文章编号：1007−7294(2026)08−1321−11

基于深度神经网络的舰载柜型设备冲击环境预报及特征重要性分析

游忠友[1]，王海坤[1,2]，谢　腾[1,2]，武炜迪[1]
（1. 中国船舶科学研究中心，江苏 无锡 214082；2. 船舶结构安全全国重点实验室，江苏 无锡 214082）

摘要：为建立舰载柜型设备内部冲击环境的智能预报方法，本研究以典型舰载电柜为对象开展冲击试验验证数值计算方法可靠性。基于行业调研数据建立参数化柜型设备简化模型，利用 Abaqus 二次开发构建批量化有限元分析平台，成功获取包含结构参数−冲击载荷−动态响应的 1000 组全要素数据集。针对传统回归模型的局限性，创新性构建深度神经网络（DNN）冲击响应预测模型，开发谱加速度、谱速度及谱位移的专用预测网络。通过网格搜索算法优化网络拓扑结构实现决定系数 $R^2 > 0.9$，其中谱加速度预报归一化平均绝对误差为 0.14，谱速度以及谱位移预报误差均低于 0.1。引入 SHAP（SHapley Additive exPlanations）可解释性分析方法，揭示安装频率、基础冲击环境的谱速度及板厚为冲击响应的主导因素，阐明结构参数与冲击载荷的耦合作用机制。研究成果为舰载设备抗冲击设计提供了高效分析工具与理论支撑。

关键词：舰载设备；DNN；冲击环境；SHAP 分析
中图分类号：U665　　**文献标识码：**A　　**doi:** 10.3969/j.issn.1007−7294.2026.08.009

Shock environment prediction and feature importance analysis of shipborne cabinet-type equipment based on deep neural network

YOU Zhong−you[1], *WANG Hai−kun*[1,2], *XIE Teng*[1,2], *WU Wei−di*[1]
(1. China Ship Scientific Research Center, Wuxi 214082, China; 2. National Key Laboratory of Ship Structure Safety, Wuxi 214082, China)

Abstract: To establish an intelligent prediction method for internal shock environments of shipboard cabinet-type equipment, this study conducted shock tests on typical shipboard electrical cabinets to verify the reliability of numerical calculation methods. Based on industry survey data, a parametric simplified model of cabinet-type equipment was established. Using Abaqus secondary development, a batch finite element analysis platform was constructed, successfully obtaining 1000 complete datasets containing structural parameters, shock loads, and dynamic responses. To address the limitations of traditional regression models, an innovative deep neural network (DNN) shock response prediction model was developed, creating dedicated prediction networks for spectral acceleration, spectral velocity and spectral displacement. Through grid search algorithm optimization of network topology, a coefficient of determination $R^2 > 0.9$ was achieved,

收稿日期：2026−03−16
作者简介：游忠友（2001−），男，硕士研究生；
王海坤（1980−），男，博士，研究员，通讯作者。E-mail: wang_haikun@cssrc.com.cn；
谢　腾（1991−），男，博士研究生；武炜迪（1995−），男，博士研究生。

with the mean absolute error of spectral acceleration prediction being 0.14, while spectral velocity and spectral displacement prediction errors were both below 0.1. The SHAP (SHapley Additive exPlanations) interpretability analysis method was introduced, revealing that installation frequency, spectral velocity of foundation shock environment and plate thickness are dominant factors in shock responses, clarifying the coupling mechanism between structural parameters and shock loads. The research results provide efficient analysis tools and theoretical support for shock-resistant design of shipboard equipment.

Key words: shipborne equipment; DNN; shock environment; SHAP analysis

0 引 言

舰载柜型设备作为电子设备的重要载体,在舰船上分布广泛,承载着海军舰船通信、导航、武器控制等关键功能。然而,在海上作战环境中,舰船可能会受到水下非接触爆炸的强冲击作用,造成难以修复的大范围设备破坏[1],影响舰船的作战能力和生存能力。因此,为保证舰船的生命力及舰载电子设备在冲击状态下依然能够正常工作,需要对舰载电子设备的抗冲击能力提出更高要求[2]。

冲击环境下舰载柜型设备的动态响应已通过试验、理论和数值方法进行了广泛的研究。由于舰载电柜的冲击试验对试验设施有着较高的要求,因此没有大范围开展;理论方法仅限于计算简单结构的冲击响应;数值方法是计算舰载柜型设备冲击响应的有力工具。李亚璘等[3]建立了配电箱的有限元模型并对其进行垂向抗冲击计算,得出了与试验相近的结果;研究表明配电柜在冲击下垂向的加速度响应要明显大于横向和纵向的加速度响应。在上述研究的基础之上,Guo 等[4]对舰载机柜内部不同区域的冲击环境进行了研究,分析了机柜横板不同厚度和结构对冲击环境的影响,研究表明刚性安装在机柜内部的电子元件在冲击环境下会受到显著影响。作为弹性安装的设备,其减震器的动态性能对设备的冲击响应有着显著的影响。王东伟等[5]给出了弹性安装条件下舰载机柜的建模方法,在此方法基础上对机柜进行模态分析,并给出了机柜及其各区域的振动特性。弹性安装条件下舰载柜型设备的冲击响应数值计算方法已相对成熟,然而有限元模拟的准确性与专家经验以及试验验证有关。因此,有必要提出一种高效、准确的方法来评估冲击环境下舰载柜型设备的动态响应。

机器学习(ML)方法具有强大的拟合能力,是一种解决复杂问题的创新工具,该方法能够通过复杂的数据驱动训练,揭示数据输入及输出之间的非线性映射关系[6];其最具代表性的工具之一是人工神经网络,包括深度神经网络(DNN)、卷积神经网络(CNN)等,其中,DNN 已被用作回归和分类问题的基本深度学习算法[7]。与传统回归模型相比,基于深度学习的回归模型能够通过替换增强的数据集和调整各种超参数,例如架构中的学习率、密集层单元和损失函数等以实现更高的准确性[8]。

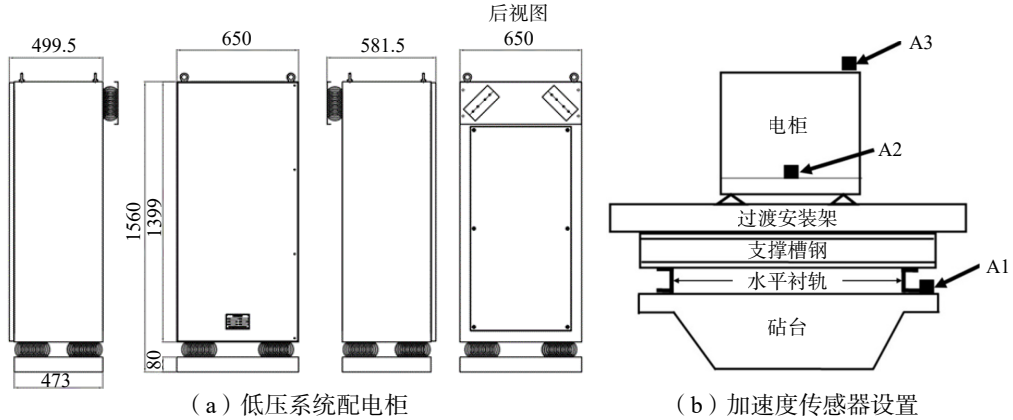
在 DNN 模型中,隐含层的数量以及隐含层内神经元数量和分布的选取非常重要,这些超参数决定了隐含层的拓扑结构并显著影响模型的性能。然而,目前超参数的选择依旧是一个悬而未决的问题[9]。目前,基于深度学习的回归模型已被广泛应用于流体力学和结构力学领域[10],特别是力学中的正向问题(例如结构响应的预测)和逆向问题(例如载荷识别)。在海洋工程中,DNN 模型已被用于预测各种结构在载荷下的响应,例如近场水下爆炸冲击下加筋板的动态响应[11]以及轴向压缩下圆柱壳的响应[12]。

本文以某型号舰载低压系统配电柜为例,建立其有限元模型并进行数值计算,通过试验验证计算方法的有效性。在此基础上对常用的舰载柜型设备进行简化,并通过 Python 脚本批量建立其参数化有限元模型,基于 Abaqus 对模型进行求解,获得 1000 组冲击响应有限元数据。基于有限元数据,建立深度神经网络回归模型,并利用网格搜索算法对其网络结构进行超参数优化,同时将优化后的模型与其他回归模型性能参数进行对比分析。最后利用 SHAP 方法对预报模型的谱加速度相关的各参数进行重要性分析,揭示了各输入特征对模型预测结果的影响规律。

1 舰载电柜冲击响应计算方法

1.1 冲击试验

以某舰载低压系统配电柜为例，由侧板、顶板、元件板等部件构成，配电柜（以下也简称为电柜）主体结构之间由焊接的方式连接而成，电柜门板与主体之间通过螺栓进行连接，电柜底部及背部配有钢丝绳减震器。电柜外形尺寸如图 1（a）所示，长为 650 mm，宽为 581.5 mm，高为 1560 mm，重量为 210 kg；电柜侧板、顶板、底板以及元件板厚度均为 2 mm、内侧撑厚度为 2.5 mm；电柜内部元件主要安装部位为电柜底部、门板背部以及元件安装板处；钢丝绳减震器垂向刚度为 568 kN/m，阻尼比为 0.18。如图 1（b）所示，试验共设置三个加速度测点，分别位于砧台中部、L 型过渡安装架基脚和电柜顶部。试验时摆锤由一定高度释放，冲击载荷由砧台逐步向上传递至受试设备，电柜主要承受垂向冲击载荷；试验中摆锤高度由低到高分别为 30 cm、60 cm、70 cm、80 cm、100 cm、120 cm、140 cm。



（a）低压系统配电柜　　（b）加速度传感器设置

图 1　配电柜及其试验设置

Fig.1　Distribution cabinet and test setup

1.2 数值计算

电柜各部分结构尺寸远大于其厚度，因此采用壳单元建立电柜的有限元模型；钢丝绳减震器采用 Bushing 连接进行模拟，其刚度及阻尼与实际设备保持一致，螺栓连接采用梁单元进行模拟。在相互作用设置中，在电柜安装位置与基础质量点之间创建耦合约束，使两者垂向运动保持一致。电柜各部分采用四边形网格进行划分，网格单元尺寸为 10 mm×10 mm。电柜有限元模型如图 2 所示。同时，为保证电柜内部质量分布与实际一致，将柜体内部各元器件以质量点的形式连接至对应安装部位。

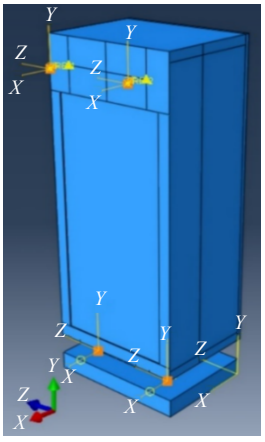


图 2　电柜的有限元模型

Fig.2　Finite element model of distribution cabinet

采用显式动力学方法对舰载电柜的冲击响应进行计算，选取锤高分别为 30 cm、60 cm、80 cm、100 cm、120 cm、140 cm 的试验工况，将试验中 A2 传感器实测的加速度数据作为垂向加速度激励施加到基础质量点，计算时长为 0.2 s；输出电柜有限元模型顶部与传感器 A3 相同位置的加速度响应数据，并与试验数据进行对比分析，低通滤波器截止频率设置为 100 Hz。表 1 给出了不同工况下加速度峰值误差。由计算结果可以看出，不同工况下计算值与试验值误差均小于 10%，验证了计算方法的有效性，为后续的参数化建模计算奠定了基础。

表 1 计算值与试验值误差

Tab.1 Errors between calculated and test values

锤高/cm	30	60	80	100	120	140
试验峰值/g	7.06	21.5	30.09	33.15	38.25	39.23
计算峰值/g	6.87	20.56	29.13	31.01	36.44	37.42
误差	2.8%	4.3%	3.16%	7.0%	4.7%	4.6%

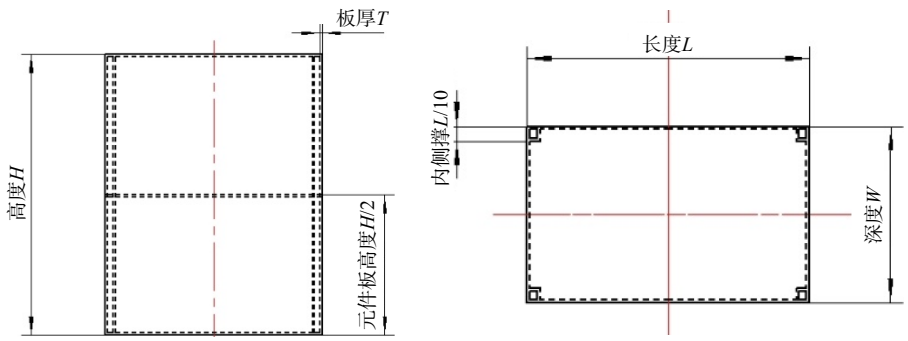
1.3 参数化有限元模型

常见舰载柜型设备的类型主要有网络机柜、服务器机柜、配电柜以及控制电柜等,通过调研获得其结构参数(见表 2)。在此基础上对其结构进行简化,保留柜体高度 H、长度 L、深度 W 以及板厚 T 作为关键参数,简化后的结构如图 3 所示。

表 2 常用柜型设备及其尺寸参数

Tab.2 Common cabinet-type equipments and size parameters

分类	高度/mm	长度/mm	深度/mm	板厚/mm
网络机柜	600~2000	600~800	600~800	1.5~3.0
服务器机柜	600~2000	600 -1000	600~1000	1.5~3.0
配电机柜	1800~2000	600~1000	400~500	1.5~3.0
低压配电柜	1800~2000	600~000	400~500	1.5~3.0
中压配电柜	2000~2200	800~1000	500~600	2.0~4.0
控制电柜	1500~2000	600~800	300~500	1.5~3.0



（a）主视图 （b）俯视图

图 3 参数化柜型设备

Fig.3 Parametric model of cabinet-type equipment

在前述仿真计算的基础之上,利用 Python 脚本对 Abaqus 进行二次开发,实现柜型设备的参数化批量建模,采用与前文同样的建模方法及边界条件,并基于模型质量和选定的安装频率 f 和阻尼比 ζ 计算电柜底部钢丝绳减震器的刚度 K 及阻尼 C。对于输入冲击载荷的设置,本文共选取包含国军标以及试验工况在内的 7 个基础冲击环境,各个冲击环境的谱速度、谱加速度以及谱位移见表 3;最后依据德国军标 BV043-85 将设计冲击谱转换为如图 4(a) 所示的时域载荷三角波,对有限元模型进行加载。组合三角波中各参数计算方法如下

$$a_2 = 0.6a_0 \tag{1}$$

$$V_1 = 0.75v_0 \tag{2}$$

$$t_3 = 2V_1/a_2 \tag{3}$$

$$t_2 = 0.4t_3 \tag{4}$$

$$t_5 = t_3 + \left(6.3d_0 - 1.6a_2t_3^2\right)/1.6a_2t_3 \tag{5}$$

$$a_4 = a_2 t_3 / (t_3 - t_5) \tag{6}$$

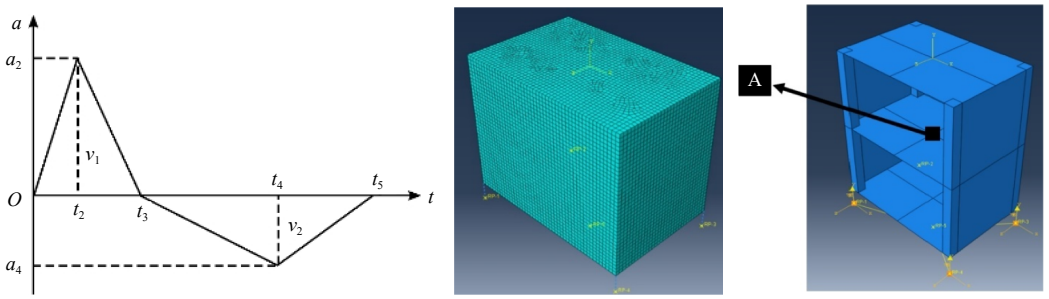
$$t_4 = t_3 + 0.6(t_5 - t_3) \tag{7}$$

式中：a_0、v_0、d_0分别为电柜基础冲击环境的谱加速度、谱速度以及谱位移。

表 3 参数化模型基础冲击环境输入

Tab.3 Basic shock environment inputs for parametric model

工况编号	1	2	3	4	5	6	7
a_0/g	800	45	50	74	86	98.4	125.6
v_0/（m·s^{-1}）	1.8	3	3.5	4.66	5.16	5.9	6.27
d_0/m	0.09	0.1	0.12	0.13	0.17	0.24	0.22



（a）时域载荷　　（b）有限元模型　　（c）元器件安装位置

图 4 参数化有限元模型

Fig.4 Parametric finite element model

相关参数名称及选择范围如表 4 所示，通过对相关参数在一定范围内进行随机采样，生成一系列具有不同结构参数及冲击载荷的有限元模型，如图 4（b）所示。通过 Abaqus 求解器对模型进行显式动力学计算，可得出该结构不同位置的冲击响应。研究表明，相关结构元件安装板中部的冲击响应要高于其他部位[13]，故本文以该部位的冲击响应为例，计算如图 4（c）所示 A 位置的加速度响应并将其处理为冲击响应谱，通过对冲击响应谱进行取值，将其处理为设计谱。

表 4 相关参数类型及范围

Tab.4 Type and range of related parameters

参数名称	H/mm	L/mm	W/mm	T/mm	f/Hz	ζ	工况编号
最小值	600	600	300	1.5	5	0.05	1
最大值	2000	1000	1000	4	30	0.3	7

2 DNN 回归模型

2.1 DNN 回归算法

回归是一种表示两组随机变量之间关系的统计学方法，一般的多元回归问题可以表示为

$$\boldsymbol{y} = f(\boldsymbol{x};\theta) \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{x}$和$\boldsymbol{y}$分别是具有多个变量的输入和输出向量。为学习具有参数集θ的映射函数f，对于给定的训练样本集$\{(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{y}_i)|i=1,\cdots,m\}$，需令损失函数最小化，其中损失函数定义为

$$E = g(y,\hat{\boldsymbol{y}},m) \tag{9}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{y}}$为使用方程(10)预测的输出向量。

神经网络采用梯度下降法改进了回归方法。DNN 由一个输入层、多个隐藏层和一个输出层组

成。本文所采用的 DNN 布局如图 5 所示。每一层包含多个神经元，每个神经元都与下一层所有神经元相连。神经元是一个具有多输入和单输出的单元，神经元的计算可以表示为

$$y_j = f_{\text{act}}\left(\sum_{i=1} x_i W_{ij} + b_j\right) \tag{10}$$

式中：x_i 表示输入层中第 i 个神经元；y_j 是隐藏层中第 j 个神经元的值；W_{ij} 是与每个连接关联的权重；b_j 是偏置项。

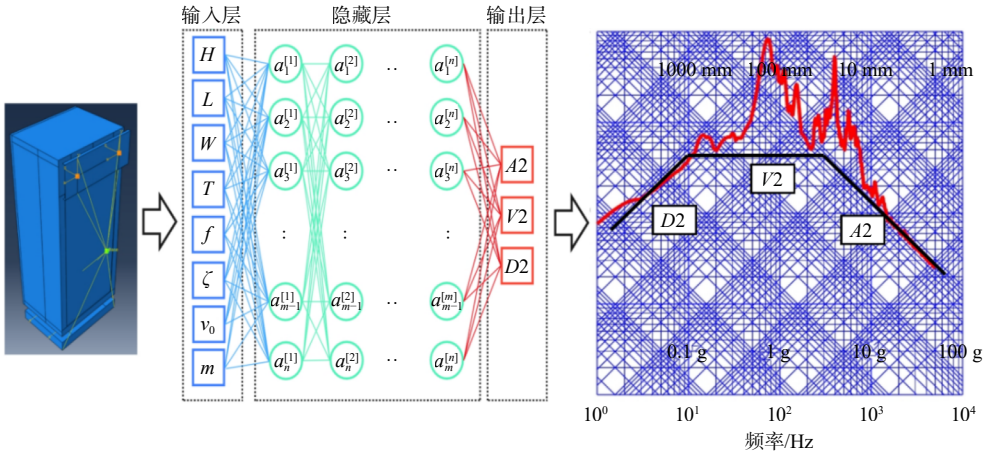


图 5 深度神经网络布局

Fig.5 Layout of deep neural network

激活函数 f_{act} 用于模拟人类神经元的阈值激活行为，将非线性因素引入 DNN，以实现基本线性空间到复杂非线性空间的映射。常用的激活函数包括 Sigmoid 激活函数、双曲正切激活函数（Tanh）等，本研究选用修正线性单元激活函数（ReLU），它具有良好的回归特性[14]。

神经网络的前向传播和误差反向传播是深度学习中的两个核心过程，在前向传播阶段，输入数据通过网络的每一层，经过权重和偏置的线性组合，再通过激活函数，最终在输出层得到预测结果。在输出层，计算预测输出与真实标签之间的误差。对于第 L 层（输出层），误差 $\delta^{(L)}$ 可以表示为

$$\delta^{(L)} = \frac{\partial C}{\partial z^{(L)}} = \frac{\partial C}{\partial a^{(L)}} \cdot \frac{\partial a^{(L)}}{\partial z^{(L)}} \tag{11}$$

式中：C 是损失函数；$a^{(L)}$ 是第 L 层的激活输出；$Z^{(L)}$ 是第 L 层的加权输入和。常用的损失函数有 RMSE（均方根误差）、MAE（平均绝对误差）等。

从第 L 层开始，逐层向后计算每层的误差 $\delta^{(L)}$。对于第 l 层 $(l < L)$，误差可以表示为

$$\delta^{(l)} = \frac{\partial C}{\partial z^{(l)}} = \left(W^{(l+1)}\right)^{\mathrm{T}} \delta^{(l+1)} \cdot f'\left(z^{(l)}\right) \tag{12}$$

式中：$W^{(l+1)}$ 是第 $l+1$ 层到第 l 层的权重矩阵；$f'(z^{(l)})$ 是第 l 层激活函数的导数。

利用计算得到的误差信号，更新每一层的权重和偏置。权重 $W^{(l)}$ 以及偏置 $b^{(l)}$ 的更新规则分别为

$$W^{(l)} = W^{(l)} - \eta \cdot \delta^{(l)} \cdot \left(a^{(l-1)}\right)^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

$$b^{(l)} = b^{(l)} - \eta \cdot \delta^{(l)} \tag{14}$$

式中：η 是学习率；$a^{(l-1)}$ 是 $l-1$ 层的激活输出。

重复上述过程进行迭代优化，直到模型在训练集上的性能达到特定的水平或达到预设的迭代次数。由于 DNN 存在多个隐藏层以及可以选择合适的激活函数，因此可以准确有效地解决非线性问题。

2.2 结构冲击响应预测

在 DNN 回归中，隐藏层的结构选择是决定模型回归性能的关键问题。对于单层网络，只需要确定神经元个数即可，而对于多隐藏层网络，则需要确定隐藏层数量以及每个隐藏层内的神经元数量。如果

选择的隐层数和隐层神经元数远小于匹配问题复杂度所需的数量，则会出现欠拟合现象；反之，过多的隐藏层数量将导致模型的过拟合。通常来说，隐藏层的神经元数量受输入特征以及目标参数的影响，可通过经验公式试凑法确定，然而试凑法非常耗时。网格搜索算法作为常用的超参数调整方法，通过在模型训练过程中自动遍历各超参数组合，大大缩短了计算时间，且每一个超参数都可独立调整。

本文将隐含层数量以及每个隐含层内的节点数作为 DNN 的结构参数，在最后一层加入 Dropout 层以防止出现过拟合，并将 Dropout Rate 作为网格搜索的第三个超参数。超参数的取值范围可通过初步的数值测试确定，基于此，将最大隐含层数量设为 4，其余超参数取值如表 5 所示。

表 5 超参数类型及选择范围

Tab.5 Hyperparameter types and their selection ranges

超参数类型	超参数范围
隐藏层数量	1, 2, 3, 4
隐藏层节点数	16, 32, 64,…, 1024
Dropout Rate	0.0, 0.05, 0.1, 0.15
损失函数	RMSE, MAE

利用网格搜索获得 DNN 的超参数配置，如图 6 所示。输入特征为设备结构参数以及冲击载荷，输出特征为设备元件安装板处的谱速度、谱加速度以及谱位移。该模型对冲击响应的谱加速度、谱速度以及谱位移的预测结果如图 7~图 9 所示。

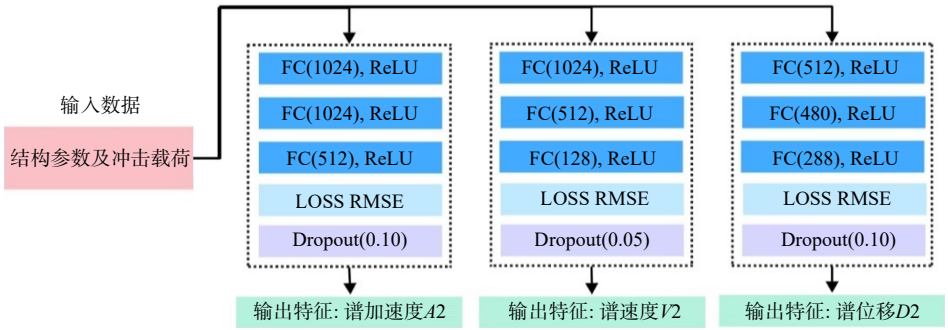


图 6 DNN 超参数设置

Fig.6 Settings of DNN hyperparameter

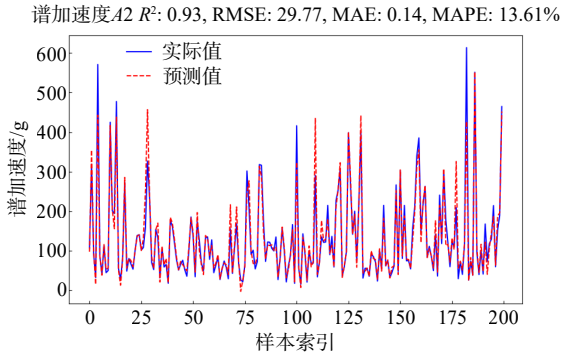


图 7 谱加速度训练结果

Fig.7 Training results of spectral acceleration

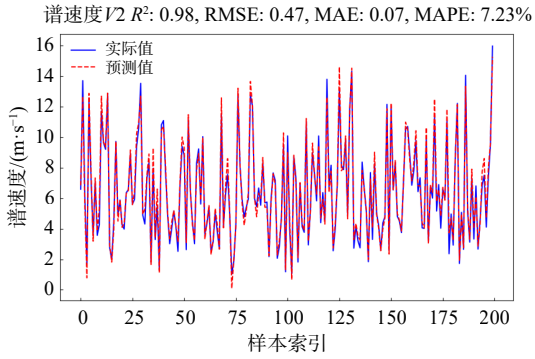


图 8 谱速度训练结果

Fig.8 Training results of spectral velocity

测试集评估结果表明，本研究构建的预测模型对三个目标输出特征（谱加速度、谱速度及谱位移）均展现出优异的泛化性能。从统计学指标来看，模型的决定系数（R^2）在三个输出维度上均超过 0.9，表明该模型能够有效解析输入特征与目标变量之间的非线性映射关系，成功捕获数据集中 90% 以上的变异信息。此外，模型在谱加速度预测任务中实现平均绝对误差（MAE）为 0.14，而在谱速度与谱位移预测中 MAE 进一步降低至 0.1 以下，显示出对复杂动力学响应较高的预报精度。

此外，图 10 中所示的训练过程动态曲线进一步揭示了模型的收敛特征。通过观察训练集与验证集的损失函数收敛趋势可以发现，二者在迭代过程中呈现高度同步的单调递减特性，且未出现显著发散

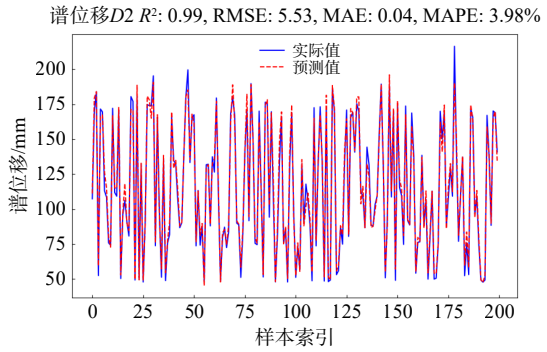


图 9 谱位移训练结果

Fig.9 Training results of spectral displacement

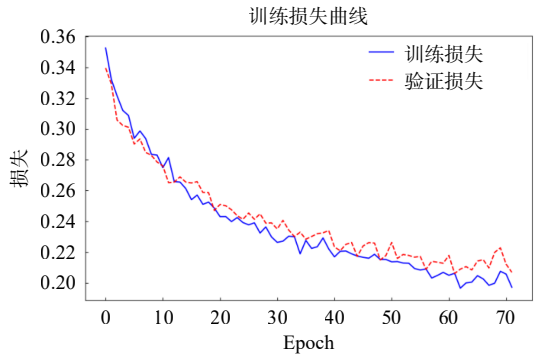


图 10 模型训练损失曲线

Fig.10 Training loss curve of the model

现象。这一现象表明模型架构设计合理，其参数容量与数据复杂度相匹配，避免了因模型复杂度过高导致的过拟合风险；同时，正则化策略有效抑制了训练过程中对噪声特征的过度记忆，损失函数具有较好的平滑性，Adam 参数优化算法能够稳定收敛至全局最优或次优解区域。

3 重要性分析

SHAP 是一种机器学习模型解释方法，它基于博弈论中的 Shapley 值概念。SHAP 可以解释任何机器学习模型的输出，它通过计算每个特征的 SHAP 值来衡量每个特征对输出的影响[15]。其核心思想是将每个特征视为一个“贡献者”，确定每个特征对模型输出的边际贡献。SHAP 值越大，表明该特征对模型输出特征具有更为显著的影响。通过计算某个特征加入模型时的边际贡献，并考虑该特征在所有特征序列中的边际贡献不同，从全局和局部两个层面对模型进行解释。对于一个给定的数据实例x和一个回归预测模型f，SHAP 值$\varnothing_i(x)$对于特征x_i的计算方法如下

$$\phi_i(x)=\sum_{S\subseteq M\setminus\{i\}}\frac{|S|!\cdot(|M|-|S|-1)!}{|M|!}\cdot(f(x_S\cup\{x_i\})-f(x_S)) \tag{15}$$

式中：M是特征不包含x_i的特征集合；S是M的所有可能子集；$|S|$是子集S中特征的数量；$|M|$是特征集合M中特征的总数；$f(x_S)$是模型在特征子集S上的预测值；$f(x_S\cup\{x_i\})$是模型在特征子集S加上特征x_i后的预测值。

以设备谱加速度 A2 预测模型为例，图 11 揭示了设备冲击响应预测模型的各个参数的特征重要性。其中设备安装频率（fre）的平均 SHAP 值为 0.45，之后依次为设备基础冲击环境的谱速度 v_0、板厚 T，三者对设备内部冲击环境的加速度谱值起主导作用；而钢丝绳减震器的阻尼比 ζ 以及设备的高度 H 对模型预测结果的影响较小。

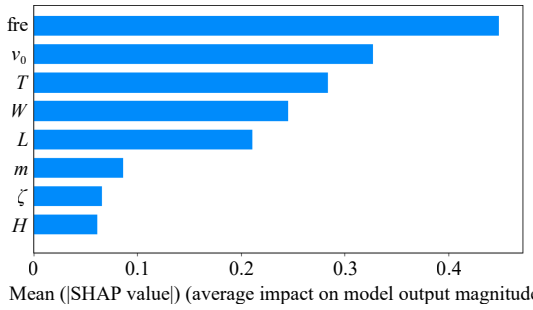


图 11 谱加速度预测模型全局特征重要性

Fig.11 Importance of global features of spectral acceleration prediction models

此外，显示了测试集中每个特征的 SHAP 值分布以及相应的影响趋势；图中横坐标为各输入特征下每一数据点的 SHAP 值；左侧纵坐标为各输入特征下所有数据点 SHAP 值绝对值的均值，即

$$Y_F=\frac{\sum_{i=1}^{n}\mathrm{SHAP}_i}{n} \tag{16}$$

此外，各数据点颜色代表该数据点本身的数值大小，颜色越红，特征本身的数值越大；颜色越蓝，特

征本身的值越小[16]。数据点密度反映 SHAP 影响的稳定性(集中在 0 则影响小，集中一侧则方向统一，分散则依赖交互项)。结合颜色看，红蓝分离密集为正相关，混杂则为非线性。稀疏区样本少，模型推断风险高。以图 12 为例，由左侧纵坐标排序可知，设备安装频率对其谱加速度预测模型结果影响最为显著，且安装频率越高(数据点颜色越红)，SHAP 值越大，即说明安装频率与设备响应的谱加速度呈现正相关。当安装频率逐步趋近结构固有频率时，激励频率与固有频率比值随之增加，致使系统进入共振敏感区域。根据单自由度振动系统理论，在此临界区间内，结构动态响应放大效应显著增强，加速度传递函数呈现峰值特性，从而引发加速度谱值的增长，该机理与冲击载荷作用下结构振动能量传递规律具有理论一致性。

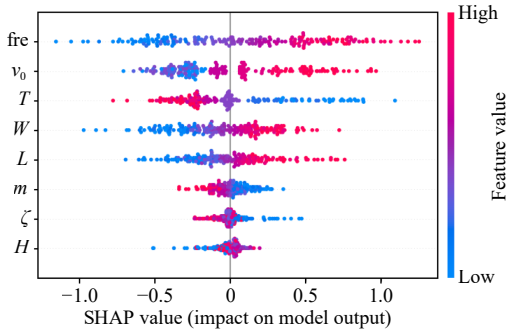


图 12　谱加速度预测模型 SHAP 摘要图

Fig.12　SHAP summary graph of spectral acceleration prediction model

基于 SHAP 方法的全局特征贡献度分析(图 13)表明，设备元件安装板处谱速度响应与谱加速度模型具有一致的参数敏感性规律。量化分析结果显示：安装频率的 SHAP 均值超过 0.5，基础冲击环境谱速度v_0的 SHAP 均值达 0.4 以上，二者相较谱加速度预测模型有所提升；而其余输入参数的贡献度均值均呈现显著性衰减。该数据分布特征验证了设备安装频率与基础激励谱速度v_0对电柜内部冲击环境谱速度响应的主导作用，其贡献强度较其他参数更具优势。

最后，给出设备元件安装板处谱位移 $D2$ 预报模型的 SHAP 摘要图(见图 14)。设备元件安装板处谱位移 $D2$ 的响应特性呈现显著的非均匀敏感性分布。数据显示，基础冲击环境谱速度v_0为位移响应的主导性控制因子，其贡献度显著高于其他参数。安装频率参数对位移响应的影响次之，但其贡献度较谱速度模型大幅降低。

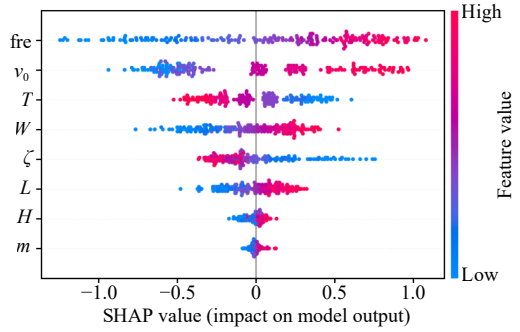


图 13　谱速度预测模型 SHAP 摘要图

Fig.13　SHAP summary graph of spectral velocity prediction model

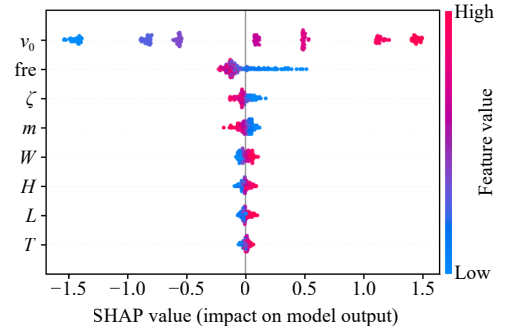


图 14　谱位移预测模型 SHAP 摘要图

Fig.14　SHAP summary graph of spectral displacement prediction model

各结构参数的贡献度均值均低于 0.2。该分布规律表明，在相同冲击环境及安装边界条件下，设备元件安装板处的谱位移响应主要受基础激励谱速度的惯性效应主导，而结构参数对其影响未呈现显著性关联，符合机械系统低频冲击响应中刚体运动假设占优的动力学理论。

此外，在 SHAP 摘要图的可解释性分析中，参数v_0的特征贡献度分布展现出典型的离散化特征，表现为数值分布的稀疏性和区间不连续性。该现象与参数v_0在训练数据集中的限定性取值特性直接相关：根据模型输入定义，v_0仅包含七个离散化数值。这种有限取值策略导致 SHAP 值在特征空间内呈现聚类分布模式，符合基于统计理论的特征敏感性量化分析中数据完备性约束对解释性结果的影响规律。

4 结 语

本文通过构建深度神经网络模型实现了舰载柜型设备内部冲击环境的精准预测,并揭示了关键参数对冲击响应的作用机制。

基于参数化有限元模型生成的1000组结构响应数据,采用网格搜索算法优化后的DNN模型在谱加速度、谱速度及谱位移预测任务中均表现出卓越性能,测试集决定系数 R^2 超过0.95,谱加速度预测归一化平均绝对误差为0.14,谱速度与谱位移预测误差低于0.1,显著优于传统回归模型。

SHAP特征重要性分析表明:安装频率、基础冲击环境谱速度及结构板厚是冲击响应的主导因素,其中安装频率对谱加速度的贡献度最高(SHAP均值0.45),而基础冲击环境谱速度(v_0)对谱位移响应具有决定性影响。研究同时发现,阻尼比(ξ)与设备高度(H)对冲击环境的影响较弱(SHAP均值<0.15),揭示了结构动态响应中惯性效应与共振机制的耦合作用规律。

本研究建立的预测模型为舰载设备抗冲击设计提供了高效分析工具,其揭示的参数敏感性规律可为设备优化布局和隔振系统设计提供理论依据。

参 考 文 献:

[1] 刘建湖. 舰船非接触水下爆炸动力学的理论与应用[D]. 无锡: 中国船舶科学研究中心, 2002.
Liu J H. Theory and application of ship non-contact underwater explosion dynamics[D]. Wuxi: China Ship Scientific Research Center, 2002. (in Chinese)

[2] 汪 玉, 华宏星. 舰船现代冲击理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
Wang Y, Hua H X. Modern ship impact theory and application[M]. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)

[3] 李亚璘, 欧阳光耀. 分配电箱冲击试验与数值仿真[J]. 中国舰船研究, 2011, 6(4): 34–36, 60.
Li Y L, Ouyang G Y. Impact test and numerical simulation of distribution electric box[J]. Chinese Ship Research, 2011, 6(4): 34–36, 60. (in Chinese)

[4] Guo J, Huang S, Kang Y, et al. Experimental research on the impact environment of multiplate cabinet[J]. Shock and Vibration, 2019, 2019: 1–11.

[5] 王东伟, 刘明星, 吴 霄, 等. 电子机柜瞬时冲击的动力学行为[J]. 上海交通大学学报, 2019, 53(S1): 109–117.
Wang D W, Liu M X, Wu X, et al. Dynamic behavior of instantaneous impact of electronic cabinet[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2019, 53(S1): 109–117. (in Chinese)

[6] Zhou Z H. Machine learning[M]. Singapore: Springer Singapore, 2021.

[7] Du J, Xu Y. Hierarchical deep neural network for multivariate regression[J]. Pattern Recognition, 2017, 63: 149–157.

[8] Kramer O. Dimensionality reduction with unsupervised nearest neighbors[M]. Heidelberg: Springer, 2013.

[9] Ibnu C R Muh, Santoso J, Surendro K. Determining the neural network topology: A review[C]//Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications. Penang Malaysia: ACM, 2019: 357−362.

[10] Thai H T. Machine learning for structural engineering: A state-of-the-art review[J]. Structure, 38: 448−491, 2022.

[11] Liu Y Z, Ren S F, Zhao P F. Application of the deep neural network to predict dynamic responses of stiffened plates subjected to near-field underwater explosion[J]. Ocean Engineering, 2022, 247: 110537.

[12] Tahir Z U R, Mandal P, Adil M T, et al. Application of artificial neural network to predict buckling load of thin cylindrical shells under axial compression[J]. Engineering Structures, 2021, 248: 113221.

[13] 吴 桐, 冯麟涵. 冲击下舰载机柜内部冲击环境分析[J]. 兵器装备工程学报, 2018, 39(10): 58–62.
Wu T, Feng L H. Analysis of the internal impact environment of shipborne cabinets under impact[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2018, 39(10): 58–62. (in Chinese)

[14] Schmidt-Hieber J. Nonparametric regression using deep neural networks with ReLU activation function[J]. The Annals of Statistics, 2020, 41(4): 1875−1897.

[15] Pradhan B, Lee S, Dikshit A, et al. Spatial flood susceptibility mapping using an explainable artificial intelligence (XAI) model[J]. Geoscience Frontiers, 2023, 14(6): 101625.

[16] Shi N, Li Y, Wen L, et al. Longevity prediction and influencing factor analysis of landslide dams[J]. Engineering Geology, 2023, 327: 107334.