爆 炸 与 冲 击
Explosion and Shock Waves
DOI：10.11883/bzycj-2026-0244

实现冲击波波形调控的激波管驱动段挡板优化设计方法*

牛毅扬，李秦超，程帅，刘文祥

（西北核技术研究所强脉冲辐射环境模拟与效应全国重点实验室，陕西 西安 710024）

摘　要：激波管是生成强爆炸冲击波环境的理想实验平台。激波管能够产生不同强度的冲击波，通过在等径激波管驱动段内加入不同漏空率的带孔挡板，可以使得驱动段中产生几乎连续的稀疏波系，实现冲击波衰减历程调控，同时延长冲击波正压作用时间。挡板设计参数多、设计复杂，难以通过简单的“试凑”方式，实现对任意峰值压力和正压作用时间冲击波的快速精确模拟。为此，采用正交试验方法，分析驱动段挡板参数对冲击波波形的影响；并以正交试验结果为指导，设计反向传播（back propagation, BP）神经网络的训练样本，建立快速准确预测冲击波峰值压力、正压作用时间和压力衰减历程的代理模型；采用基于代理模型的随机搜索方法，实现样本范围内冲击波任意设计指标到激波管驱动参数的反演设计。研究结果表明，驱动段内加入挡板后，冲击波的正压作用时间显著提升；采用“V”型挡板排列方式并适当减小挡板间距，可以有效提高模拟冲击波与标准指数衰减冲击波的相似度；训练得到的 BP 神经网络在测试集上具有良好的预测性能，压力峰值、正压作用时间的平均绝对百分比误差分别为 0.07%和 0.95%，压力衰减历程的平均相似度系数为 0.997；寻优算法可以在 35 s 内给出驱动参数优化方案，生成超压、动压衰减历程与标准指数衰减冲击波的相似度系数均超过 0.95 的目标冲击波，验证了基于驱动段挡板设计的等径驱动激波管调控冲击波波形的可行性。

关键词：激波管；冲击波波形调控；挡板设计；正交试验；BP 神经网络

中图分类号：O383.3　　**国标学科代码：**13035　　**文献标识码：**A

Optimization design method of driver section baffles in a shock tube for shock wave waveform regulation

NIU Yiyang，LI Qinchao，CHENG Shuai, LIU Wenxiang

(*National Key Laboratory of Intense Pulsed Radiation Simulation and Effect, Northwest Institute of Nuclear Technology Beijing 100000,China*)

Abstract: The shock tube is an ideal experimental platform for generating strong blast shock waves. By incorporating perforated baffles with different porosities into the driver section of a constant-diameter shock tube, nearly continuous rarefaction wave trains can be generated in the driver section, enabling the regulation of the shock wave attenuation history while extending the positive pressure duration. The design of baffles involves numerous parameters and is highly complex, making it difficult to achieve rapid and accurate simulation of shock waves with arbitrary peak pressures and positive pressure durations through simple trial-and-error methods. A parameterized driver-section baffle configuration was first constructed for a constant-diameter shock tube. Baffle annular width, installation position, baffle thickness and baffle spacing were treated as

*收稿日期：2026-07-27；　修回日期：2026-11-17；
第一作者：牛毅扬（1998－ ），男，硕士，研究实习员，nyy9992021@163.com
通信作者：程　帅（1988－ ），男，硕士，副研究员，yjs0601@nint.ac.cn

录用稿件，非最终出版稿

design variables. An orthogonal experimental design was employed to analyze the influence of driver-section baffle design variables on the shock wave profiles. Guided by the orthogonal experimental results, sample set for a back propagation (BP) neural network was designed and divided into training, validation, and test subsets. The trained BP network acted as a surrogate model to rapidly and accurately predict the peak overpressure, positive pressure duration, and pressure decay history of the shock wave. On this basis, a surrogate-model-based random search method was developed for the inverse design of driver-section baffles. The inverse design objective was to minimize the discrepancy between the predicted and target shock-wave indicators, including peak overpressure, positive pressure duration, and pressure decay-history similarity, subject to the driver parameters being within the sample range. Orthogonal test results indicate that increasing the number of baffles can prolong the positive pressure duration, and adopting a V-shaped baffle arrangement combined with an appropriate reduction in baffle spacing effectively improves the similarity between the simulated shock wave and the standard exponentially decaying shock wave. The trained BP neural network exhibits excellent predictive performance on the test set, with mean absolute percentage errors of 0.07% for peak overpressure and 0.95% for positive pressure duration, and an average similarity coefficient of 0.997 for the pressure decay history. The optimization algorithm can provide a driver parameter optimization scheme within 35 seconds, generating target shock waves with similarity coefficients exceeding 0.95 for both overpressure and dynamic pressure decay histories compared to the standard exponentially decaying shock wave. These results demonstrate the feasibility of regulating shock wave profiles in a constant-diameter shock tube through driver-section baffle design. The proposed method provides a practical optimization design tool for shock wave waveform regulation in shock tubes and offers a basis for the rapid design and regulation of shock wave profiles.

Keywords: shock tube; shock wave waveform regulation; baffle design; orthogonal test; BP neural network

激波管是模拟强爆炸冲击波环境、开展强爆炸毁伤效应的理想实验平台，具有经济成本低、实验周期短、实验条件可控性好，以及容易获得正压作用时间达到秒级的冲击波等诸多优势[1]。

产生可调波形的冲击波是模拟理想强爆炸冲击波环境的重要条件。通过对激波管驱动方式和驱动段结构等参数进行设计，实现冲击波特征参数的调控，一直是激波管物理设计的核心问题，直接影响到爆炸冲击波加载和武器毁伤效应研究的准确性。激波管的驱动方式主要包括高压气体驱动[1-5,11]、爆轰驱动[6-7]和炸药加载驱动[8-10]等。周岳兰、郝逸飞等[2-3]基于高压气体驱动的激波管，通过调整激波管驱动段尺寸、驱动气体压力及种类等参数，结合量纲分析探究了管内压力脉冲演化特性，并与 Friedlander 波形进行了对比；郭丁等[6]探究了初始物理条件、低反应活性气体掺混等因素影响下氢氧爆轰驱动的大型激波管对冲击波波形的调控作用；Bauer 等[8]在炸药加载驱动下开展了激波管考核试验，评估了长度、直径、出口形状等不同激波管特性对冲击波压力参数的影响。本工作采用基于高压气体驱动的激波管，具有安全、可控以及重复性好的优势。激波管的驱动段结构设计，也是影响冲击波波形的关键环节。程帅等[1]利用喉道和驱动段截面形状设计，产生了超压历程符合爆炸波指数衰减规律的冲击波；张仕忠等[7]设计了一种基于正向爆轰驱动的锥形截面驱动段激波管，可以在低爆轰压力下获得高的超压峰值，同时有效缩短冲击波的正压作用时间；Hisley 等[11]进行了高压气体驱动激波管驱动段内带孔挡板的设计，可以通过改变挡板的漏空率和位置，控制稀疏波的反射时间和强度，从而调节冲击波的波形特征。带孔挡板具有体积小、对驱动段容积影响小、适合等径驱动激波管长持时冲击波调节等优势。因此，本工作采用在驱动段中安装带孔挡板的方式改变驱动段形状，进而实现对冲击波波形的调控。

然而，本工作中冲击波特征与高压气体驱动参数、驱动段内带孔挡板结构之间存在复杂的非线性关系，采用“试凑”方法得到目标冲击波波形的效率较低，且得到的波形与标准指数衰减冲击波的相似度也较低。因此，需要采用合适的优化方法对激波管驱动段进行参数设计。正交试验方法是一种用于多因素试验、按照正交表选取具有代表性的关键结构参数来设计试验的方法[12]。对于多因素、多水平试验问题，相较于全面试验，正交试验可以显著减少试验次数，且具有分散度高、均匀

录用稿件，非最终出版稿

性好的特点[16]。正交试验方法已广泛应用于各类大型武器装备的结构、材料以及能源等工程设计优化过程中[13-20]。陈履坦等[13]基于正交试验设计，确定了高压气体驱动的二级轻气炮发射过程中摩擦因数和破膜压力等重要参数影响；Bai 等[14]为探究涡流泵性能对无人机作业的影响，设计了关键优化参数的正交表，利用计算流体动力学方法开展了数值实验，得到了最优参数组合。除了传统的试验设计方法，随着人工智能技术的发展，大量机器学习方法被应用于优化设计领域。BP（back propagation，BP）神经网络是机器学习的一种重要方法，其基于误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络，本质上来说是一个多层的复合函数，能够实现输入量到输出量的预测[21]。陈梓薇等[22]基于 BP 神经网络实现了从 TNT 剂量、长径比以及爆炸比距离的输入量到激波管试验段超压峰值输出量的预测，平均相对误差为 3.26%；巩世龙等[23]建立了预测超空泡射弹有效射程的三层反向传播神经网络，模型预测平均误差 0.735%。由此可见，BP 神经网络具有较强的多因素耦合作用下的非线性映射能力，在爆炸力学、结构设计以及毁伤评估等领域得到了广泛应用，适合于激波管多参数耦合下的优化设计应用[22-25]。

因此，本文基于正交试验和 BP 神经网络方法，利用 Fluent 有限元分析软件，开展激波管驱动段的优化设计研究。首先建立带挡板的高压驱动激波管数值模型，并验证其网格和挡板厚度的无关性；然后利用正交试验方法，初步探究挡板参数对激波管生成的冲击波波形的影响；最后基于正交试验结论，构建 BP 神经网络数据集，建立预测冲击波压力峰值、正压作用时间以及衰减历程的代理模型，并利用基于代理模型的随机搜索算法获得激波管驱动段优化设计结果。

1 数值计算方法

1.1 物理模型建立及网格划分

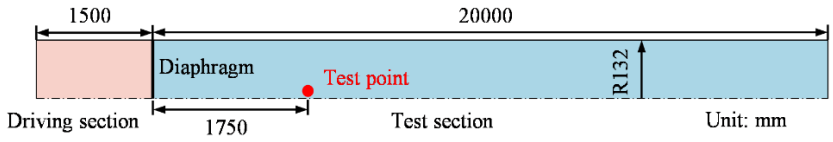
本工作中，考虑到激波管的对称性，计算中采用如图 1 所示的二维轴对称模型，图 1(a)的驱动段中不含挡板，图 1(b)驱动段添加了挡板。模型中，激波管驱动段直径与试验段直径相同，相较于“小驱大”激波管（即驱动段直径小于试验段直径的激波管），等径驱动激波管可以在较小的驱动压力下生成相同超压峰值的冲击波。图 1(b)中挡板间距为 300 mm，从右至左挡板环宽依次为 40 mm、60 mm、40 mm 和 20 mm。驱动段内不同形状和位置的带孔挡板（图 1(b)）可用于控制稀疏波的反射时间和强度，实现冲击波历程的调控。带孔挡板的设计参数除图 1(c)所示的挡板厚度和挡板环宽（漏空率）外，还包括驱动段中挡板的安装间距和位置。

基于计算流体力学软件 ANSYS Fluent，采用空间二阶、时间一阶离散精度的有限体积法，模拟等径驱动激波管在高压气体驱动下生成冲击波的非定常可压缩流动过程。选取可实现的（Realizable）$k-\varepsilon$ 湍流模型，以避免出现非物理的结果；气体采用理想气体模型[26]。

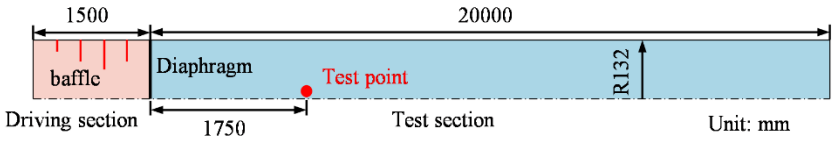
等径驱动激波管分为驱动段和试验段，其间由膜片分隔。驱动段内充入高温高压空气作为驱动气体，试验段内为环境气体，驱动段与试验段的压差大于膜片破裂压力时，膜片破裂，气体释放进入试验段，形成冲击波。本文中环境气体的压力和温度分别取为 101.32 kPa 和 288 K。模型中驱动段长 1.5 m；外壁面采用绝热刚性壁面，冲击波遇壁面会发生反射，为消除试验段尾部反射稀疏波对试验测点的影响，试验段选取长度较长，为 20 m；激波管半径为 0.132 m；试验测点距离膜片 1.75 m。冲击波发展一段距离后，以平面波的形式继续向下游传播，试验测点可记录稳定的冲击波超压和动压衰减历程。需要特别说明的是，模型暂未考虑膜片非理想破裂的情况[6]。

对图 1 中的空气域进行非结构化网格划分，如图 2 所示。由于本文主要关注试验测点的压力曲线，为提高计算效率，对试验测点下游的试验段网格适当增大，取为上游网格尺寸的 4 倍，得到的网格如图 2(b)所示。驱动段及试验段测点上游的网格整体尺寸为 5 mm，壁面边界层初始层高取为网格尺寸的 5%，增长率为 1.2，层数为 7。

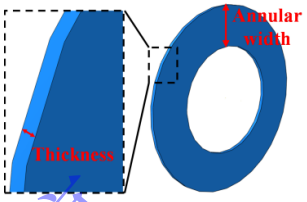
录用稿件，非最终出版稿



(a) Shock tube without baffle



(b) Shock tube with baffles



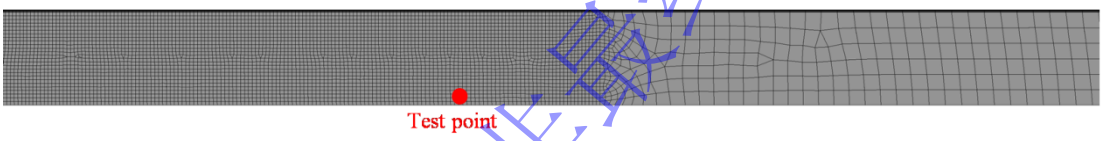
(c) Structure of perforated baffles

图 1 等径驱动激波管二维轴对称模型

Fig.1 Two-dimensional axisymmetric model of a constant-diameter driven shock tube



(a) Mesh grids of driving section



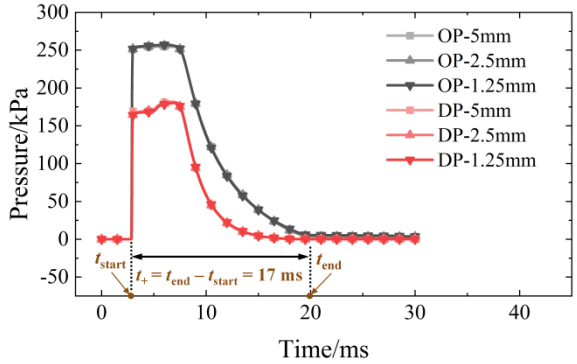
(b) Transition mesh grids of test section

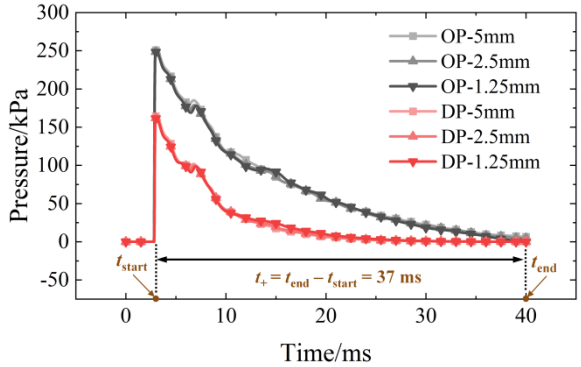
图 2 等径驱动激波管有限元模型网格划分

Fig.2 Mesh partition for the finite element model of a constant-diameter driven shock tube

1.2 网格及挡板厚度无关性验证

为了排除网格大小对计算结果的影响，分别建立了全局网格尺寸为 1.25 mm、2.5 mm 和 5 mm 的二维轴对称模型。计算模型中驱动压力（表压）为 0.95 MPa，驱动温度为 573 K，计算结果如图 3 所示。t_{start} 表示冲击波到达时刻，t_{end} 表示正压结束时刻，t_{+} 表示正压作用时间。结果显示，不同网格尺寸下，无挡板和有挡板的激波管试验段测点的超压（overpressure, OP）和动压（dynamic pressure, DP）历程基本重合，压力峰值和压力台阶等参数一致性良好，计算结果对所选网格尺寸不敏感。因此，后续均选用 5 mm 网格尺寸进行计算。此外，通过比较图 3(a)和 3(b)中的冲击波衰减曲线可以发现：驱动段中添加挡板后，冲击波压力平台消失，超压的正压作用时间由 17 ms 延长至 37 ms。





录用稿件，非最终出版稿

(a) Shock tube without baffle　　(b) Shock tube with baffles

图 3 不同网格尺寸下激波管测点的超压和动压历程

Fig.3 Overpressure and dynamic pressure time-histories at test point in the shock tube under different mesh sizes

针对带挡板的激波管，对挡板厚度分别为 5 mm、10mm 和 15 mm 情况下的测点压力衰减曲线进行了对比，如图 4 所示。结果显示，当挡板厚度远小于管长时，不同挡板厚度的计算结果基本一致。出于减小网格数量的考虑，后续计算中挡板厚度统一选用 5 mm 进行取值。

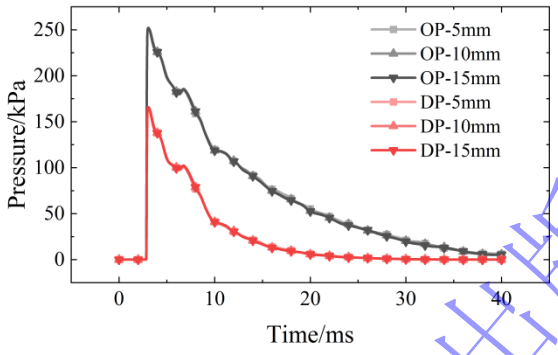


图 4 不同挡板厚度下激波管测点的超压和动压历程

Fig.4 Overpressure and dynamic pressure time-histories at test point in the shock tube under different baffle thicknesses

2 正交试验设计

由 1.2 节可知，当挡板厚度远小于驱动段长度时，厚度的影响可以忽略。因此，挡板的设计参数缩减为三个，即挡板环宽（漏空率）、挡板位置和挡板间距。为方便工程实施，本文考虑采用等间距的挡板安装方案，当驱动段长度一定时，可利用挡板数量计算得到挡板间距。本节利用正交试验方法探究挡板环宽、位置以及间距对冲击波波形的影响。

2.1 试验评估指标

空中爆炸冲击波经充分发展后，不论初始脉冲压力如何，其压力时程曲线(p - t)具有特定的构型[27]。Friedlander 波形[28-31]是一种常用的标准载荷模型，其具体形式可表示为：

$$p = p_{\text{peak}} e^{-\gamma t/t_+}(1 - t/t_+) \tag{1}$$

式中：p_{peak} 为压力峰值，常见目标的毁伤阈值 20 ~250 kPa；t_+ 为正压作用时间，动压的正压作用时间略长于超压；γ 为衰减系数。因此，冲击波的波形特征主要由压力峰值、正压作用时间和衰减历程（系数）决定。标准冲击波指数衰减曲线（以下简称标准曲线）的选取，采用文献[32]所述方法：以大量爆炸实验中获得的不同 Friedlander 波形特征参数为基础，利用 Friedlander 公式编写 BLAST 程序，计算不同环境条件、压力峰值、正压作用时间以及衰减系数下标准爆炸冲击波压力时程数据。

为进一步量化仿真试验得到的冲击波与标准曲线间的相似程度，采用统计学中的决定系数 R^2 作为评估指标，以仿真试验得到的冲击波压力时程数据为样本点，标准曲线为回归曲线，通过计算回归模型中的决定系数 R^2 来判定拟合效果。R^2 的计算方法如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \tag{2}$$

式中：y_i 表示仿真试验得到的冲击波曲线的第 i 个样本点的实际观测值，$\hat{y}_i$ 表示 Friedlander 公式计算得到的标准曲线的第 i 个样本点取值，$\bar{y}$ 表示实际观测值 y_i 的算数平均值。决定系数 R^2 越接近 1，仿真试验得到的冲击波历程越接近标准曲线。

2.2 挡板位置和环宽的影响

录用稿件，非最终出版稿

2.2.1 正交表的建立

为探究挡板位置和环宽的影响，固定挡板间距；考虑到方便工程实现，挡板应尽量沿驱动段长度均匀布置，这里按照等间距布置，取挡板安置位为 4 个，每个挡板安置位间隔 300 mm，如图 1(b)所示。确定正交试验的水平和因素：距离驱动段右端膜片 300、600、900 和 1200 mm 的四个挡板安置位为正交试验的 4 因素，分别记为 X_1、X_2、X_3 和 X_4；每个安置处挡板环宽的取值 0、10、20、30、40、50 和 60 mm 为正交试验的 7 水平，分别记为 w_1 ~ w_7，其中挡板环宽为 w_1 = 0 时表示此处没有设置挡板。正交试验的因素及其水平设置如表 1 所示。若进行全面试验需要进行 7^4 = 2401 次，而采用 4 因素 7 水平的标准饱和正交表 $L^{49}(7^4)$，仅需进行 49 次模拟实验。采用正交试验设计的 49 种模拟工况中的部分试验工况如表 2 所示。数值计算中环境温度为 288 K，压强为 101.32 kPa，驱动温度为 583 K，驱动压力为 1 MPa。

表 1 正交试验的因素及其水平

Table 1 Factors and levels of orthogonal tests

	因素			
水平	X_1	X_2	X_3	X_4
w_1	0 mm	0 mm	0 mm	0 mm
w_2	10 mm	10 mm	10 mm	10 mm
w_3	20 mm	20 mm	20 mm	20 mm
w_4	30 mm	30 mm	30 mm	30 mm
w_5	40 mm	40 mm	40 mm	40 mm
w_6	50 mm	50 mm	50 mm	50 mm
w_7	60 mm	60 mm	60 mm	60 mm

表 2 冲击波波形影响因素的正交试验方案

Table 2 Orthogonal test design for factors influencing shock wave waveform

组别	X_1 处环宽	X_2 处环宽	X_3 处环宽	X_4 处环宽
1	0 mm	0 mm	0 mm	0 mm
2	10 mm	10 mm	10 mm	10 mm
3	20 mm	20 mm	20 mm	20 mm
…	…	…	…	…
24	20 mm	50 mm	10 mm	40 mm
25	30 mm	60 mm	20 mm	50 mm
26	40 mm	0 mm	30 mm	60 mm
…	…	…	…	…
47	40 mm	30 mm	20 mm	10 mm
48	50 mm	40 mm	30 mm	20 mm
49	60 mm	50 mm	40 mm	30 mm

录用稿件，非最终出版稿

2.2.2 极差分析

本研究的目标是得到与标准指数衰减冲击波相似度高的衰减曲线。由于冲击波压力衰减曲线包括超压和动压两部分，因此压力衰减历程相似性评估指标 R^2 由两部分组成，表示为：

$$R^2 = R^2_{\mathrm{OP}} + R^2_{\mathrm{DP}} \tag{3}$$

式中：R^2_{OP} 表示超压曲线与标准超压曲线的决定系数，R^2_{DP} 表示动压曲线与标准动压曲线的决定系数。通过计算各因素下同一水平的 R^2 之和，并进行极差分析得到表 3。表 3 中：$\sum_{1,\,w=w_i}^{49} R^2\ (i=1,2,\cdots,7)$ 表示对应挡板位置（因素）下所有挡板环宽（水平）$w=w_i\ (i=1,2,\cdots,7)$ 时的评估结果之和；各主控因素下的极差 R_{factor} 为 $\sum_{1,\,w=w_i}^{49} R^2\ (i=1,2,\cdots,7)$ 中最大值与最小值的差值。通过对比 4 个主控因素的极差，可以分析评估指标对不同主控因素的敏感性大小，极差 R_{factor} 越大表示该因素的影响越显著。不同因

素的极差排序为 $R_{\text{factor1}} > R_{\text{factor2}} > R_{\text{factor3}} > R_{\text{factor4}}$，因此 X_1 位置处挡板的环宽是影响压力衰减历程的主要因素。根据表 3 可知，当 X_1 位置处挡板的环宽为 60 mm 时，挡板的漏空率仅为 29.75%，此时压力曲线的决定系数最小。由此可见，在靠近膜片的挡板安置位，环宽不宜过大，否则会阻塞出流，影响冲击波波形。

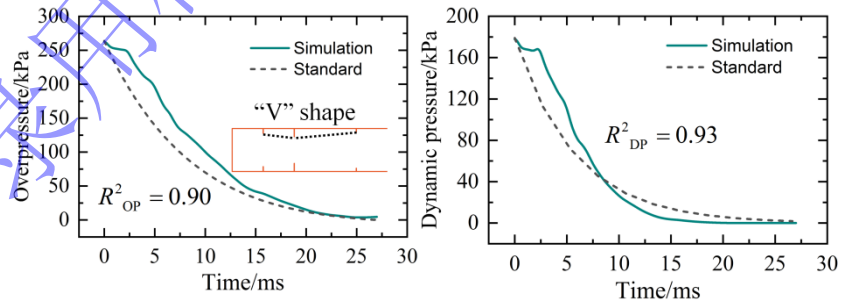
表 3 极差分析表

Table 3 Range analysis table

评估指标 \ 挡板位置	X_1	X_2	X_3	X_4
$\sum_{1,w=w_1}^{49} R^2$	10.95	10.96	10.88	11.38
$\sum_{1,w=w_2}^{49} R^2$	11.14	10.12	11.27	11.32
$\sum_{1,w=w_3}^{49} R^2$	11.57	10.84	11.05	11.95
$\sum_{1,w=w_4}^{49} R^2$	12.53	11.92	11.69	10.93
$\sum_{1,w=w_5}^{49} R^2$	13.24	12.06	11.97	11.79
$\sum_{1,w=w_6}^{49} R^2$	12.74	12.69	11.91	12.03
$\sum_{1,w=w_7}^{49} R^2$	8.92	12.51	12.35	11.71
极差 R_{factor}	4.32	2.57	1.47	1.1

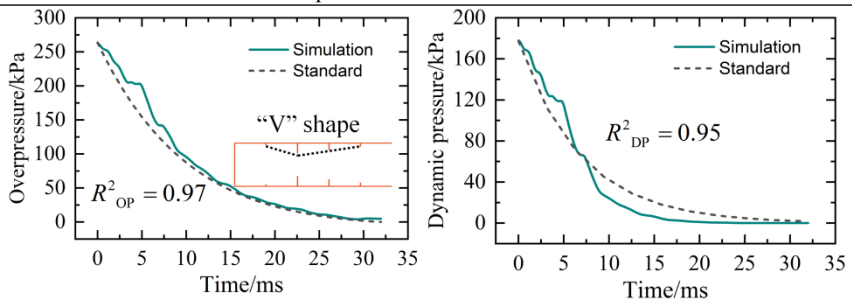
2.2.3 典型工况结果

通过对所有 49 组试验结果进行统计，生成超压、动压衰减历程与标准指数衰减冲击波的相似度系数 R^2 均达到 0.9 的冲击波正压作用时间范围为 32 ms±5 ms，超压峰值范围为 262 kPa±2 kPa。因此，在满足相似度系数的前提下，挡板参数设计主要影响正压作用时间，对超压峰值的影响较小。图 5 展示了冲击波正压作用时间分别为 27 ms、32 ms 和 37 ms 时的典型工况计算结果，其中正压作用时间为 27 ms 时，超压决定系数 R^2_{OP} 为 0.90，动压决定系数 R^2_{DP} 为 0.93；其中正压作用时间为 32 ms 时，超压决定系数 R^2_{OP} 为 0.97，动压决定系数 R^2_{DP} 为 0.95；正压作用时间为 37 ms 时，超压决定系数 R^2_{OP} 为 0.99，动压决定系数 R^2_{DP} 为 0.92。观察三种典型工况下不同环宽的挡板位置，可以发现：随着环宽较大的挡板安置位逐渐右移，更大面积的稀疏波更早发生反射，使得前期冲击波压力衰减加快；同时，由于挡板具有限制气流流出的作用，更大环宽的挡板可以降低高压气体流出速度，因此冲击波正压作用时间逐渐增加。此外，当挡板环宽排列呈现“V”型时计算得到的冲击波压力曲线与 Friedlander 波形相似度较高。

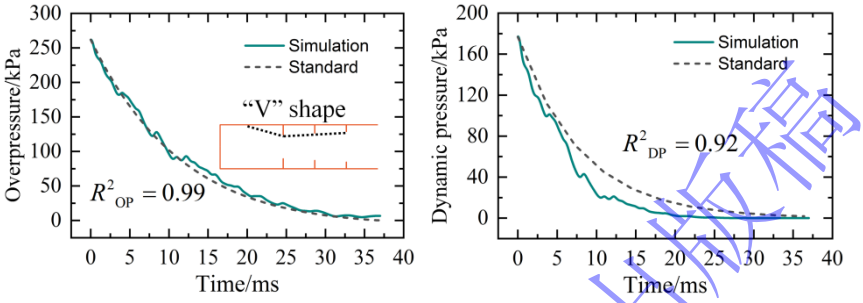


(a) Positive pressure duration of the shock wave: 27 ms

录用稿件，非最终出版稿



(b) Positive pressure duration of the shock wave: 32 ms



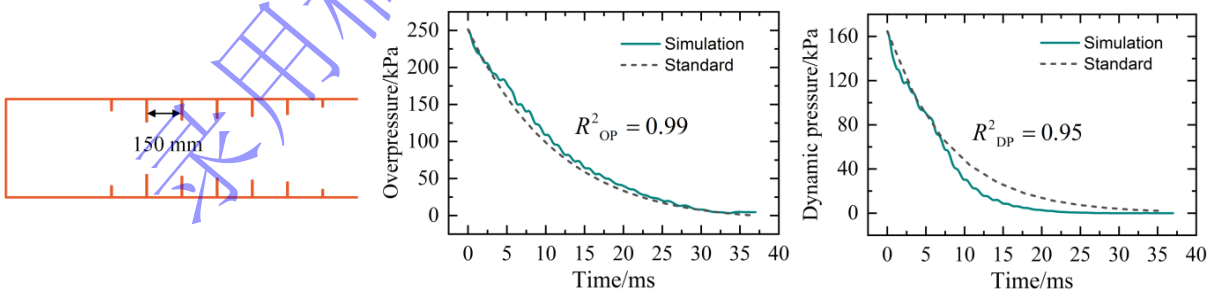
(c) Positive pressure duration of the shock wave: 37 ms

图 5 正交试验典型工况的超压和动压时程曲线

Fig.5 Overpressure and dynamic pressure time-history curves for typical operating conditions in the orthogonal test

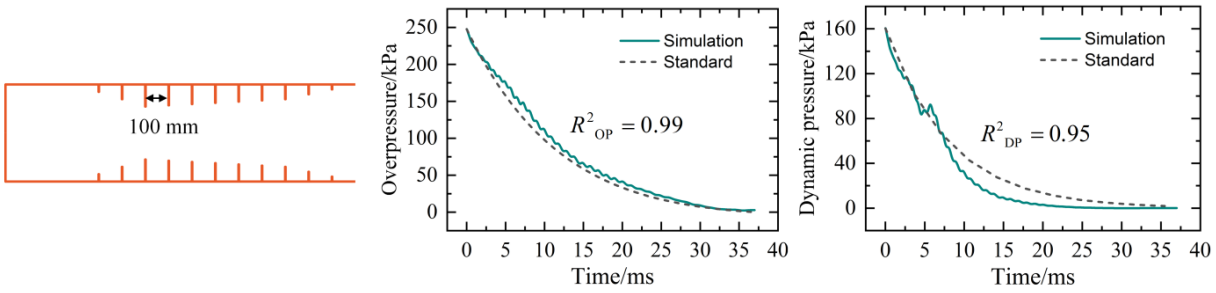
2.3 挡板间距的影响

为探究挡板间距对冲击波波形的影响，本节同样按照等间距布置，分别对 300 mm 间隔进行两等分和三等分，得到 150 mm 和 100 mm 的挡板安置间隔，对应的挡板安置位个数分别为 9 和 14。对图 5(c)所示的 300 mm 等间隔布置的“V”型排列挡板设计（最左侧挡板环宽为 0），按照线性插值原则，在各间隔中分别插入 1 个和 2 个挡板，得到如图 6 中驱动段示意图所示的 150 mm 和 100 mm 间隔的挡板设计方案。在与 2.2 节相同的驱动条件和环境条件下，计算得到两种挡板设计方案下冲击波正压作用时间为 37 ms 时的超压和动压曲线。在 150 mm 和 100 mm 间隔下，R^2_{OP} 变化不大，均为 0.99；动压曲线的决定系数提高至 0.95，相较于 300 mm 挡板间隔，R^2_{DP} 增加 3.26%。挡板间隔为 300 mm、150 mm 和 100 mm 三种情况下，压力衰减历程相似性评估指标 R^2 分别为 1.9103、1.9384 和 1.9339。由此可见，适当减小挡板间距可提高生成冲击波与标准冲击波的相似度。



(a) 150 mm baffle interval

录用稿件，非最终出版稿



(b) 100 mm baffle interval

图 6 不同挡板间隔下形成正压作用时间 37ms 的冲击波的超压和动压时程曲线

Fig.6 Overpressure and dynamic pressure time-history curves of shock waves with positive pressure duration of 37 ms generated under different baffle intervals

2.4 挡板调控冲击波衰减机制分析

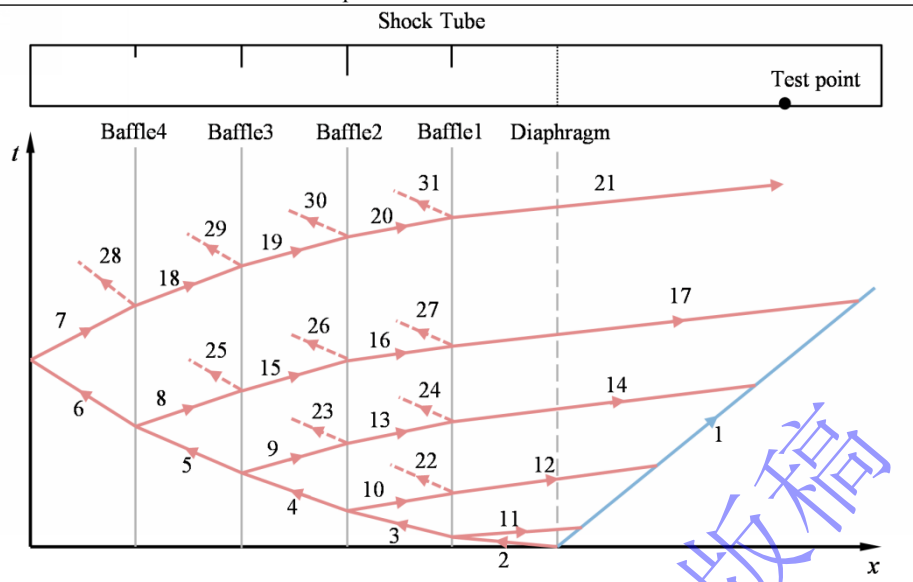
为理解驱动段挡板对冲击波衰减的影响机理，绘制了挡板对破膜后稀疏波系反射与透射作用的原理示意图，如图 7 所示。图中蓝色实线表示冲击波，红色实线及虚线表示稀疏波。简化起见，用虚线表示稀疏波会继续在挡板或端壁面发生相互作用，不再展示后续的运动细节。膜片破裂后，首先形成右行的冲击波 1 和左行的初始稀疏波 2。接着中心稀疏波 2 向左运动过程中遇到挡板 1，部分从挡板 1 的中心孔透射，形成向左传播的波系 3；部分在挡板 1 发生反射，形成向右传播的波系 11，待稀疏波 11 追赶上冲击波前沿后，冲击波压力开始减小。稀疏波 3 继续向左运动的过程中遇到挡板 2，发生相似的透射与反射过程，形成部分透射稀疏波系 4 和部分反射稀疏波系 10。稀疏波 4 向左运动过程遇到挡板 3，但由于挡板 3 的环宽小于挡板 2，因此稀疏波 4 仅有很少一部分发生反射，绝大部分透射形成波系 5；稀疏波 10 向右运动过程重新遇到挡板 1，由于挡板 1 环宽小于挡板 2，稀疏波 10 同样仅有很少一部分发生反射，绝大部分透射形成波系 12，追赶上冲击波 1 后使其压力进一步降低。类似地，不同的稀疏波系持续地在端壁面发生完全反射，在挡板处发生透射、反射，最终向右运动的稀疏波系接连不断地透射经过挡板 1 并追赶上冲击波 1，实现冲击波以指数特征的形式连续衰减。

下面，以上述机制分析为基础，对 2.1~2.3 节中的结论进行定性解释。破膜后，中心稀疏波 2 未经任何相互作用，相较于后续的稀疏波系，聚集的能量最大；由稀疏波 2 在挡板 1 反射形成的稀疏波 11 最先追赶到冲击波波前，且相较于挡板 2、3 和 4 反射形成的稀疏波，稀疏波 11 携带的能量也较大。因此，最靠近膜片的挡板处反射的稀疏波对冲击波的衰减作用最为明显。此外，随着挡板 1 环宽的增加，稀疏波 11 比例增加，冲击波衰减作用更为明显。

图 7 中挡板环宽从 1 到 2 增大，这样可以使得挡板 2 处有较大比例的稀疏波发生反射右行，追赶冲击波，保证压力衰减历程在前期快速下降；否则，大量稀疏波透射左行，会降低稀疏波的利用效率。挡板环宽从 2 到 4 减小，这样可以使得挡板 3 和 4 处有较大比例的稀疏波发生透射左行（图 7 中稀疏波 5 和 6），保留一定比例的稀疏波可以在较晚时刻追赶上冲击波，保证衰减全程的调节能力，防止压力过早衰减至 0。

缩小挡板间距后，稀疏波与挡板的相互作用频率提高，相同时间段内更多低能量的稀疏波追赶上冲击波，增加了压力衰减历程调控精度。

录用稿件，非最终出版稿



1: Shock wave front; 2: Initial rarefaction wave; 3 ~ 6, 12 ~ 21: Partial transmitted rarefaction wave; 7: Reflected rarefaction wave; 8 ~ 11, 22 ~ 31: Partial reflected rarefaction wave

图 7 驱动段挡板对破膜后稀疏波系的影响

Fig.7 Influence of driver section baffles on the rarefaction wave system after diaphragm rupture

3 BP 神经网络设计

由第二章可知，挡板设计参数对冲击波正压作用时间和衰减历程的影响较为显著，对压力峰值的影响较小。实际上，压力峰值也是冲击波波形的主要特征之一，工程设计中常常需要得到不同压力峰值的标准冲击波。激波管的驱动压力会对冲击波的压力峰值产生显著影响。无挡板等径驱动激波管中，不同驱动压力下冲击波超压曲线如图 8 所示，驱动压力为 0.95、0.7、0.5、0.3、0.1 MPa 时，超压峰值分别为 255、203、156、104、41 kPa，相应的正压作用时间分别为 16.31、15.28、14.38、13.35、11.63 ms。由此可见，除挡板设计参数外，驱动压力也是影响冲击波环境的重要设计参数，在驱动段设计过程中不可忽视。

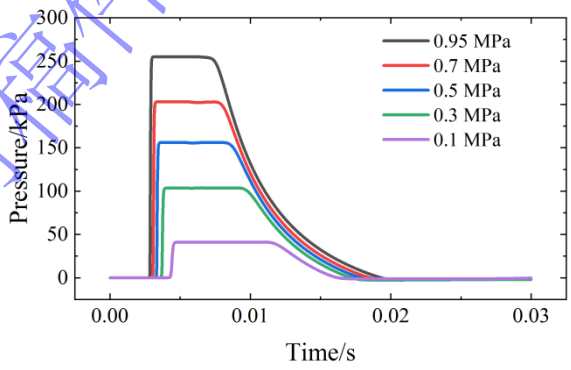


图 8 不同驱动压力下无挡板激波管中测点的超压-时间曲线

Fig.8 Overpressure-time histories at test points in a baffle-free shock tube under different driving pressures

正交试验设计虽然能够探究不同参数对冲击波波形的影响规律，并给出指定参数取值下的较优结果，但是并不能直接给出全域的最优结果，而且在不同驱动压力下分别进行正交试验耗时耗力。本章基于 BP 神经网络和基于代理模型的随机搜索方法，提出一种能够满足冲击波设计指标，同时快速反演驱动设计参数的高精度代理模型。

3.1 神经网络建立

录用稿件，非最终出版稿

建立预测冲击波参数的 BP 神经网络，如图 9 所示。网络的输入层有 2 类输入参数，隐含层数为 2 层，输出层有 3 类输出参数。隐含层采用 Tanh 激活函数，输出层采用 Purelin 激活函数。输入参数包括驱动压力 p_{d} 和不同挡板安置位的挡板环宽 w_i，其中 i 表示挡板安置位编号。挡板安置位等间距 100 mm 均匀分布在激波管驱动段内，共设立 14 个。输出参数包括压力峰值 p_{peak}、正压作用时间 t_+ 和压力衰减历程 p_j，其中 j 表示压力曲线存储点编号，j 的最大值表示压力曲线存储点个数，设置为 50。由于输出参数较多，采用两个独立的神经网络来进行参数预测：神经网络 1 用于预测压力峰值和正压作用时间，神经网络 2 用于预测压力衰减历程，以提高输出参数的输出精度。隐含层 1 和隐含层 2 的节点分别用 a_m 和 b_n 表示，m 和 n 分别表示隐含层 1 和隐含层 2 的最大节点数。BP 神经网络参数选取如表 4 所示。

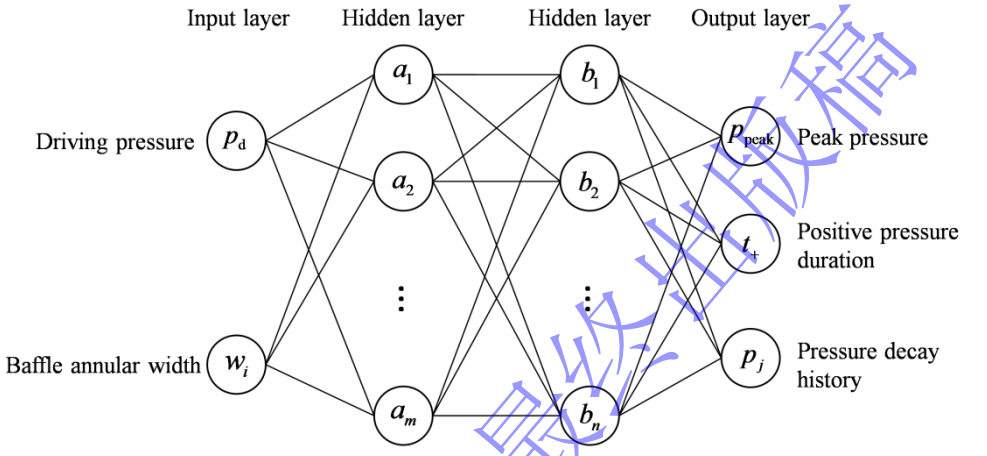


图 9 冲击波参数预测的 BP 神经网络模型

Fig.9 BP neural network model for shock wave parameter prediction

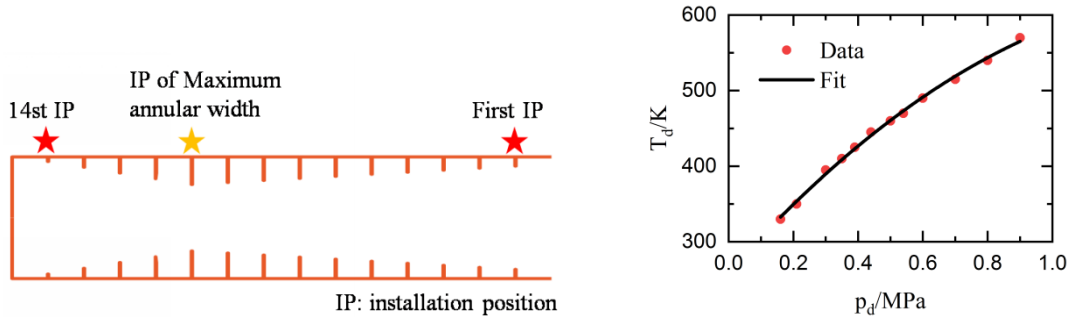
表 4 BP 神经网络参数

Table 4 BP neural network parameters

神经网络	输入参数个数	第一隐含层节点数	第二隐含层节点数	输出参数个数	学习率	最大迭代次数
1	15	8	4	2	0.1	1000
2	15	10	5	50		

数据集的质量直接影响 BP 神经网络的训练效果和泛化性能。在神经网络样本的设计上，挡板环宽的选取借鉴正交试验得到的结论，采用“V”型设计，如图 10(a)所示，第 1、14 安置位挡板环宽取值为[0,10,20] mm；环宽极大值取值为[40,50,60,70,80,90] mm，随机落在第 2 至 13 安置位；其余安置位按照等差数列计算得到。驱动压力在 0.1~1 MPa 范围内随机生成；为避免试验段内动压异常升高的现象，驱动温度采用曲线拟合的方法得到，如图 10(b)所示。样本数量设置为 1000 个，按照 7:1.5:1.5 的比例划分训练集、验证集和测试集，其中验证集用于调整超参数、监控训练过程，防止过拟合；测试集不参与训练过程，仅用于训练完成的神经网络的效果评估和泛化能力检测。

录用稿件，非最终出版稿



(a) Design scheme of the V-shaped baffle (b) Fitting curve of driving pressure versus temperature

图 10 神经网络样本设计

Fig.10 Sample design for neural network

3.2 神经网络性能

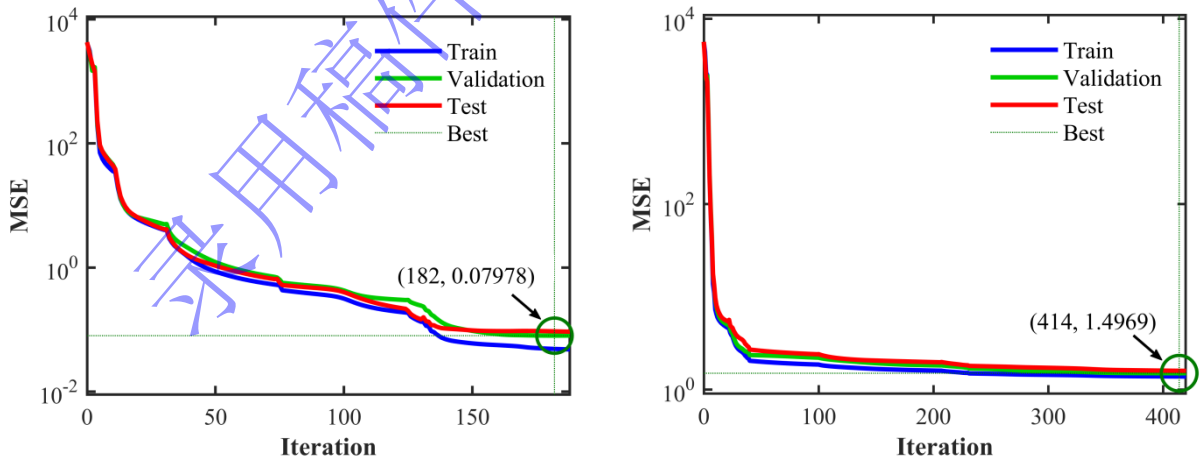
为评估建立的神经网络模型性能表现，本文选择均方误差 σ_{MSE}（mean square error, MSE）、平均绝对误差 σ_{MAE}（mean absolute error, MAE）、平均绝对百分比误差 σ_{MAPE}（mean absolute percentage error, MAPE）和决定系数 R^2 等指标作为性能指标参数，其中 σ_{MSE}、σ_{MAE} 和 σ_{MAPE} 用来衡量模型的误差测度，R^2 用来衡量模型对数据波动的解释程度，具体定义参见 2.1 节。相关评价指标的计算公式如下[33]:

$$\sigma_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2 \tag{4}$$

$$\sigma_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i-\hat{y}_i| \tag{5}$$

$$\sigma_{\mathrm{MAPE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{y_i}\times 100\% \tag{6}$$

式中，n 为样本数量，y_i 表示实际值，$\hat{y}_i$ 表示预测值。模型训练过程的评估选用 σ_{MSE}，压力峰值和正压作用时间的预测评估选用 σ_{MSE}、σ_{MAE}、σ_{MAPE} 和 R^2，压力衰减历程的预测评估选用 σ_{MSE}、σ_{MAE} 和 R^2。其中压力衰减历程数据含有趋近于 0 值的部分，因此不适用平均绝对百分比误差 σ_{MAPE} 进行评估。



(a) Neural network 1 (b) Neural network 2

图 11 模型训练阶段均方误差随迭代次数的变化

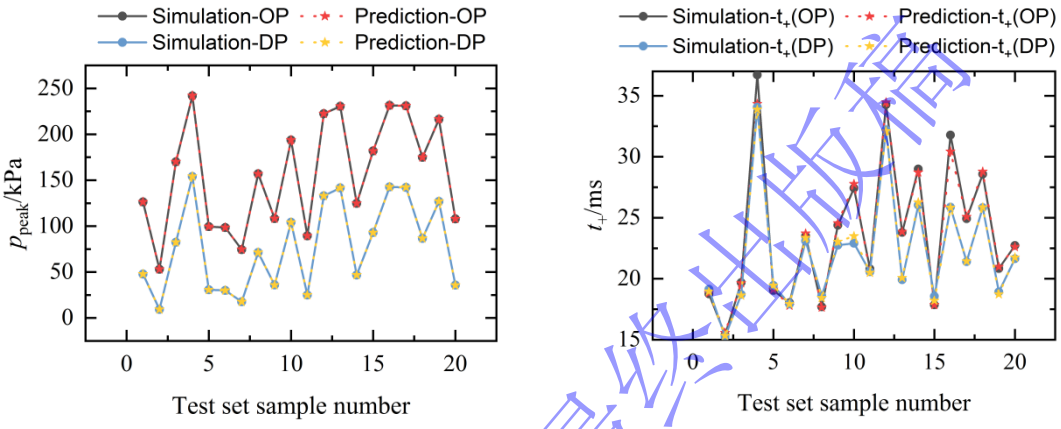
Fig.11 The variation of the mean square error with the number of iterations during the model training stage

神经网络模型训练过程中误差函数的变化如图 11 所示。训练集、验证集和测试集的误差函数 σ_{MSE} 随着迭代次数增加而不断减小。验证集数据具有防止神经网络过拟合的作用，当验证集误差在

录用稿件，非最终出版稿

连续多个迭代步内不再下降甚至上升时，会判定为过拟合开始，将触发神经网络模型的早停机制。图 11(a)显示，神经网络 1 训练过程共迭代 182 步，迭代结束时验证集的 σ_{MSE} 为 0.07978；图 11(b)显示，神经网络 1 训练过程共迭代 414 步，迭代结束时验证集的 σ_{MSE} 为 1.4969。

下面对神经网络的预测结果进行评估。神经网络 1 用于预测冲击波的压力峰值和正压作用时间，这里随机选取 20 组测试集样本，以检测神经网络 1 的预测性能。图 12 展示了 20 组样本对 p_{peak} 和 t_+ 的 CFD 数值模拟与 BP 神经网络预测结果的对比，横坐标表示测试集样本编号，纵坐标表示参数值。图 12(a) 中黑色和红色曲线分别表示超压峰值的模拟值和预测值，蓝色和黄色曲线分别表示动压峰值的模拟值和预测值。图 12(b)中黑色和红色曲线表示超压的正压作用时间，蓝色和黄色曲线表示动压的正压作用时间。由图 12 可以看出，BP 神经网络 1 在测试集上预测性能良好，具有良好的泛化能力；两类输出参数中，压力峰值的预测表现更优。



(a) Comparison of peak pressure　　(b) Comparison of positive pressure duration

图 12 不同测试集样本中 CFD 数值模拟与 BP 神经网络预测结果的对比

Fig.12 Comparison of CFD numerical simulation and BP neural network prediction results in different test set samples

神经网络 2 用于预测冲击波衰减历程，这里同样随机选取 20 组测试集样本，以检测神经网络 2 的预测性能。图 13 展示了四组测试样本中超压和动压衰减历程的 CFD 数值模拟与 BP 神经网络预测结果的对比图，上方四幅图表示超压曲线，下方四幅图表示动压曲线。结果表明，BP 神经网络 2 同样具有良好的预测性能和泛化能力。

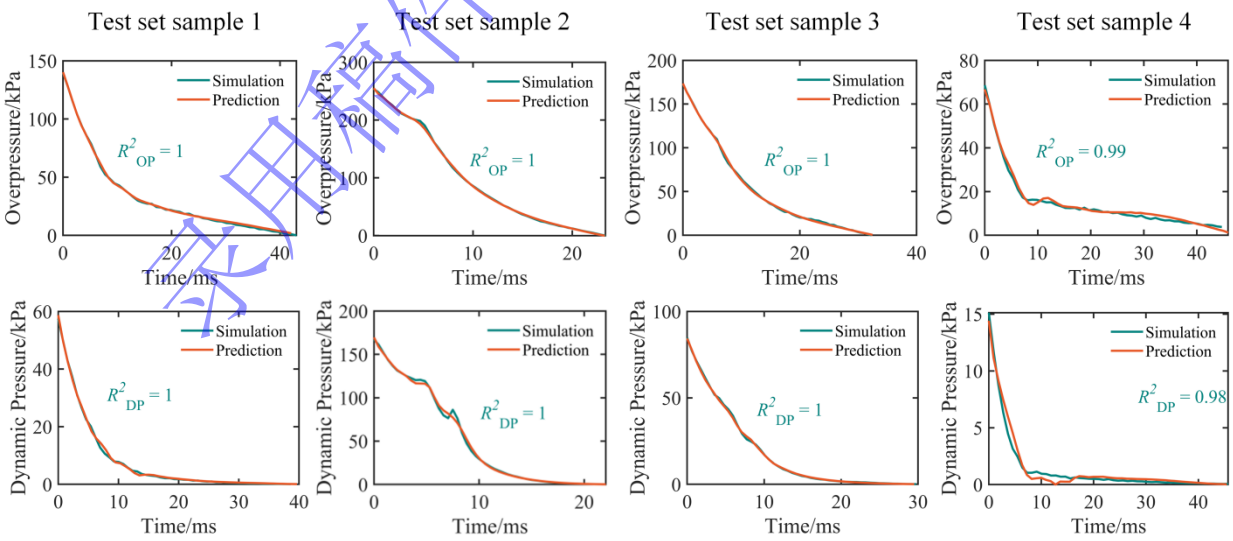


图 13 四组测试集样本中超压和动压衰减历程的 CFD 数值模拟与 BP 神经网络预测结果的对比

Fig.13 Comparison of CFD numerical simulation and BP neural network prediction results for overpressure and dynamic pressure decay histories of different test set samples

录用稿件，非最终出版稿

两个神经网络、六类预测指标在 20 组测试集样本上的预测评价指标如表 4 所示。神经网络 1 中，从模型的误差测度上来看，超压峰值的 σ_{MSE} 和 σ_{MAE} 大于动压峰值，而由于同等强度的冲击波超压峰值总是大于动压峰值，因此在计算平均绝对百分比误差时超压峰值的 σ_{MAPE} 小于动压峰值。比较压力峰值和正压作用时间的误差，明显可以看出神经网络 1 在压力峰值上的预测表现更优。对比神经网络 1 和 2，我们发现神经网络 2 的两类数据类型的 σ_{MSE} 和 σ_{MAE} 均大于神经网络 1，但是在 R^2 指标上却有较好的表现。这表明，虽然神经网络 2 输出值较多，累积的 σ_{MSE} 和 σ_{MAE} 较大，但是压力衰减历程曲线上数据预测的波动较小，同样具有优异的综合预测性能。

表 4　BP 神经网络模型在 20 组测试集样本上的预测误差评价指标

Table 4　BP neural network model predictive error evaluation metrics on 20 test set samples

神经网络	数据类型		σ_{MSE}	σ_{MAE}	R^2	σ_{MAPE}
1	压力峰值	超压峰值	0.0097	0.0656	1.0000	0.04%
		动压峰值	0.0065	0.0602	1.0000	0.10%
	正压作用时间	超压正压作用时间	0.4033	0.3265	0.9879	1.15%
		动压正压作用时间	0.0437	0.1594	0.9979	0.74%
2	压力衰减历程	超压衰减历程	1.7711	0.9289	0.9988	/
		动压衰减历程	1.8022	0.7153	0.9955	/

3.3 基于代理模型的随机搜索

本节基于冲击波波形预测的 BP 神经网络代理模型，通过随机搜索获得最优的驱动压力和挡板设计参数。寻优过程中，按照 3.1 节中的样本生成规则，随机生成大量样本点，借助 BP 神经网络预测得到各样本冲击波参数的适应度函数值，选取所有样本中适应度函数的全局最小值，即反演得到样本范围内任意冲击波设计指标所对应的驱动参数。其中，适应度函数 F 由超压适应度函数 F_{OP} 和动压适应度函数 F_{DP} 两部分组成，相关公式如下：

$$F = F_{\mathrm{OP}} + F_{\mathrm{DP}} = \omega_1\delta_{\mathrm{op_1}} + \omega_2\delta_{\mathrm{op_2}} + \omega_3\delta_{\mathrm{op_3}} + \omega_4\delta_{\mathrm{dp_1}} + \omega_5\delta_{\mathrm{dp_2}} + \omega_6\delta_{\mathrm{dp_3}} \tag{7}$$

式中，$\delta_{\mathrm{op_1}}$、$\delta_{\mathrm{op_2}}$ 和 $\delta_{\mathrm{op_3}}$ 分别表示代理模型预测的超压衰减历程、压力峰值和正压作用时间与设计指标之间的偏差值；$\delta_{\mathrm{dp_1}}$、$\delta_{\mathrm{dp_2}}$ 和 $\delta_{\mathrm{dp_3}}$ 分别表示代理模型预测的动压衰减历程、压力峰值和正压作用时间与设计指标之间的偏差值。$\delta_{\mathrm{op_1}}$ 和 $\delta_{\mathrm{dp_1}}$ 具体表示为：$\delta_{\mathrm{op_1}} = 1 - R^2_{\mathrm{OP}}$，$\delta_{\mathrm{dp_1}} = 1 - R^2_{\mathrm{DP}}$；$\delta_{\mathrm{op_2}}$、$\delta_{\mathrm{op_3}}$、$\delta_{\mathrm{dp_2}}$ 和 $\delta_{\mathrm{dp_3}}$ 用相对误差来表示。因此，适应度函数 F 越小，表明代理模型预测结果越接近设计值。ω_1～ω_6 表示不同偏差值的权重系数。考虑到毁伤分析中大量效应物的毁伤阈值基于冲击波超压峰值确定[34]，超压峰值为寻优过程中的一个关键指标，因此考虑适当放大超压和动压峰值偏差值的权重系数 ω_2 和 ω_5。图 14 给出了不同 ω_2 和 ω_5 取值下压力衰减历程的决定系数。结果表明，当 ω_2 和 ω_5 取值为 1、2 和 4 时可以保证曲线决定系数维持在一个较高水平。本文 ω_2 和 ω_5 的取值为 2，其余权重系数取为 1。

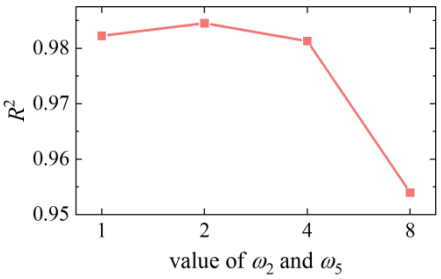


图 14 压力偏差值的权重系数对压力衰减历程决定系数的影响

录用稿件，非最终出版稿

Fig.14 The influence of the weight coefficient of pressure deviation values on the coefficient of determination of the pressure decay history.

图 15 展示了神经网络建立过程中 1000 个样本点的正压作用时间和超压峰值的分布情况，其中红色包络线所围区域表示总样本空间。对于落在红色包络线以内的任意设计指标（t_+ ，p_{peak}），均可以通过所建立的代理模型反演驱动参数。需要特别说明的是，并非每一个样本点都能够保证计算得到的压力衰减历程与标准指数衰减曲线的决定系数满足要求。与标准曲线相似度系数 R^2 达到 0.95 的样本分布情况如图 15 中蓝色样本点所示，决定系数 R^2 小于 0.95 的样本如红色点所示。对于落在蓝色包络线以内的任意设计指标（t_+ ，p_{peak}），均可通过基于代理模型的随机搜索寻优，反演对应的驱动参数，使得生成的冲击波同时满足设计指标及决定系数要求。需要特别说明的是，本文建立的神经网络模型主要用于内插值预测，暂无考虑样本范围之外的外推值预测能力。

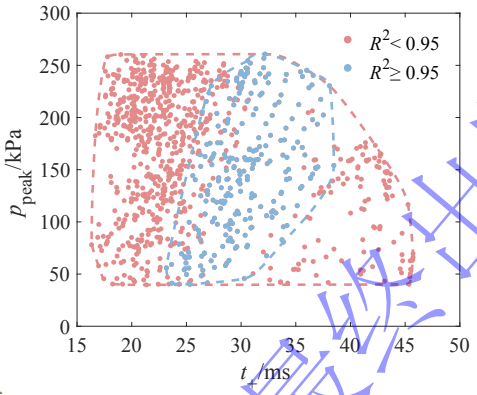
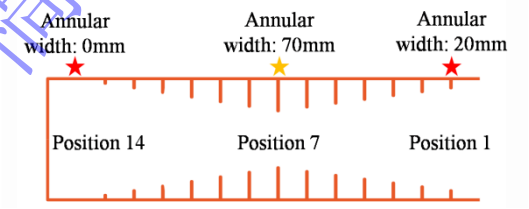


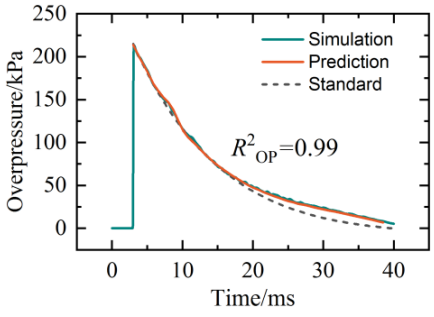
图 15 所有样本点的正压作用时间和超压峰值分布情况

Fig.15 Distribution of positive pressure duration and peak overpressure values for all sample points

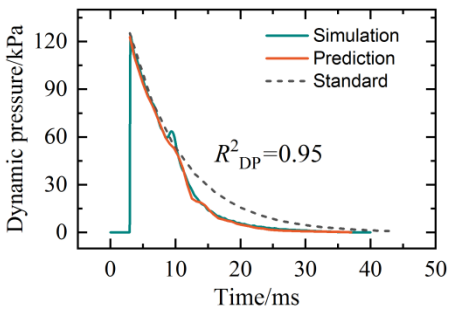
下面给出冲击波设计指标到驱动参数反演设计的三个案例。案例 1 中冲击波的设计指标为：超压峰值 215 kPa，正压作用时间 37 ms。代理模型反演得到的挡板设计参数结果如图 16(a)所示，驱动压力为 0.841 MPa，驱动温度为 553 K；利用代理模型预测得到的压力曲线与数值模拟曲线基本重合，如图 16(b)和 16(c)中红色曲线和绿色曲线所示，相似度大于 0.99，说明模型的预测性能良好。预测得到的超压、动压衰减历程与标准曲线的决定系数分别为 R^2_{OP} = 0.99 和 R^2_{DP} = 0.95。



(a) Baffle design parameters



(b) Overpressure time-history curve



(c) Dynamic pressure time-history curve

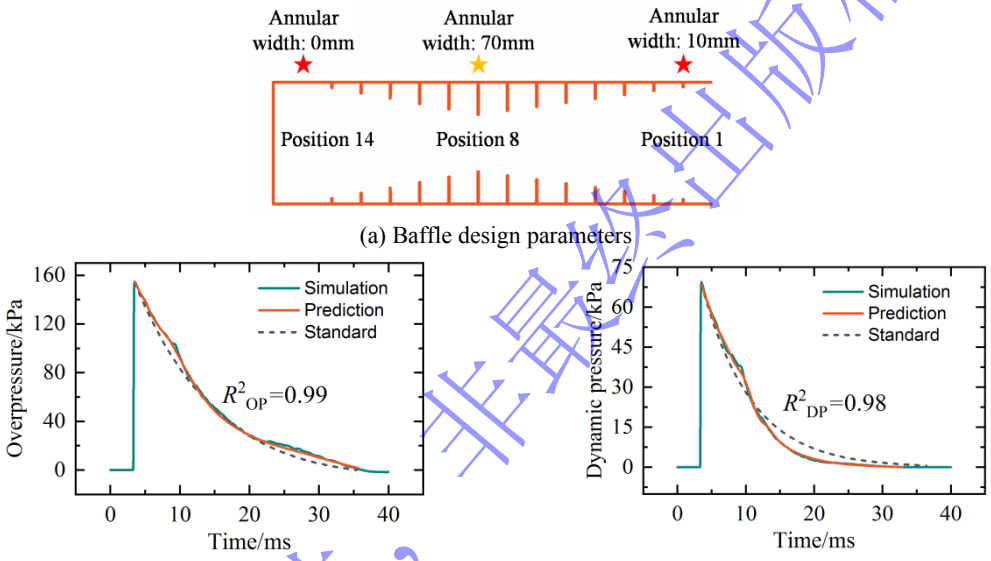
录用稿件，非最终出版稿

图 16 冲击波特征到驱动参数反演设计案例 1

Fig.16 Case 1 of Inverse Design from Shock Wave Characteristics to Driving Parameters

案例 2 中冲击波的设计指标为：超压峰值 154 kPa，正压作用时间 32 ms。代理模型反演得到的挡板设计参数结果如图 17(a)所示，驱动压力为 0.5251 MPa，驱动温度为 468 K；同样利用代理模型预测得到的压力曲线与数值模拟曲线的相似度大于 0.99，说明模型的预测性能良好。预测得到的超压、动压衰减历程与标准曲线的决定系数分别为 $R^2_{OP}=0.99$ 和 $R^2_{DP}=0.98$。

案例 3 中冲击波的设计指标为：超压峰值 50 kPa，正压作用时间 25 ms。代理模型反演得到的挡板设计参数结果如图 18(a)所示，驱动压力为 0.1267 MPa，驱动温度为 318 K；利用代理模型预测得到的超压时程曲线与数值模拟的相似度大于 0.99，动压时程曲线间的相似度大于 0.98。预测得到的超压、动压衰减历程与标准曲线的决定系数分别为 $R^2_{OP}=0.98$ 和 $R^2_{DP}=0.99$。由案例 3 可以看出，当设计指标接近图 15 中的设计样本边缘时，代理模型对于动压时程曲线的预测精度会发生小幅度的下降，但总体来看依然保持较高的精度。



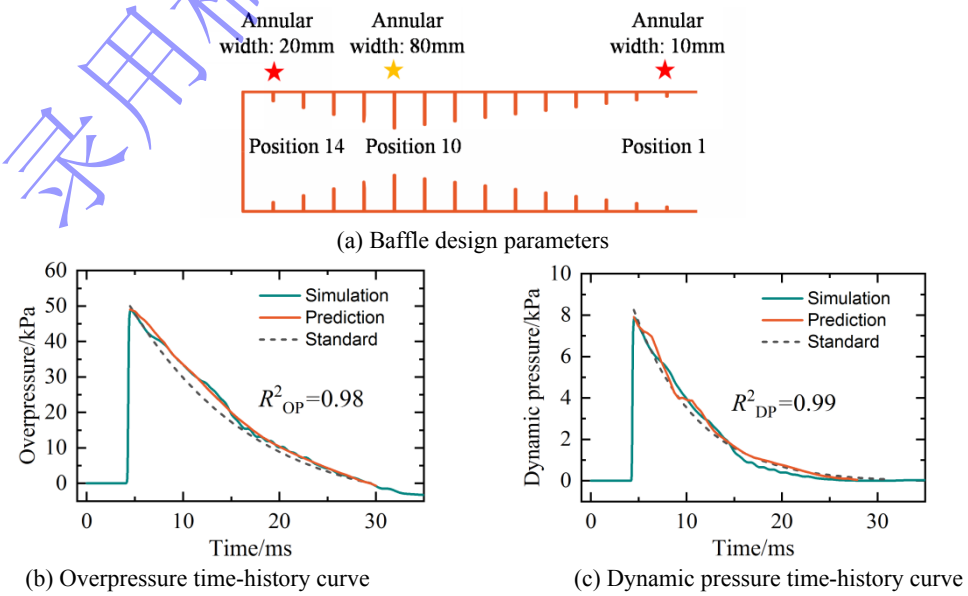
(a) Baffle design parameters

(b) Overpressure time-history curve

(c) Dynamic pressure time-history curve

图 17 冲击波特征到驱动参数反演设计案例 2

Fig.17 Case 2 of Inverse Design from Shock Wave Characteristics to Driving Parameters



(a) Baffle design parameters

(b) Overpressure time-history curve

(c) Dynamic pressure time-history curve

录用稿件，非最终出版稿

图 18 冲击波特征到驱动参数反演设计案例 3

Fig.18 Case 3 of Inverse Design from Shock Wave Characteristics to Driving Parameters

本章基于正交试验方法设计了高效的数据集，利用 BP 神经网络训练得到代理模型，实现了从输入到输出参数的预测过程；通过基于代理模型的随机搜索，得到了样本范围全域中满足设计指标的最优驱动参数结果。得到满足冲击波设计指标的驱动参数仅需 35 s，是数值模拟计算用时的 1/60，显著提高了驱动段设计效率。

4 结 论

本文基于 CFD 模拟建立了带挡板结构的等径驱动激波管流场的数值计算模型，通过仿真计算并结合正交试验方法，探究了挡板位置、环宽和间距对冲击波波形的影响，给出了获得高质量波形的挡板设计初步方案，有助于高质量数据集的构建。通过 BP 神经网络构建代理模型，实现了从驱动参数和挡板设计参数到冲击波波形参数的准确预测。采用基于代理模型的随机搜索算法，完成了样本范围内冲击波任意设计指标到驱动参数的反演设计。得出主要结论如下：

1）通过极差分析，各个位置挡板的环宽对冲击波波形均有影响，其中第一块挡板的影响最为显著。采用“V”型排列的挡板环宽设计，可以有效提高冲击波波形与标准波形的相似度。

2）所建立的预测冲击波波形的 BP 神经网络，能够实现压力峰值和正压作用时间的平均绝对百分比误差分别为 0.07%、0.95%；压力衰减历程的平均决定系数可达 0.997。

3）采用基于代理模型的随机搜索算法，可以在 35 s 内实现冲击波设计指标到驱动参数的反演。

参考文献

[1] 程帅，童念雪，刘文祥，等.基于高压气体驱动的爆炸波模拟激波管冲击波衰减历程控制方法 [J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(5):72-78. DOI：10.11883/bzycj-2023-0094.
CHENG S, TONG N X, LIU W X, et al. A control method for attenuation history of shock wave generated by blast simulation shock tube based on high pressure gas driving technic [J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(5): 72-78. DOI：10.11883/bzycj-2023-0094.

[2] 周岳兰，裴鲁，龙仁荣，等. 激波管内压力脉冲演化特性及模拟空爆冲击波的方法研究 [J]. 兵工学报, 2023, 44(12):3815-3825. DOI：10.12382/bgxb.2023.0284.
ZHOU Y, PEI L, LONG R R, et al. Study on the evolution characteristics of pressure pulse in shock tube and a method of simulating air explosion shock wave [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(12):3815-3825. DOI：10.12382/bgxb. 2023.0284.

[3] 郝逸飞，林相龙，冯成栋. 高压气体驱动扩张型激波管设计参数对超压特性影响的机制研究 [J]. 东南大学学报（自然科学版）, 2025, 55(5):1435-1443. DOI：10.3969/j.issn.1001-0505.2025. 05.025.
HAO Y F, LIN X L, FENG C D. Performance of a detonation-driven expansion tube [J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2025, 55(5):1435-1443. DOI：10.3969/j.issn.1001-0505.2025.05.025.

[4] SUNDARAMURTHY A, CHANDRA N. A parametric approach to shape field-relevant blast wave profiles in compressed-gas-driven shock tube [J]. Frontiers in Neurology, 2014, 5: 253. DOI：10.3389/fneur.2014.00253.

[5] SHEN J, YAO D P, SHAO Z J, et al. The effect of contraction–expansion nozzle on high-temperature shock tube flow [J]. Aerospace, 2025, 12(2):120. DOI：10.3390/aerospace12020120.

[6] 郭丁，孙渊博，葛云心，等. 基于大型激波管氢氧爆轰驱动方式产生冲击波波形调控的数值模拟 [J]. 爆炸与冲击, 2025, 45(9):27-38. DOI：10.11883/bzycj-2024-0300.
GUO D, SUN Y B, GE Y X, et al. Numerical study of shock wave generated by hydrogen-oxygen detonation in a large shock tube [J]. Explosion and Shock Waves, 2025, 45(9): 27-38. DOI：10.11883/bzycj-2024-0300.

录用稿件，非最终出版稿

[7] 张仕忠, 李进平, 康越, 等. 激波管模拟产生近场爆炸冲击波 [J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(12):135-146. DOI：10.11883/bzycj-2024-0204.
ZHANG S Z, LI J P, KANG Y, et al. Generation of near-field blast wave by means of shock tube [J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(12): 135-146. DOI：10.11883/bzycj-2024-0204.

[8] BAUER R L, JOHNSON C E. Blast tube design: How shape and size influence the resultant shock wave [J]. AIP Advances, 2025,15:025030. DOI：10.1063/5.0254093.

[9] STEWART J B, PECORA C. Explosively driven air blast in a conical shock tube [J]. Review of Scientific Instruments, 2015, 86(3):035108. DOI：10.1063/1.4914898.

[10] 殷文骏, 童念雪, 程帅, 等. 爆炸驱动激波管冲击波压力参数研究 [J]. 现代应用物理, 2024, 15(2):021003. DOI：10.12061/j.issn.2905-6223.2024.021003.
YIN W J, TONG N X, CHENG S, et al. Shock wave pressure parameters of blast-driven shock tube [J]. Modern Applied Physics, 2024, 15(2):021003. DOI：10.12061/j.issn.2905-6223.2024.021003.

[11] HISLEY D M. Computational studies of wave-shaping in a blast simulator by perforated plates in the driver: BRL-TR-2791 [R]. Aberdeen, USA: Ballistics Research Laboratory, 1987.

[12] 赵选民. 试验设计方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2006:64-71.

[13] 陈履坦, 何起光, 陈小伟. 高压气体驱动二级轻气炮发射过程的数值模拟方法及应用 [J]. 爆炸与冲击, 2022, 42(12):114-130. DOI：10.11883/bzycj-2022-0054.
CHEN L T, HE Q G, CHEN X W. Numerical modeling on the launch process of a two-stage light gas gun using high-pressure gas as the driving source [J]. Explosion and Shock Waves, 2022, 42(12): 114-130. DOI：10.11883/bzycj- 2022-0054.

[14] BAI L, ZHAO Y H, ZHOU C, et al. Efficiency optimization of vortex pump based on orthogonal test and computational fluid dynamics [J]. Physics of Fluids, 2025, 37:105132. DOI：10.1063/5.0294591.

[15] HU C B, ZHANG X B. Influence of multiple structural parameters on interior ballistics based on orthogonal test methods [J]. Defence Technology, 2019, 15:690-697. DOI：10.1016/j.dt.2019.06.014.

[16] ZHOU J R, ZHAO M M, WANG C, et al. Optimal design of diversion piers of lateral intake pumping station based on orthogonal test [J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 6616456. DOI：10.1155/2021/6616456.

[17] WU X H, HAO J P, JIANG Y R, et al. Coupling ratio and parametric analysis of coupled steel plate shear wall based on orthogonal test [J]. Thin-Walled Structures, 2026, 218:113917. DOI：10.1016/j.tws.2025.113917.

[18] LU B K, ZHANG Z Y, ZHU H, et al. Optimization design of recycled powder mortar mix ratio based on orthogonal test [J]. Construction and Building Materials, 2025, 474:141145. DOI：10.1016/j.conbuildmat.2025.141145.

[19] WU Y F, ZHAO H X, ZHANG C Q, et al. Optimization analysis of structure parameters of steam ejector based on CFD and orthogonal test [J]. Energy, 2018, 151:79-93. DOI：10.1016/j.energy.2018.03.041.

[20] 王莹, 肖巍, 姚熊亮, 等. 水下爆炸冲击波载荷作用下冰层破碎特性及其影响因素 [J]. 爆炸与冲击, 2019, 39(7):71-78. DOI：10.11883/bzycj-2018-0141.
WANG Y, XIAO W, YAO X L, et al. Fragmentation of ice cover subjected to underwater explosion shock wave load and its influence factors [J]. Explosion and Shock Waves, 2019, 39(7): 71-78. DOI：10.11883/bzycj-2018-0141.

[21] 雷明. 机器学习与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2019:138-149.

[22] 陈梓薇, 王仲琦, 曾令辉, 等. 基于 BP 神经网络的爆炸用激波管峰值压力预测方法 [J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(5):130-139. DOI：10.11883/bzycj-2023-0187.
CHEN Z W, WANG Z Q, ZENG L H, et al. A method for predicting peak pressure in an explosion shock tube based on BP neural network [J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(5): 130-139. DOI：10.11883/bzycj-2023-0187.

[23] 巩世龙, 党建军, 李少星, 等. 基于 BP 神经网络的超空泡射弹优化设计方法 [J]. 兵工学报, 2025, 46(5): 316-326. DOI：10.12382/bgxb.2024.0496.

录用稿件，非最终出版稿

GONG S L, DANG J J, LI S X, et al. Optimization design method of the supercavitating projectile based on BP neural network [J]. Acta Armamentarii, 2025, 46(5): 316-326. DOI：10.12382/bgxb.2024.0496.

[24] VENKATA K N, XAVIER S M, HARISH B D, et al. Comprehensive analysis of normal shock wave propagation in turbulent non-ideal gas flows with analytical and neural network methods [J]. Physics of Fluids, 2024, 36(9):095120. DOI：10.1063/5.0220497.

[25] LI Q L, WANG Y, SHAO Y D, et al. A comparative study on the most effective machine learning model for blast loading prediction: From GBDT to Transformer [J]. Engineering Structures, 2023, 276:115310. DOI：10.1016/j.engstruct.2022.115310.

[26] 李琦，程帅，刘文祥，等.特定热层温度下入射角对前驱波特性的影响 [J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(7):073202. DOI：10.11883/bzycj-2023-0114.

LI Q, CHENG S, LIU W X, et al. Influence of incident angle on precursor wave characteristics at specific thermal-layer temperature [J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(7): 073202. DOI：10.11883/bzycj-2023-0114.

[27] KINNEY G F, GRAHAM K J．Explosive shocks in air [M]．New York: The Macmillan Company, 1962:88-91.

[28] 姚术健，王延靖，陈奕恺，等. 等效模拟爆炸加载试验技术研究进展 [J]. 爆炸与冲击, 2026, 46(4):17-36. DOI：10.11883/bzycj-2025-0040.

YAO S J, WANG Y J, CHEN Y K, et al. A review of equivalent loading test techniques for simulating explosion load [J]. Explosion and Shock Waves, 2026, 46(4): 17-36. DOI：10.11883/bzycj-2025-0040.

[29] 向书毅，薛松波，杜智博，等. 基于自由场爆炸的猪鼓膜破裂规律实验研究 [J]. 爆炸与冲击, 2024, 44(12):105-115. DOI：10.11883/bzycj-2024-0255.

XIANG S Y, XUE S B, DU Z B, et al. Experimental study on the law of rupture of pig eardrum based on free-field explosion [J]. Explosion and Shock Waves, 2024, 44(12):105-115. DOI：10.11883/bzycj-2024-0255.

[30] GOEL M D, MATSAGAR V A, GUPTA A K, et al. An Abridged Review of Blast Wave Parameters [J]. Defence Science Journal, 2012, 62(5):300-306. DOI：10.14429/dsj.62.1149.

[31] ULLAH A, AHMAD F, JANG H W, et al. Review of analytical and empirical estimations for incident blast pressure [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2017, 21(6):2211-2225. DOI：10.1007/s12205-016-1386-4.

[32] SCHRAML S J, PEARSON R J. Computer programs for LB/TS test design: technical description, usage instructions and source code listings: ARL-MR-260 [R]. Aberdeen, USA: Ballistics Research Laboratory, 1995.

[33] 赵春风，吴艺秀，向思麒，等. 基于 XGBoost 的 PC 板爆炸损伤评估模型 [J]. 爆炸与冲击, 2026, 46(5):051443. DOI：10.11883/bzycj-2025-0250.

ZHAO C F, WU X X, XIANG S Q, et al. Blast damage assessment model of PC slabs based on XGBoost [J]. Explosion and Shock Waves, 2026, 46(5): 051443. DOI：10.11883/bzycj-2025-0250.

[34] 卢芳云，李翔宇，田占东，等. 武器毁伤与评估 [M]. 北京：科学出版社, 2021:24-28.

（责任编辑　爆炸与冲击）

录用稿件，非最终出版稿