

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2022.02.07

基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型

孙传猛^{1,2}, 裴东兴^{1,2*}, 陈嘉欣^{1,2}, 许瑞嘉^{1,2}, 崔春生^{1,2}, 高群昌²

(1. 中北大学 省部共建动态测试技术国家重点实验室, 山西 太原 030051;

2. 中北大学 电气与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘要: 针对爆炸冲击波信号重构问题, 引入深度卷积神经网络(DCNN)捕捉冲击波信号的局部信息和高阶特征, 引入双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)捕捉冲击波超压数据时序依赖关系, 进而构建了基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型。相关实验研究表明, 本文构建的爆炸冲击波信号重构模型, 综合考量了信号的时序关系、频谱特征、数据变化规律等特征信息; 在基于有限测点数据的冲击波场压力分布重构实验中, 模拟和实测超压峰值平均误差分别为 3.53% 和 13.71%, 正压作用时间平均误差分别为 7.35% 和 14.26%, 比冲量平均误差分别为 4.02% 和 11.92%; 在基于残缺数据的冲击波压力曲线重构实验中, 模拟和实测信号重构的缺失值与原始值基本吻合, 且偏差均在 0 附近; 均满足爆炸冲击波压力重构指标要求。研究结果对爆炸冲击波信号重构有重要指导意义。

关键词: 动态测试; 冲击波超压; 信号重构; 深度学习

中图分类号: TB9; O384 **文献标识码:** A **文章编号:** 1674-5795(2022)02-0057-11

Research on reconstruction model of explosion shock wave signal based on deep learning

SUN Chuanmeng^{1,2}, PEI Dongxing^{1,2*}, CHEN Jiaxin^{1,2}, XU Ruijia^{1,2},
CUI Chunsheng^{1,2}, GAO Qunchang²

(1. State Key Laboratory of Dynamic Measurement Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. School of Electrical and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the reconstruction of explosion shock wave signal, the deep convolutional neural network (DCNN) was introduced to capture the local information and higher-order features of the shock wave signal, and the bi-directional long-term and short-term memory network (Bi-LSTM) was introduced to capture the time series dependence of shock wave overpressure data, and then the reconstruction model of explosion shock wave signal based on deep learning is constructed. The experimental results show that the reconstruction model of explosion shock wave signal constructed in this paper comprehensively considers the characteristic information of signal such as time sequence relationship, spectral characteristics and data variation law. In the pressure distribution reconstruction experiment of shock wave field based on finite measuring point data, the average errors of simulated and measured overpressure peaks are 3.53% and 13.71%, the average errors of positive pressure time are 7.35% and 14.26%, and the average errors of specific impulse are 4.02% and 11.92%, respectively. In the reconstruction experiment of shock wave pressure curve based on incomplete data, the missing values of simulated and measured signals are basically consistent with the original values, and the deviations are all around zero. All meet the requirements of explosion shock wave pressure reconstruction index. The research results have important guiding significance for signal reconstruction of explosion shock wave.

Key words: dynamic test; shock wave overpressure; signal reconstruction; deep learning

收稿日期: 2022-01-21; 修回日期: 2022-03-03

基金项目: 山西省应用基础研究计划青年科技研究基金资助项目(201901D211249); 山西省高等学校科技创新资助项目(2020L0294)

引用格式: 孙传猛, 裴东兴, 陈嘉欣, 等. 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型 [J]. 计测技术, 2022, 42 (2): 57-67.

Citation: SUN C M, PEI D X, CHEN J X, et al. Research on reconstruction model of explosion shock wave signal based on deep learning [J]. Metrology and measurement technology, 2022, 42 (2): 57-67.



0 引言

冲击波是评价炸药或武器爆炸威力的重要考核指标^[1],包含超压峰值、正压作用时间、比冲量3个重要参数^[2]。然而,受冲击波场空间以及实验成本的限制,往往仅在有限距离内布置有限数量的测压装置。而且,在测试过程中,受高温、破片以及电磁现象等影响,个别冲击波超压数据出现缺失、误差粗大等现象,导致有效的超压数据变得更少,十分不利于全面而准确地掌握冲击波场信息。显然,深入研究爆炸冲击波信号重构技术,包括通过有限测点数据重建冲击波场内压力分布、通过残缺数据重构完整的冲击波压力曲线,对武器威力以及目标毁伤评估具有重要的理论意义和应用价值。

相关学者对爆炸冲击波信号重构开展了研究。在冲击波超压场的重建中,借鉴地球物理结构的射线追踪方法^[3](Ray Tracing Method)及其改进(如走时线性插值法^[4]、反相射线追踪的走时线性插值法^[5]、基于广义逆算法改进的射线追踪方法^[6-10]等)得到广泛研究。基于统计数据的冲击波场重建算法是另一种受到广泛关注的方法,包括以测点超压峰值进行B样条插值法^[11]、基于迭代的几何基的平面和空间三次均匀B样条曲线插值法^[12]、基于非均匀有理B样条蛛网插值算法^[13]、基于先验信息的EM反演算法^[14]、基于Zipple算法和高斯牛顿算法^[15]以及三次样条插值算法、Bi-harmonic样条曲面插值算法和径向基RBF网络插值算法^[16]等。

在冲击波残缺信号重构研究中,压缩感知理论^[17-21]以其突破奈奎斯特原理限制的良好性能而广受关注。然而,将压缩感知理论应用于冲击波信号重构中面临苛刻的限制条件:稀疏矩阵选取必须合适、稀疏矩阵和观测矩阵必须满足不相关性、在多个测量向量重构过程中冲击波信号需满足联合稀疏先验性。基于机器学习^[22]的信号重构方法使用机器学习算法拟合整个训练数据集的分布,以缺失值周围数据的属性值和整个数据集整体分布来定制生成重构值^[23]。此外,采用平均值、中位数、众数等统计数据来填充信号缺失值^[24],也是应用较多的信号重构方法。

就爆炸场冲击波超压信号而言,其蕴涵的时

序关系、频谱特征、数据变化规律均是重点考察对象。上述爆炸冲击波信号重构研究中,受射线追踪诸方法受测点数量少、射线路径弯曲等因素影响,导致冲击波层析成像效果不够理想;基于统计数据的冲击波重建(重构)算法,单纯地使用完全相同的统计值或假设两测量值间数据服从某种分布进而来填充所有缺失数据是过于武断的;压缩感知理论应用于信号重构存在要求苛刻等问题;而基于机器学习的重构方法没有考虑数据集中的时序关系,难以学习时序数据的时间先后关系与数据变化规律。

近年来,深度学习在图像处理、自然语言处理领域以卓越的性能而大放异彩。深度学习是对数据特征由低层到高层的逐步抽象和概念化过程,是一种自主学习识别方法,可以学习到人眼观察不到的高阶特征信息^[25]。深度学习能敏锐地捕捉信号高阶特征信息,为冲击波信号重构提供了潜在有效手段。然而,由于学科跨度大,目前利用深度学习进行信号重构的报道较少,典型如王旭磊^[24]、王鑫^[26]、罗永洪^[27]等利用生成对抗网络对时序数据缺失值填充进行了探索性研究;豆佳敏^[28]利用深度学习技术对冲击波信号压缩感知方法进行了探索性研究。

综上所述,目前爆炸冲击波信号重构技术还需在以下三方面加强研究:1)对冲击波信号重构需要综合考虑时序关系、频谱特征、数据变化规律等因素影响,而不仅仅着重于超压峰值;2)已有冲击波信号重构技术没有充分利用深度学习对高阶特征信息的分析能力,没有利用高阶特征信息作为其重构的支撑;3)已有的冲击波信号重构技术没有考虑信号的时序特征和局部关系,难以学习信号的时间先后关系与数据变化规律。因此,本文引入深度卷积神经网络(Deep Convolution Neural Network, DCNN)捕捉冲击波信号的高阶特征和局部信息,引入双向长短期记忆网络(Bidirectional Long Short-Term Memory Network, Bi-LSTM)学习冲击波超压数据时序特征,进而综合利用时序关系、频谱特征、数据变化规律等信号特征信息,预测和重构冲击波超压信号。最后,利用模拟信号和实测信号开展实验研究,验证本文算法的有效性。研究结果对爆炸冲击波信号重构有重要指导意义。

1 相关理论

1.1 冲击波超压数据特征

冲击波信号是一种在连续介质中传播的力学参量发生阶跃的扰动，理想的冲击波信号如图1所示，描述冲击波信号的特征参量包括超压峰值、正压作用时间、比冲量等^[1]。

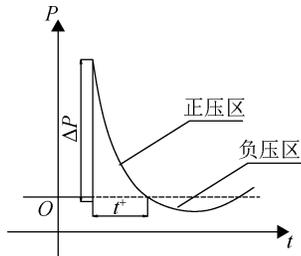


图1 理想冲击波时域波形

Fig.1 Ideal time domain waveform of shock wave

典型的冲击波超压曲线可以用Kinney-Grahame超压峰值经验公式^[29]进行描述

$$\frac{\Delta P}{P_0} = \frac{808 \left[1 + \left(\frac{f_d \bar{R}}{4.5} \right)^2 \right]}{\sqrt{1 + \left(\frac{f_d \bar{R}}{0.048} \right)^2} \sqrt{1 + \left(\frac{f_d \bar{R}}{0.32} \right)^2} \sqrt{1 + \left(\frac{f_d \bar{R}}{1.35} \right)^2}} \quad (1)$$

$$f_d = \sqrt[3]{\frac{P_0 T_{air}}{P_{air} T_0}} \quad (2)$$

式中： \bar{R} 为比例距离， $m/kg^{1/3}$ ，公式为 $\bar{R} = r/\sqrt[3]{\omega}$ ， $0.053 \leq \bar{R} \leq 500$ ； ω 为等效TNT装药质量，kg； r 为测点距爆心距离，m； ΔP 为超压峰值，MPa； P_0 为测试环境气压，MPa； P_{air} 为标准大气压，MPa； T_0 为环境温度，K； T_{air} 为标准环境温度，取288.16 K。

在实际测试中，冲击波场内测点有限（如图2所示），获取的冲击波数据数量有限。而且，由于受爆炸产生的高温、破片、振动冲击与电磁波等因素干扰，导致实测信号包含大量噪声和一定程度的畸变，但其包含的特征参量未变，如图3（a）所示；更恶劣状况下，测试装置被击中，导致数据缺失，如图3（b）所示。

1.2 深度学习理论

1.2.1 深度卷积神经网络

深度卷积神经网络^[30]（DCNN）由若干卷积层

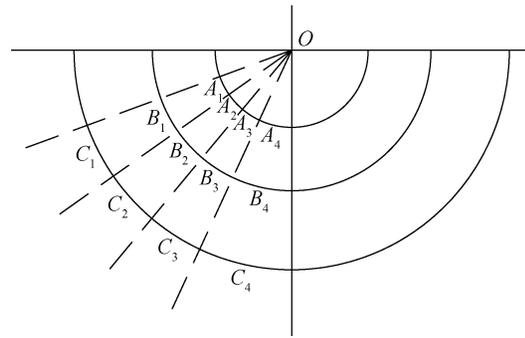
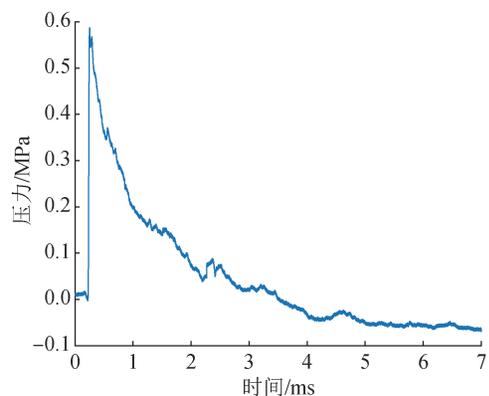
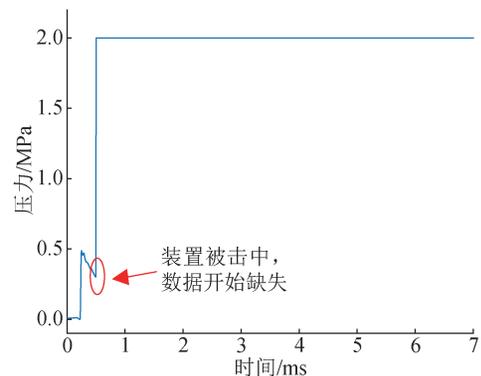


图2 某冲击波超压测试测点布置示意图

Fig.2 Schematic diagram of the arrangement of measuring points for a shock wave overpressure test



(a) 典型实测曲线
(a) Typical measured curve



(b) 数据缺失曲线
(b) A curve with some missing data

图3 某冲击波测试典型曲线

Fig.3 Typical curve of a shock wave test

和池化层构成，其网络结构如图4所示。

在DCNN模型中，卷积层的作用相当于一个局部特征提取器。设输入的冲击波信号序列为 I ，则卷积层输出特征序列的第 i 个元素 O_i 为

$$O_i = \sum_{s=1}^{h_k} I_{i+s-1} K_s \quad (3)$$

式中： K_s 为卷积核 K 的第 s 个元素， $s = 1, 2, \dots, h_k$ ；

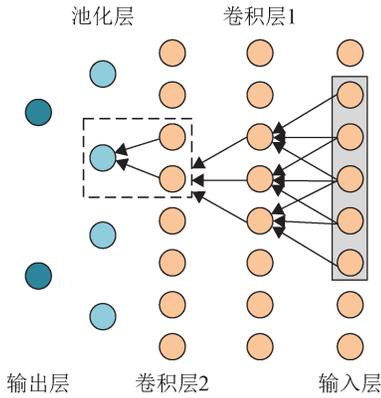


图4 深度卷积神经网络结构

Fig.4 The architecture of DCNN

h_k 为卷积核长度。

在若干卷积操作后，还需进行池化操作，进一步抽象特征。设池化层 l 中第 m 个特征图的第 j 个元素为 $O_j^{l,m}$

$$O_j^{l,m} = \max_h \left(O_{(j-1) \times h_i + h}^{l-1,m} \right) \quad (4)$$

式中： h 为池化核序号， $h = 1, 2, \dots, h_s$ ； h_s 为池化核长度，通常 $h_s = 2$ 。

这样，经过若干层卷积和池化操作，低层数据对象局部特征经逐层抽象，最终形成高阶特征信息。

1.2.2 双向长短期记忆网络

长短期记忆网络^[30] (Long Short-Term Memory Network, LSTM)的循环单元结构如图5所示。该网络引入了输入门 i_t 、遗忘门 f_t 和输出门 o_t 来动态控制信息传递的路径。其中，遗忘门 f_t 决定上一时刻的内部状态 c_{t-1} 需要遗忘的信息量；输入门 i_t 决定当前时刻的候选状态 \tilde{c}_t 需要保存的信息量；输出门 o_t 决定当前时刻内部状态 c_t 输出给外部状态 h_t 的信息量。三个门的计算公式为

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (5)$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (6)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (7)$$

式中： x_t 为当前时刻的输入； h_{t-1} 为上一时刻的外部状态； $\sigma(\cdot)$ 为Logistic函数。

这样，LSTM通过循环单元捕捉了冲击波信号从过去时刻面向未来时刻的较长距离的时序依赖关系。

然而，观察冲击波信号曲线可知，冲击波信号不仅存在前向的时序依赖关系，还存在后向的

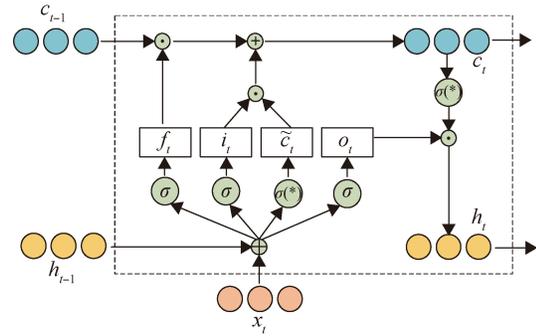


图5 LSTM循环单元结构

Fig.5 The structure of LSTM recurrent unit

时序依赖关系。显然，可以增加一个按照时间的逆序来传递信息的网络层，来增强网络捕捉时序依赖关系的能力，该网络即为双向长短期记忆网络^[31-32] (Bi-LSTM)。如图6所示，Bi-LSTM由捕捉前向时序依赖关系的LSTM_L和捕捉后向时序依赖关系的LSTM_R两层构成，它们的输入相同，但传递信息的方向不同。最终，Bi-LSTM网络的输出为两层LSTM输出的特征向量的拼接。

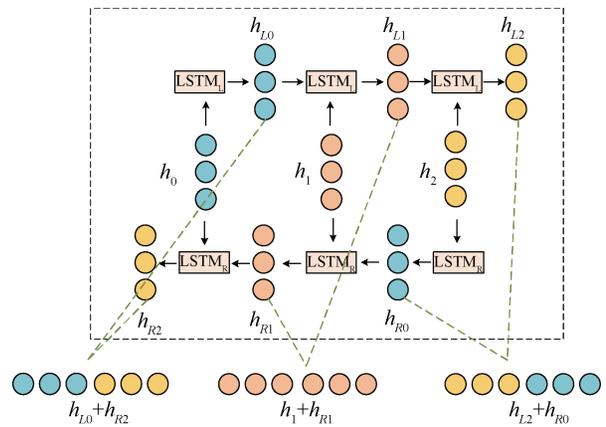


图6 Bi-LSTM网络结构

Fig.6 The structure of Bi-LSTM

1.3 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型

利用深度卷积神经网络可以有效提取冲击波信号的局部特征和高阶特征，而利用双向长短期记忆网络可以有效捕捉冲击波信号的前向和后向时序关系。本文结合DCNN和Bi-LSTM网络的优势，提出基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型。该模型由多层DCNN和Bi-LSTM网络交替构成的，其基本循环单元如图7所示。

在DCNN层，通过深度卷积神经网络有效提取冲击波信号的局部特征和高阶特征；在Bi-LSTM

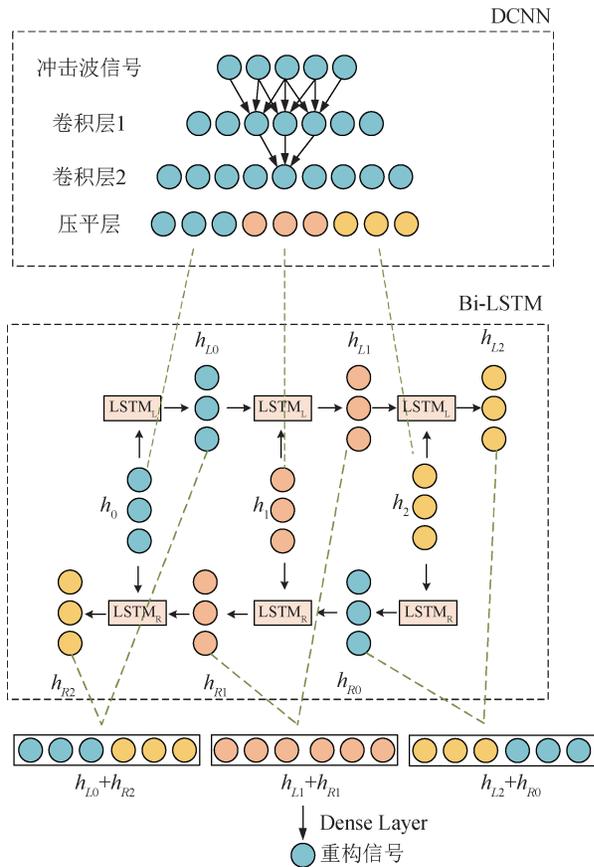


图7 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型循环单元
Fig.7 The cycle unit of explosion shock wave signal reconstruction model based on deep learning

层，通过双向长短期记忆网络可以有效捕捉冲击波信号的前向和后向时序关系；从而，利用多层DCNN和Bi-LSTM网络交替，实现了冲击波超压信号从低层信号局部特征和时序依赖特征逐层向高阶特征信息抽象的深度学习。这有利于综合把握冲击波超压信号特征，从而实现爆炸冲击波信号的重构。这种重构包括利用有限测点数据完成整个冲击波场压力分布重构，以及利用残缺数据完成完整的冲击波压力曲线重构。

2 实验研究

2.1 实验方案

首先，制作实验所需冲击波信号数据集。数据集中数据均为马赫反射波信号（包含基准线、上升沿、正压区和部分负压区），并分为两部分：①由式（1）生成的模拟冲击波信号，添加有均值为0，方差为0.001的高斯噪声；②实测的冲击波超压信号。

然后，将数据集分为两组——训练集和测试

集。利用训练集完成爆炸冲击波信号重构模型对冲击波信号特征的学习；利用测试集检验爆炸冲击波信号重构模型的性能。

最后，分别进行基于有限测点数据的冲击波场压力分布重构实验和基于残缺数据的冲击波压力曲线重构实验。

2.2 实验环境

本次实验的硬件环境：Intel Xeon Gold 5218R GPU，256G内存，NVIDIA Quadro RTX 6000 24GB GPU。软件环境如下：操作系统为64位的Windows10，开发环境是Python3.6+Tensorflow2.0。

2.3 结果与讨论

2.3.1 冲击波场压力分布重构实验

本次实验的冲击波场压力分布重构模型共两个卷积层，其中第一个卷积层16个滤波器，第二层为24个滤波器，其大小均为1×1。后续接两层Bi-LSTM，第三层神经元个数为16，第四层神经元个数为24，输出层为dense全连接层。模型参数数量为193852，训练时设置学习率0.01，batch_size为10。

将模拟冲击波信号测试集数据输入到训练好的爆炸冲击波信号重构模型中，进行基于有限测点数据的冲击波场压力分布重构实验，结果如表1和图8（因篇幅有限，仅展示部分数据）所示。

表1 模拟冲击波信号的冲击波场压力分布重构实验结果

Tab.1 Experimental results of reconstruction of shock wave field pressure distribution for simulated shock wave signal

序号	峰值误差/%	正压时间误差/%	比冲量误差/%
1	2.3	0	5.0
2	0.1	0	0.8
3	2.5	0	9.2
4	1.1	0	6.5
5	2.5	0	4.8
6	1.4	0	3.3
7	2.3	0	3.0
8	1.6	0	2.1
9	1.4	0	1.4
10	5.9	33.3	2.7
11	0.2	25.0	3.2
12	2.4	16.7	4.5
13	1.1	16.7	3.6
14	2.7	0	3.2
15	3.3	0	4.7
16	7.9	33.3	5.5
17	0.9	0	4.9

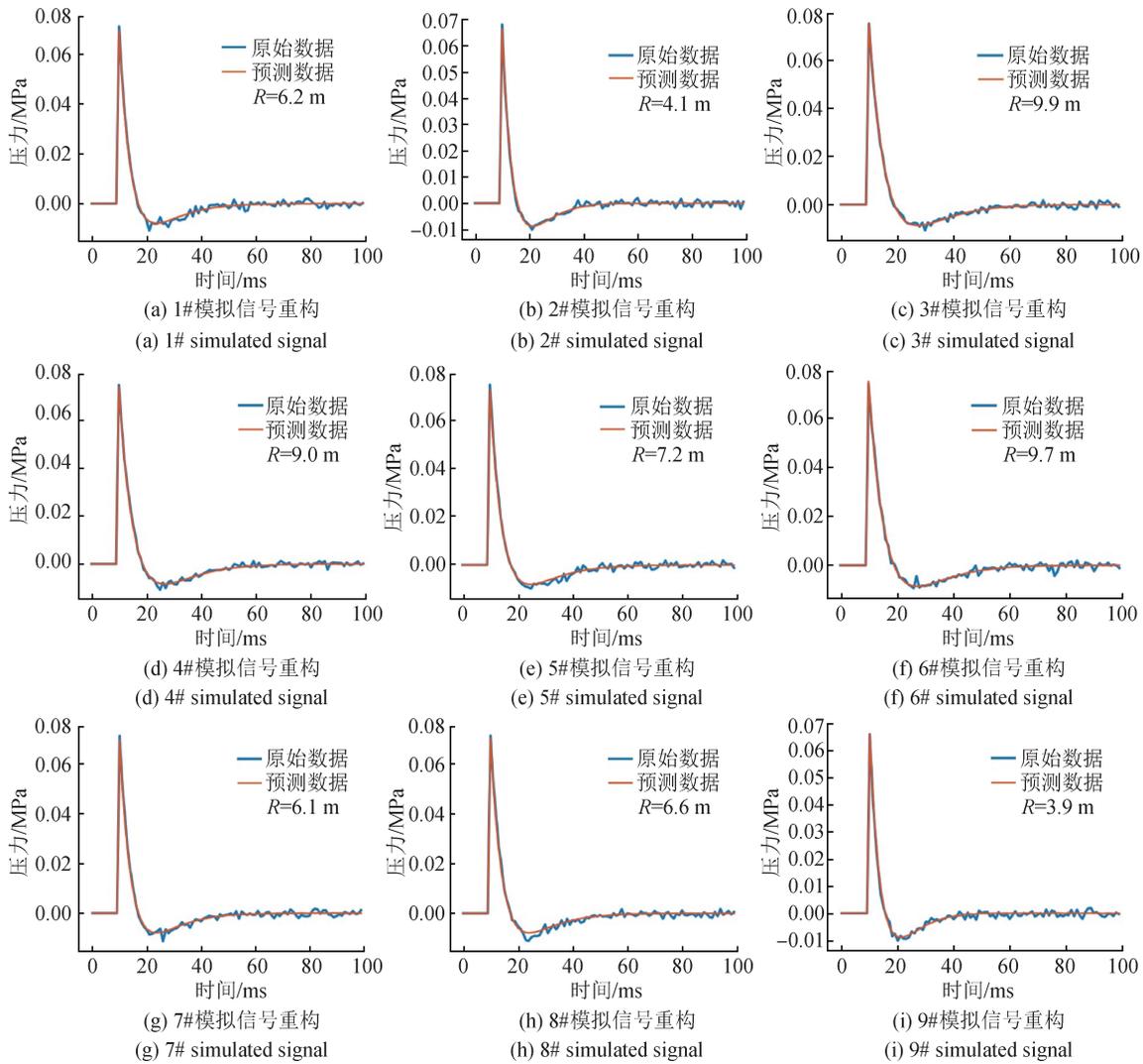


图8 模拟冲击波信号的冲击波场压力分布重构实验部分结果

Fig.8 Partial results of shock wave field pressure distribution reconstruction experiment of simulated shock wave signals

其中，超压峰值平均误差为3.53%，最大误差为7.9%，最小误差为0.1%；正压作用时间平均误差为7.35%，最大误差为33.3%，最小误差为0%；比冲量平均误差为4.02%，最大误差为9.2%，最小误差为0.8%；满足冲击波场压力重构指标要求。

利用实测冲击波信号验证了爆炸冲击波信号重构模型，结果如表2和图9所示。其中，超压峰值平均误差为13.71%，最大误差为34.05%，最小误差为2.64%；正压作用时间平均误差为14.26%，最大误差为32.1%，最小误差为3.6%；比冲量平均误差为11.92%，最大误差为17.5%，最小误差为8.2%；实测结果满足冲击波场压力重构指标要求。

表2 实测冲击波信号的冲击波场压力分布重构实验结果

Tab.2 Experimental results of reconstruction of shock wave field pressure distribution of measured shock wave signals

序号	峰值误差/%	正压时间误差/%	比冲量误差/%
1	4.96	32.1	17.5
2	34.05	5.3	11.7
3	3.31	3.6	13.1
4	25.90	3.8	9.1
5	2.64	26.5	8.2

2.3.2 基于残缺数据的冲击波压力曲线重构实验

在爆炸冲击波超压测试中，常因破片击中测试装置或其他因素干扰，导致测试数据仅有上升

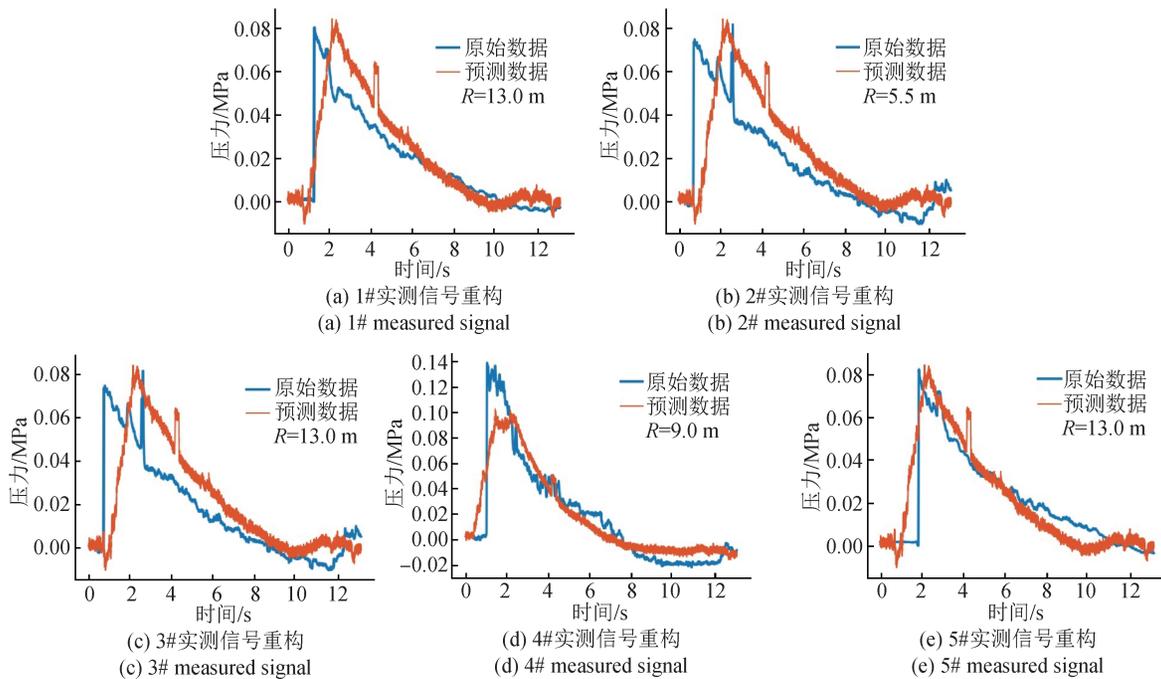


图9 实测冲击波信号的冲击波场压力分布重构实验部分结果

Fig.9 Partial results of shock wave field pressure distribution reconstruction experiment of measured shock wave signals

沿，而缺乏正压区和负压区等信息。考虑到实际测试中评价炸药或武器爆炸威力的考核指标主要是超压峰值、正压作用时间、比冲量等参数，对残缺数据的重构主要构建残缺后的正压区。

本次实验的基于残缺数据的冲击波压力曲线重构模型共三层卷积层，滤波器个数为 16, 32, 64, 滤波器大小为 3*1 后接两层 Bi-LSTM，第五层神经元个数 64，第六层 64，输出层为全连接层。模型参数数量为 1562776，训练时设置学习率为 0.01，batch_size 为 30。

将模拟的残缺数据冲击波信号测试数据输入到训练好的爆炸冲击波信号重构模型中，基于残缺数据的冲击波压力曲线重构实验，结果如图 10（因篇幅有限，仅展示部分数据）和表 3 所示。

结果显示，重构的缺失值与原始值基本吻合，且偏差均在 0 附近。满足冲击波超压曲线重构指标要求。

利用实测冲击波信号验证爆炸冲击波信号重构模型，结果如表 4 和图 11 所示。结果显示，重构的缺失值与原始值基本吻合，且偏差均在 0 附近。满足冲击波超压曲线重构指标要求。

3 结论

1) 深度卷积神经网络可以有效提取冲击波信

表 3 模拟冲击波信号的残缺数据重构实验结果

Tab.3 Experimental results of incomplete data reconstruction of simulated shock wave signals

序号	均方误差 MSE	序号	均方误差 MSE
1	0.00015	10	0.00023
2	0.00015	11	0.00012
3	0.00017	12	0.00015
4	0.00021	13	0.0012
5	0.00029	14	6.0777
6	2.87645	15	6.59024
7	0.00023	16	0.00015
8	0.00028	17	4.18729
9	0.00015	18	0.00023

表 4 实测冲击波信号的残缺数据重构实验结果

Fig.4 Experimental results of incomplete data reconstruction of measured shock wave signals

序号	均方误差 MSE
1	0.00725
2	0.01449
3	0.00885
4	0.02122
5	0.000251

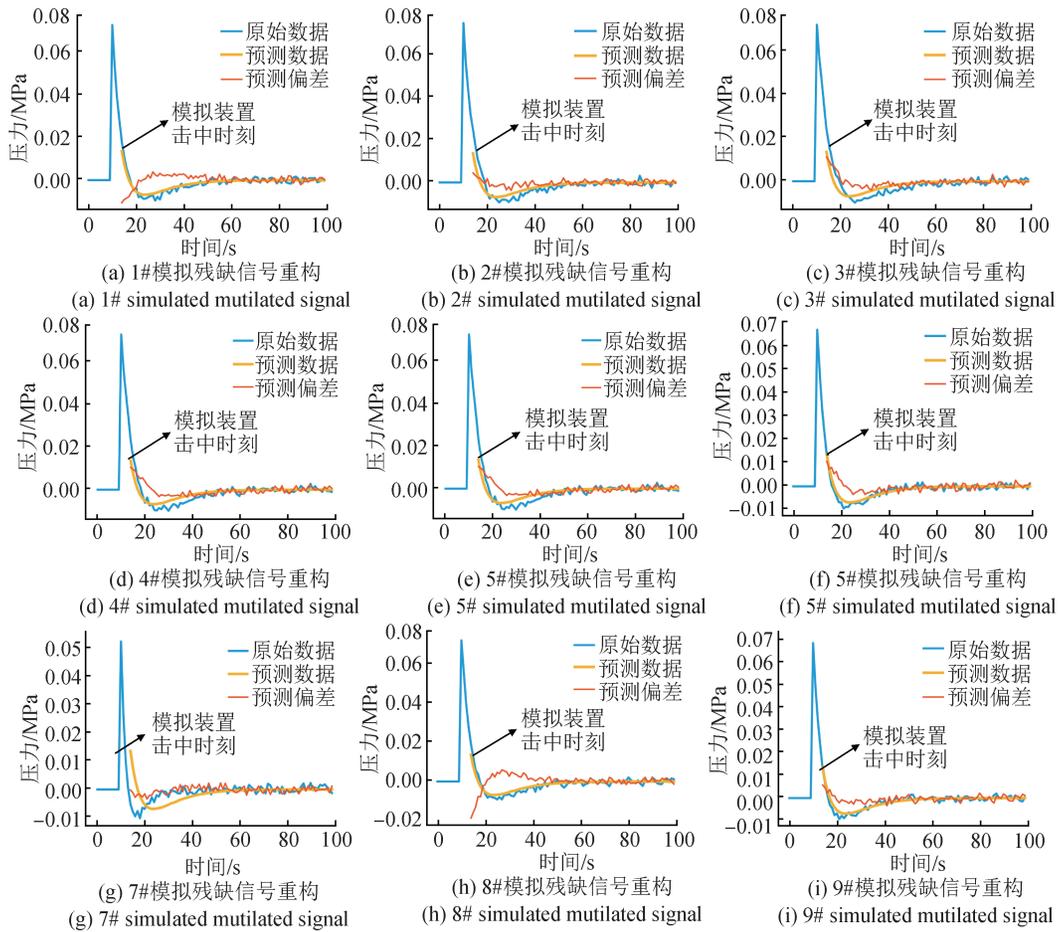


图10 模拟冲击波信号的残缺数据重构实验部分结果

Fig.10 Partial results of the incomplete data reconstruction experiment of simulated shock wave signals

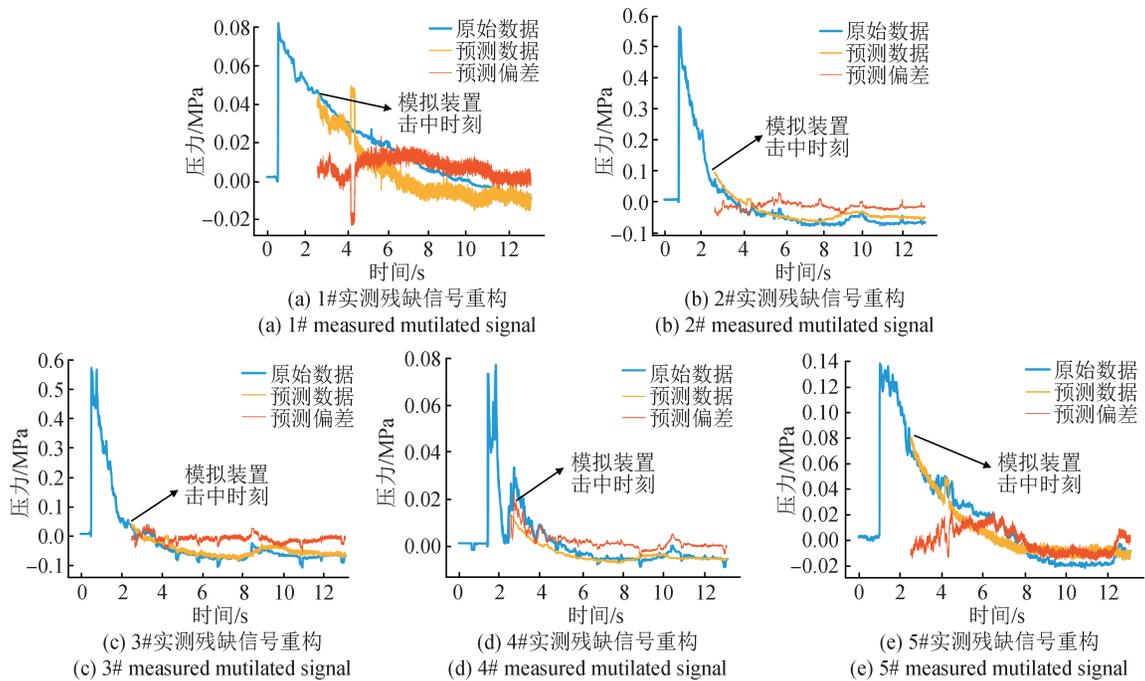


图11 实测冲击波信号的残缺数据重构实验结果

Fig.11 Experimental results of incomplete data reconstruction of measured shock wave signals

号的局部特征和高阶特征,而双向长短期记忆网络可以有效捕捉冲击波信号的前向和后向时序关系;

2) 基于深度学习的爆炸冲击波信号重构模型由多层DCNN和Bi-LSTM网络交替构成,实现了冲击波超压信号从低层信号局部特征和时序依赖特征逐层向高阶特征信息抽象的深度学习;

3) 在基于有限测点数据的冲击波场压力分布重构实验中,模拟和实测超压峰值平均误差分别为3.53%,13.71%,正压作用时间平均误差分别为7.35%,14.26%,比冲量平均误差分别为4.02%,11.92%;在基于残缺数据的冲击波压力曲线重构实验中,模拟和实测信号重构的缺失值与原始值基本吻合,且偏差均在0附近;均满足爆炸冲击波压力重构指标要求。

参考文献

- [1] 祖静,马铁华,裴东兴,等.新概念动态测试[M].北京:国防工业出版社,2016.
- ZU J, MA T H, PEI D X, et al. Dynamic testing of new concepts[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2016. (in Chinese)
- [2] 徐浩,杜红棉,范锦彪,等.冲击波测试系统低频特性与补偿方法研究[J].爆炸与冲击,2019,39(10):111-118.
- XU H, DU H M, FAN J B, et al. Research on low frequency characteristics and compensation method of a shock wave test system[J]. Explosion and shock waves, 2019, 39(10): 111-118. (in Chinese)
- [3] 李同宇,张建中.地震射线追踪的线性走时扰动插值法[J].石油地球物理勘探,2018,53(6):1165-1174.
- LI T Y, ZHANG J Z. A linear traveltimes perturbation interpolation method for seismic ray tracing[J]. Oil geophysical prospecting, 2018, 53(6): 1165-1174. (in Chinese)
- [4] VIDALE J E. Finite-difference calculation of traveltimes in three dimensions[J]. Geophysics, 1990, 55(5): 521-526.
- [5] ZHANG H, SUN X, QI X, et al. A Modified LTI ray tracing algorithm in Lamb wave tomography[C]//International Conference on Audio. IEEE, 2008.
- [6] 郭亚丽,韩焱,王黎明.基于广义逆算法的冲击波超压场重建方法[J].爆炸与冲击,2014,34(6):764-768.
- GUO Y L, YAN H, WANG L M. Overpressure reconstruction of shock wave based on generalized inverse theory[J]. Explosion and shock waves, 2014, 34(6): 764-768. (in Chinese)
- [7] 李寒宇.矩阵加权广义逆与加权极分解研究[D].重庆:重庆大学,2009.
- LI H Y. Research on matrix weighted generalized inverse and weighted polar decomposition [D]. Chongqing: Chongqing University, 2009. (in Chinese)
- [8] 尧礼辉.广义逆矩阵计算及在矩阵方程中应用的研究[D].郑州:解放军信息工程大学,2008.
- YAO L H. Research on generalized inverse matrix calculation and its application in matrix equations[D]. Zhengzhou: PLA University of Information Engineering, 2008. (in Chinese)
- [9] 王振宇,刘国华,梁国钱.基于广义逆的层析成像反演方法研究[J].浙江大学学报(工学版),2005,39(1):2-6.
- WANG Z Y, LIU G H, LIANG G Q. Study on inversion methods for travel time tomography based on generalized inverse theory[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2005, 39(1):2-6. (in Chinese)
- [10] 李平,许厚泽.地球物理抗差估计和广义逆方法[J].地球物理学报,2000,43(2):232-240.
- LI P, XU H Z. Robust estimation and the pseudo-inverse method for geophysical inversion[J]. Chinese journal of geophysics, 2000, 43(2): 232-240. (in Chinese)
- [11] 杨志,张志杰,夏永乐.基于B样条插值拟合的冲击波超压场重建[J].科学技术与工程,2016,16(7):236-240.
- YANG Z, ZHANG Z J, XIA Y L. Reconstruction of shock wave overpressure field based on B-spline interpolation [J]. Science technology and engineering, 2016, 16(7): 236-240. (in Chinese)
- [12] 温佩芝,宁如花,黄锦芳.基于参数优化的多层次单元划分曲面重建[J].计算机应用,2011,31(7):1811-1814.
- WEN P Z, NING R H, HUANG J F. Parameter optimization based multi-level partition of unity surface reconstruction [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(7):1811-1814. (in Chinese)
- [13] 赵化彬,张志杰.基于非均匀有理B样条“蛛网”插值的冲击波压力场重建方法[J].科学技术与工程,2017,17(18):258-264.

- ZHAO H B, ZHANG Z J. Reconstruction method of blast wave pressure field based non-uniform rational B-splines "cobweb" interpolation[J]. Science technology and engineering, 2017, 17(18): 258-264. (in Chinese)
- [14] 白苗苗, 郭亚丽, 王黎明. 基于EM算法的爆炸超压场重建技术[J]. 弹箭与制导学报, 2014, 34(3): 187-190.
- BAI M M, GUO Y L, WANG L M. Reconstruction technology of explosion overpressure field on EM algorithm [J]. Journal of projectiles, rockets, missiles and guidance, 2014, 34(3): 187-190. (in Chinese)
- [15] 张晓光. 冲击波超压场重建技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2018.
- ZHANG X G. Research on shock wave overpressure field reconstruction technology [D]. Taiyuan: North Central University, 2018. (in Chinese)
- [16] 姚悦. 近地静爆冲击波场重建技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.
- YAO Y. Research on reconstruction technology of near-earth static explosion shock wave field [D]. Taiyuan: North University of China, 2019. (in Chinese)
- [17] 曹海燕, 叶震宇. 基于压缩感知理论的大规模MIMO系统下行信道估计中的导频优化理论分析与算法设计[J/OL]. 物理学报, 2021. Doi: 10.7498/aps.70.20211504.
- CAO H Y, YE Z Y. Theoretical analysis and algorithm Design of Optimized pilot for downlink channel estimation in massive MIMO systems based on compressed sensing [J/OL]. Acta physica sinica, 2021. Doi: 10.7498/aps.70.20211504. (in Chinese)
- [18] 张帅, 杨润海, 高尔根. 基于压缩感知的信号重建方法及在气枪震源信号处理中的应用[J]. 地震工程学报, 2021, 43(2): 322-330.
- ZHANG S, YANG R H, GALGAN. Signal reconstruction method based on compressive sensing and its application in signal processing of airgun sources[J]. Chinese journal of earthquake engineering, 2021, 43(2): 322-330. (in Chinese)
- [19] XU G, XU Z. Compressed sensing matrices from fourier matrices[J]. 2013.
- [20] ELDAR Y C, KUTYNIOK G. Compressed sensing: theory and applications[J]. Cambridge university press, 2012.
- [21] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on information theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [22] 姚舜才, 孙传猛. 机器学习基础教程[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2020.
- YAO S C, SUN C M. The basic course of machine learning[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2020. (in Chinese)
- [23] 赵婷婷, 韩雅杰, 杨梦楠, 等. 基于机器学习的时序数据预测方法研究综述[J]. 天津科技大学学报: 2021, 36(5): 1-9.
- ZHAO T T, HAN Y J, YANG M N, et al. A review of research on prediction methods for time series data based on machine learning[J]. Journal of Tianjin university of science and technology: 2021, 36(5): 1-9. (in Chinese)
- [24] 王旭磊. 基于GAN和GRU的时间序列预测和填补方法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- WANG X L. Research on time series prediction and filling method based on GAN and GRU [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [25] 孙传猛, 王燕平, 王冲, 等. 融合改进YOLOv3与三次样条插值的煤岩界面识别方法[J]. 采矿与岩层控制工程学报, 2022, 4(1): 77-86.
- SUN C M, WANG Y P, WANG C, et al. Coal-rock interface identification method integrating improved YOLOv3 and cubic spline interpolation [J]. Chinese journal of mining and rock formation control engineering, 2022, 4(1): 77-86. (in Chinese)
- [26] 王鑫. 基于生成对抗网络模型的数据填补技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- WANG X. Research on data filling technology based on generative adversarial network model [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [27] 罗永洪. 基于生成对抗网络的时序数据缺失值填充算法研究[D]. 天津: 南开大学, 2019.
- LUO Y H. Research on filling algorithm for missing values in time series data based on generative adversarial networks [D]. Tianjin: Nankai University, 2019. (in Chinese)
- [28] 豆佳敏. 基于深度学习的冲击波信号压缩感知方法[D]. 长春: 长春理工大学, 2021.
- DOU J M. Compressed sensing method of shock wave signal based on deep learning [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)
- [29] 熊振宇. 爆炸冲击波信号处理方法研究[D]. 太原: 中北大学, 2021.

- XIONG Z Y. Research on the signal processing method of explosion shock wave [D]. Taiyuan: North Central University, 2021. (in Chinese)
- [30] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京:机械工业出版社, 2020.
- QIU X P. Neural network and deep learning [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2020. (in Chinese)
- [31] 夏英, 韩星雨. 融合统计方法和双向卷积LSTM的多维时序数据异常检测[J/OL]. 计算机应用研究, 2022, 39(5): 1-7 [2022-01-14]. <http://www.aocmag.com/article/02-2022-05-028>. html. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.10.0451.
- XIA Y, HAN X Y. Multi-dimensional time series data anomaly detection fusing statistical methods and bidirectional convolutional LSTM [J/OL]. Application research of computers, 2022, 39(5): 1-7 [2022-01-14]. <http://www.aocmag.com/article/02-2022-05-028>. html. DOI: 10.19734/j.issn.1001-3695.2021.10.0451. (in Chinese)
- [32] 郭应时, 张瑞宾, 陈元华, 等. 基于观测数据潜在特征与双向长短期记忆网络的车辆轨迹预测[J/OL]. 汽车技术, 2021: 1-7 [2022-01-14]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/22.1113.U.20211220.1801.001.html>. DOI:10.19620/j.cnki.1000-3703.20210417.
- GUO Y S, ZHANG R B, CHEN Y H, et al. Vehicle trajectory prediction based on potential features of observation data and bidirectional long short-term memory network [J/OL]. Automobile technology, 2021: 1-7 [2022-01-14]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/22.1113.U.20211220.1801.001.html>. DOI: 10.19620/j.cnki.1000-3703.20210417. (in Chinese)

(本文编辑:朱俊真)



第一作者:孙传猛(1988—),男,湖北安陆人,汉族,讲师,博士,主要研究方向为:深度学习,机器视觉,以及高压、高冲击、高温、高速、强电磁干扰等恶劣环境下各种瞬态过程的信息获取。



通讯作者:裴东兴(1970—),男,山西忻州人,汉族,教授,博士,主要研究方向为:高压、高冲击、高温、高速、强电磁干扰等恶劣环境下各种瞬态过程的信息获取。