

# 地震作用下变压器套管结构实时损伤识别\*

陆军, 郭小农, 朱旺, 谢强

(同济大学土木工程学院 上海, 200092)

**摘要** 为了研究特高压(ultra-high voltage, 简称UHV)变压器套管在地震作用下的结构损伤实时识别方法, 首先, 将结构加速度响应进行高通滤波后通过连续小波变换得到滤波尺度图, 并将其作为判定套管损伤的特征; 其次, 通过有限元计算了不同损伤工况下套管的加速度响应, 将其作为训练数据输入卷积神经网络(convolutional neural network, 简称CNN)进行训练; 最后, 通过振动台试验验证了该方法的准确性。结果表明: 该方法抗噪性能优异且识别较为精准; 地震作用下套管结构损伤所导致的加速度响应异常高频信息可以作为损伤判定依据; 套管单处结构损伤信息在不同位置的采样信号中均有体现, 使用训练完成的神经网络进行识别时无需未损伤结构响应进行对比, 可实现对地震造成的特高压套管结构损伤进行快速识别判定。

**关键词** 地震响应; 卷积神经网络; 损伤识别; 振动台试验; 特高压变压器套管

**中图分类号** TU317; TM403

## 引言

电力系统是国民生活以及社会稳定发展的最基础保障。我国西南地区自然资源丰富, 是“西电东送”基本战略中的电力输送起点, 但也密集分布着大量地震带, 因此我国的电网基础设施面临着严重的地震灾害威胁<sup>[1]</sup>。地震作用不仅会造成电力设备整体性破坏, 还可能使设备在剧烈振动响应下产生结构性局部损伤<sup>[2]</sup>。由于变电站内设备数量庞大, 地震发生后短时间内通过人工排查发生局部损伤的设备难度较大, 不利于震后快速复电检修工作的开展。因此, 若能将结构健康监测技术运用于关键电力设备, 实现设备的结构状态监测与实时损伤识别, 在地震发生后及时获得相关设备的损伤信息, 将大大提升变电站的抗震性能。电力设备的结构特征以及损伤识别有别于传统健康监测的服务对象, 其单体设备的结构形式相对简单, 但是受限于设备本身的电气功能要求, 监测点布设不宜复杂繁多, 且对于损伤识别的实时性和准确性要求更高。

为实现实时损伤识别, 应采用结构在地震作用下的实测动力响应作为识别数据来源。发生损伤的结构地震响应为非平稳时变信号, 对于时变结构的响应, 其瞬时特征是实现损伤识别的关键<sup>[3]</sup>。小波变换(wavelet transform, 简称WT)是损伤识别领域

的经典算法, 其利用小波函数的平移与伸缩, 可以同时获取信号的频率与时间信息, 非常适合处理非平稳信号<sup>[4-5]</sup>。Ma等<sup>[6]</sup>基于小波变换提出了一种梁结构损伤识别方法, 能够对梁结构的损伤进行定位并确定损伤程度。Janeliukstis等<sup>[7]</sup>提出了一种二维小波变换算法, 可对板结构的损伤区域进行识别。王鹏等<sup>[8]</sup>采用自适应二代小波变换实现了水电设备过流部件的裂纹识别。通过小波变换可以得到信号的时频域特征, 如何将时频域特征转化为精准的损伤指标是损伤识别的重点。深度学习由于其良好的数据包容性以及较高的准确性, 在目前的损伤识别领域获得了青睐。

利用深度学习进行结构损伤识别时, 根据结构在不同损伤发生状态、不同损伤出现部位以及不同程度损伤的响应, 通过提取损伤特征, 选择对结构损伤较为灵敏的指标作为数据集输入网络进行训练, 训练完毕后即可得到能够识别损伤结果的神经网络模型。卷积神经网络作为深度学习的重要基础, 在损伤识别领域得到广泛应用。Abdeljaber等<sup>[9]</sup>基于一维卷积神经网络, 提出了一种基于振动信号的实时在线损伤检测方法。李书进等<sup>[10]</sup>研究了卷积神经网络的损伤识别效率, 认为使用信号变换后的频域数据能够使收敛更快更稳定。骆勇鹏等<sup>[11]</sup>基于卷积神经网络, 提出了将单传感器信号转换为格拉姆角

\* 国家自然科学基金资助项目(51878508)

收稿日期: 2022-07-12; 修回日期: 2022-09-25

场二维图像并输入CNN进行结构损伤识别的方法。董绍江等<sup>[12]</sup>提出了一种改进的抗干扰卷积神经网络,实现了对变负载滚动轴承的损伤识别。大量研究表明,CNN在结构实时损伤识别方面有较强的潜力和运用价值。

笔者选取变电站中地震易损性较高的变压器套管为研究对象,建立有限元模型并计算了在地震作用下套管发生不同损伤情况的加速度响应,利用连续小波变换得到结构加速度响应的滤波尺度时频图作为训练数据集,输入卷积神经网络进行训练,并通过套管振动台试验数据对训练所得网络的识别准确性进行了验证。

## 1 有限元模拟与损伤特征

### 1.1 特高压套管建模与计算

特高压变压器套管通过连接法兰安装于变压器箱体升高座上,可近似为细长悬臂结构,其质量大、重心高,套管顶部安装均压环。特高压变压器套管结构示意图如图1所示。变压器箱体由于自身刚度较大,在地震作用中可近似为刚体,将地震作用以一定放大系数传递至套管根部。

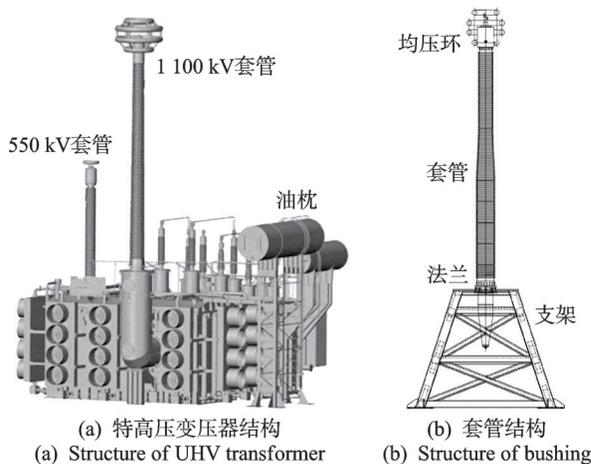


图1 特高压变压器套管结构示意图

Fig.1 Structural diagram of UHV transformer bushing

特高压套管有限元模型如图2所示。在建模过程中对套管结构进行了简化,简化后的有限元模型如图2(a)所示。在有限元模型中,顶部均压环整体质量相对于套管质量较小,与套管顶部固接。套管部分高为10 m,自底部边界位置向上每隔1 m设置一处数据采集点,自下而上编号依次定义为1~10。以数据采集点为边界,整个套管被划分为10个单元,相邻两个数据点之间为一段单元,自下向上每段

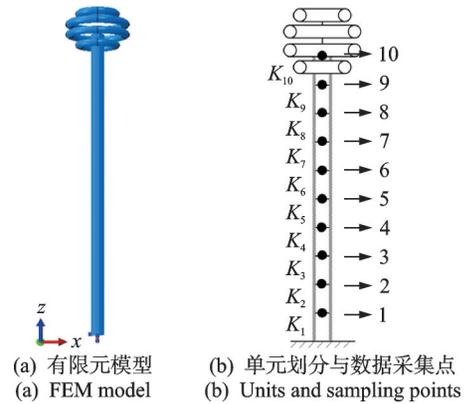


图2 特高压套管有限元模型

Fig.2 Finite element model of UHV transformer bushing

单元的抗弯刚度依次定义为 $K_1 \sim K_{10}$ 。套管单元划分与响应数据采集点分布如图2(b)所示。

结构发生损伤后,损伤位置的质量几乎不会改变,损伤对于结构动力响应最直接的影响在于损伤的出现会使得损伤部分的结构刚度减小,进而导致动力响应发生变化<sup>[13]</sup>。在有限元计算中,采用赋予部件与温度荷载相关的弹性模量,并给整体模型施加温度荷载,以模拟在地震作用过程中结构突然发生损伤的情况。为了充分考虑实际工程中特高压套管在地震作用下可能出现的损伤情况,在进行有限元时程计算时,对有限元套管模型分别设定5种不同的损伤工况。

有限元模拟工况见表1。其中:工况1中套管未发生损伤,是其余损伤工况的对照组;工况2根据套管类设备的历史震害情况,假定接近套管根部的第3单元在指定时刻第10 s时发生损伤,第3单元损伤后刚度折减为初始刚度的80%;工况3模拟了轻微损伤情况,假定第3单元在第10 s时发生损伤,刚度仅折减为初始刚度的95%;工况4模拟在单次地震中结构相同位置发生2次损伤的情况,假定在第10 s时第3单元初次损伤,刚度折减为初始刚度的80%,在第20 s时第3单元再次发生损伤,刚度折减

表1 有限元模拟工况

Tab.1 Test scenarios of finite element simulation

工况	损伤情况
1	未损伤
2	$t=10\text{ s}$ 时, $K_3$ 折减为原刚度的80%
3	$t=10\text{ s}$ 时, $K_3$ 折减为原刚度的95%
4	$t=10\text{ s}$ 时, $K_3$ 折减为原刚度的80%, $t=20\text{ s}$ 时, $K_3$ 再次折减为原刚度的70%
5	$t=10\text{ s}$ 时, $K_3$ 折减为原刚度的80%, $t=20\text{ s}$ 时, $K_6$ 折减为原刚度的80%

为初始刚度的70%;工况5模拟在单次地震中结构不同位置相继发生损伤的情况,假定在第10 s时第3单元首先发生损伤,刚度折减为初始刚度的80%,接着在第20 s时第6单元也发生损伤,刚度折减为初始刚度的80%。

考虑实际变电站所在场地条件有所不同,根据太平洋地震工程研究中心地震动数据库中地下30 m深处等效剪切波速的大小<sup>[14]</sup>,选取了10组不同场地类型与峰值地面加速度(peak ground acceleration,简称PGA)的实际地震动记录,输入有限元模型进行时程计算。变电站建设时一般多选择在第Ⅱ类场地,因此选择Ⅱ类场地6组地震动记录,Ⅰ类和Ⅲ类场地各2组地震动记录。因为第Ⅳ类场地条件恶劣,不适合工程建设,因此本计算不作考虑。10组地震记录震级分布在5~7级,峰值加速度在0.007g~0.75g之间。地震动信息如表2所示。由于套管为轴心对称结构,在地震作用下扭转效应可以忽略不计,因此在计算时仅采用水平单向输入,地震动输入方向为x向。

表2 地震动信息

Tab.2 Information of ground motions

编号	震源	震级	PGA/g
RSN21	Imperial Valley	5.4	0.044 0
RSN3	Humbolt Bay	5.8	0.041 0
RSN8136	Christchurch	6.2	0.200 0
RSN316	Westmorland	5.9	0.190 0
RSN639	Whittier Narrows	6.0	0.410 0
RSN1004	Northridge	6.7	0.750 0
RSN240	Mammoth Lakes	5.7	0.480 0
RSN753	Loma Prieta	6.9	0.500 0
RSN67	San Fernando	6.6	0.008 8
RSN387	Coalinga	5.1	0.006 6

## 1.2 连续小波变换

对于连续时间信号 $x(t) \in L^2(R)$ ,其连续小波变换可表示为

$$C(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中: $\tau$ 为平移因子; $a$ 为尺度因子; $\bar{\psi}_{\tau,a}(t)$ 为小波基函数 $\psi(t)$ 经过平移、伸缩后得到的小波序列的复共轭函数。

连续小波变换可以将时域信号转换到尺度域,将尺度域转换为频域的计算式<sup>[15]</sup>为

$$F_a = F_c/a \quad (2)$$

其中: $F_c$ 为小波中心频率; $F_a$ 为尺度 $a$ 对应的信号实际频率。

在地震作用下发生损伤的结构响应信号具有较强的信号幅值时变性与频率时变性,因此采用广义Morse小波作为小波基函数,其是完全解析且对称的,不会出现负频率泄露问题,比较适合用于瞬时频率识别<sup>[16]</sup>。广义Morse小波的频域定义为

$$\psi_{P,\gamma}(\omega) = U(\omega) a_{P,\gamma} \omega^\gamma e^{-\omega^\gamma} \quad (3)$$

其中: $U(\omega)$ 为阶跃函数; $a_{P,\gamma}$ 为一个标准化常数; $P^2$ 为时间带宽乘积; $\gamma$ 为对称性参数。

时间带宽乘积越大,小波在时域越分散,反之则在频域上越窄。为了得到较为精准的频域特征,本研究的小波参数 $P^2$ 取60。此外,当 $\gamma=3$ 时,广义Morse小波与高斯函数相近,具有较高的时频分辨率,因此 $\gamma$ 大小取为3。

## 1.3 响应信号损伤特征

### 1.3.1 套管地震响应尺度图

选定10组地震动输入套管有限元模型进行时程计算,按照表1所列工况计算出套管地震响应。以地震动RSN387作用下的结果为例,提取套管加速度响应,通过连续小波变换绘制出如图3所示的套管加速度响应尺度图。

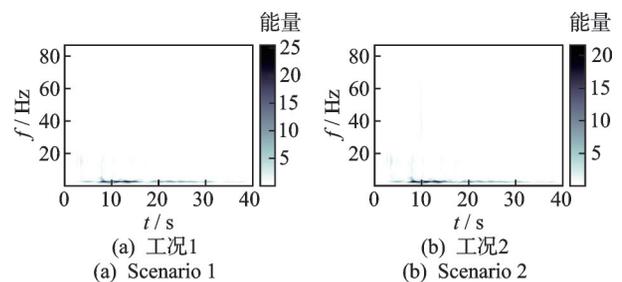


图3 套管加速度响应尺度图

Fig.3 Scalograms of bushing acceleration response

由图3(a)可以看出,工况1套管结构未发生损伤,结构加速度响应的频率成分主要分布在20 Hz以下,其中3 Hz左右的频率成分占比最大。对套管模型进行模态分析,其前2阶自振频率分别为2.50和15.58 Hz,可见尺度图信息与模态分析结果一致。因此,无损结构加速度响应的频率成分主要由结构前2阶自振频率决定。

工况2设定结构第3单元在10 s时发生损伤,由图3(b)可以看出,在第10 s左右,尺度图中出现了1条瞬时高频带,其频率范围远超结构的自振基频,瞬

时高频带是由于结构突然发生损伤而产生的。

通过对比10组地震动作用下5种工况所得全部加速度响应的尺度图,发现预设损伤工况的加速度尺度图中绝大部分均出现了异常高频带,只有少数尺度图中的瞬时高频带特征不够清晰;而工况1未损伤情况下所有加速度响应尺度图中均未出现此特征。这一结果表明,可以选定加速度响应尺度图中的瞬时高频带作为判定套管结构是否损伤的依据。

### 1.3.2 滤波尺度图

为使选定的损伤识别特征在尺度图中更明显,提高卷积神经网络的训练效率,采用高通滤波预先滤除信号中包含的结构基本振型对应的频率成分后,再对滤波信号进行连续小波变换绘制其尺度图像。由于变电站中主要设备的主振频率基本在30 Hz以下,当结构基频超过33 Hz之后就可以将结构视为刚体<sup>[17]</sup>。根据Nyquist采样定理,常见结构加速度传感器能够采集到128 Hz及以上的频率信息,因此选定50 Hz作为滤波器阈值对设备的加速度响应信号进行高通滤波,以得到更清晰的异常高频信息。

以地震动RSN387作用下的结果为例,工况1与工况2套管数据采集点1处的套管加速度响应滤波尺度图见图4。由图4(a)可以看出,无损工况下结构加速度响应经过高通滤波后,尺度图中只剩下幅值较小且较为均匀分布的高频噪声。由图4(b)可以看出,工况2所对应的结构同一位置处加速度响应信号滤波尺度图中只剩下10 s处1条清晰的瞬时高频带,与图4(a)滤波尺度图有着截然不同的特征。由此可见,高通滤波之后的信号尺度图能够更加清晰地反应结构响应中的损伤信息。

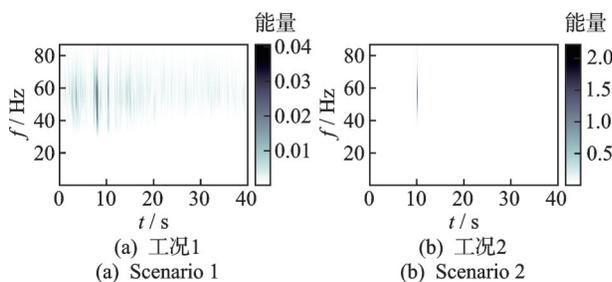


图4 套管加速度响应滤波尺度图

Fig.4 Filtered scalograms of bushing acceleration response

对10组地震动作用下其余损伤工况套管各数据采集点的加速度响应分别绘制滤波尺度图,结果表明,在工况预设的损伤时刻,套管全部10处数据采集点的加速度响应滤波尺度图中均出现对应的瞬时高频带。此结果表明:由于特高压套管在震作用下某一位置出现结构损伤而导致的加速度响应

常瞬时高频信息,从结构其余位置的加速度响应滤波尺度图中均能体现出来;经过滤波后的加速度响应尺度图对损伤较为敏感,即使是工况3设定的轻微损伤情况,也能得到较为清晰的损伤特征。

## 2 损伤识别网络

### 2.1 迁移学习与卷积神经网络

迁移学习是指将预先训练好的神经网络模型中的参数迁移到新的模型中,以帮助新模型更快速高效地进行训练。在深度学习领域,要训练得到精确且可用度高的深度模型,需要海量的数据输入进行训练,然而在解决实际问题的过程中,大多数情况下都不具备大批量原始数据条件,因此需要使用迁移学习来解决问题。

卷积神经网络主体结构由卷积层、池化层及全连接层组成,适合处理多维数组数据。卷积神经网络模型如图5所示。卷积神经网络采用了局部连接、权重共享以及下采样等方式降低了模型参数数量,以提高反向传播神经网络的训练性能。对于平移、缩放和旋转不变的观测数据,卷积神经网络能够提取其显著特征,因此被广泛应用于图像处理、人脸识别以及语音识别等领域。常见的卷积神经网络有AlexNet, VGGNet, ResNet和GoogLeNet等,笔者选择GoogLeNet作为预训练网络。

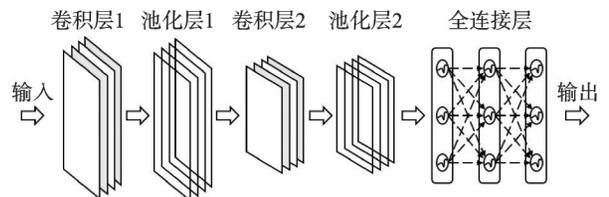


图5 卷积神经网络模型

Fig.5 Convolutional neural network model

### 2.2 训练与测试

#### 2.2.1 训练数据集与测试数据集

迁移学习所选用的数据来源为有限元计算得到的加速度时程响应结果,将10组地震动输入,共500组加速度时程响应数据,绘制出500张滤波尺度时频图像。为了提高训练效率,绘制信号尺度图时直接将矩阵转化为颜色图,实际用作训练和测试的图像取消了坐标轴,只保留数据区。

在全部数据中,工况1计算所得100张时频图像为未损伤结构的滤波时频图,设置标签为

“Healthy”;其余工况计算所得 400 张时频图像为损伤结构的滤波时频图,设置标签为“Damaged”。将 2 类标签对应的数据按照 8:2 的数量比随机分为训练数据集和测试数据集。

### 2.2.2 网络参数调整

GoogLeNet 网络要求输入数据为  $224 \times 224 \times 3$  大小的红绿蓝三色通道图像,在得到原始加速度响应信号的时频图像后,需要对图像大小和格式进行调整与变换,以达到 GoogLeNet 网络的输入要求。

加载完预训练网络之后,需要对 GoogLeNet 网络参数进行调整。GoogLeNet 可以实现 1 000 种图像的分类任务,对基于加速度信号尺度图的损伤识别问题,输出类仅有 2 类,预训练网络的功能明显过剩。将 GoogLeNet 中的全连接层“loss3-classifier”替换为新的全连接层,将滤波器数量更改为时频图类别的数量 2;将网络中的最终丢弃层“pool5-drop\_7x7\_s1”替换为概率为 0.6 的丢弃层,目的是防止过拟合现象出现;将分类层“output”替换为没有类标签的新分类层,输出类标签会在训练时由网络自动设置。

训练过程的相关参数通过调试对比选择最佳训练效果参数组合,调整主要包括:最大训练轮次设为 20,以允许基于训练数据对网络进行 20 轮训练;最小分批处理数量为 15,指示网络 1 次分析 15 个训练信号;初始学习率设为  $1 \times 10^{-4}$ ;验证频率设为 10。

### 2.2.3 训练过程与测试结果

本次迁移学习的训练进度见图 6。由图 6(a)可以看出,随着迭代次数的增加,网络的验证准确率稳步上升,在迭代末段准确率已达到 100%。在深度学习过程中,损失函数用于评估模型的预测值与真实值的不一致程度。损失函数值越小,代表模型的鲁棒性越好。事实上,神经网络的训练就是最小化损失函数的过程,是损失函数指导网络的学习。由图 6(b)可以看出,损失函数随迭代次数的增加显著减小,在前 40 次迭代过程中损失函数降低较为明显,呈现出直线下降的趋势。40 次迭代之后虽然损失降低趋势变缓,但也在稳步下降,最终网络的损失函数趋近为 0。

训练与测试全部结束之后,绘制测试数据的验证结果混淆矩阵,如图 7 所示。对于测试数据集中的无损结构响应和损伤结构响应,训练所得网络均能够做出精准判断,测试数据集的最终验证准确率为 100%。

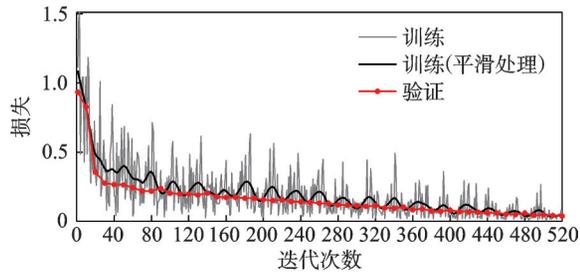
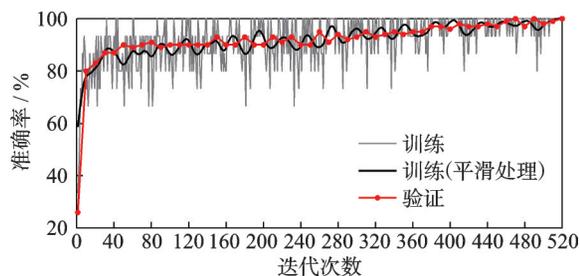


图 6 训练进度

Fig.6 Training progress

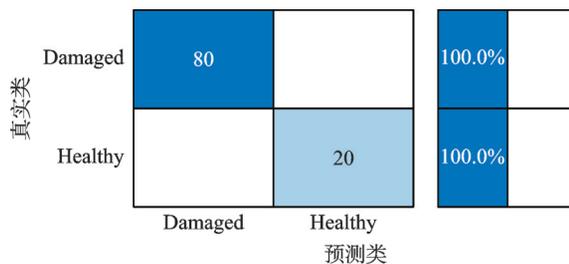


图 7 验证结果混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix of verified result

## 3 振动台试验验证

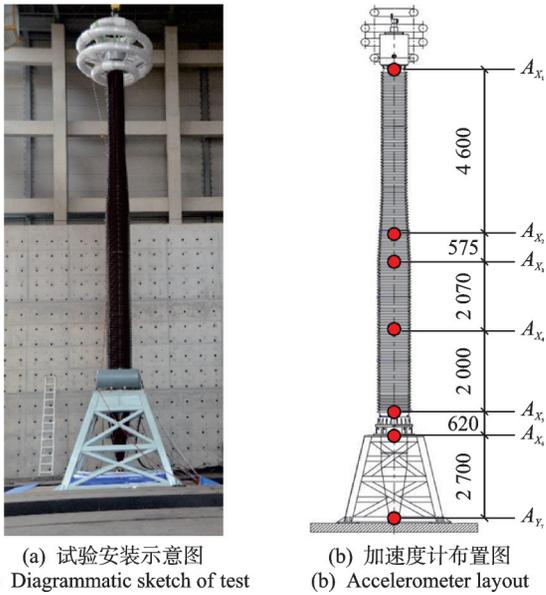
### 3.1 振动台试验介绍

#### 3.1.1 特高压变压器套管振动台试验

1 100 kV 特高压套管振动台试验安装示意图如图 8 所示。套管结构见图 8(a),主要由均压环、油枕、空气侧套管、金属法兰以及油侧套管组成。套管全长为 13.3 m,总质量为 7 135 kg。空气侧套管内部为浸没于绝缘油中的导电杆,末端连接油枕和均压环。试验按照规范要求将变压器套管安装在定制刚性支架上,通过金属法兰将特高压套管固定于支架顶板,试件竖向安装。

1 100 kV 特高压套管振动台试验工况如表 3 所示。台面单向输入地震动,其中  $x$  方向为主震方向,即台面地震动加速度输入方向。主震方向加速度计布置方案见图 8(b)。

试验进行到工况 4 时,套管开始振动约 6 s 后,



(a) 试验安装示意图 (b) 加速度计布置图  
(a) Diagrammatic sketch of test (b) Accelerometer layout

图8 1 100 kV 特高压套管振动台试验安装示意图  
(单位:mm)

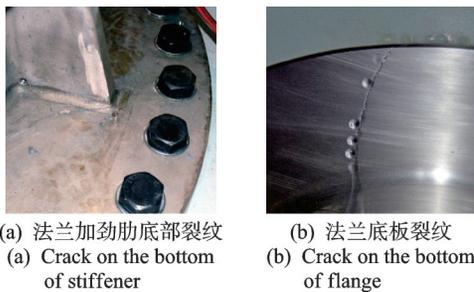
Fig.8 Diagrammatic sketch of 1 100 kV UHV bushing test  
(unit: mm)

表3 1 100 kV 特高压套管振动台试验工况

Tab.3 Test scenarios of 1 100 kV UHV bushing test

工况	台面输入	目标峰值/g
1	白噪声	0.07
2	人工波	0.15
3	白噪声	0.07
4	人工波	0.60
5	白噪声	0.07

试验现场听到套管发出脆断声响,然后法兰位置出现漏油迹象。工况4结束后,检查试件发现套管金属法兰处发生开裂,裂纹沿着加劲肋底部发展,贯穿法兰底板,一直延伸至套管内部,套管内部绝缘油从裂纹处严重泄漏。金属法兰裂纹如图9所示。



(a) 法兰加劲肋底部裂纹 (b) 法兰底板裂纹  
(a) Crack on the bottom of stiffener (b) Crack on the bottom of flange

图9 金属法兰裂纹

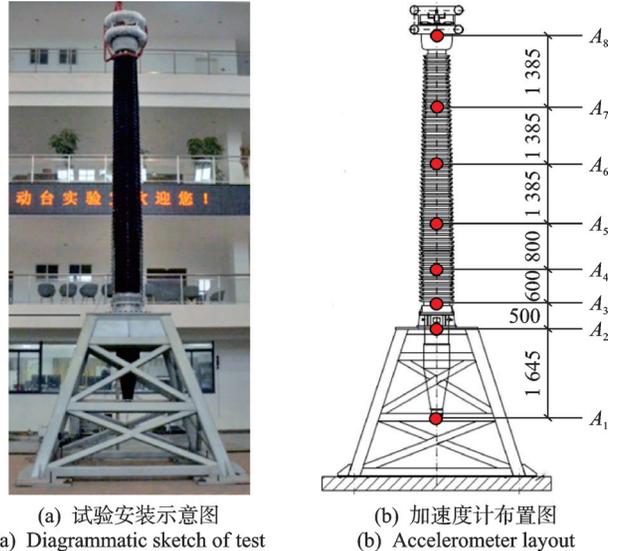
Fig.9 Crack of metal flange

3.1.2 油纸电容式变压器套管振动台试验

550 kV 超高压(extra-high voltage,简称EHV)套管振动台试验安装示意图如图10所示。本次试

验对象为某型550 kV油纸电容式变压器套管,套管总高度约为7.7 m,总重量约为1 870 kg。本次试验安装图见图10(a),变压器套管竖向安装在刚性支架上,套管与支架、支架与振动台面均为固定连接。

550 kV超高压套管振动台试验工况见表4。台面三向地震动输入, $x$ 、 $y$ 和 $z$ 向输入加速度峰值比为1:1:0.5。加速度计布置方案如图10(b)所示。



(a) 试验安装示意图 (b) 加速度计布置图  
(a) Diagrammatic sketch of test (b) Accelerometer layout

图10 550 kV 超高压套管振动台试验安装示意图  
(单位:mm)

Fig.10 Diagrammatic sketch of 550 kV EHV bushing test  
(unit: mm)

表4 550 kV 超高压套管振动台试验工况

Tab.4 Test scenarios of 550 kV EHV bushing test

工况	台面输入	目标峰值/g
1	白噪声	0.05~0.08
2	人工波	0.15
3	白噪声	0.05~0.08
4	人工波	0.3
5	白噪声	0.05~0.08
6	人工波	0.6
7	白噪声	0.05~0.08

试验工况6进行到29 s左右,套管内部传出异常响声,但是套管结构外观并未见有明显破坏现象,套管振动响应正常。与1 100 kV套管振动台试验情况不同,工况6结束后,对套管进行外观检查未发现明显外部损伤,但是根据白噪声扫频结果,在工况6之前套管结构的 $x$ 向和 $y$ 向的一阶自振频率分别为4.31和4.14 Hz,工况6之后 $x$ 向和 $y$ 向的一阶自振频率减小为4.09和3.83 Hz。试验后套管自振频率减小说明套管结构在工况6进行过程中发生了局

部损伤,此处损伤位于套管内部,所以单从外观特征无法准确探查。

### 3.2 试验数据验证结果

2次振动台试验特高压套管均出现了结构损伤,试验结束后分别提取2次试验中无损工况和损伤工况的加速度响应数据,绘制滤波尺度图,并将其输入训练后的卷积神经网络,验证本研究所提出的损伤识别方法的准确性。

首先,提取1100 kV套管振动台试验工况2与工况4主震方向7组加速度传感器记录下的套管响应数据,绘制对应的滤波尺度图,将14张图片输入训练所得网络。1100 kV套管试验识别混淆矩阵如图11所示。可以看出,只有无损工况的1组数据识别错误,其余13组数据均能准确识别,总体识别准确率为92.9%。



图11 1100 kV套管试验识别混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix of 1100 kV bushing identification

提取550 kV套管振动台试验工况4与工况6的8组加速度传感器记录下的套管x方向加速度响应数据,绘制滤波尺度图输入网络。550 kV套管试验识别混淆矩阵如图12所示。可以看出,16组数据均得到准确识别,识别准确率为100%。

2次振动台试验记录的30组加速度响应数据总体损伤识别准确率达到96.7%,识别结果较为准确。

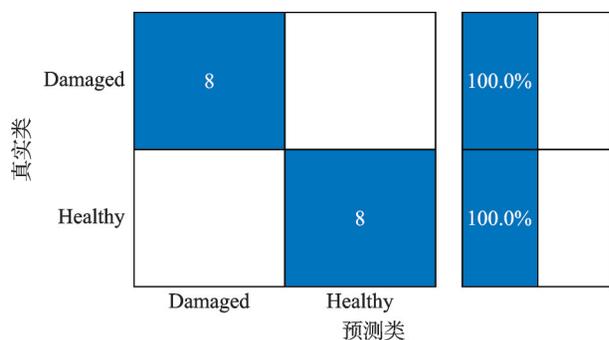


图12 550 kV套管试验识别混淆矩阵

Fig.12 Confusion matrix of 550 kV bushing identification

这些响应数据来自于分布在套管各处的加速度传感器,说明特高压套管在地震作用下结构损伤带来的加速度响应异常高频特征均可以通过其他位置的加速度响应信号识别出来,这主要是因为特高压套管类似于悬臂梁,其结构整体性较强,单一位置损伤产生的瞬时能量冲击能瞬间以较小损耗传递至套管各处,进而影响加速度响应。

此外,由于本方法对结构加速度响应采用了50 Hz的高通滤波处理,试验过程或实际工程中环境与仪器误差可能产生的噪声在这个过程中基本被自动滤除,输入神经网络的数据不需再进行额外降噪处理,因此所提出的损伤识别方法具有良好的抗噪性能,避免了繁琐的数据处理流程,有利于地震后对设备进行快速损伤识别评估及电力抢修工作的开展。

## 4 结 论

1) 套管结构在地震作用下产生的突然损伤会导致加速度响应信号中携带异常瞬时高频信息,信号的滤波尺度图像可作为损伤判定特征,这一特征在同一套管不同位置的加速度响应中均有所体现。

2) 利用该方法对实测套管响应识别时无需进行额外降噪处理,方法本身具有良好的抗噪性,训练所得神经网络对试验结果的总体识别结果较为精准。

3) 神经网络训练完成后,仅需单次地震中的结构响应信号即可识别,无需与未损伤结构响应进行对比,可以实现在地震发生后对特高压套管结构损伤进行快速识别判定。

## 参 考 文 献

[1] XIE Q, ZHU R. Damage to electric power grid infrastructure caused by natural disasters in china-earthquake, wind and ice[J]. IEEE Power & Energy Magazine, 2011, 9(2): 28-36.

[2] 谢强,何畅,杨振宇,等.1100 kV特高压变压器瓷套管地震作用破坏试验与分析[J].高电压技术,2017,43(10): 3154-3162.

XIE Qiang, HE Chang, YANG Zhenyu, et al. Tests and analyses on failure mechanism of 1100 kV UHV transformer porcelain bushing[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(10): 3154-3162. (in Chinese)

[3] 刘景良,高源,廖飞宇,等.移动荷载作用下时变简支钢桥损伤识别[J].振动、测试与诊断,2020,40(1): 12-19.

- LIU Jingliang, GAO Yuan, LIAO Feiyu, et al. Damage detection of a time-varying simply supported steel bridge under moving load [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(1): 12-19. (in Chinese)
- [4] NEWLAND D E. Wavelet analysis of vibration (part 1): theory [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 1994, 116(4): 409-416.
- [5] NEWLAND D E. Wavelet analysis of vibration (part 2): wavelet maps[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 1994, 116(4): 417-425.
- [6] MA Q Y, SOLÍS M, GALVÍN P. Wavelet analysis of static deflections for multiple damage identification in beams[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 147: 107103.
- [7] JANELIUKSTIS R, RUCEVSKIS S, AKISHIN P, et al. Wavelet transform based damage detection in a plate structure [J]. *Procedia Engineering*, 2016, 161: 127-132.
- [8] 王鹏, 朱红波, 李东江, 等. 基于自适应二代小波的涂层下裂纹检测研究[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(4): 730-734.
- WANG Peng, ZHU Hongbo, LI Dongjiang, et al. Crack detection under coating based on adaptive second generation wavelet [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(4): 730-734. (in Chinese)
- [9] ABDELJABER O, AVCI O, KIRANYAZ S, et al. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2017, 388: 154-170.
- [10] 李书进, 赵源, 孔凡, 等. 卷积神经网络在结构损伤诊断中的应用[J]. *建筑科学与工程学报*, 2020, 37(6): 29-37.
- LI Shujin, ZHAO Yuan, KONG Fan, et al. Application of convolutional neural network in structural damage identification [J]. *Journal of Architecture and Civil Engineering*, 2020, 37(6): 29-37. (in Chinese)
- [11] 骆勇鹏, 王林堃, 郭旭, 等. 利用单传感器数据基于GAF-CNN的结构损伤识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2022, 42(1): 169-176.
- LUO Yongpeng, WANG Linkun, GUO Xu, et al. Structural damage identification using single sensor data based on GAF-CNN [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2022, 42(1): 169-176. (in Chinese)
- [12] 董绍江, 裴雪武, 吴文亮, 等. 改进抗干扰CNN的变负载滚动轴承损伤程度识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(4): 715-722.
- DONG Shaojiang, PEI Xuewu, WU Wenliang, et al. Damage degree identification of rolling bearings under variable load with improved anti-interference CNN [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(4): 715-722. (in Chinese)
- [13] 刘文光, 陈国平. 呼吸式裂纹梁的振动疲劳裂纹扩展耦合分析[J]. *中国机械工程*, 2010, 21(23): 2798-2802.
- LIU Wenguang, CHEN Guoping. Coupling analysis of vibration fatigue crack growth for breathing cracked beam [J]. *China Mechanical Engineering*, 2010, 21(23): 2798-2802. (in Chinese)
- [14] 郭锋, 吴东明, 许国富, 等. 中外抗震设计规范场地分类对应关系[J]. *土木工程与管理学报*, 2011, 28(2): 63-66.
- GUO Feng, WU Dongming, XU Guofu, et al. Site classification corresponding relationship between Chinese and the overseas seismic design codes [J]. *Journal of Civil Engineering and Management*, 2011, 28(2): 63-66. (in Chinese)
- [15] GOMEZ-LUNA E, APONTE-MAYOR G, PLEITE-GUERRA J. Application of wavelet transform to obtain the frequency response of a transformer from transient signals (part II): practical assessment and validation [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2014, 29(5): 2231-2238.
- [16] 王超, 毛羚. 基于VMD和广义Morse小波的结构瞬时频率识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2020, 40(5): 957-962.
- WANG Chao, MAO Ling. Instantaneous frequency identification of a structure using variational mode decomposition and generalized Morse wavelets [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2020, 40(5): 957-962. (in Chinese)
- [17] Institute of Electrical and Electronics Engineers. IEEE 693—2018 IEEE recommended practice for seismic design of substations[S]. New York, USA: IEEE, 2018.



**第一作者简介:** 陆军, 男, 1996年7月生, 博士生。主要研究方向为电力设备抗震减震。曾发表《Seismic damage detection of ultra-high voltage transformer bushings using output-only acceleration responses》(《Journal of Civil Structural Health Monitoring》2023, Vol. 13, No. 4) 等论文。

E-mail: lujun@tongji.edu.cn