



# 航天器环境工程

SPACECRAFT ENVIRONMENT ENGINEERING

——• 中文核心期刊 中国科技核心期刊

基于CNN的卫星内部结构频域响应间接测量方法

彭瑾坤 武文华 顾乃建 胡奇

**An indirect method for measuring frequency domain response of satellite internal structure based on convolutional neural network**

PENG Jinkun, WU Wenhua, GU Naijian, HU Qi

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12126/see.2023067>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

# 基于 CNN 的卫星内部结构频域响应间接测量方法

彭瑾坤<sup>1</sup>, 武文华<sup>1,2\*</sup>, 顾乃建<sup>1</sup>, 胡奇<sup>3</sup>

(1. 大连理工大学 工业装备结构分析优化与 CAE 软件全国重点实验室, 大连 116024;

2. 大连理工大学宁波研究院, 宁波 315000; 3. 北京卫星环境工程研究所, 北京 100029)

**摘要:** 针对生产线卫星脉动式快速生产的要求, 为解决力学试验步骤烦琐且内部结构响应测量困难的问题, 提出基于卷积神经网络 (CNN) 的卫星内部结构响应深度学习间接测量方法。分别对生产线 I 型卫星与成熟的 II 型卫星进行正弦扫频试验, 提取结构加速度频域响应信息, 并利用基于 CNN 建立内部结构响应的间接测量模型验证所提出方法的可行性。结果表明该方法对两种型号卫星内部结构响应的间接测量总体精度分别达到了 95.8% 与 96.9%, 具有较强的工程应用潜力。

**关键词:** 生产线卫星; 内部结构响应; 间接测量; 正弦扫频; 卷积神经网络

中图分类号: V416.2; TP183

文献标志码: A

文章编号: 1673-1379(2023)04-0400-08

DOI: [10.12126/see.2023067](https://doi.org/10.12126/see.2023067)

## An indirect method for measuring frequency domain response of satellite internal structure based on convolutional neural network

PENG Jinkun<sup>1</sup>, WU Wenhua<sup>1,2\*</sup>, GU Naijian<sup>1</sup>, HU Qi<sup>3</sup>

(1. State Key Laboratory of Structural Analysis, Optimization and CAE Software for Industrial Equipment,

Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Ningbo Research Institute of Dalian University of Technology, Ningbo 315000, China;

3. Beijing Institute of Spacecraft Environment Engineering, Beijing 100029, China)

**Abstract:** In view of the requirement of pulsating rapid production for production line satellite, in order to solve the problems of tedious mechanical test steps and difficulty to measure the internal structural response, a deep-learning-based indirect measurement method based on convolutional neural network (CNN) was proposed. A sine sweep test was conducted on a production line satellite I and a mature satellite II, respectively, to extract the frequency domain response of the structural acceleration. Then an indirect model based on CNN for measuring the internal response was established to verify the feasibility of the proposed method. The results show that the indirect measurement accuracy with the method reaches 95.8% and 96.9% for the two types of satellites, respectively, which indicates that the proposed method may have a strong potential for engineering applications.

**Keywords:** production line satellite; internal structural response; indirect measurement; sine sweep; convolutional neural network (CNN)

收稿日期: 2023-02-24; 修回日期: 2023-07-19

基金项目: 国家重点研发计划项目 (编号: 2021YFA1003501); 深圳市自由探索类基础研究项目 (编号: 2021Szvup021); 辽宁省兴辽英才计划项目 (编号: XLYC2002108); 大连市支持高层次人才创新创业项目 (编号: 2021RD16)

**引用格式:** 彭瑾坤, 武文华, 顾乃建, 等. 基于 CNN 的卫星内部结构频域响应间接测量方法[J]. 航天器环境工程, 2023, 40(4): 400-407

PENG J K, WU W H, GU N J, et al. An indirect method for measuring frequency domain response of satellite internal structure based on convolutional neural network[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2023, 40(4): 400-407

## 0 引言

抢占低轨通信资源, 构建大规模卫星星座, 对发展下一代通信技术和维护国家安全具有重要战略意义。国外先后出台并实施了“铱星”、OneWeb、GlobalStar 等星座计划; 近年来, SpaceX 的“星链”计划也发展得如火如荼, 将构建由 4.2 万颗小卫星组成的互联网星座系统。我国的互联网星座必须加快发展、迎头追赶, 这就要求大幅提升卫星的生产制作效率, 由此引入了卫星生产线的概念。而力学试验作为卫星研制过程中的必做项目, 须通过技术创新和模式转型实现快速试验, 才能满足卫星脉动式快速生产的要求。

力学试验的主要目的是通过地面环境模拟考核航天器承受运载火箭发射段动力学环境的能力, 通过对星箭对接面处振动的等效, 经过结构的传递, 最终获取航天器舱体内外部关键部位的动力学响应, 以验证设计、工艺是否满足发射要求<sup>[1]</sup>。生产线卫星力学振动试验存在着同一生产线卫星数量多、结构内部响应测量困难以及内部测点传感器拆装困难等问题, 成为卫星脉动式快速生产的瓶颈。如果能够利用外部测点响应间接测量出准确的内部测点动态响应, 则可以达到节省试验成本、提高测试效率以及加快卫星生产节奏的目的。

现有的间接测量方法大都依赖于理论模型与有限元模型<sup>[2-5]</sup>。然而, 卫星结构内外测点的动力学响应间存在着强非线性关系, 难以利用传统的力学模型间接测量方法获得准确的间接测量结果。而深度学习方法拥有强非线性映射能力以及强数据表征能力, 可以绕开数据—经验—数据的传统研究路径, 通过数据驱动模型直接构建不同数据之间的映射关系<sup>[6]</sup>, 因此已广泛应用于诸多领域的间接测量<sup>[7-8]</sup>, 但在卫星领域的研究和应用仍较少。

本文主要开展生产线卫星产品的内部结构响应间接测量技术研究。基于真实卫星结构力学试验获得的卫星表面的加速度数据, 对卫星内部结构响应进行间接测量, 建立基于深度学习的内外测点间加速度响应的映射关系, 探索间接测量获得内部结构高精度响应方法的可行性。

## 1 卫星内部结构响应间接测量模型

### 1.1 内外部响应间的关系

随着卫星结构的复杂化和复合材料(如蜂窝

板、碳纤维等)的广泛应用, 结构动力学响应呈现出强非线性, 导致动力学响应的测量过程中结构内部与外部的频域响应之间存在强非线性关系<sup>[9]</sup>。但从理论上仍可认为存在一个可以描述结构内部与外部测点响应之间映射关系的方程

$$y_j(f) = \Phi_{i,j}[x_i(f)], \quad (i, j = 1, 2, \dots, N), \quad (1)$$

式中:  $x_i$  为结构外部可测点动态响应;  $y_j$  为结构内部关注点动态响应;  $\Phi_{i,j}$  描述  $f$  频率下, 结构  $i$  点响应与  $j$  点响应之间的映射关系;  $N$  为结构自由度。理论上, 如果构造出函数  $\Phi_{i,j}$  的近似非线性关系模型

$$\begin{aligned} \tilde{\Phi}^{i,j}[x^i(f)] &= \tilde{y}^j(f) \approx y^j(f), \\ |y^j(f) - \tilde{y}^j(f)| &\leq \varepsilon, \end{aligned} \quad (2)$$

就可以通过输入可测点动态响应  $x^i(f)$  求解关注点的动态响应  $y^j(f)$ 。模型的输入通常选择工程实际中易于直接测量的物理量, 如加速度、应变等数据。式 (2) 中:  $\tilde{y}^j(f)$  为基于模型  $\tilde{\Phi}_{i,j}$  计算出的内部测点响应数值;  $\varepsilon$  为允许误差上限。

综上所述, 内部测点响应间接测量问题的实质就是求解外部测点和内部测点响应之间的映射关系函数  $\Phi_{i,j}$ , 而从物理机理直接推导出其近似非线性关系模型  $\tilde{\Phi}_{i,j}$  是非常困难的。常规的线性回归、多项式回归和岭回归等传统方法以及多层感知机、极限学习机和高斯过程回归等机器学习回归方法都难以拟合复杂非线性关系, 无法直接用于内部测点频域响应的间接测量。

### 1.2 卷积神经网络

卷积神经网络(CNN)是一种前馈神经网络, 近年来在图像识别和目标检测方面有着出色的表现。CNN 的基本结构主要由卷积层(convolutional layer)、池化层(pooling)和全连接层(fully connected layers)组成<sup>[10]</sup>, 如图 1 所示。

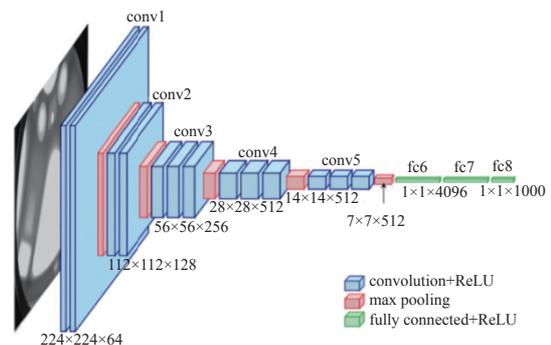


图 1 卷积神经网络结构  
Fig. 1 Structure of CNN

卷积层使用设置的卷积核对输入特征按照步长依次进行局部卷积运算,具体的卷积运算式为

$$X_j^l = f \left( \sum_{i \in M_j} X_j^{l-1} \cdot \omega_{ij}^l + b_j^l \right), \quad (3)$$

式中:  $X_j^l$  为第  $l$  层第  $j$  个输出;  $M_j$  为  $l-1$  层特征的第  $j$  个卷积区;  $X_j^{l-1}$  为第  $l-1$  层第  $j$  个输出;  $\omega_{ij}^l$  为第  $l$  层卷积核的权重矩阵;  $b_j^l$  为偏置项;  $\cdot$  表示卷积运算;  $f$  表示激活函数。在卷积层之后使用激活函数的原因是激活函数可对卷积层的输出特征进行非线性变换,提高网络的非线性表达能力;激活函数通常采用线性整流(ReLU)函数来加速模型的收敛<sup>[11]</sup>,其数学表达式为

$$f(x) = \max \{0, \lg(1 + e^x)\}. \quad (4)$$

池化层通常接在卷积层后面,对特征图进行降维,同时保留重要特征。池化方法主要为最大值池化(max pooling)和平均值池化(mean pooling)。池化层一般只进行降维操作,不需要进行权值更新。本文采用最大值池化操作,其具体的运算过程表达式为

$$p_i^{l+1} = \max_{(j-1)S+1 < i < jS} \{q_i^l(t)\}, \quad (5)$$

式中:  $p_i^{l+1}$  为第  $l+1$  层第  $i$  个通道的输出值;  $j$  为步长;  $S$  为池化核的尺寸;  $q_i^l(t)$  为第  $l$  层第  $i$  个通道第  $t$  个神经元的输出值。

全连接层的作用是将交替的卷积层和池化层所提取到的特征进行整合并再次提取。全连接层的输入是将最后一个卷积层或者池化层的输出特征图展平为一维特征向量,再经加权求和并通过激活函数得到的,全连接层的运算过程表达式为

$$y^l = f \left( (\omega^l)^T x^{l-1} + b^l \right), \quad (6)$$

式中:  $y^l$  为  $l$  层的输出;  $\omega^l$  为权重矩阵;  $x^{l-1}$  为第  $l-1$  层的输出值;  $b^l$  为偏置项。

### 1.3 间接测量深度学习模型

尽管许多研究成果已表明基于 CNN 训练的回归模型可以深度挖掘数据中的隐藏特征,并在图像识别和目标检测方面有着出色的表现<sup>[12-15]</sup>,但其对于数据预测与映射关系构建方面的能力仍有待验证;

不过, CNN 在训练过程中也是将图像或视频处理成矩阵的形式,因此将图像或视频作为 CNN 的输入与将外部测点响应数据作为输入并无本质区别,考虑到由于池化层与卷积层的存在, CNN 有着相较于其他神经网络更强的特征提取能力,本文利用 CNN 构建卫星结构内部测点频域响应深度学习间接测量算法,其具体步骤如图 2 所示。

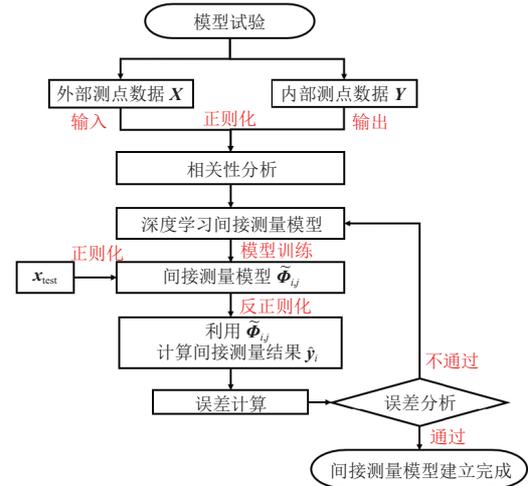


图 2 基于深度学习的内部测点响应间接测量算法框架  
Fig. 2 A deep-learning based algorithmic framework for indirect measurement of internal measurement point response

步骤 1: 通过动力学试验获得卫星结构的频域响应数据  $[X, Y]$ ,  $X \in \mathbf{R}^{k \times n}$  为外部测点的响应(输入),  $Y \in \mathbf{R}^{k \times n}$  为内部测点的响应(输出), 其中  $n$  表示训练样本长度,  $k$  为可测点的数量; 并将数据划分为训练集  $[x_{train}, y_{train}]$  与测试集  $[x_{test}, y_{test}]$ 。

步骤 2: 对获得的响应数据进行相关性分析, 选取与每个内部测点相关性较大的  $m$  个外部测点的响应数据进行输入与输出的划分  $[i_{n \times (m \times l)}, o_{n \times l}]$ ,  $l$  为内部测点数量(本文中  $m=10$ )。

步骤 3: 基于 CNN 构建用于训练频域响应间接测量模型的神经网络模型结构。

步骤 4: 根据步骤 2 划分的数据集对步骤 3 构建的神经网络模型进行训练, 得到内部测点频域响应的间接测量模型  $\tilde{\Phi}_{i,j}$ 。

步骤 5: 将用于测试的外部测点响应数据  $x_{test}$  输入到间接测量模型  $\tilde{\Phi}_{i,j}$  中, 并将计算结果进行反归一化处理, 得到间接测量结果数据  $\hat{y}_i$ ;

步骤 6: 为评估间接测量结果与实际测量结果

间的匹配程度, 引入曲线相关性的定义, 用于定量评估卫星结构内部测点频域响应间接测量模型  $\Phi_{i,j}$  的精度, 类似于模态判定准则(MAC), 对任意的频率点, 定义曲线形状相关系数

$$\chi_s(\omega_i) = \frac{|\{\mathbf{H}_x(\omega_i)\}^T \{\mathbf{H}_a(\omega_i)\}|^2}{(\{\mathbf{H}_x(\omega_i)\}^T \{\mathbf{H}_x(\omega_i)\})(\{\mathbf{H}_a(\omega_i)\}^T \{\mathbf{H}_a(\omega_i)\})}, \quad (7)$$

式中:  $\{\mathbf{H}_x(\omega_i)\}$ 、 $\{\mathbf{H}_a(\omega_i)\}$  分别为激励频率  $\omega_i$  处的直接测量和间接测量的频率向量。与 MAC 值相似,  $\chi_s(\omega_i)$  也在 0~1 之间变动, 当其值为 1 时表示完全相关; 但是该系数对于频响函数成比例的情况不敏感, 即只要  $\{\mathbf{H}_a(\omega_i)\} = \kappa \{\mathbf{H}_x(\omega_i)\}$  ( $\kappa$  为比例系数), 就会导致  $\chi_s(\omega_i) = 1$ 。

步骤 7: 根据模型精度评估结果, 调整步骤 3 中间接测量模型的超参数, 再依次进行步骤 4~6, 直到获得满足精度要求的结果。

## 2 基于卫星实测数据的间接测量方法验证

### 2.1 数据集和相关性分析

为研究所用间接测量方法在卫星结构检测中的可行性, 对生产线 I 型卫星结构进行了  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的正弦扫频模型振动试验, 提取测点处的加速度频域响应。在 I 型卫星结构表面(外部)选取了 102 个加速度测点, 在结构内部(内部)选取了 24 个加速度测点, 每个测点拥有  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的加速度响应数据通道。图 3 为振动方向为  $x$  方向、振动量级为 0.15g 的正弦扫频试验下某 2 个测点的加速度幅频特性曲线。

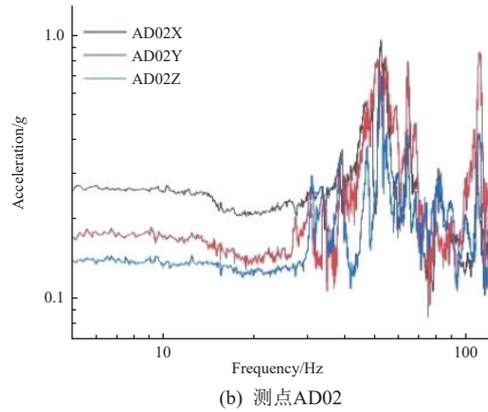
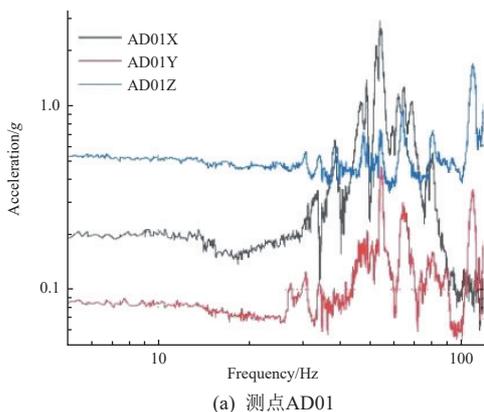


图 3 某 2 个测点的加速度幅频特性曲线(I 型卫星)  
Fig. 3 Curves of frequency characteristic of acceleration amplitude at two measurement points (satellite I)

由于生产线 I 型卫星的试验方案暂不成熟, 测点布局方案处于初步选取阶段, 为进一步验证所用间接测量方法的可行性与精度, 对拥有成熟测点布局方案的 II 型卫星结构进行了相同的试验, 提取测点处的加速度频域响应。在 II 型卫星结构表面(外部)选取了 54 个加速度测点, 在结构内部(内部)选取了 32 个加速度测点, 图 4 为振动方向为  $x$  方向、振动量级为 0.2g 的正弦扫频试验下某 2 个测点的加速度幅频特性曲线。

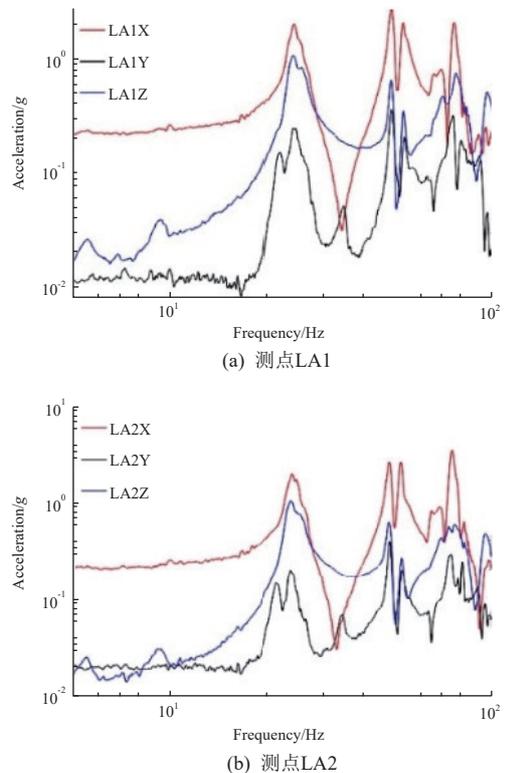


图 4 某 2 个测点的加速度幅频特性曲线(II 型卫星)  
Fig. 4 Curves of frequency characteristic of acceleration amplitude at two measurement points (satellite II)

由试验结果可以看出,无论是 I 型卫星还是 II 型卫星,各测点响应数据间存在着较强的非线性和测试噪声的影响。为了对内部测点响应进行高精度反演,首先通过皮尔逊相关性分析依次针对每个内部测点进行外部测点的选取研究。 $X$  与  $Y$  两者间的皮尔逊相关系数为

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X\sigma_Y}, \quad (8)$$

式中:  $\text{cov}(X, Y)$  为数据  $X$  与数据  $Y$  之间的协方差;  $\sigma_X$  和  $\sigma_Y$  分别为数据  $X$  与数据  $Y$  的标准差。以振动方向为  $x$  方向、振动量级为  $0.15g$  的正弦扫频试验为例,图 5 给出了内外部测点响应之间的相关性图谱,其中横坐标为外部测点数据,纵坐标为内部测点数据,图中第  $i$  行第  $j$  列代表第  $j$  个内部测点数据与第  $i$  个外部测点数据的相关性,其数值用颜色表示,当相关性从小到大( $\rho_{X,Y}$  从 0 到 1)时,颜色变化为从蓝到黄。根据相关性分析结果,针对每个内部测点,提取与其相关性最大的 10 个外部测点数据建立反演模型。

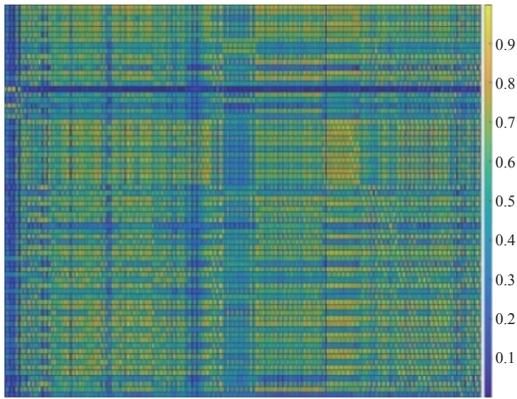


图 5 内外部测点响应相关性图谱  
Fig. 5 Correlation spectra of responses of internal and external measurement points

## 2.2 间接测量模型建立

针对 I 型卫星,建立其在振动方向为  $x$  方向、振动量级为  $0.15g$  的正弦扫频试验条件下的内部测点响应间接测量模型:共有 7 次正弦扫频试验数据用于间接测量模型的建立,选取前 6 次试验数据作为训练集与验证集,第 7 次试验数据作为测试集。

针对 II 型卫星,建立其在振动方向为  $x$  方向的正弦扫频试验条件下的内部测点响应间接测量模型:共有 3 次正弦扫频试验数据用于间接测量模型

的建立,其中振动量级为  $0.2g$  的试验数据 2 组,量级为  $0.6g$  的试验数据 1 组,选取第 1 组  $0.2g$  试验数据与  $0.6g$  试验数据分别作为训练集与验证集,第 2 组  $0.2g$  试验数据作为测试集。

针对每个内部测点,都建立一个间接测量模型用于测量该测点的加速度幅频曲线。其中,模型输入为所选取的 10 个外部测点响应数据,数据维度为 10;模型输出为内部测点响应,数据维度为 1。针对 I 型卫星 24 个内部测点的 72 个数据通道,共建立 72 个反演模型;针对 II 型卫星 32 个内部测点的 96 个数据通道,共建立 96 个反演模型。以 I 型卫星内部测点通道 AZ20X(AZ20 为测点编号, X 代表该数据为  $x$  方向的加速度幅频数据)为例,图 6 给出了深度学习模型的训练过程,可以看出,整个模型可以很快收敛到代价函数为 0 的程度,说明该模型的建立较为合理。

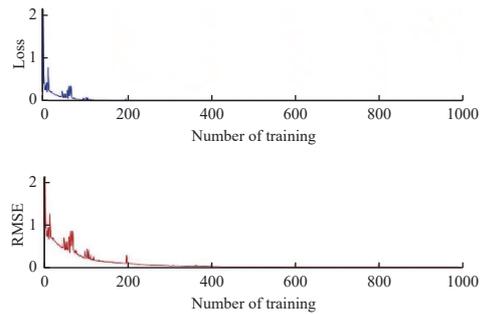
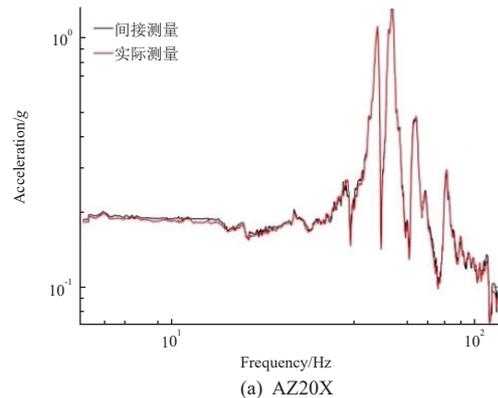


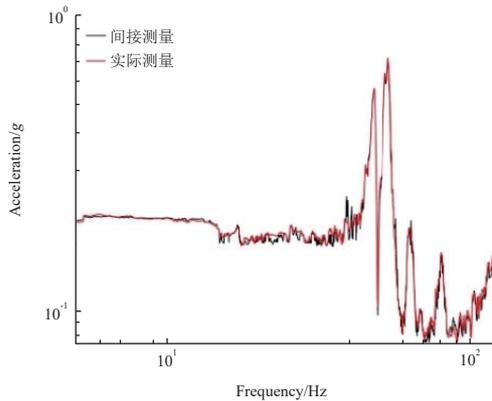
图 6 深度学习模型训练过程  
Fig. 6 Training process of the deep-learning based model

## 2.3 结果分析

图 7 和图 8 分别给出 I 型卫星测点通道 AZ20X、AZ21X 与 II 型卫星测点通道 LA1X、LA2X 的间接测量与实际测量结果对比。可以看出,间接测量的反演结果与实际测量结果基本一致,说明该模型预测结果较为准确。

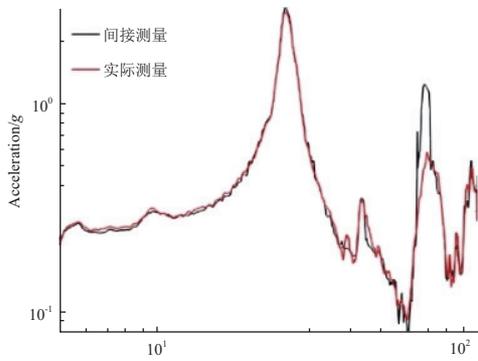


(a) AZ20X

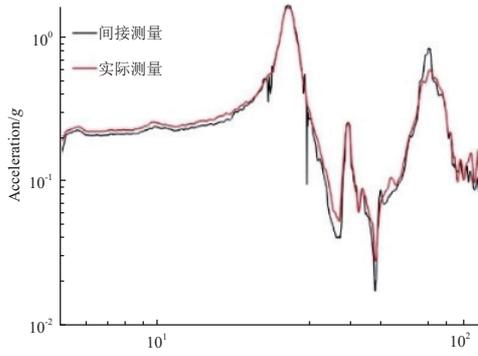


(b) AZ21X

图 7 间接测量与实际测量结果对比(I 型卫星)  
Fig. 7 Comparison between indirect measurement and actual measurement results (satellite I)



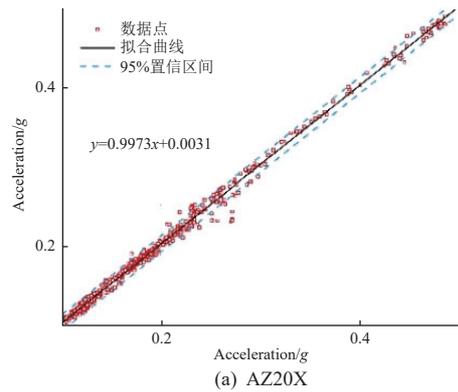
(a) LA1X



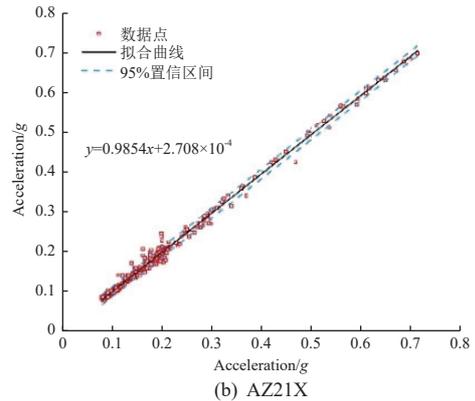
(b) LA2X

图 8 间接测量与实际测量结果对比(II 型卫星)  
Fig. 8 Comparison between indirect measurement and actual measurement results (satellite II)

同时, 图 9 与图 10 分别给出了 I 型卫星测点通道 AZ20X、AZ21X 以及 II 型卫星测点通道 LA1X、LA2X 的间接测量和实际测量结果对比及相关性。可以看出: I 型卫星两测点通道间接测量与实际测量结果的相关性分别达到 99% 和 98%; II 型卫星两测点通道间接测量与实际测量结果的相关性均达到 99%。

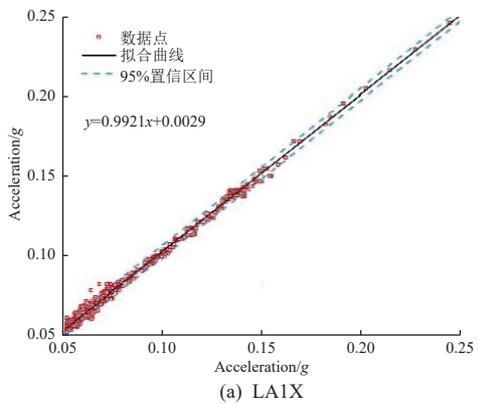


(a) AZ20X

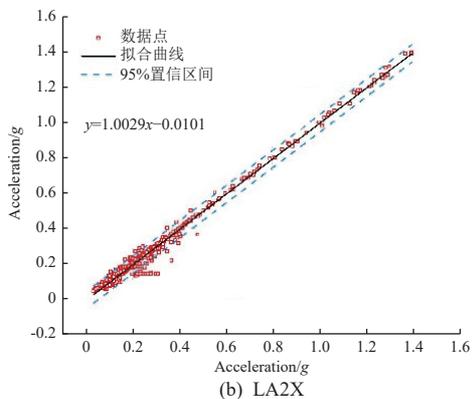


(b) AZ21X

图 9 间接测量与实际测量结果对比及相关性(I 型卫星)  
Fig. 9 Comparison and correlation of indirect and actual measurement results (satellite I)



(a) LA1X



(b) LA2X

图 10 间接测量与实际测量结果对比及相关性(II 型卫星)  
Fig. 10 Comparison and correlation of indirect and actual measurement results (satellite II)

若通道数据的间接测量与实际测量结果间曲线相关性大于 0.9, 则表明该通道满足间接测量的精度要求。I、II 型卫星间接测量数据的精度分析结果分别如图 11 与图 12 所示, 图中黄色为未满足精度要求的通道, 蓝色为满足精度要求的通道。

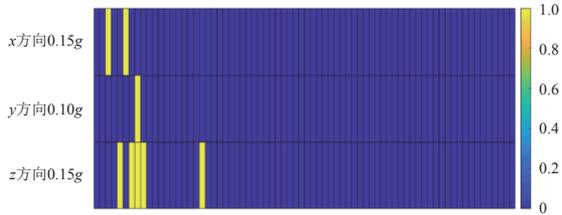


图 11 I 型卫星间接测量数据精度分析结果

Fig. 11 Precision analysis results of indirect measurement data for satellite I

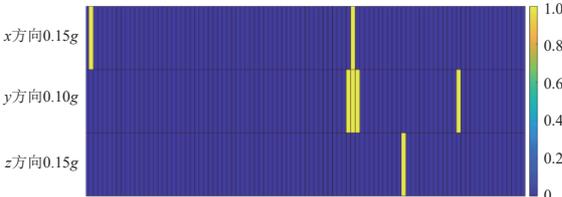


图 12 II 型卫星间接测量数据精度分析结果

Fig. 12 Precision analysis results of indirect measurement data for satellite II

由图 11 可以看出, 对于 I 型卫星,  $x$  方向、0.15g 正弦扫频试验有 2 个测点通道(AD01Z、AD02Z)未满足精度要求;  $y$  方向、0.10g 正弦扫频试验有 1 个测点通道(AD03X)未满足精度要求;  $z$  方向、0.15g 正弦扫频试验有 5 个测点通道(AD02Y、AD03X、AD03Y、AD03Z、AG04X)未满足精度要求。归纳最终结果为: 有 4 个内部测点(AD01、AD02、AD03、AG04)的间接测量结果未满足精度要求, 而其余 20 个内部测点均满足精度要求, 内部测点间接测量的成功率为 83.3%。

由图 12 可以看出, 对于 II 型卫星,  $x$  方向正弦扫频试验有 4 个测点通道(LA1Y、LA11Y、PA11Y、PA11Z)未满足精度要求;  $y$  方向正弦扫频试验有 4 个测点通道(PA11X、PA11Y、PA11Z、PA21X)未满足精度要求;  $z$  方向正弦扫频试验有 1 个测点通道(PA17X)未满足精度要求。归纳最终结果为: 有 5 个内部测点(LA1、LA11、PA11、PA17、PA21)的间接测量结果未满足精度要求, 而其余 22 个内部测点均满足精度要求, 内部测点间接测量的成功率为 81.5%。

若只考虑主振方向或考虑所有方向, I 型卫星与 II 型卫星的间接测量精度分析结果分别如图 13 与图 14 所示。

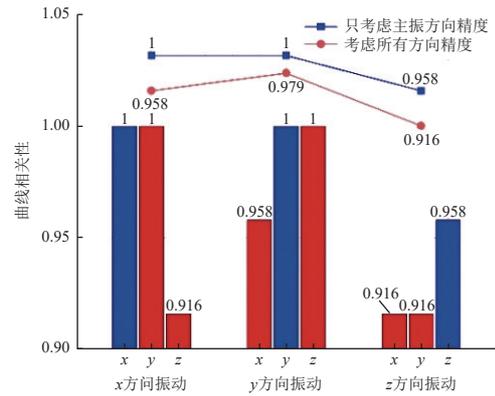


图 13 只考虑主振方向与考虑所有方向的间接测量精度对比(I 型卫星)

Fig. 13 Comparison among indirect measurement accuracy in main vibration direction only and in all directions (satellite I)

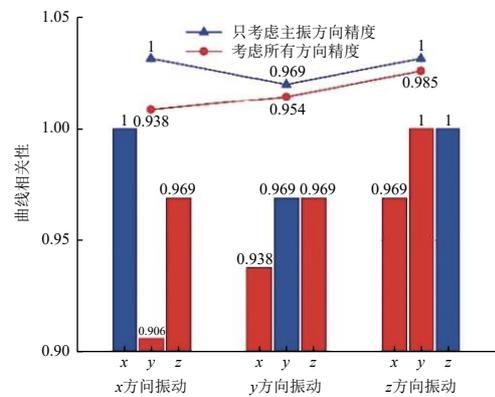


图 14 只考虑主振方向与考虑所有方向的间接测量精度对比(II 型卫星)

Fig. 14 Comparison among indirect measurement accuracy in main vibration direction only and in all directions (satellite II)

由图 13 可以看到, 当将主振方向与非主振方向的间接测量结果都纳入精度评估范围时, I 型卫星  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三种振动方向试验的精度分别为 95.8%、97.9% 和 91.6%, 内部测点间接测量总体精度为 83.3%。当只考虑主振动方向的间接测量结果时,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三种振动方向试验的精度分别为 100%、100% 和 95.8%, 内部测点间接测量总体精度为 95.8%。

由图 14 可以看到, 当将主振方向与非主振方向的间接测量结果都纳入精度评估范围时, II 型卫星  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三种振动方向试验的精度分别为 93.8%、95.4% 和 98.5%, 内部测点间接测量总体精度为 81.5%。当只考虑主振动方向的间接测量结果时,  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三种振动方向试验的精度分别为 100%、96.9% 和 100%, 内部测点间接测量总体精度为 96.9%。

### 3 结束语

本文针对生产线卫星力学试验步骤烦琐且内部结构响应测量困难,无法满足卫星脉动式快速生产需求的问题,提出使用深度学习方法建立结构外部响应与内部响应间的映射关系模型,通过外部可测的响应对内部响应进行间接测量。为验证所建立模型的合理性和精度,对生产线 I 型卫星与成熟的 II 型卫星进行了  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向的正弦扫频振动试验,获得了内外部测点的加速度频域响应数据;数据分析显示,当只考虑主振方向间接测量结果时,两种型号卫星的间接测量总体精度分别达到了 95.8% 与 96.9%,表明本文所提出的间接测量方法具有较高的可行性与精度,可推广应用于结构的优化设计、减振隔振设计和结构健康监测等诸多领域,具有广阔的工程应用前景。

受限于大量级试验数据量上的缺乏,文中给出的间接测量例证针对的是小量级卫星动力学试验。待积累相同或相似卫星结构的大量级动力学试验数据后,会考虑构建大量级试验的间接测量模型。

#### 参考文献 (References)

- [1] 金恂叔. 航天器动力学环境试验的发展概况和趋势[J]. *航天器环境工程*, 2003, 20(2): 15-21  
JIN X S. The development status and trends of spacecraft dynamic environment testing[J]. *Spacecraft Environment Engineering*, 2003, 20(2): 15-21
- [2] ZHAN J W, YOU J J, KONG X, et al. An indirect bridge frequency identification method using dynamic responses of high-speed railway vehicles[J]. *Engineering Structures*, 2021, 243: 112694
- [3] LI Y J, LI W, LIU H W, et al. Indirect load measurements for large floating horizontal-axis tidal current turbines[J]. *Ocean Engineering*, 2020, 198: 106945
- [4] ZHANG C, QIN J, YANG Q C, et al. Indirect measurement method of inner wall temperature of scramjet with a state observer[J]. *Acta Astronautica*, 2015, 115: 330-337
- [5] 杜建建, 潘贤德, 刘天一. 航空发动机角接触球轴承轴向力间接测量方法[J]. *航空学报*, 2022, 43(9): 184-191  
DU J J, PAN X D, LIU T Y. Indirect measurement method of axial load of aero-engine angular contact ball bearing[J]. *Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica*, 2022, 43(9): 184-191
- [6] NAGI J, DUCATELLE F, CARO G, et al. Max-pooling convolutional neural networks for vision-based hand gesture recognition[C]//2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). Kuala Lumpur, Malaysia, 2011
- [7] BAGGA P J, MAKHESANA M A, PATEL H D, et al. Indirect method of tool wear measurement and prediction using ANN network in machining process[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2021, 44: 1549-1554
- [8] 周聪, 朱新坚, 邵孟. 基于改进 BP 神经网络的甲醇浓度间接测量方法[J]. *电源技术*, 2016, 40(1): 89-93
- [9] 马兴瑞, 韩增尧, 邹元杰. 航天器力学环境分析与条件设计研究进展[J]. *宇航学报*, 2012, 33(1): 1-12  
MA X R, HAN Z Y, ZOU Y J. Advances in mechanical environment analysis and conditional design of spacecraft[J]. *Journal of Astronautics*, 2012, 33(1): 1-12
- [10] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324
- [11] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2012, 15: 315-323
- [12] PISE A A, ALQAHTANI M A, VERMA P, et al. Methods for facial expression recognition with applications in challenging situations[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022: 9261438
- [13] 李世晓, 杜锦华, 龙云. 基于一维卷积神经网络的机电作动器故障诊断[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(增刊 1): 62-73  
LI S X, DU J H, LONG Y. Fault diagnosis of electromechanical actuators based on one-dimensional convolutional neural network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(Sup 1): 62-73
- [14] 王琦, 邓林峰, 赵荣珍. 基于改进一维卷积神经网络的滚动轴承故障识别[J]. *振动与冲击*, 2022, 41(3): 216-223  
WANG Q, DENG L F, ZHAO R Z. Fault recognition of rolling bearing based on improved 1D convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2022, 41(3): 216-223
- [15] 李恒, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于短时傅里叶变换和卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2018, 37(19): 124-131  
LI H, ZHANG Q, QIN X R, et al. Fault diagnosis method for rolling bearings based on short-time Fourier transform and convolutional neural network[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(19): 124-131

(编辑: 张艳艳)

一作简介: 彭瑾坤, 研究方向为航天结构智能化安全运维、控制、优化设计。

\*通信作者: 武文华, 教授, 研究方向为深水海洋结构健康监测和航天结构智能化安全运维、控制、优化设计等。