issn.1671-2900.2011.05.035.
YAN G J, ZHOU M A, YU L, et al. Prediction of the peak overpressure of explosive shock waves in air [J]. *Mining Technology*, 2011, 11(5): 89-90, 112. DOI: 10.3969/j.issn.1671-2900.2011.05.035.
- [12] 施建俊, 李庆亚, 张琪, 等. 基于 Matlab 和 BP 神经网络的爆破振动预测系统 [J]. *爆炸与冲击*, 2017, 37(6): 1087-1092.

- DOI: 10.11883/1001-1455(2017)06-1087-06.
- SHI J J, LI Q Y, ZHANG Q, et al. Forecast system for blasting vibration velocity peak based on Matlab and BP neural network [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2017, 37(6): 1087–1092. DOI: 10.11883/1001-1455(2017)06-1087-06.
- [13] GUO Q P, YANG S J, WANG Y C, et al. Prediction research for blasting peak particle velocity based on random GA-BP network group [J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2022, 15(15): 1351. DOI: 10.1007/s12517-022-10615-3.
- [14] 郭璇, 马思远, 郭一帆, 等. 基于 BP 神经网络的围岩介质爆炸峰值压力预测 [J]. *振动与冲击*, 2019, 38(3): 199–206. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2019.03.028.
- GUO X, MA S Y, GUO Y F, et al. Blast peak pressure prediction for surrounding rock medium based on BP neural network method [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, 38(3): 199–206. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2019.03.028.
- [15] 陈俊霖, 侯麒麟, 宁文学, 等. 基于 BP 神经网络的火箭弹射击效率计算方法 [J]. *火力与指挥控制*, 2022, 47(6): 87–92. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0640.2022.06.014.
- CHEN J L, HOU Q L, NING W X, et al. Calculation method of rocket firing efficiency based on BP neural network [J]. *Fire Control & Command Control*, 2022, 47(6): 87–92. DOI: 10.3969/j.issn.1002-0640.2022.06.014.
- [16] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 神经网络七十年: 回顾与展望 [J]. *计算机学报*, 2016, 39(8): 1697–1716. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2016.01697.
- JIAO L C, YANG S Y, LIU F, et al. Seventy years beyond neural network: retrospect and prospect [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2016, 39(8): 1697–1716. DOI: 10.11897/SP.J.1016.2016.01697.
- [17] 段宝福, 张猛, 李俊猛. 逐孔起爆震动参数预报的 BP 神经网络模型 [J]. *爆炸与冲击*, 2010, 30(4): 401–406. DOI: 10.11883/1001-1455(2010)04-0401-06.
- DUAN B F, ZHANG M, LI J M. A BP neural network model for forecasting of vibration parameters from hole by hole detonation [J]. *Explosion and Shock Waves*, 2010, 30(4): 401–406. DOI: 10.11883/1001-1455(2010)04-0401-06.
- [18] 范勇, 裴勇, 杨广栋, 等. 基于改进 PSO-BP 神经网络的爆破振动速度峰值预测 [J]. *振动与冲击*, 2022, 41(16): 194–203, 302. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.16.025.
- FAN Y, PEI Y, YANG G D, et al. Prediction of blasting vibration velocity peak based on an improved PSO-BP neural network [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(16): 194–203, 302. DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.16.025.

(责任编辑 王易难)