



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(专业学位)

基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别

资助项目：国家重点研发计划

(编号：2021YFE0112200)

姓名：王泽宇

学号：2032524

学院：土木工程学院

专业学位类别（领域）：土木水利（土木工程）

论文研究方向：结构损伤识别

指导老师：唐和生

二〇二三年五月



同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to

Tongji University in conformity with the requirements for  
the degree of Master of Engineering

**Structural Damage Identification Based on  
Digital Twin and Deep Learning**

Supported by National Key R&D Program of China  
(No.2021YFE0112200)

Candidate: Wang Zeyu

Student Number: 2032524

School/Department: Civil Engineering

Major: Civil and Hydraulic Engineering

Research Fields: Structural Damage Identification

Supervisor: Tang Hesheng

May, 2023

基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别

王泽宇

同济大学

## 摘要

结构损伤识别是结构健康监测的核心技术，随着传感器和大数据技术的飞速发展，以机器学习为代表的驱动结构损伤识别方法获得了越来越多研究者的青睐。然而，土木工程结构损伤状态的时间跨度通常只占总生命周期的一小部分，导致该类方法缺乏足够多的损伤数据来训练和验证机器学习模型。数字孪生作为推动结构健康监测智能化转型的关键抓手，能够通过物理空间和信息空间的数据交互，具备对实际结构良好的表现能力，为解决上述问题提供了新的思路。基于此，本文提出基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法，利用数字孪生输出数据与监测系统实测数据虚、实结合来训练深度学习模型，实现结构损伤状态的准确识别。本文主要工作内容如下：

(1) 基于一实际结构的健康监测系统，开发了一种将参数识别、振型扩阶技术、模态应变能理论、模型修正法等方法相结合的结构数字孪生构建方法，并通过对比数字孪生输出数据与实测数据的拟合情况验证该方法的准确性。

(2) 建立基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法。该方法首先利用数字孪生和结构健康系统构建虚实混合数据集，以解决传统方法数据集匮乏的问题。而后采用传递率函数与经验模态分解相结合的特征空间构建方法对虚实混合数据集进行处理，所构建的多尺度 IMF 传递率函数特征空间在反映结构动力特性的同时可以细节放大损伤特征。最后。利用该特征空间进行深度学习训练，实现损伤识别目标。

(3) 为验证所提方法在实际工程应用中的有效性，对一实际结构展开研究。基于实际结构的再生工作，分别对结构不同服役状态进行识别分析。结果显示，该方法精确地识别出了结构不同服役状态下损伤情况。

**关键词：**数字孪生，传递率函数，经验模态分解，深度学习，结构损伤识别

## ABSTRACT

Structural damage identification is the key technology of structural health monitoring. With the rapid development of sensors and big data, data-driven method, represented by machine learning, have gained increasing popularity among researchers. However, the time span of damage state usually accounts for a small part of the structural total lifecycle. Digital twin, as a driver for intelligent transformation of structural health monitoring, can effectively interact with data from physical space and virtual space. Based on this, a structural damage identification method based on digital twin and deep learning is proposed. This method combines both virtual and real data to train deep learning models. The main research work is as follows:

(1) Based on a structural health monitoring system, a method combining with parameter identification, mode shape expansion, modal strain energy theory and model updating is proposed to establish a digital twin. The accuracy of this method is validated by comparing the fitting between the digital twin output data and the measured data.

(2) A structural damage identification method based on digital twin and deep learning is proposed. This method first combines the digital twin and the structural health monitoring system to establish a hybrid dataset. Then, a feature space is created by combining vibration transmissibility function and empirical mode decomposition. This feature space incorporates multi-scale IMF transmissibility function to capture the structural dynamic characteristics and enhance the details of damage features. A deep learning algorithm is used to train the feature space, and a test set of untrained data is used for validation.

(3) In order to validate the effectiveness of the proposed method, a practical application study is conducted on a real structure. Based on the regeneration work of the real structure, different service states of the structure are identified. The result shows that this method accurately identified the damage under different service states.

**Key words:** Digital twin, Vibration transmissibility function, Empirical mode decomposition, Deep learning, Structural damage identification

## 目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 机器学习在结构损伤识别中的应用研究现状.....	2
1.3 数字孪生研究现状.....	6
1.4 研究内容与技术路线.....	10
第 2 章 数字孪生的构建.....	13
2.1 实体结构.....	14
2.1.1 实体结构介绍.....	14
2.1.2 实体结构计算模型.....	17
2.2 利用实测数据交互构建数字孪生.....	19
2.2.1 计算模型简化.....	20
2.2.1.1 主体结构简化计算模型.....	20
2.2.1.2 油阻尼器简化计算模型.....	22
2.2.2 油阻尼器参数识别.....	24
2.2.3 主体结构计算模型修正.....	26
2.2.3.1 模型修正方法简介.....	26
2.2.3.2 直接模型修正方法.....	27
2.2.3.3 振型扩阶技术.....	29
2.2.3.4 主体结构模态参数估计.....	31
2.2.3.5 主体结构修正结果.....	34
2.2.4 数字孪生建立及拟合效果评估.....	36
2.3 结构不同状态下的数字孪生.....	38
2.3.1 结构损伤状态.....	39
2.3.2 结构再生状态.....	42
2.4 本章小结.....	47
第 3 章 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法.....	48
3.1 基于传递率函数和经验模态分解的特征空间构建.....	48
3.1.1 传递率函数.....	48
3.1.2 经验模态分解.....	49
3.1.3 基于 IMF 传递率函数的特征空间构建.....	51
3.2 深度学习算法选择—AlexNet 网络.....	52
3.3 数值模型验证.....	54
3.3.1 数值模型.....	54

3.3.2 损伤工况定义 .....	55
3.3.3 数据集扩增 .....	59
3.3.3 AlexNet 网络训练过程.....	59
3.4 网络泛化能力评估 .....	63
3.5 本章小结 .....	66
第 4 章 实际结构损伤识别的应用.....	68
4.1 方法应用过程 .....	68
4.2 结构再生前状态识别 .....	70
4.2.1 损伤工况定义 .....	70
4.2.2 虚实结合特征空间的构建 .....	71
4.2.3 AlexNet 网络训练过程.....	72
4.2.4 识别效果评估 .....	75
4.3 结构再生后状态识别 .....	77
4.3.1 损伤工况定义 .....	77
4.3.2 虚实结合特征空间的构建 .....	77
4.3.3 AlexNet 网络训练过程.....	79
4.3.4 识别效果评估 .....	81
4.4 本章小结 .....	83
第 5 章 结论与展望.....	85
5.1 结论 .....	85
5.2 进一步工作方向 .....	86
参考文献.....	88
致谢.....	94
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果.....	95

## 第 1 章 绪论

### 1.1 研究背景

大型土木工程结构（如桥梁、超高层建筑、海洋平台及大跨空间结构等）的健康状况对人民群众的生命和财产安全至关重要。由于长期受荷载、环境及各类意外事件的影响，结构物不可避免地会受到一些损坏，使得结构抗力大幅度下降，引发灾难性的突发事故，进而造成重大的人员伤亡和财产损失。如果结构关键构件的损伤没有被及时注意和处理，损伤将迅速扩展，结构性能将因此受到重创<sup>[1]</sup>。因未及时发现结构损伤而进行修缮导致的结构坍塌事件数不胜数（图 1.1）。早在 1967 年 12 月 15 日，西佛吉尼亚州使用了 40 多年的银桥（Silver）坍塌，造成 46 人死亡，9 人受伤，经调查显示，该桥的倒塌是由于第一个面板点北链北眼杆故障造成的<sup>[2]</sup>。1940 年，美国的塔科马（Tacoma）海峡大桥由于涡激振动引起的扭转颤振而坍塌，造成了重大经济损失<sup>[3]</sup>。1994 年 10 月，韩国首尔汉江（Han-river）上圣水大桥（Sungsoo）垮塌，造成 32 人死亡，17 人重伤。事故的主要原因是大桥焊接不良和杆件制造误差，大大削减了其疲劳寿命，从而导致了这一灾难性事件的发生<sup>[4]</sup>。1995 年，因结构设计存在缺陷，设备移动造成部分构件初始破坏且未能及时修复，导致竣工不足 10 年的韩国三丰百货大楼坍塌，造成 502 人死亡，937 人受伤的惨剧<sup>[5]</sup>。2004 年 5 月，法国巴黎戴高乐机场由于撑杆与混凝土壳体连接处的局部冲剪应力过高，造成了 2E 候机厅部分顶棚坍塌，4 人死亡<sup>[6]</sup>。



(a) 韩国三丰百货大楼坍塌



(b) 法国巴黎戴高乐机场坍塌

图 1.1 结构坍塌事故

综上所述，监测土木工程结构的健康状况并及时发现结构损伤，是确保结构安全服役、延长结构寿命及降低维护费用的重要手段。因此，为了更好地保障土



木工程结构的安全性和可靠性，提高土木工程的可持续发展水平，本文将在此背景下展开研究，探索土木工程结构损伤识别新方法和新技术。

## 1.2 机器学习在结构损伤识别中的应用研究现状

结构损伤识别是结构健康监测（Structural Healthy Monitoring, SHM）的核心技术，早在 20 世纪 40 年代便引起了土木工程领域的关注。近些年来，由于传感器和通讯技术的飞速发展，不同类型的传感器为工程人员提供了大量异构数据，基于数据驱动的结构健康监测方法应运而生。数据驱动的方法提供了自下而上的解决方案，在众多基于数据驱动的结构损伤识别方法中<sup>[7-9]</sup>，利用机器学习对数据进行处理的方法为异构数据特征挖掘、数据分析、自主处理数据等方面提供了新的途径，成为了现阶段 SHM 中最有吸引力的方法。

数据是 SHM 中所有数据驱动技术的重要组成部分<sup>[10]</sup>，应用于结构损伤识别的数据主要以振动响应数据（时域信号、模态信息、频域信号等）和图像/计算机视觉（时域图像、频域图像、摄影图像等）两种形式为主，接下来将按照这两种数据形式在机器学习中的应用现状进行展开。

### （1）振动响应数据

传统的机器学习方法（如支持向量机、人工神经网络等）首先从结构加速度数据、模态信息数据等提取损伤指标，而后利用损伤指标构建数据集进行损伤识别。孙作凤<sup>[11]</sup>利用 Hilbert-Huang 变换对加速度响应信号进行自适应处理，而后利用处理后有效固有模态函数得到的 Hilbert 时频谱构造损伤特征指标并将指标结合支持向量机进行结构损伤识别研究，最后在平稳激励和非平稳激励下的海洋平台结构数值模拟和模型试验中验证了该方法的有效性。张强等<sup>[12]</sup>通过结构响应向量和支撑向量机的智能识别方法识别框支撑玻璃幕墙连接松弛状态，首先对连接状态进行了深入分析，以各松弛工况下 9 个测点转角位移和前 4 阶频率所组成的响应向量构建数据集，而后运用 3 种不同核函数构成的支持向量机进行训练和识别，结果表明该方法能够高效地识别出框支撑玻璃幕墙连接的松弛状态。邵会辰<sup>[13]</sup>应用了均匀设计法构建了由不同损伤位置和程度工况条件组成的神经网络训练集，而后根据分布式识别方法，以损伤后结构频率变化率作为识别参数进行层定位，再以损伤后结构的频率变化率和振型相对变化率作为识别参数进行构件定位，该方法同时实现了两个框架模型算例的有效性验证。项长生等<sup>[14]</sup>利用曲率模态和广义局部曲率模态信息熵分别作为神经网络的输入进行基于反向传播算法（Back Propagation, BP）神经网络训练，使用 MIDAS 建立简支梁数值模型进行方法验证，结果表明，结合 BP 神经网络定量损伤时，广义局部曲率模态信息

熵对比曲率模态在靠近各振型节点的损伤识别精度更高，能够利用 BP 神经网络进行结构的损伤识别，具有实际工程意义。

为解决上述传统机器学习算法手工提取损伤特征的不便，工程界提出一种基于深度学习的损伤识别方法。通过深度学习所具有的多个隐藏层神经网络实现强大的学习能力，随着隐藏层深度的增加，其学习能力也不断增强。深度学习、机器学习和人工智能关系如图 1.2 所示。

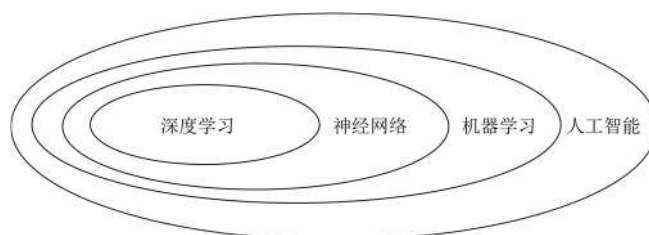


图 1.2 深度学习、机器学习、人工智能关系图

深度学习与传统机器学习有本质不同，最大特点是自主挖掘隐藏信息，即不再需要特征提取的前置工作，而是通过自主管理模式实现对对象的自动分析和学习，最大限度地提高分类精度，使得深度学习算法可以将复杂任务分解为更小、更简单的部分来进行分析处理<sup>[15]</sup>。

Hung 等<sup>[16]</sup>分别对随机激励下的一维连续梁、地震动作用下的二维钢框架和车辆荷载作用下的三维斜拉桥进行研究，选用了多层感知器、长短期记忆网络、一维卷积神经网络和二维卷积神经网络共四种深度学习算法，以探究这四种算法在利用结构加速度响应信号的损伤识别方面的适用性。结果表明，二维卷积神经网络总是能提供最好的识别效果，长短期记忆网络和一维卷积神经网络在性能上和复杂度上取得了平衡，多层感知器虽识别效果不如上述三种，但其优点在于结构简单，计算负责度低，总的来说，深度学习在结构损伤识别方面具有良好的鲁棒性，在实际应用中可以根据研究对象的复杂性选择适当的深度学习算法。Tang 等<sup>[17]</sup>通过卷积神经网络对灌浆套筒装配式结构的连接缺陷进行了检测，该方法对半比例两层预制混凝土框架结构进行了无损动力实验，根据缺陷程度和边界条件的不同设置了 7 种工况，而后将 7 种工况下收集到的加速度响应输入至卷积神经网络进行训练，使用输出向量与标签向量之间的欧氏距离来判别缺陷情况，最终取得了 100% 的识别准确率结果。结果表明，该方法在预制混凝土框架结构节点缺陷识别中十分有效。Teng 等<sup>[18]</sup>通过对一个钢架的研究，将布置于钢架上的 13 个加速度计采集的加速度响应信号组合为矩阵形式输入到二维卷积神经网络中进行损伤识别，利用有限元分析数据训练的二维卷积神经网络对数值模型识别准

准确率达 94%，对真实钢架识别的准确率达 90%，结果表明将结构加速度响应信号进行组合分析能有效识别钢架损伤情况。Wang 等<sup>[19]</sup>利用小波变换技术对钢桥模型未损伤工况和单损伤工况下加速度响应数据时频分析处理，取 0-50Hz 区段数据来训练卷积神经网络，识别结果表明，所提出的方法在结构整体性能的损伤识别效果很好，使用时频分析后的数据可以保留结构损伤信息，用以进行训练、识别。

## (2) 图像/计算机视觉

深度学习由于其强大的特征处理能力，以 AlexNet 网络等<sup>[20-21]</sup>为代表的卷积神经网络算法打开了图像分类领域的大门，至此，基于图像进行损伤识别的方法（计算机视觉）被广泛应用于结构损伤识别中。唐良等<sup>[22]</sup>分别从有限元模拟数据和实际监测数据中提取加速度响应，通过卷积神经网络对明州大桥监测数据的图像进行识别。该方法首先将加速度响应数据可视化并压缩为 100×100 像素大小，而后对全部 11 种工况的 110 个样本进行图像识别。为验证卷积神经网络的识别可靠性，采用同样的训练样本库再对支持向量机和 K 近邻算法进行训练，结果表明利用卷积神经网络进行图像识别展现了优秀的性能，识别准确率超过 85%，相较于识别正确率分别为 64.3%和 55.4%的支持向量机和 K 近邻算法，卷积神经网络在识别海量监测数据的能力更优。Tang 等<sup>[23]</sup>将结构多类损伤识别问题集合到一个卷积神经网络中进行图像分类，以一个大跨度斜拉桥为研究对象，对其 6 种损伤工况进行识别。该方法首先将原始加速度响应数据在时域和频域上进行可视化，并将两部分图像堆叠形成单个双通道图像，而后输入至卷积神经网络进行训练，结果显示，该方法能高效、准确地检测出大跨度斜拉桥的多种损伤情况，基于时域图像和频域图像的双信息使得训练过程更快速、准确。骆勇鹏等<sup>[24]</sup>利用单传感器数据结合卷积神经网络，提出一种新的结构损伤识别方法。此方法通过将时域信号分割成固定长度的子序列，而后把每个子序列进行小波变换并转化为灰度图表示，最后把灰度图送入卷积神经网络进行体征提取和分类，并对两跨连续梁进行了数值模拟验证该方法的有效性。结果表明，该方法在单一传感器数据上能高效准确地识别结构损伤，利用卷积神经网络进行图像识别在结构损伤领域具有良好的鲁棒性和泛化性能。Xiong 等<sup>[25]</sup>利用深度卷积神经网络进行木材损伤的识别，该方法首先通过数值和实验研究揭示了不同木材裂纹深度下应力波的传播特性，而后通过频谱图可视化处理，将不同裂纹条件下采集的时域内响应信号转换为频率特征图像，最终将频率特征图像输入至 AlexNet 网络进行训练、测试和分类。结果表明，该分类方法对木结构裂缝状态的识别具有较高的效率和准确性，识别准确率达 95.8%，后续可以将该方法进一步与现场传感系统结合，在现场应用中提供木材损伤的实时监测。Mei 等<sup>[26]</sup>将 118 张北京路面裂缝图像输入至

卷积神经网络进行路面损伤识别, 首先将 iPhone 拍摄的 118 张图像调整为  $224 \times 224$  像素大小, 而后将图片数据集随机分成 60% 的训练集和 40% 的验证集, 最终取得了 92.2% 的识别准确率结果, 验证了基于卷积神经网络的计算机视觉识别方法的有效性。Ni 等<sup>[27]</sup>设计了一种双尺度卷积神经网络来检测复杂场景图像种的裂缝, 首先将 800 张混凝土裂缝图像调整为  $224 \times 224$  像素大小, 而后输入到双尺度卷积神经网络 (GoogleNet 和 ResNet) 种进行训练, 在此基础上, 提出了 Zernike 矩算子的裂缝宽度估计方法。最后通过结构的现场试验验证该方法的有效性, 结果表明, 所提方法能有效识别出混凝土表面裂缝, 并对裂缝宽度的评估效果良好。

虽然上述基于机器学习的结构损伤方法由于其良好的识别准确率获得了越来越多研究者的青睐, 但是也不乏研究者<sup>[28-31]</sup>发现, 这些基于机器学习的结构损伤识别方法大多在以下假设下才具有良好的工作性能: (1) 训练数据集涵盖了测试数据集全面的损伤信息; (2) 训练数据集和测试数据集具有相同的特征分布。然而, 在结构的全生命周期中, 有 85%-90% 的时间是处于正常工作的运营状态, 特别缺少极端条件下出现的损伤模式信息特征<sup>[32]</sup>, 即结构健康监测系统收集的在线数据大部分是在结构正常运维状态下的数据, 很难收集全面、广泛的损伤数据来充分训练模型 (图 1.3), 这将导致此类方法训练的模型在未来多种不确定的损伤工况下识别准确率大大降低。

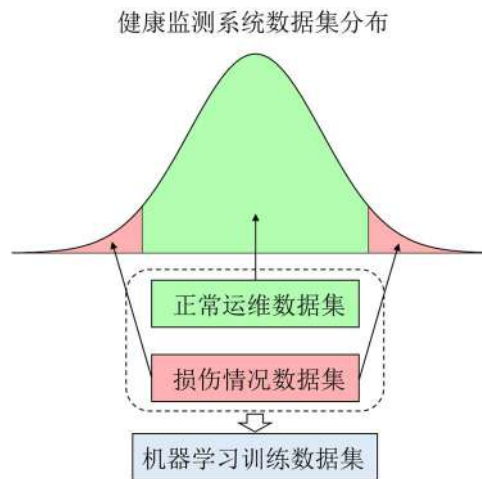


图 1.3 传统方法训练机器学习训练数据集示意图

为此, 工程界亟需一种新的损伤识别方法, 通过一个模型能够模拟结构在服役中的演变及退化过程, 从而在虚拟环境下构建结构在实际环境下的各种损伤情况, 并将虚拟环境下输出数据与实际环境下监测系统采集数据结合, 最大程度地涵盖各种工况下的训练集分布, 提高基于机器学习方法的损伤识别准确率。随着

第四次工业革命的开展，物联网（Internet of Things, IoT）这一概念逐渐获得了越来越多的关注<sup>[33]</sup>。数字孪生作为实现物联网、智慧建造的重要途径，通过计算模型和结构传感器实测数据的实时交互，可以准确拟合实际结构的服役状态，为虚实结合的损伤“大”数据集构建提供了支撑，给解决上述问题提供了新的范式，工程系统对于开发数字孪生用于结构健康监测的兴趣正在迅速增长<sup>[34]</sup>。

### 1.3 数字孪生研究现状

第四次工业革命正如火如荼地展开，当前全球新冠肺炎大流行更是将数字化转型的速度进一步加快了几年。旅行限制、封控和即将到来的经济衰退迫使行业领导调整业务前景，将重点从节约成本转移到增加数字发展投资上。工业 4.0（Industry 4.0, I4.0）的目标与这种快节奏、不断发展的数字化转型完美契合。I4.0 的目标是将所有传统工业实现自动化，并希望通过将尽可能多的设备从物理空间代入虚拟空间来实现这一目标，这便是数字孪生发挥作用的地方。

数字孪生并不是一个新兴的理念，“孪生”的概念最早起源于 20 世纪 70 年代美国国家航空航天局（National Aeronautics and Space Administration, NASA）宇航员的阿波罗计划。由于当时科学和技术的发展程度均较低，航空器在实际运行过程中经常会出现故障，其安全性能得不到应有的保障。NASA 工程师为了解决这些问题，在地面上构建了一个跟航天器相似的“孪生”体，通过给“孪生”体复制真实航天器当下的工况与环境来复刻航天器在真实环境下的运行状态。基于此“孪生”体，工程师们可以得到真实航天器多种运行模式下的反馈，帮助航天员在突发状况发生时选用最优的解决办法。上述“孪生”体在当时应用过程中具有如下两个特点：①“孪生”体与真实航天器在外形、尺寸、材料等属性上高度一致；②对“孪生”体输入真实环境状态和工况时，将能够得到跟真实航天器相同的响应输出。不过在当时，“孪生”体方法受限于过高的成本和难以攻克的技术壁垒，很难在除了航天以外的其他领域得到实际应用<sup>[35]</sup>，但是该方法优秀的性能使得科学家们在未来对“孪生”体的深入研究产生了兴趣。作为起初“孪生”体理念的升华，数字孪生的概念由美国密歇根大学的 Michael Grieves 教授在 2002 年最早提出<sup>[36]</sup>，在当时被称为“镜像空间模型”，后来被定义为“信息镜像模型”和“数字孪生”<sup>[37]</sup>。2010 年，NASA 提出了其定义的数字孪生概念，旨在利用数字孪生实现飞行器系统的综合诊断和预测，确保在整个飞行器系统的生命周期内持续、安全的运行<sup>[38]</sup>。数字孪生在此概念下作为一种模拟过程，它继承了多物理场、多尺度、多概率的特点，在物理模型、历史数据和实时更新的传感器数据的基础上构建虚拟模型，以描述和反映物理系统在全生命周期的服役状态，实现对

飞行器健康状态、剩余使用寿命和任务可及性的预测和评估。同时，数字孪生也可以用于预测系统对危机和安全事件的反映。通过比较预测结果和实测响应数据及时定位问题，启动自我修复机制或者任务的重新规划，以减轻系统的损坏，延缓系统退化<sup>[39]</sup>。2011 年，NASA 应用所提概念构建了飞机的数字孪生，用于预测飞机的使用寿命，并逐步拓展到机体状态评估，推测最大允许载荷，提高飞机的可用性<sup>[40-41]</sup>。伴随着智能互联技术的快速发展，数字孪生、物联网和混合现实等已经被广泛应用于各种领域：从生产制造到物流管理、从医疗保健到农业生产。数字孪生可以通过远程监控设备的运行状态，实现即时反馈并预测可能发生的故障，引领整个过程朝着绿色、低能耗、高效的方向发展。物联网技术和混合现实技术连接了物理世界和虚拟世界，打破了物理世界和虚拟世界之间的界线，二者结合消融了现实和虚拟之间的障壁，帮助工作人员多角度、全息地监测生产状况、解决复杂问题，大幅降低生产和维护过程的专业门槛。大数据技术进一步使收集来的多维异构数据能够交汇至大数据服务器中而后处理，推动生产过程向高效、低耗、绿色化方向发展，帮助企业更好地制定决策和优化生产流程。图 1.4 为数字孪生的发展历史<sup>[42]</sup>。

图 1.4 数字孪生的发展历史<sup>[42]</sup>

数字孪生作为一个伴随物理系统不断更新的虚拟镜像，已然逐步成为未来生产、制造、建筑业中不可或缺的存在。结合表 1.1 中各研究者对于数字孪生的定义，不难发现数字孪生的 3 个基本组成部分：物理资产、虚拟部分和两者之间的交互。由此，基于这 3 个基本组成成分并结合数字孪生的具体应用，本文明确作为后文行文指导的数字孪生概念：数字孪生是基于实际结构构建的计算模型和数据相融合所形成的虚拟副本，能够使用从实际结构收集来的数据来校准自身，度



量计算模型中的不确定因素，以提高其对实际结构的表示能力，拟合结构在真实环境下的服役状态，从而为工程师提供支持特定目标的决策。

表 1.1 文献中有关数字孪生的各种定义

种类	数字孪生定义	参考文献
1	一个集成多物理场、多尺度的飞行器或系统的概率模型，其使用最好的物理模型，并利用传感器和历史数据进行更新，以反映相对应的飞行器服役状态	[43]-[46]
2	一种物理资产的虚拟表示，其不断使用来自物理资产的数据，并向物理资产提供智能反馈	[47]-[50]
3	一种物理资产的准确数字化表示，在物理资产的整个生命周期内提供监测能力	[51]-[55]
4	由以下组件构成：物理资产、虚拟资产和两者之间的双向通信媒介	[56]-[58]
5	各种服务的集合（例如监控、优化、预测性维护等）	[59]-[60]

可见，数字孪生不仅仅由传统土木工程领域中的一个计算模型（本构模型、动力学模型、有限元模型等）所组成，它更将不确定性纳入了考量，用实际结构中测量的数据进行计算模型的校准。每当需要跟踪结构的服役状态时，都会对其进行更新：即数字孪生可以随着时间的推移而发展，并复制了结构实际的表现和退化的历史。因此，许多成熟的技术也成为了数字孪生的重要组成部分，例如，有限元建模<sup>[61]</sup>、模型参数更新<sup>[62]</sup>、不确定性量化<sup>[63]</sup>、数字信号处理<sup>[64]</sup>、物联网<sup>[65]</sup>、云计算<sup>[66]</sup>、机器学习<sup>[67]</sup>、AR/VR<sup>[68]</sup>等。这些技术将彼此协调共同构建数字孪生，更好地让数字孪生为工程决策服务，如图 1.5 所示。本文将在第 2 章进行数字孪生构建的细致描述。

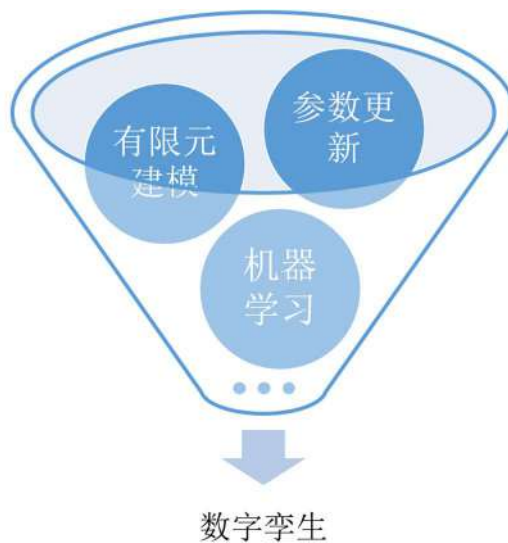


图 1.5 数字孪生及赋能技术

数字孪生自身的生机与活力为土木工程损伤识别领域开创了数字化、智能化

的应用。对于前文 1.2 节所提到的：传统机器学习损伤识别方法存在着所用数据集无法涵盖结构全面损伤信息的缺点，数字孪生为解决该缺点提供了新的思路：数字孪生基于一个计算模型并使用实测数据对其进行校准，校准后的虚拟副本可以拟合结构在真实荷载环境下的服役状态。由此，在数字环境下的虚拟副本完全镜像地展示了真实结构在真实环境下的表现，许多损伤工况可以通过数字孪生进行模拟，且能保证所获损伤数据集的准确性，例如文献[69]中人为松动螺栓两周模拟连接处损伤的操作。可以说，只要构建好实际结构的数字孪生，研究人员便可以“随心所欲”地模拟多种损伤位置、多种损伤程度的损伤工况。经此操作后，数据集将得到扩充（虚实结合），弥补了健康监测数据库中损伤信息的缺乏，解决了传统损伤识别领域中受限于损伤数据集单一、量少的缺点。图 1.6 展示了利用数字孪生构建结构虚实结合数据集示意图。

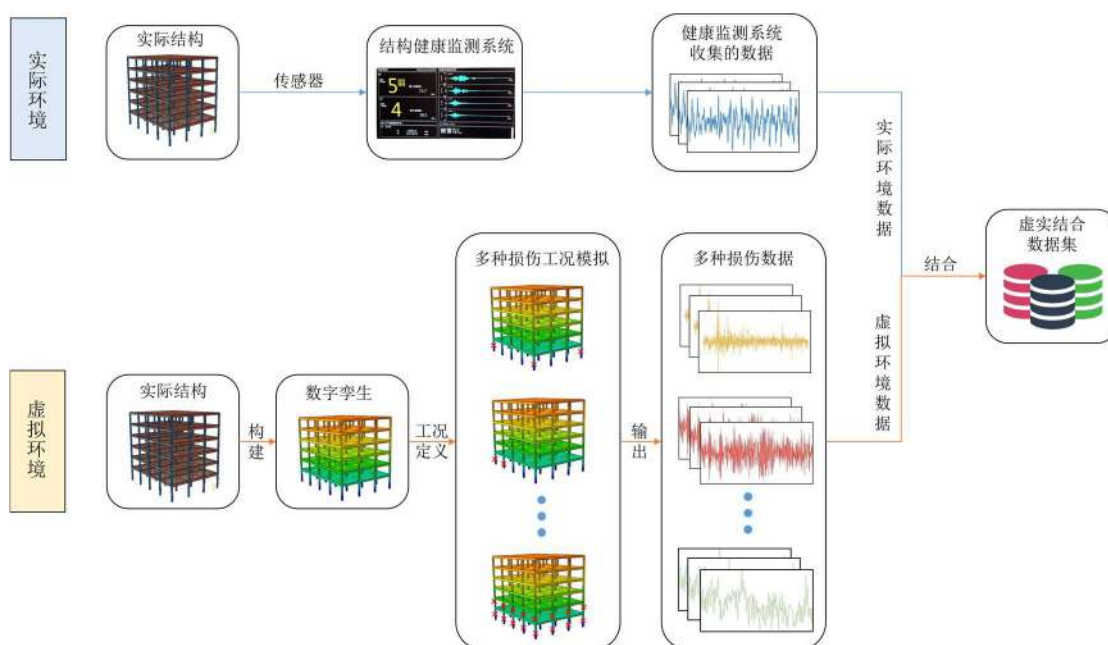


图 1.6 利用数字孪生构建结构虚实结合数据集

综上，通过数字孪生诸多模拟损伤的工况设置，提供了结构大量损伤数据，弥补了训练集的数据匮乏，提高了后续损伤识别的准确率。本文基于数字孪生的巨大优越性，在传统基于机器学习的结构损伤识别方法的基础上提出了新一代基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法，该方法框架如图 1.7 所示。



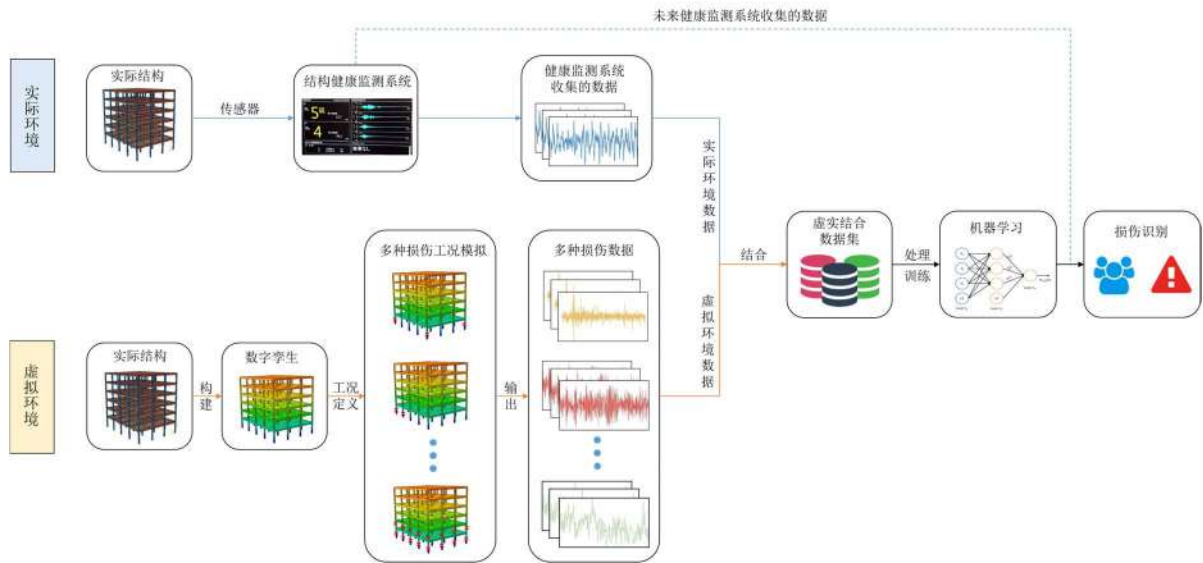


图 1.7 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别研究框架

本文所提方法通过健康监测系统收集的实测数据与计算模型交互构建数字孪生，而后对构建好的数字孪生进行多种损伤工况的模拟，得到数字孪生输出的损伤数据集。接着，将实测数据和数字孪生输出数据虚实结合，对虚实结合数据集进行特征空间建立后进行基于机器学习算法的训练，使得训练好的机器学习算法可以对结构未来服役状态下的响应数据进行损伤识别，从而解决传统基于机器学习损伤识别方法由于数据匮乏导致的识别效果不好的问题，完成结构服役期间损伤情况的准确判别，为结构健康监测提供数字化、智能化的方法范式。

## 1.4 研究内容与技术路线

本文为解决传统基于机器学习的损伤识别方法缺乏足够多的损伤数据来进行训练的问题，提出基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法。该方法首先通过实际结构监测系统收集的响应数据和结构计算模型的交互来构建数字孪生，而后在虚拟空间内对数字孪生进行损伤工况定义来模拟结构可能出现的各种损伤情况。接着，将实测数据和数字孪生输出数据虚实结合得到结构多种工况下的虚实结合数据集。下一步，选择合适的数据处理方法和机器学习算法对虚实结合数据进行特征空间的构建和机器学习训练，最后，在实际结构中应用该方法，实现结构损伤识别的目标。基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法解决了传统损伤识别技术中损伤数据集匮乏、实际应用时识别准确率不尽人意的缺点，推动土木工程健康监测领域朝着更高效、准确、可靠的方向发展。本文研究内容主要有：提出基于数字孪生和深度学习的损伤识别方法，为新时代数字化、智能化

的结构健康监测提供范式；将实测数据与结构初始计算模型进行交互，通过有限元建模、参数识别、模型修正等技术构建数字孪生，使得数字孪生能拟合真实结构的服役状态；通过在虚拟空间内对数字孪生进行多种损伤工况的模拟，获得多种损伤工况下的响应数据，并将其与实际监测数据虚实结合，进行基于传递率函数和经验模态分解方法的特征空间构建和深度学习算法的训练；最后在实际工程结构中应用基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法，完成实际结构损伤状态的识别。以下是本文的具体研究内容及章节安排：

第 1 章：介绍土木工程结构健康监测的重要意义，综述了土木工程领域传统损伤识别方法及其训练数据少的缺点，描述了数字孪生的发展历史、优势和应用前景。

第 2 章：介绍了数字孪生构建的流程和技术，将实际结构服役时的实测响应数据与结构计算模型进行交互。结合模型修正、参数识别等方法修正初始计算模型，使得修正模型能够作为数字孪生拟合实际结构在真实环境下的服役状态，构建好的数字孪生将为后文构建虚实结合构建数据集做铺垫。

第 3 章：介绍了基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法。首先叙述了基于传递率函数和经验模态分解方法处理响应数据的优越性，并在该方法得到的 IMF 传递率函数图的基础上选用 AlexNet 网络进行损伤识别。而后对一个四层剪切框架数字孪生进行损伤工况定义以构建虚实结合数据集，最后对虚实结合数据集构建基于传递率函数和经验模态分解法的特征空间，并将之输入至 AlexNet 网络训练，利用未经训练过的测试集验证所选方法的有效性和准确性。

第 4 章：本章将基于数字孪生和深度学习的损伤识别方法应用于实际工程。通过将第 2 章构建好的数字孪生和第 3 章验证的损伤识别方法结合，对实际结构服役期间的损伤状态进行识别。以再生工作为节点，分别进行结构再生前状态识别和结构再生后状态识别，完成本文所提方法在实际工程应用中的可行性研究。

第 5 章：本章对前文所提方法进行总结，并对未来应用的可行性、可能存在的困难和下一步的工作进行了展望。

论文研究框架如图 1.8 所示。

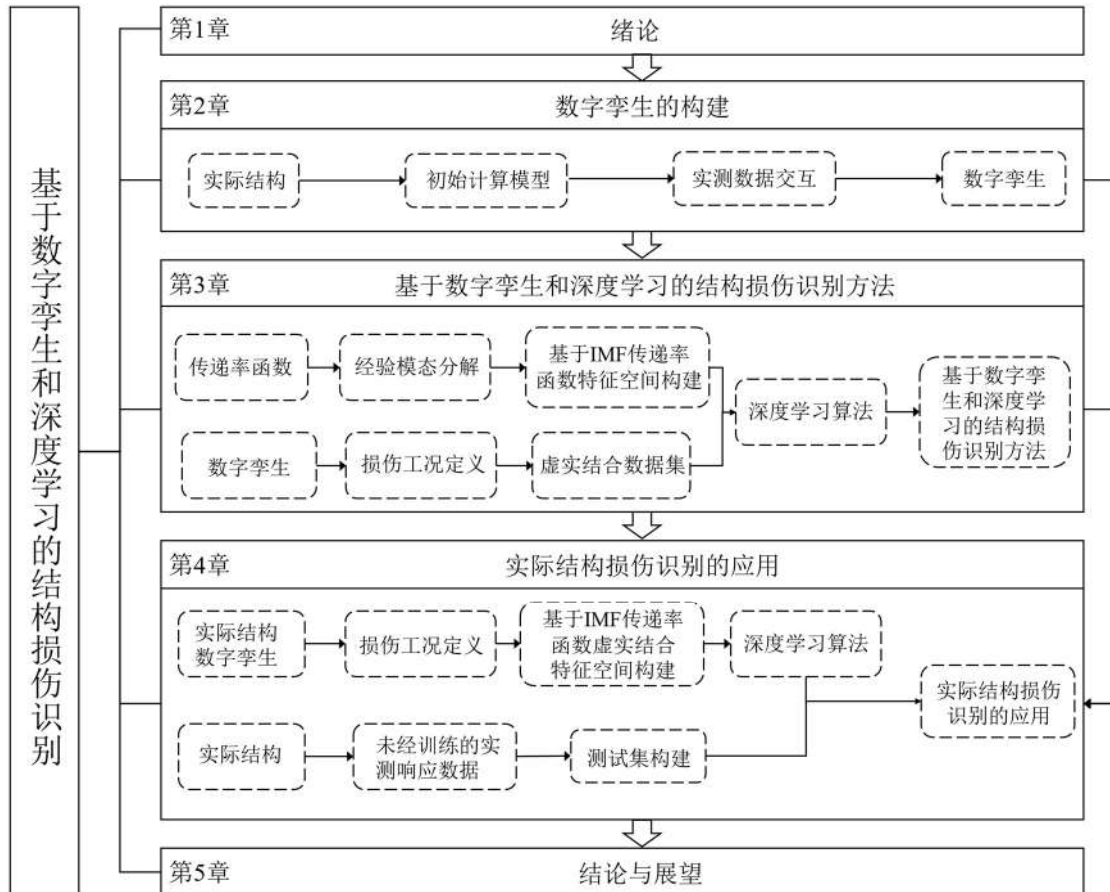


图 1.8 论文研究框架

## 第 2 章 数字孪生的构建

基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法发挥功用的前提便是在虚拟空间中的数字孪生能够与实际结构彼此交互，这样才能使得数字孪生可以镜像拟合实体结构的服役表现，从而利用数字孪生输出多种损伤工况数据，弥补损伤数据的缺乏。本章将以一个油阻尼器钢框架结构作为研究对象叙述数字孪生的构建过程。首先从实际结构入手，依据实际结构尺寸和材料属性等构建结构初始计算模型，而后 SHM 实测数据作为数字孪生和实际结构交互的桥梁将用以修正初始计算模型来构建数字孪生，考虑到实体结构由钢框架主体结构和附属的油阻尼器两部分组成，因此，修正过程将针对这两部分进行展开：先利用油阻尼器实测数据识别油阻尼器性能参数，而后基于识别的性能参数利用模态应变能等理论计算油阻尼器体系的附加刚度、附加阻尼和对结构整体模态参数的影响，再从整体模态参数中剔除油阻尼器的影响并运用模型修正法完成对主体结构的修正。最后，将油阻尼器计算模型和主体结构修正模型结合，评估修正后整体计算模型的响应与实测响应的拟合情况，完成数字孪生的构建。上述数字孪生的构建流程如图 2.1 所示，本章后续将对此流程和所应用的技术进行叙述。

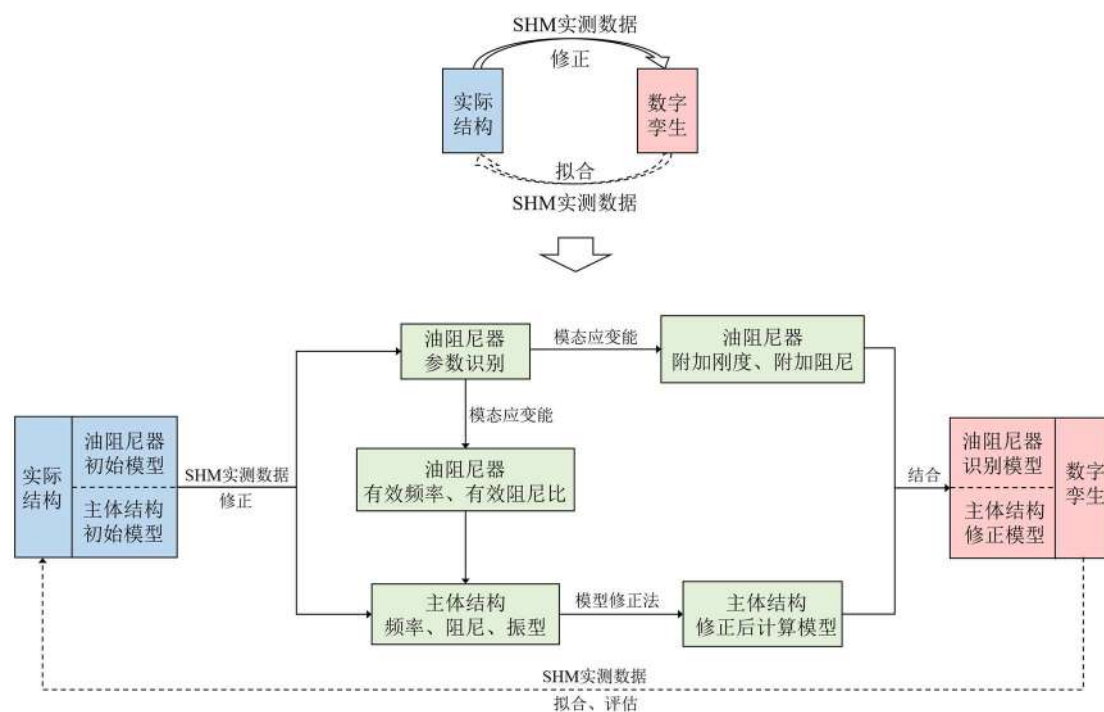


图 2.1 数字孪生的构建流程

## 2.1 实体结构

### 2.1.1 实体结构介绍



(a) 钢框架结构实景图

(b) 油阻尼器实景图

图 2.2 油阻尼器钢框架结构

本文的实体结构选用位于日本宫城县仙台市东北工业大学校园内一个油阻尼器钢框架结构，图 2.2 (a) 给出了建筑结构的的外观。该建筑建造于 2003 年，东西向 (X) 向长 48.0 m，南北向 (Y 向) 长 9.6 m，结构总高 34.2 m，该建筑的地下 1 层采用钢筋混凝土结构，地上 8 层采用混凝土预制楼板钢框架结构，地上第 1 层和第 2 层被合并称一个公共空间，后文称第 1 层，总高 8.0 m，第 3 层及以上各层的结构高度均为 3.8 m。在此基础上，为进一步提高该结构的抗震性能，同时验证由该校自主研发的油阻尼器性能，工程师沿结构楼层的长短边方向均匀布置了共计 56 组油阻尼器，油阻尼器实景图如图 2.2 (b) 所示。油阻尼器的活塞通过两端的装置固定在各层梁上，并在油阻尼器上方设计 V 型钢管进行支撑，从而有效地吸收结构在地震中产生的能量，减少结构受到的震动和变形。

布置于结构的油阻尼器概念图如图 2.3 所示，湍流阻尼器由一对活塞和充满液体的油腔组成，活塞和油腔之间的空间由高分子材料制成的粘弹性体密封。当施加外力于阻尼器时，活塞和油腔发生相对位移，导致密封液体的粘弹性体发生剪切变形。在活塞和油腔发生相对位移后，油阻尼器内部的粘弹性体会通过油孔进行流动，这个过程会导致油进行湍流运动，如果活塞的运动速度增加，粘弹性体的流动速度也会相应地增加，从而增加了油腔内的压力。



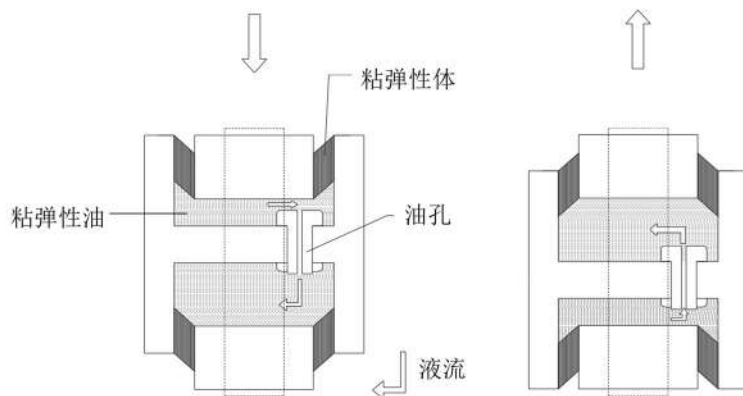
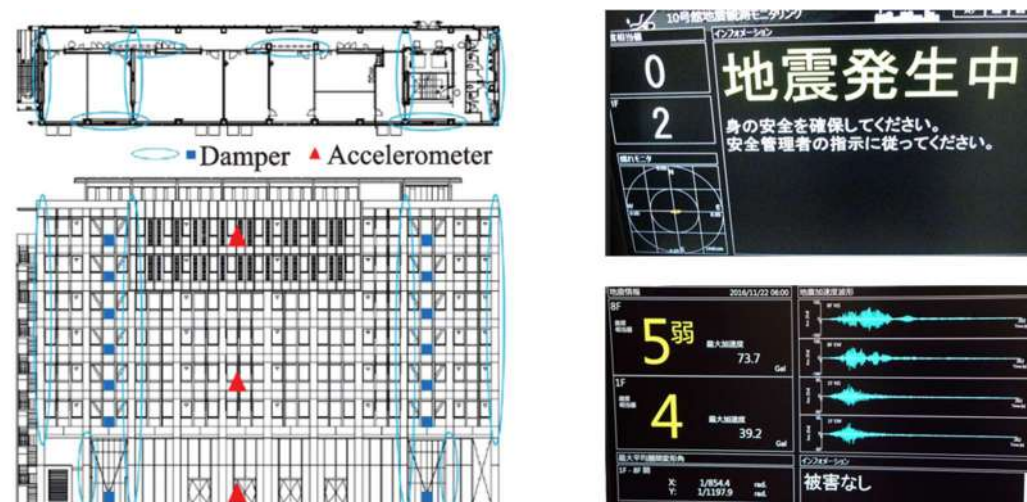


图 2.3 油阻尼器概念图

安装在结构上的油阻尼器分两种型号，结构第 1 层采用同一型号的阻尼器，后文称 Model I，3 至 8 层采用另一种型号的阻尼器，后文称 Model II。其中 Model I 设计最大抵抗力为 200 kN，设计最大行程为 16 mm，两端有 8 mm 缓冲垫，实际最大行程可达 24 mm。Model II 的设计最大抵抗力为 100 kN，设计最大行程为 8 mm，两端为 5 mm 缓冲垫，实际最大行程可达 13 mm。

为研究结构和油阻尼器在地震中的实际工作状态，服务于结构震后的快速安全性评估，建筑装配了一套结构健康监测系统，在结构部分楼层和部分油阻尼器上分别安装了加速度传感器和力位移计，用于监测结构楼层在地震中的加速度响应和监测油阻尼器的阻尼力和位移变形。结构最初于第 1、4、8 层沿长边和短边布置了加速度传感器，布置位置如图 2.4 (a) 所示，用来采集楼层结构双向地震加速度响应数据；同时对于油阻尼器，沿结构的长边和短边方向共选取了 4 组（位于结构的第 1 层和第 8 层）安装力和位移传感器，用来采集油阻尼器的力和位移数据。健康监测系统监测界面如图 2.4 (b) 所示。



(a) 阻尼器及传感器布置位置 (b) 健康监测监测系统界面

图 2.4 结构健康监测监测系统

钢框架行政办公楼自建成至今经历了多次大地震的考验，由于大地震造成附属油阻尼器减震系统的破坏，钢框架结构经历了性能完整、油阻尼器减震系统破坏和混合减震系统再生三种状态<sup>[70]</sup>。2011年3月11日发生了矩震级为9.0的东日本大地震，结构第1、3、4层油阻尼器遭受不同程度的破坏，通过震后损伤调查和安全性评估，发现本次大地震未对结构本体造成直接的损伤。在这之后，结构中遭受破坏的油阻尼器被移除，结构重新投入使用，为恢复结构系统性能，原油阻尼减震系统被抛弃，通过结构分析和候选阻尼器构件的性能评估，一种新型混合减震系统被提出<sup>[71]</sup>。原第1层油阻尼器原位被替换为锡芯叠层橡胶垫，第5至8层油阻尼器保留，原破坏阻尼器（第3层和第4层）被重新填装更新，减震系统的再生工作于2013年2月15日结束。

考虑结构系统的上述3个性能状态，为了量化结构系统在不同性能状态的动态特性变化，从结构健康监测系统中共提取了3次地震监测数据，表2.1给出了所考察地震的信息。2003年5月6日地震中油阻尼器均正常工作，此过程处于结构性能完整状态。2011年3月24日地震发生于311东日本大地震后，在此期间结构的油阻尼器减震系统已遭受破坏，结构中仅部分（第5至8层）油阻尼器处于正常工作状态。2013年8月4日地震发生时，结构再生工作已经结束，此时结构处于混合减震状态，并在后文应用2011年4月7日地震动信息进行混合减震状态的描述。

表 2.1 地震动记录信息

日期 (年/月/日)	世界标准时间 (UTC)	震中坐标	震源深度 (km)	震中距 (km)	矩震级
2003/05/26	09:24:33	38.849°N 141.568°E	68.0	88.6	7.0
2011/03/24	03:32:57	37.372°N 141.625°E	27.0	119.7	5.9
2011/04/07	14:32:43	38.276°N 141.588°E	42.0	62.7	7.1

表 2.2 给出了文献[72]依据地震动记录信息采用贝叶斯统计推断方法所识别的结构模态参数，后文将依据这些结构模态参数，按照实际结构完好状态—损伤状态—再生状态依序进行数字孪生的构建。

表 2.2 结构模态参数

记录	$\omega_1 / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$		$\omega_2 / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$		$\zeta_1$		$\zeta_2$	
	长边	短边	长边	短边	长边	短边	长边	短边
2003/05/26	5.6085	5.0491	18.1322	16.5038	0.032	0.036	0.061	0.056
2011/03/24	4.8381	4.4386	15.2053	14.3184	0.021	0.020	0.042	0.041

2011/04/07	4.7627	4.4151	15.0796	14.2218	0.019	0.018	0.038	0.033
------------	--------	--------	---------	---------	-------	-------	-------	-------

续表 2.2

记录	$\phi_{1.6} / \phi_{1.2}$		$\phi_{2.6} / \phi_{2.2}$	
	长边	短边	长边	短边
2003/05/26	1.728	1.869	-0.620	-0.606
2011/03/24	1.753	1.882	-0.629	-0.566
2011/04/07	1.798	2.015	-0.641	-0.572

### 2.1.2 实体结构计算模型

在进行数字孪生构建前，需要依据该实体结构属性建立后文应用的初始计算模型，结构主要构件的材料属性和尺寸如表 2.3 至表 2.6 所示。

表 2.3 钢材的材料属性<sup>[73]</sup>

型号	钢材			
	屈服点 (MPa)	张拉强度 (Mpa)	屈强比 (%)	延伸率 (%)
SN490	≥325	≥490	≤80	≥17
SN400A	≥235	≥400	≤80	≥17
SN295	≥197	≥295	≤80	≥17

表 2.4 主要梁的尺寸和材料属性<sup>[73]</sup>

层数	梁（东西向）		梁（南北向）	
	尺寸 (mm)	材料	尺寸 (mm)	材料
2 层	[ 380×100×10.5×16	SN400A	[ 300×90×9×13	SN400A
3 层	I 650×250×16×25	SN490	I 800×300×16×28	SN490
4 层	I 450×250×12×22	SN490	I 600×300×12×25	SN490
5 层	I 450×250×9×19	SN490	I 600×300×12×22	SN490
6 层	I 450×250×9×19	SN490	I 600×300×12×22	SN490
7 层	I 450×250×9×19	SN490	I 600×300×12×19	SN490
8 层	I 450×250×9×19	SN490	I 600×300×12×19	SN490
屋顶	I 450×250×9×19	SN490	I 600×300×12×19	SN490

（注：“[”表示槽钢，“I”表示工字钢）

表 2.5 柱和楼板的尺寸和材料属性<sup>[73]</sup>

层数	外框柱		内框柱		楼板	
	尺寸 (mm)	材料	尺寸 (mm)	材料	板厚 (mm)	材料
1 层	箱型 450×40	SN490	箱型 250×16	SN295	无	无



2层	箱型 450×40	SN490	箱型 250×16	SN295	100	C50
3层	箱型 450×28	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
4层	箱型 450×25	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
5层	箱型 450×22	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
6层	箱型 450×22	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
7层	箱型 450×19	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
8层	箱型 450×19	SN400A	箱型 250×12	SN295	100	C50
屋顶	无	无	无	无	100	C50

 表 2.6 油阻尼器支撑的尺寸和材料属性<sup>[73]</sup>

支撑类型	尺寸 (mm)	材料
ModelI支撑	圆管 267.4×18	SN490
ModelII支撑	圆管 216.3×12	SN490

利用 SAP2000 构建结构初始有限元模型：选择 SAP2000 线单元中的框架单元定义结构梁柱，结构楼板定义为面单元中的壳单元，各构件的尺寸于材料性能均按照表 2.3 至表 2.6 定义，忽略楼梯间等非结构构件，构建好的有限元模型如图 2.5 所示。表 2.7 为 SAP2000 有限元模型模态参数，前 3 阶周期均在 1.1s 左右，模型第 1 阶模态振型以 Y 向振动为主，第 2 阶模态振型以 X 向为主，第 3 阶模态振型以扭转成分为主。

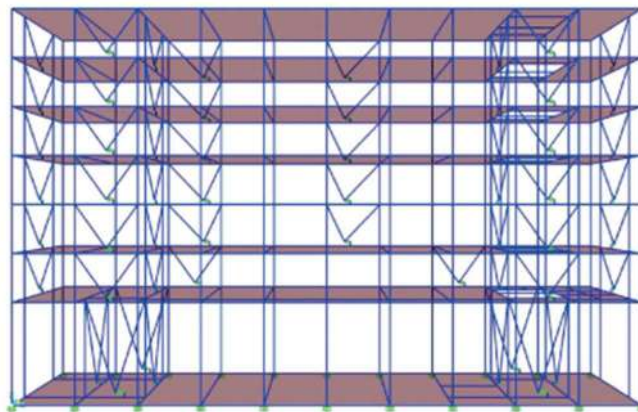


图 2.5 SAP2000 有限元模型

表 2.7 SAP2000 有限元模型模态参数

	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶
周期 (s)	1.228	1.151	1.102	0.418	0.397
频率 (rad/s)	5.124	5.451	5.696	15.015	15.813

基于 SAP2000 有限元模型，以结构长边为例，输入 2003 年 5 月 26 日东西向地震激励（本节首先对结构性能完好状态进行叙述），如图 2.5 所示，验证 SAP2000 有限元模型对实际结构服役期间性能完整阶段表现的拟合情况。图 2.6

为在此次地震激励下，SAP2000 有限元模型响应数据和实测响应数据在强震阶段（30s-50s）加速度对比图和傅里叶幅值谱对比图。结合图 2.6、2.7 和表 2.2、表 2.7 我们可以发现，SAP2000 有限元模型虽在一定程度上贴近了结构真实响应，但并不能反映结构真实服役状态，无法作为数字孪生镜像模型为我们所用，需要使用实测响应数据对结构初始计算模型进行更新。

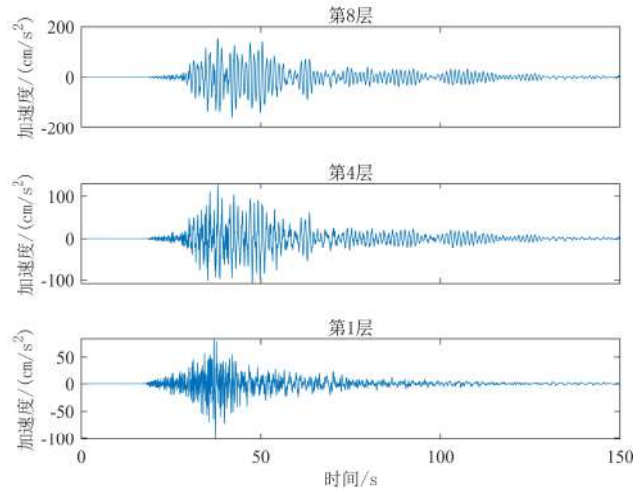
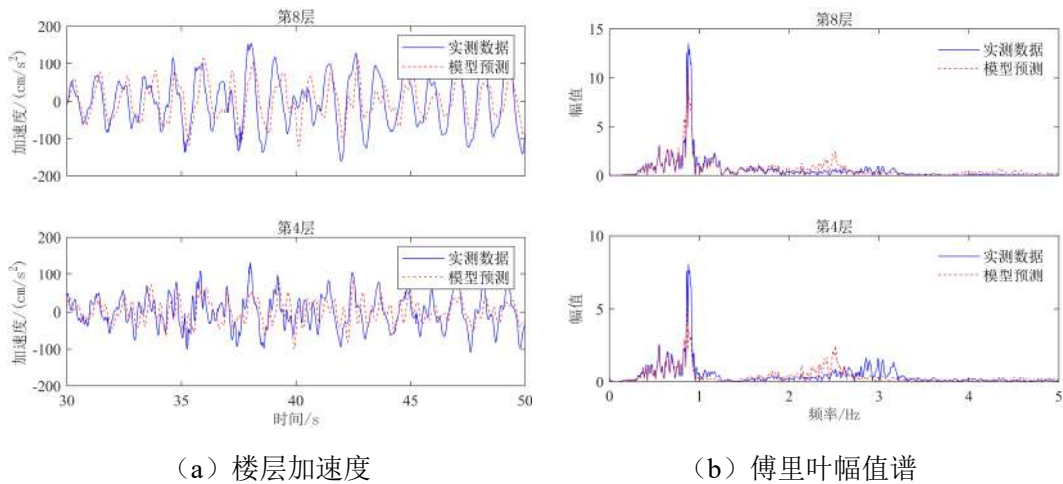


图 2.6 2003 年 5 月 26 日东西向地震动下结构响应



(a) 楼层加速度

(b) 傅里叶幅值谱

图 2.7 SAP2000 有限元模型预测响应和实测响应对比

## 2.2 利用实测数据交互构建数字孪生

针对图 2.7 初始有限元模型与实际结构的响应差距过大的问题，本节将依据健康监测系统收集的实测数据与计算模型交互，修正初始计算模型来构建能够拟合实际结构服役状态的数字孪生，修正流程及技术如图 2.8 所示。

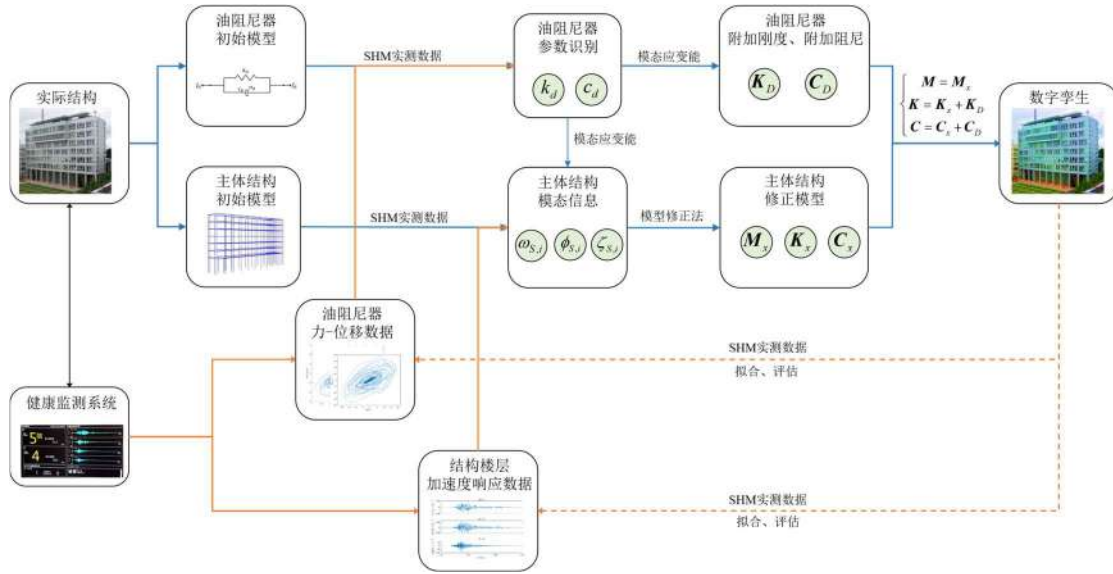


图 2.8 利用实测数据交互构建数字孪生

考虑到结构量测自由度较少，仅在结构某几层布置了加速度传感器，因此将首先对计算模型进行简化，以结构所感兴趣的位置信息（结构布置加速度传感器的楼层）为目标提炼出足以发挥共用的降阶简化模型，便于后续进行计算模型的修正。

## 2.2.1 计算模型简化

引入经典动力学方程描述实际结构的运动状态，不失一般性，假设主体结构为线弹性，附加油阻尼器的钢框架结构在地震激励作用下的运动控制方程可以描述为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) + \mathbf{T}_D \mathbf{f}_D(\mathbf{x}(t), \dot{\mathbf{x}}(t)) = \mathbf{M}\mathbf{I}\ddot{x}_g(t) \quad (2.1)$$

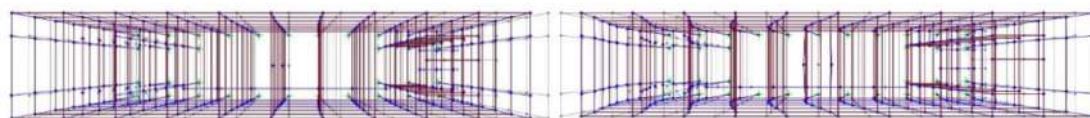
其中， $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{C}$  分别为主体结构的质量、刚度和阻尼矩阵； $\mathbf{f}_D(\mathbf{x}(t), \dot{\mathbf{x}}(t))$  为阻尼器的滞回力向量，与结构的位移  $\mathbf{x}(t)$ 、速度  $\dot{\mathbf{x}}(t)$  相关； $\mathbf{T}_D$  为油阻尼器的坐标转化矩阵，描述结构坐标与油阻尼器坐标间的转化关系； $\mathbf{I}$  为单位列向量，也被成为地震影响系数， $\ddot{x}_g(t)$  为结构的地基加速度，忽略土与结构的相互作用，取结构第 1 层加速度监测数据。

根据式(2.1)，本文可以构建一个由  $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{C}$  所组成的主体结构计算模型和一个由  $\mathbf{T}_D$ 、 $\mathbf{f}_D(\mathbf{x}(t), \dot{\mathbf{x}}(t))$  所组成的油阻尼器计算模型，后文将对这两部分计算模型分别进行叙述。

### 2.2.1.1 主体结构简化计算模型

在对主体结构计算模型进行简化前，需对主体结构进行分析。图 2.9 至图 2.11

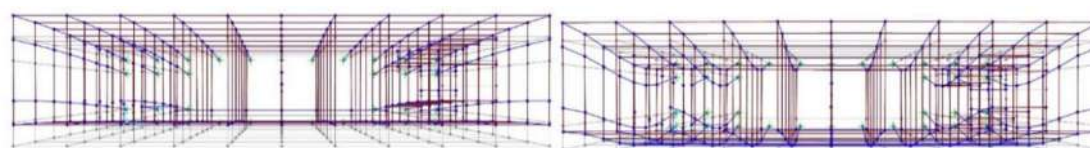
分别给出了结构初始 SAP2000 有限元模型的前 6 阶模态，包括模型长边（东西向）和短边（南北向）的前 2 阶平动模态和前 2 阶扭转模态。由图示计算结果可知，虽然初始模型的长宽比（为 5）较大，但模型的平动模态与扭转模态相互独立，这是因为初始模型的层间刚度和质量分布较均匀。



(a) 第 1 阶平动模态

(b) 第 2 阶平动模态

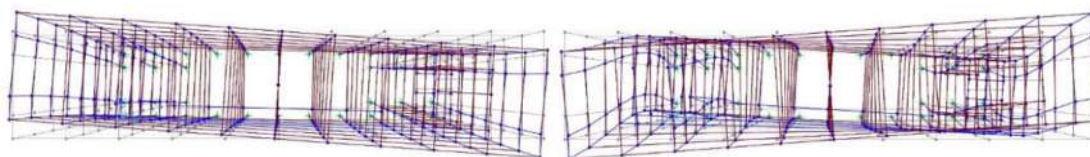
图 2.9 长边方向前两阶平动模态



(a) 第 1 阶平动模态

(b) 第 2 阶平动模态

图 2.10 短边方向前两阶平动模态



(a) 第 1 阶扭转模态

(b) 第 2 阶扭转模态

图 2.11 前两阶扭转模态

表 2.8 给出初始有限元模型的前六阶模态的标准模态质量参与因子比，由表 2.8 示结果可知，第 1 阶平动模态和扭转模态占据主导，前 2 阶（长边和短边）平动模态和前两阶扭转模态占比约为 98%，有限元模型响应预测主要由前两阶模态响应组成。

表 2.8 标准模态质量参与因子

模态		长边方向	短边方向	扭转方向
长边平动模态	第 1 阶	0.89	-	-
	第 2 阶	0.09	-	-
短边平动模态	第 1 阶	-	0.9	-
	第 2 阶	-	0.08	-
扭转模态	第 1 阶	-	-	0.91
	第 2 阶	-	-	0.08

基于图 2.7 至 2.9 和表 2.8，初始 SAP2000 有限元模型的平动和转动模态相互分离，且量测的结构加速度响应数据仅与平动模态相关，因此本文将主体结构简化考虑为对结构长边分析的平面模型，并在后续计算模型的评价中，仅考虑结构前 2 阶模态响应，在保证计算模型有效性的同时便于后续的更新操作。引入结构动力学中常用简化假定：忽略构件竖向变形，考虑模型的节点转动及侧向变形，并假定楼板为刚性，以此简化的计算模型包含 7 个自由度，与结构楼层相对应，保留了初始有限元模型的主要低阶模态信息，如表 2.9 所示。简化模型的质量矩阵  $\mathbf{M}_a$ （单位：t）和刚度矩阵  $\mathbf{K}_a$ （单位：MN/mm）分别为

$$\mathbf{M}_a = \text{diag}[491.2990, 383.1929, 370.8488, 367.3581, 360.6646, 357.1220, 343.0395] \quad (2.2)$$

$$\mathbf{K}_a = \begin{bmatrix} 1.0763 & -1.0811 & 0.2906 & -0.0472 & 0.0078 & -0.0012 & 0.0002 \\ -1.0811 & 1.8953 & -1.1635 & 0.3130 & -0.0524 & 0.0084 & -0.0011 \\ 0.2906 & -1.1635 & 1.7325 & -1.1017 & 0.2962 & -0.0472 & 0.0062 \\ -0.0472 & 0.3130 & -1.1017 & 1.6526 & -1.0550 & 0.2714 & -0.0353 \\ 0.0078 & -0.0524 & 0.2962 & -1.0550 & 1.5653 & -0.9633 & 0.2018 \\ -0.0012 & 0.0084 & -0.0472 & 0.2714 & -0.9633 & 1.3575 & -0.6256 \\ 0.0002 & -0.0011 & 0.0062 & -0.0353 & 0.2018 & -0.6256 & 0.4539 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

表 2.9 初始有限元模型和简化模型主要低阶模态信息对比

模态信息	初始有限元模型	简化模型	误差 (%)
$\omega_1 / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	5.5008	5.2656	4.3
$\omega_2 / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	15.9974	15.3187	4.2

由于主体结构简化模型的质量矩阵  $\mathbf{M}_a$  和刚度矩阵  $\mathbf{K}_a$  是由 SAP2000 初始有限元模型导出模型参数获得，因此，该简化模型同样不能反映主体结构实际响应状态，需利用实测响应数据更新简化模型，更新方法和过程在后文中进行叙述。

### 2.2.1.2 油阻尼器简化计算模型

Maxwell 模型和 Kelvin-Voigt 模型（后文简称为 Kelvin 模型）常用于描述黏滞和黏弹性阻尼器的阻尼力和位移函数关系，属经典的流变学动力模型<sup>[74-75]</sup>，本文将用其作为油阻尼器的计算模型。两种模型均由一个弹簧单元和黏滞缓冲单元组成，连接形式采用串联和并联两种，如图 2.12 所示。其中，弹簧单元和黏滞缓冲单元可以是线性或非线性，当为非线性情景时，即所谓广义 Maxwell 模型和广义 Kelvin 模型。此外，Maxwell 模型和 Kelvin 模型可以进一步拓展组成更为复杂的阻尼器模型，如通过并联或串联更多的弹簧单元和黏滞缓冲单元，用于精细描述阻尼器的动力学行为。

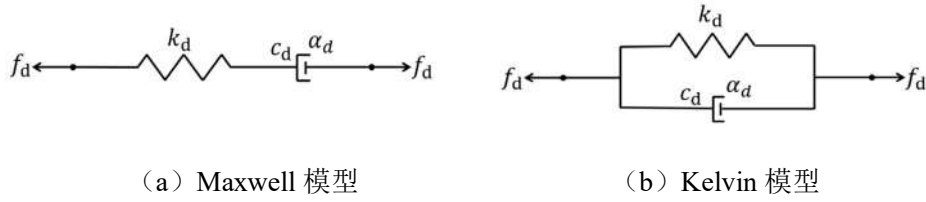


图 2.12 Maxwell 模型和 Kelvin 模型

Kelvin 模型的运动控制方程可以描述为

$$f_d = k_d x_d + \text{sign}(\dot{x}_d) c_d |\dot{x}_d|^{\alpha_d} \quad (2.4)$$

其中,  $x_d$  为阻尼器两端的相对位移,  $c_d$  和  $k_d$  分别为阻尼系数和刚度系数,  $\alpha_d$  为速度指数, 当  $\alpha_d$  取值为 1 时即为线性 Kelvin 模型,  $f_d$  为阻尼力,  $\text{sign}(\cdot)$  为符号函数。

Maxwell 模型的运动控制方程较复杂, 需满足如下位移、速度和力的平衡条件:

$$\begin{cases} x_d = x_c + x_k \\ \dot{x}_d = \dot{x}_c + \dot{x}_k \end{cases} \quad (2.5)$$

$$f_d = k_d x_k = \text{sign}(\dot{x}_c) c_d |\dot{x}_c|^{\alpha_d} \quad (2.6)$$

其中,  $x_k$  和  $x_c$  分别为弹簧单元和黏滞缓冲单元的变形位移, 同样地, 当  $\alpha_d=1$  时为线性 Maxwell 模型。

将式(2.6)代入式(2.5)变形协调条件, 得到 Maxwell 模型的运动控制方程

$$\frac{\dot{f}_d}{k_d} + \text{sign}(f_d) \left| \frac{f_d}{c_d} \right|^{1/\alpha_d} = \dot{x}_d \quad (2.7)$$

式(2.7)微分方程不可解析, 需利用数值方法求解<sup>[76]</sup>。

Maxwell 模型、Kelvin 模型以及更精细混合模型的选择将直接影响结构油阻尼器动力特性分析。对于油阻尼器模型的选取, 全运佳<sup>[77]</sup>通过贝叶斯统计推断选择对油阻尼器动力学行为描述最好的模型类, 以 Maxwell 模型、Kelvin 模型和 Maxwell-Kelvin 混合模型作为待选用模型, 结果表明, 大多数情况下, Kelvin 模型已经可以很好地描述 Model I 型油阻尼器的滞回特性及其动力学行为, 只有少数情况下需要更精细化的 Maxwell-Kelvin 混合模型; 对于 Model II 型油阻尼器, Maxwell-Kelvin 混合模型具有突出优势, 但 Kelvin 模型仍具有一定精度。杨朋超<sup>[72]</sup>分别对 Maxwell 模型、线性 Maxwell 模型、Kelvin 模型和线性 Kelvin 模型的预测精度进行了比较, 结果表明, 油阻尼器线性模型的预测精度虽较广义模



型略有较低，但仍具有较高的预测精度，达 80% 左右。基于上述研究，本文将选用线性 Kelvin 模型作为油阻尼器简化计算模型，并在后续利用实测数据识别 Kelvin 模型参数的取值。

## 2.2.2 油阻尼器参数识别

油阻尼器模型参数识别是准确描述阻尼器动力学特征及预测阻尼器动力响应的基础，Greco 和 Marano<sup>[76]</sup>利用 Maxwell 模型和 Kelvin 模型模拟一个黏滞阻尼器的动力学行为，以阻尼力量测值和模型预测值的累计误差为目标函数，采用粒子群优化算法识别 Maxwell 模型和 Kelvin 模型的参数。Lu 等<sup>[78]</sup>通过构件实验研究一长行程液体黏弹性阻尼器的力学模型，针对阻尼器在大行程下存在的非线性刚度问题，提出了广义 Maxwell 模型，以模型预测阻尼力的均方根误差为目标函数，采用广义搜索算法识别广义 Maxwell 模型参数，并利用识别的 Maxwell 模型应用于隔震结构的地震响应分析。上述识别方法均为对广义油阻尼器模型进行处理，考虑到本文选用的油阻尼器简化模型为线性模型，其动力学方程较为简单，因此选用 MATLAB 中的 REGRESS 函数进行动力学行为拟合，该函数采用最小二乘法进行线性回归。最小二乘法是一种用于求解数据的最佳函数匹配的数学优化技术。该方法的核心思想是通过最小化误差的平方和来确定函数的位置参数，以达到最佳拟合的效果。使用最小二乘法可以简便地求得函数的参数，并将拟合数据与实际数据的误差最小化。

本次拟合是在已知油阻尼器两端位移  $x_d$  和速度  $\dot{x}_d$  的条件下，确定油阻尼器的未知参数：刚度系数  $k_d$  和阻尼系数  $c_d$ 。其中，输入的油阻尼器速度  $\dot{x}_d$  由实测油阻尼器两端位移  $x_d$  采用经典三转角方法<sup>[79]</sup>计算求得，计算前先将记录的信号通过一个截止频率为 10Hz 的 20 阶低通 Butterworth 滤波器进行处理（由于结构的固有频率一般在低频区域，低于 10Hz）。油阻尼器的阻尼力  $f_d$  为应变量函数，位移和速度为自变量函数，采用归一化均方根误差（NRMS）用于衡量预测响应的准确性，其定义如下：

$$NRMS = \frac{\|f_d(t) - \hat{f}_d(t)\|}{\|f_d(t) - \text{mean}(f_d(t))\|} \quad (2.8)$$

式中， $\|\cdot\|$  是向量的 2 范数函数。 $f_d(t)$  表示实测油阻尼器阻尼力， $\hat{f}_d(t)$  是经参数识别后油阻尼器阻尼力的预估值。NRMS 取值在负无穷和 1 之间变化，其值越接近 0 表示拟合程度越好，误差几乎为零，即预测精度越高；反之表示预测精度越低。

仍选用结构性能完好状态下 2003 年 5 月 26 日的东西向油阻尼器实测响应

作为算例，油阻尼器实测监测响应如图 2.13 所示。

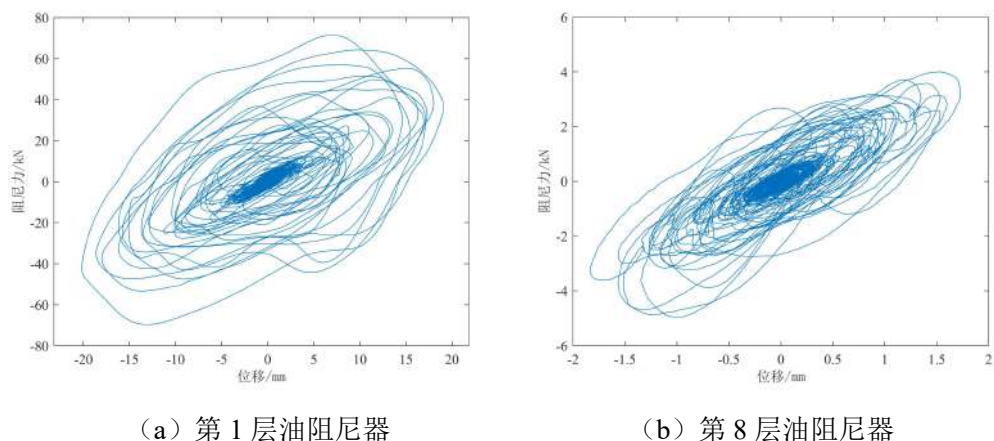
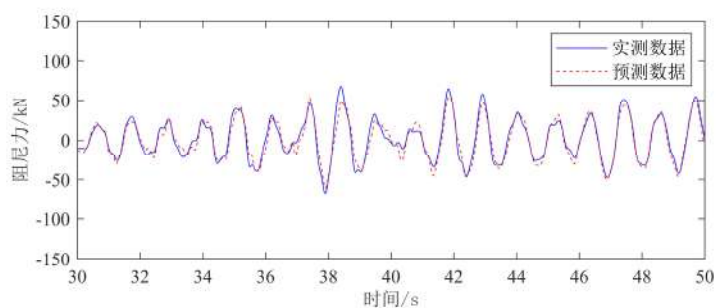


图 2.13 2003 年 5 月 26 日东西向油阻尼器监测响应

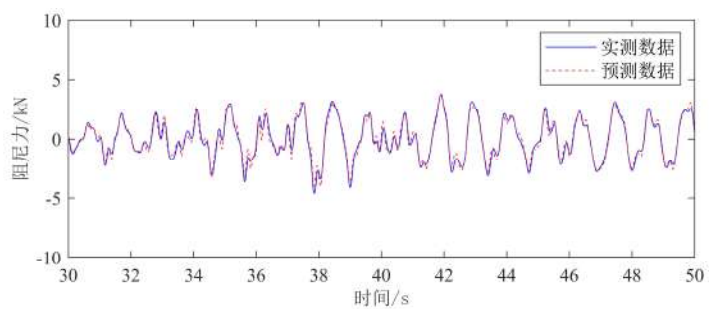
通过 REGRESS 函数对结构强震阶段（30s-50s）数据进行拟合，拟合结果如表 2.10 和图 2.14 所示。

表 2.10 拟合结果

油阻尼器型号	$k_d / (\text{kN}/\text{mm})$	$c_d / (\text{kN}\cdot\text{s}/\text{mm})$	NRMS
Model I	1.863	0.359	0.211
Model II	1.816	0.168	0.177



(a) 第 1 层油阻尼器



(b) 第 8 层油阻尼器



图 2.14 油阻尼器实测数据和预测数据对比

如表 2.10 中所示结果，结构第 1 层和第 8 层油阻尼器的 NRMS 值分别为 0.211 和 0.177。值得一提的是，结构第 1 层预测精度不如结构第 8 层的原因：在实际数据收集的过程中，结构第 1 层油阻尼器位移传感器在采集数据时出现了故障，识别过程所应用的位移数据是应用经典模态分解法对第 8 层油阻尼器的实测位移值推算而来，即在识别过程中，第 1 层油阻尼器位移数据存在误差。总的来说，选用线性 Kelvin 模型来表示实际阻尼器响应精度较好，可以利用该模型及其参数识别值作为油阻尼器的计算模型进行结构数字孪生的构建。

## 2.2.3 主体结构计算模型修正

### 2.2.3.1 模型修正方法简介

模型修正属于经典反问题中的一种，其实质为系统识别问题。结构修正模型过程通常包括三个部分<sup>[80]</sup>：结构数值建模、模型参数估计和模型准确性评价。Frishwell 和 Mottershead<sup>[81]</sup>系统性总结归纳了结构模型修正研究的试验方法、数据处理及模型修正技术类别等方面内容。根据模型参数估计方法的不同，现有的模型修正技术可以大致分为直接模型修正方法和迭代修正方法两类<sup>[81]</sup>。迭代修正方法选择特定的模型参数为待修正参数，如结构质量、刚度矩阵中的元素或结构尺寸、材料参数等，并利用不同的优化方法（如确定性优化方法、概率优化方法等）迭代调整参数值，以使修正后的模型预测结果与实测值趋同。虽然该类方法的修正结果具有明确的物理意义，但需要主观选择模型参数，不合理的选择可能导致修正结果不正确，且整个修正过程需要大量结构分析，计算成本高，限制其在实际复杂结构有限元模型修正中的应用<sup>[82]</sup>。直接模型修正方法是一类经典的解析修正技术，也被成为矩阵修正方法。该方法基于约束最小化原理，具有计算高效和精确匹配目标参数的特点。该类方法利用实测结构频率和振型对结构系统层次的动力学行为进行修正，在大型结构的响应预测和振动控制等方面更具有明显优势。综上，本节将选用直接模型修正的方法进行主体计算模型的更新，以准确拟合结构实测加速度响应。接下来对直接模型修正方法进行探讨。

在直接模型修正法发展的早期阶段，Baruch 和 Bar-Itzhack<sup>[83]</sup>使用拉格朗日乘子施加模态正交约束，假设质量矩阵正确无需修正，通过最小化正交约束得出刚度矩阵的修正值。但是该方法基于结构初始质量矩阵正确的前提，在复杂实际工程应用中通常难以实现。Berman<sup>[84]</sup>利用拉格朗日乘子算法推导了满足模态正交性约束的质量矩阵最优解，并建议结合 Baruch 和 Bar-Itzhack 方法，依次修正了结构初始质量矩阵和刚度矩阵，并增加约束以保持修正后矩阵的对称性。之

后, Berman 和 Nagy<sup>[85]</sup>采用解析模型改进程序对质量矩阵和刚度矩阵进行修正。基于结构连通性和模态数据, Kabe<sup>[86]</sup>提出了一种优化调整缺陷刚度矩阵的方法。

Caesar 和 Peter<sup>[87]</sup>考虑引入总质量、有效质量或惯性力约束, 在 Baruch、Bar-Izhack 方法和 Berman 方法基础上, 进一步提出了两种直接模型修正方法。为了不失去 Kabe 方法优点的前提下规避特征解要求, Kammer<sup>[88]</sup>提出了矩阵投影法, 该方法使用加权矩阵来加强模型的连通性, 得到的结果接近模态饰演的结果。Guo 和 Hemingway<sup>[89]</sup>提出了用于模型修正的正交敏感性方法, 该方法在保持原有矩阵尺寸的同时, 改善了模型质量和刚度特性。Zhang<sup>[90]</sup>在奇异值分解的基础上, 提出了一种利用已知模态参数更新模型的矩阵近似方法, 该方法总体上精度较高, 可对误差较大的模型进行修正。

考虑到本文数字孪生框架, 对于结构在后续服役过程中的持续更新, 有必要建立一种程序, 根据从现场收集的结构数据来修正主体结构计算模型。尽管如上所述的文献中存在大量的更新方法, 但是它们要么在应用中过于复杂, 要么存在相关的缺陷, 一种简单、可靠、具有物理意义、能重复性使用的直接模型修正程序对本文的研究目标至关重要, 因此, 本文采用一种程序化的直接模型修正方法来进行模型修正<sup>[91]</sup>。

### 2.2.3.2 直接模型修正方法

本文应用一种程序化的直接模型修正方法<sup>[91]</sup>, 利用实测模态数据(固有频率及振型)进行主体结构计算模型的更新。考虑一个具有  $N$  自由度的结构有限元模型。设  $\mathbf{M}_a$  和  $\mathbf{K}_a$  分别为结构的初始质量矩阵和刚度矩阵,  $(\omega_a^2)_i$  和  $\{\phi_a\}_i$  分别为该初始模型计算的第  $i$  阶特征值和特征向量, 基于特征向量的正交化和归一化条件有:

$$\begin{cases} \{\phi_a\}_i^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_j = 0 & i \neq j \\ \{\phi_a\}_i^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_j = 1 & i = j \end{cases} \quad (2.9)$$

$$\begin{cases} \{\phi_a\}_i^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_j = 0 & i \neq j \\ \{\phi_a\}_i^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_j = \{\omega_a^2\}_i & i = j \end{cases} \quad (2.10)$$

设  $\mathbf{M}_x$  和  $\mathbf{K}_x$  为结构实际的质量矩阵和刚度矩阵,  $(\omega_x^2)_i$  和  $\{\phi_x\}_i$  分别为实际结构的第  $i$  个特征值和特征向量, 其基于特征向量的正交化和归一化条件与式(2.9)和式(2.10)类似:

$$\begin{cases} \{\phi_x\}_i^T \mathbf{M}_x \{\phi_x\}_j = 0 & i \neq j \\ \{\phi_x\}_i^T \mathbf{M}_x \{\phi_x\}_j = 1 & i = j \end{cases} \quad (2.11)$$

$$\begin{cases} \{\phi_x\}_i^T \mathbf{K}_x \{\phi_x\}_j = 0 & i \neq j \\ \{\phi_x\}_i^T \mathbf{K}_x \{\phi_x\}_j = \{\omega_x\}_i^2 & i = j \end{cases} \quad (2.12)$$

实际结构模型与初始模型的差异表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{M}_x = \mathbf{M}_a + \Delta \mathbf{M} \\ \mathbf{K}_x = \mathbf{K}_a + \Delta \mathbf{K} \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\{\phi_x\}_i = \{\phi_a\}_i + \{\Delta \phi\}_i \quad (2.14)$$

将式(2.13)和式(2.14)代入式(2.11)和式(2.12)中并忽略高次项, 得到

$$\begin{cases} \{\phi_a\}_i^T \Delta \mathbf{M} \{\phi_a\}_i = -2\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_i \\ \{\phi_a\}_i^T \Delta \mathbf{K} \{\phi_a\}_i = (\omega_x^2)_i - (\omega_a^2)_i - 2\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_i \end{cases} \quad (2.15)$$

考虑到式(2.15)中由于  $\Delta \mathbf{M}$  所带来的矩阵欠定问题, 令  $\{\phi\}$  表示实际结构的  $N \times N$  维模态矩阵 (实际无法得到), 将式(2.15)中等式左侧的  $\{\phi_a\}_i$  替换为  $\{\phi\}$ , 并在等式右侧乘上单位矩阵  $\mathbf{I}$ 。进一步, 再将方程左右两端分别乘以  $\{\phi\}$  和  $\{\phi\}^T$  得到

$$\begin{cases} \{\phi\} \{\phi\}^T \Delta \mathbf{M} \{\phi\} \{\phi\}^T = \{\phi\} (-2\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_i) \mathbf{I} \{\phi\}^T \\ \{\phi\} \{\phi\}^T \Delta \mathbf{K} \{\phi\} \{\phi\}^T = \{\phi\} ((\omega_x^2)_i - (\omega_a^2)_i - 2\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_i) \{\phi\}^T \end{cases} \quad (2.16)$$

由于  $\{\phi\}$  已经对  $\mathbf{M}_x$  规范化, 即

$$\{\phi\} \{\phi\}^T = \mathbf{M}_x^{-1} \quad (2.17)$$

将式(2.17)代入式(2.16)中, 得到

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{M} = \mathbf{M}_x \{\phi\} (-2\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_i) \{\phi\}^T \mathbf{M}_x \\ \Delta \mathbf{K} = \mathbf{M}_x \{\phi\} ((\omega_x^2)_i - (\omega_a^2)_i - 2(\{\Delta \phi\}_i^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_i)) \{\phi\}^T \mathbf{M}_x \end{cases} \quad (2.18)$$

在实际工程应用中, 考虑结构响应主要由前  $n$  阶模态影响, 设  $(\omega_a^2)^*$  和  $\{\phi_a\}^*$  为考虑前  $n$  阶模态的初始模型特征值和特征向量,  $(\omega_x^2)^*$  和  $\{\phi_x\}^*$  为实测结构特征值和特征向量, 并将式(2.18)中  $\{\phi\}$  替换为  $\{\phi_a\}^*$ , 得到

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{M} = \mathbf{M}_x \{\phi_a\}^* (-2(\{\Delta \phi\}_i^*)^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}_i^*) (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{M}_x \\ \Delta \mathbf{K} = \mathbf{M}_x \{\phi_a\}^* ((\omega_x^2)^* - (\omega_a^2)^* - 2((\{\Delta \phi\}_i^*)^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}_i^*)) (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{M}_x \end{cases} \quad (2.19)$$

将式(2.13)代入式(2.19), 整理得到

$$\begin{cases} \mathbf{M}_x = \mathbf{M}_a + \Delta \mathbf{M} = \mathbf{M}_a + \mathbf{M}_a \{\phi_a\}^* \mathbf{C}_M (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{M}_a \\ \mathbf{K}_x = \mathbf{K}_a + \Delta \mathbf{K} = \mathbf{K}_a + \mathbf{M}_x \{\phi_a\}^* \mathbf{C}_K (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{M}_x \end{cases} \quad (2.20)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{C}_M = -(\{\Delta\phi\}^*)^T \mathbf{M}_a \{\phi_a\}^* - (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{M}_a \{\Delta\phi\}^* \\ \mathbf{C}_K = (\omega_x^2)^* - (\omega_a^2)^* - (\{\Delta\phi\}^*)^T \mathbf{K}_a \{\phi_a\}^* - (\{\phi_a\}^*)^T \mathbf{K}_a \{\Delta\phi\}^* \end{cases} \quad (2.21)$$

由此，在得知结构初始质量矩阵  $\mathbf{M}_a$ 、初始刚度矩阵  $\mathbf{K}_a$ 、初始结构模态参数  $(\omega_a^2)^*$  和  $\{\phi_a\}^*$ 、实测结构模态参数  $(\omega_x^2)^*$  和  $\{\phi_x\}^*$  后，便可直接带入式(2.20)和式(2.21)中进行模型更新。由于上述更新过程保留了矩阵的维数与对称性，所得到的更新模型具有一定的物理意义，且程序化的更新过程直接、高效。

对于 2.2.3.2 节中的程序化直接模型修正方法在主体结构计算模型修正中的应用，存在如下两个问题：首先，本文油阻尼器钢框架结构中仅在 3 个位置（层）布置了加速度传感器，导致结构量测自由度不完整，未量测自由度的振型未知。其次，结构实际监测数据包含整体结构的模态参数信息，由于存在着附加阻尼器对结构的影响，需要进一步计算以确定主体结构的模态参数。因此，在应用程序化直接模型修正方法之前，需要对这两个问题进行处理。

### 2.2.3.3 振型扩阶技术

为预测完整的结构地震响应，未量测的振型需要进行进一步确定。本文采用经典的振型扩阶技术获取测量振型，并借鉴文献[92]的研究，忽略减震系统对结构体系振型的影响，取结构体系的振型为主体结构的振型。常用的振型扩阶技术有 Guyan 静态扩阶方法<sup>[93]</sup>、Kidder 动态扩阶方法<sup>[94]</sup>、等价扩展缩减方法<sup>[95]</sup>和 Alvin 投影法<sup>[96]</sup>等。通过对比文献中上述方法的计算效果，Kidder 方法和 Alvin 方法性能较优。因此，后文选用 Alvin 方法用于结构系统振型的补充。

结构系统的第  $i$  阶振型  $\phi$  可以表示为，

$$\phi = \begin{Bmatrix} \phi_{i,m} \\ \phi_{i,s} \end{Bmatrix} \quad (2.22)$$

其中， $\phi_{i,m}$  为结构所量测的自由度振型， $\phi_{i,s}$  为未测量自由度的振型。

振型扩阶技术的原理为：从已知的结构量测振型来推导未量测振型，该原理经由一种函数关系来表示

$$\phi = \begin{Bmatrix} \phi_{i,m} \\ \phi_{i,s} \end{Bmatrix} = \mathbf{T}_i \phi_{i,m} \quad (2.23)$$

其中， $\mathbf{T}_i$  为振型传递矩阵，由振型扩阶技术决定。

Alvin 方法通过最小化结构系统的模态残余力，推导振型转化矩阵。第  $i$  阶模态的残余力可以表达为<sup>[96]</sup>

$$R_i = (\mathbf{K}_a - \omega_i^2 \mathbf{M}_a) \boldsymbol{\phi} = ([\mathbf{K}_{a,m}, \mathbf{K}_{a,s}] - \omega_i^2 [\mathbf{M}_{a,m}, \mathbf{M}_{a,s}]) \begin{Bmatrix} \boldsymbol{\phi}_{i,m} \\ \boldsymbol{\phi}_{i,s} \end{Bmatrix} \quad (2.24)$$

其中,  $\mathbf{K}_{a,m}$  结构量测自由度的刚度矩阵,  $\mathbf{K}_{a,s}$  为未量测自由度刚度矩阵,  $\mathbf{M}_{a,m}$  和  $\mathbf{M}_{a,s}$  同理。

结构量测自由度振型和未量测自由度振型之间可以通过最小化模态残余力误差求解, 求解后两者之间的解析关系为,

$$\boldsymbol{\phi}_{i,s} = -(\mathbf{Z}_{a,s}^T \mathbf{Z}_{a,s})^{-1} \mathbf{Z}_{a,s}^T \mathbf{Z}_{a,m} \boldsymbol{\phi}_{i,m} \quad (2.25)$$

其中,  $\mathbf{Z}_{a,m}$  为结构两侧自由度的动态刚度矩阵,  $\mathbf{Z}_{a,s}$  为未量测自由度的动态刚度矩阵, 表达为

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_{a,s} = \mathbf{K}_{a,s} - \omega_i^2 \mathbf{M}_{a,s} \\ \mathbf{Z}_{a,m} = \mathbf{K}_{a,m} - \omega_i^2 \mathbf{M}_{a,m} \end{cases} \quad (2.26)$$

基于式(2.25), Alvin 振型扩阶方法的振型转化矩阵为

$$\mathbf{T}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ -(\mathbf{Z}_{a,s}^T \mathbf{Z}_{a,s})^{-1} \mathbf{Z}_{a,s}^T \mathbf{Z}_{a,m} \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

注意到, 在使用 Alvin 方法获取结构系统的完备振型之前, 还需要对表 2.2 中依据实测数据识别的振型参数比 ( $\boldsymbol{\phi}_{i,6} / \boldsymbol{\phi}_{i,2}, i=1,2$ ) 进行进一步处理, 以获得量测振型, 计算过程如下:

$$\boldsymbol{\phi}_{i,m} = \frac{(\boldsymbol{\phi}_{i,m}^a)^T \boldsymbol{\phi}_{i,m}^0}{(\boldsymbol{\phi}_{i,m}^0)^T \boldsymbol{\phi}_{i,m}^0} \boldsymbol{\phi}_{i,m}^0 \quad (2.28)$$

其中,  $\boldsymbol{\phi}_{i,m}^0 = [1 \ \boldsymbol{\phi}_{i,6} / \boldsymbol{\phi}_{i,2}]$ ,  $i=1,2$  为未标准化量测振型, 与振型参数比相关,  $\boldsymbol{\phi}_{i,m}^a$  为初始有限元模型的质量标准化振型, 与量测自由度相对应。利用式(2.28)计算的量测振型结果如表 2.11 所示。

表 2.11 2003 年 5 月 26 日结构量测振型

阶次	$\boldsymbol{\phi}_{i,6} / \boldsymbol{\phi}_{i,2}$	$\boldsymbol{\phi}_{i,2} / \text{m}$	$\boldsymbol{\phi}_{i,6} / \text{m}$
第 1 阶	1.728	0.0147	0.0254
第 2 阶	-0.620	-0.0266	0.0165

基于表 2.11 获得的结构量测振型, 利用 Alvin 方法, 依据式(2.27)的振型转化矩阵获取该次地震下结构系统的完备振型。计算结果如图 2.15 所示。

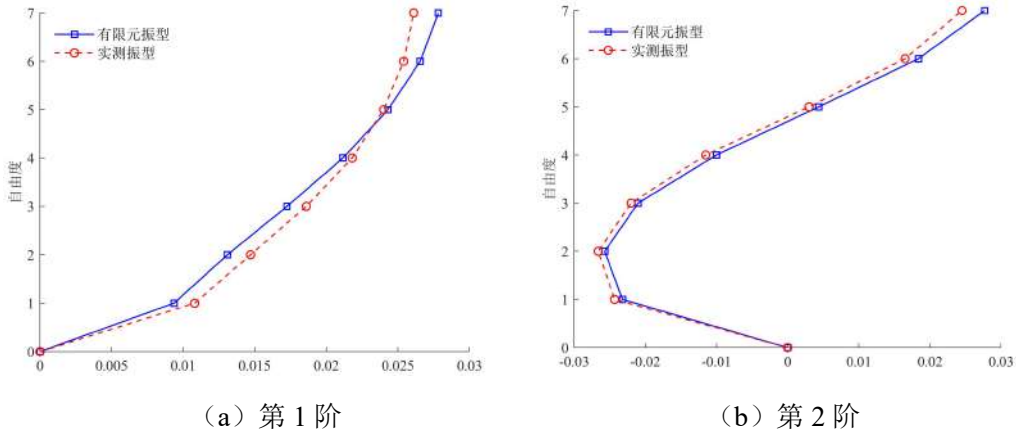


图 2.15 结构系统完备振型

#### 2.2.3.4 主体结构模态参数估计

模态应变能方法<sup>[97-98]</sup>是一种能量方法,经常被研究人员用来估计阻尼器附加给结构模态的有效阻尼比和有效频率,本文将应用其计算油阻尼器对结构模态信息的影响。该方法假设结构受简谐激励作用,激励频率等同于结构的自振频率,如第*i*阶频率为 $\omega_i$ ,且结构变形与振型成比例,则减震系统的阻尼器单元也处于简谐运动状态。

模态应变能理论下,阻尼器附加给结构第*i*阶模态的有效阻尼比可表达为

$$\zeta_{eq,i} = \frac{1}{4\pi} \frac{\sum_j E_{d,j}^i}{E_{S,i}} \quad (2.29)$$

其中, $E_{d,j}^i$ 为第*i*阶振型下,第*j*个阻尼器的周期最大耗能, $E_{S,i}$ 为第*i*阶振型下结构的周期最大应变能, $E_{S,i}$ 可由下式计算获得:

$$E_{S,i} = \frac{1}{2} \mathbf{x}_{i,\max}^T \mathbf{K}_s \mathbf{x}_{i,\max} = \frac{1}{2} \Delta_i^2 \boldsymbol{\phi}^T \mathbf{K}_s \boldsymbol{\phi} = \frac{1}{2} \Delta_i^2 \omega_i^2 \quad (2.30)$$

其中, $\mathbf{K}_s$ 为结构系统总刚度(结构主体刚度与油阻尼器附加刚度的叠加)。 $\mathbf{x}_{i,\max} = \Delta_i \boldsymbol{\phi}$ 为结构在第*i*阶振型 $\boldsymbol{\phi}$ (质量标准化振型)计算得到的最大位移响应向量, $\Delta_i$ 为未知的模态位移幅值因子。

即,第*j*个阻尼器两端的最大位移变形可表达为

$$\mathbf{x}_{dj,\max} = \Delta_i \boldsymbol{\phi}_{d,ij} \quad (2.31)$$

其中, $\boldsymbol{\phi}_{d,ij}$ 为第*i*阶振型下,第*j*个阻尼器两端的变形。

阻尼器的动力学行为仍选用 Kelvin 模型模拟,由于 Kelvin 模型中的耗能单元仅为黏滞缓冲单元,由此,假设第*j*个阻尼器的黏滞缓冲单元力在简谐运动的条件下可表达为 $F_j(t) = F_{cj,\max} \cos(\omega_i t)$ ,其中, $F_{cj,\max}$ 为缓冲单元的周期最大力,

则第  $j$  个阻尼器的周期最大耗能计算为<sup>[99]</sup>

$$E_{d,j}^i = \int_0^{2\pi/\omega_i} F_j(t) \dot{u}_j(t) dt = \int_0^{2\pi/\omega_i} F_j(t) \left( \frac{F_j(t)}{c_{d,j}} \right)^{1/\alpha_j} dt \quad (2.32)$$

其中,  $c_{d,j}$  为黏滞缓冲单元的阻尼系数,  $\alpha_j$  为速度指数,  $\dot{u}(t)$  为黏滞缓冲单元两端的相对速度。

式(2.32)解析后得

$$E_{d,j}^i = 2\sqrt{\pi} \frac{\Gamma\left(1 + \frac{1}{2\alpha_j}\right) F_{cj,\max}^{1+1/\alpha_j} c_{d,j}^{-1/\alpha_j}}{\Gamma\left(\frac{3}{2} + \frac{1}{2\alpha_j}\right) \omega_i} \quad (2.33)$$

其中,  $\Gamma$  为伽马函数。

由式(2.4)可知, 缓冲单元的周期最大力为

$$F_{cj,\max} = c_{d,j} \omega_i^{\alpha_j} x_{dj,\max}^{\alpha_j} \quad (2.34)$$

考虑线性 Kelvin 模型, 即  $\alpha_j=1$ , 式(2.33)和式(2.34)可进一步简化表达为

$$E_{d,j}^i = \pi \frac{F_{cj,\max}^2}{c_{d,j} \omega_i} \quad (2.35)$$

$$F_{cj,\max} = c_{d,j} \omega_i x_{dj,\max} \quad (2.36)$$

将式(2.30)和式(2.35)代入式(2.29), 并引入式(2.31), 可得到线性 Kelvin 模型的附加有效阻尼比计算公式, 为

$$\zeta_{eq,i} = \frac{1}{2\omega_i} \sum_j c_{d,j} \phi_{ij}^2 \quad (2.37)$$

引入结构振型的坐标转换和阻尼器的振型变形向量  $\phi_{d,i}$  来简化表达

$$\phi_{d,i} = [\phi_{d,i1}, \dots, \phi_{d,in_d}]^T = \mathbf{T}_d \phi \quad (2.38)$$

其中,  $n_d$  为阻尼器布置的数量,  $\mathbf{T}_d$  为坐标转化矩阵, 与阻尼器和支撑的布置形式相关。

将式(2.38)代入式(2.37), 可得有效阻尼比表达式

$$\zeta_{eq,i} = \frac{\phi_i^T \mathbf{C}_{D,i} \phi_i}{2\omega_i} \quad (2.39)$$

其中,  $\mathbf{C}_{D,i}$  为第  $i$  阶振型下阻尼器附加给主体结构的等效阻尼矩阵, 对于线性 Kelvin 模型:

$$\mathbf{C}_{D,i} = \mathbf{T}_d^T \text{diag}\{c_{d,1}, \dots, c_{d,n}\} \mathbf{T}_d \quad (2.40)$$

主体结构的第  $i$  阶阻尼比可通过相减的方式估计，为

$$\zeta_{S,i} = \zeta_i - \zeta_{eq,i} \quad (2.41)$$

其中， $\zeta_i$  为结构体系的阻尼比。

与有效阻尼比一致，同样应用模态应变能估计油阻尼器对结构体系的附加有效频率。定义油阻尼器的应变能与结构总应变能之比：

$$\eta_{eq,i} = \frac{E_{B,i}}{E_{S,i}} \quad (2.42)$$

其中， $E_{B,i}$  为第  $i$  阶振型下，油阻尼器的周期最大应变能。

对于 Kelvin 模型，其应变能存储于弹性弹簧单元，设弹性弹簧单元的最大变形为  $x_{dkj,\max}$ ，可以用下式计算获得  $E_{B,i}$

$$E_{B,i} = \sum_j E_{b,j} = \frac{1}{2} \sum_j k_{d,j} x_{dkj,\max}^2 \quad (2.43)$$

其中， $k_{d,j}$  为第  $j$  个阻尼器模型的刚度系数。

Kelvin 模型两端最大变形即为弹簧单元两端最大变形：

$$x_{dkj,\max} = x_{dj,\max} = \Delta_i \phi_{d,ij} \quad (2.44)$$

将式(2.44)代入式(2.43)，并引入式(2.38)的位移坐标转化，式(2.43)可进一步表达为

$$E_{B,i} = \frac{1}{2} \Delta_i^2 \phi_i^T \mathbf{K}_{D,i} \phi_i \quad (2.45)$$

其中， $\mathbf{K}_{D,i}$  可视为在第  $i$  阶振型下，油阻尼器附加给结构的等效刚度矩阵。对于 Kelvin 模型：

$$\mathbf{K}_{D,i} = \mathbf{T}_d^T \text{diag}\{k_{d,1}, \dots, k_{d,n}\} \mathbf{T}_d \quad (2.46)$$

将式(2.30)和式(2.43)代入式(2.42)中， $\eta_{eq,i}$  可进一步简化为

$$\eta_{eq,i} = \frac{\phi_i^T \mathbf{K}_{D,i} \phi_i}{\omega_i^2} \quad (2.47)$$

类比结构系统刚度矩阵与振型和频率关系，式(2.47)可视为频率比值。对于实际结构来讲，式(2.47)计算的应变能比值一般较小，主体结构频率可近似估计为

$$\omega_{S,i} = \sqrt{(1 - \eta_{eq,i})} \omega_i \quad (2.48)$$



与式(2.41)类似, 阻尼器附加给结构体系第  $i$  阶模态的有效频率通过相减的方式计算为

$$\omega_{eq,i} = \omega_i - \omega_{S,i} \quad (2.49)$$

基于式(2.39)和式(2.47), 结合表 2.10 中油阻尼器刚度系数  $k_d$  和阻尼系数  $c_d$  的识别结果, 对 2003 年 5 月 26 日实测数据计算油阻尼器附加有效阻尼比和有效频率, 计算结果如表 2.12 所示。

表 2.12 油阻尼器附加有效阻尼比和有效频率

阶次	线性 Kelvin 模型	
	$\omega_{eq,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{eq,i} / \%$
第 1 阶	0.1018	1.66
第 2 阶	0.2199	3.12

经油阻尼器附加有效频率和有效阻尼比的计算, 依据式(2.41)和式(2.48)可得主体结构模态参数, 见表 2.13。

表 2.13 主体结构模态参数

阶次	结构整体模态参数		油阻尼器附加有效模态参数		主体结构模态参数	
	$\omega_i / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_i / \%$	$\omega_{eq,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{eq,i} / \%$	$\omega_{S,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{S,i} / \%$
1	5.6085	3.13	0.1018	1.66	5.5067	1.47
2	18.1322	6.13	0.2199	3.12	17.9123	3.01

### 2.2.3.5 主体结构修正结果

基于表 2.13 中计算得到的主体结构实测前 2 阶模态频率  $\omega_{S,i}$ 、前 2 阶阻尼比  $\zeta_{S,i}$  和图 2.13 中所示的结构实测完备振型  $\phi$ , 采用 2.2.3.2 节所提方法, 由式(2.20)和式(2.21)修正 2.2.1.1 节中主体结构计算模型初始质量矩阵  $\mathbf{M}_a$  和质量矩阵  $\mathbf{K}_a$ , 修正后主体结构质量矩阵  $\mathbf{M}_x$  (单位: t) 和刚度矩阵  $\mathbf{K}_x$  (单位: MN/mm) 结果分别为:

$$\mathbf{M}_x = \begin{bmatrix} 488.7271 & -2.7929 & -3.5528 & -4.3084 & -4.8468 & -5.2348 & -5.2619 \\ -2.7929 & 380.2679 & -3.5151 & -4.0030 & -4.2460 & -4.3701 & -4.2648 \\ -3.5528 & -3.5151 & 367.0308 & -3.8046 & -3.4628 & -3.0546 & -2.6638 \\ -4.3084 & -4.0030 & -3.8046 & 364.3705 & -1.7509 & -0.5407 & 0.2576 \\ -4.8468 & -4.2460 & -3.4628 & -1.7509 & 361.1190 & 2.5239 & 3.7431 \\ -5.2348 & -4.3701 & -3.0546 & -0.5407 & 2.5239 & 362.4749 & 6.9390 \\ -5.2619 & -4.2648 & -2.6638 & 0.2576 & 3.7431 & 6.9390 & 351.7326 \end{bmatrix} \quad (2.50)$$

$$\mathbf{K}_x = \begin{bmatrix} 1.0826 & -1.0757 & 0.2946 & -0.0459 & 0.0057 & -0.0065 & -0.0069 \\ -1.0757 & 1.8999 & -1.1601 & 0.3141 & -0.0542 & 0.0039 & -0.0071 \\ 0.2946 & -1.1601 & 1.7350 & -1.1010 & 0.2948 & -0.0506 & 0.0016 \\ -0.0459 & 0.3141 & -1.1010 & 1.6527 & -1.0556 & 0.2701 & -0.0369 \\ 0.0057 & -0.0542 & 0.2948 & -1.0556 & 1.5658 & -0.9618 & 0.2038 \\ -0.0065 & 0.0039 & -0.0506 & 0.2701 & -0.9618 & 1.3615 & -0.6201 \\ -0.0069 & -0.0071 & 0.0016 & -0.0369 & 0.2038 & -0.6201 & 0.4613 \end{bmatrix} \quad (2.51)$$

对比式(2.2)、式(2.3)和式(2.50)、式(2.51)，初始模型质量矩阵的非对角元素非零特性被破坏，修正模型质量矩阵的非对角元素不为零。从结构动力学角度描述，修正模型改变了初始模型的惯性力传递路径，新增无物理空间连接的惯性力。

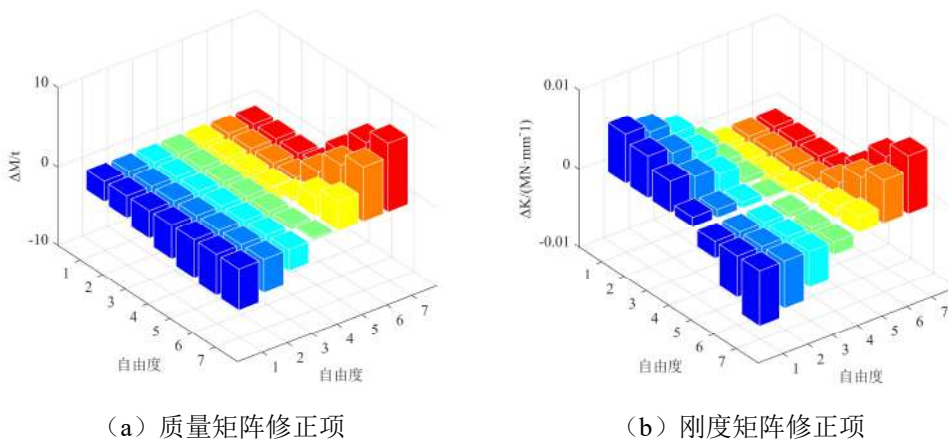


图 2.16 程序化直接模型修正方法质量和刚度矩阵修正项

图 2.16 给出了修正模型和初始模型的质量矩阵和刚度矩阵差异，即质量矩阵修正项  $\Delta \mathbf{M}$  和刚度矩阵修正项  $\Delta \mathbf{K}$ 。图 2.14 计算结果表明，质量和刚度矩阵修正项较大值位于较高楼层处，刚度矩阵的修正项分布没有明显规律，而质量矩阵的修正项分布较均匀。

为验证程序化直接模型修正方法的准确性，首先利用特征分解法计算修正后模型的模态参数。表 2.14 给出了初始模型和修正模型的模态参数，包括前 2 阶频率和量测振型。

表 2.14 频率和振型的量测值和修正模型预测值

模态参数	量测值	初始模型	修正模型
$\omega_1 / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	5.5067	5.2656	5.5067
$\omega_2 / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	17.9123	15.3187	17.9123
$\phi_{1,2} / \text{m}$	0.0147	0.0131	0.0147
$\phi_{2,2} / \text{m}$	-0.0266	-0.0257	-0.0266
$\phi_{1,6} / \text{m}$	0.0254	0.0266	0.0254

$\phi_{2,6} / \text{m}$	0.0165	0.0184	0.0165
-------------------------	--------	--------	--------

由表 2.14 计算结果可知，初始模型模态参数预测值与实际量测值的误差被剔除，修正后的计算模型准确了匹配模态参数量测值，说明了程序化直接模型修正方法在修正模型的频率和振型方面的准确性。

#### 2.2.4 数字孪生建立及拟合效果评估

将上述修正后的主体结构计算模型，和利用油阻尼器参数识别结果建立的油阻尼器计算模型进行结合，得到实体结构数字孪生，结合过程如式(2.52)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{M} = \mathbf{M}_x \\ \mathbf{K} = \mathbf{K}_x + \mathbf{K}_D \\ \mathbf{C} = \mathbf{C}_x + \mathbf{C}_D \end{cases} \quad (2.52)$$

其中，主体结构质量矩阵  $\mathbf{M}_x$  和刚度矩阵  $\mathbf{K}_x$  由式(2.50)和式(2.51)可得，主体结构阻尼矩阵  $\mathbf{C}_x$  由表(2.13)中主体结构前 2 阶阻尼比代入经典瑞利阻尼公式  $\mathbf{C} = \alpha\mathbf{M} + \beta\mathbf{K}$  中计算得到， $\alpha$ 、 $\beta$  分别为质量和刚度比例阻尼系数。 $\mathbf{K}_D$ 、 $\mathbf{C}_D$  分别为油阻尼器附加给主体结构的等效刚度矩阵和阻尼矩阵，分别由式(2.46)和式(2.40)计算得到。忽略油阻尼器质量对主体结构质量的影响。经由上述计算，得到主体结构质量矩阵  $\mathbf{M}_x$  (单位: t)、刚度矩阵  $\mathbf{K}_x$  (单位: MN/mm)和阻尼矩阵  $\mathbf{C}_x$  (单位: MN·s/mm)，如下式(2.53)至(2.55)所示。

$$\mathbf{M}_x = \begin{bmatrix} 488.7271 & -2.7929 & -3.5528 & -4.3084 & -4.8468 & -5.2348 & -5.2619 \\ -2.7929 & 380.2679 & -3.5151 & -4.0030 & -4.2460 & -4.3701 & -4.2648 \\ -3.5528 & -3.5151 & 367.0308 & -3.8046 & -3.4628 & -3.0546 & -2.6638 \\ -4.3084 & -4.0030 & -3.8046 & 364.3705 & -1.7509 & -0.5407 & 0.2576 \\ -4.8468 & -4.2460 & -3.4628 & -1.7509 & 361.1190 & 2.5239 & 3.7431 \\ -5.2348 & -4.3701 & -3.0546 & -0.5407 & 2.5239 & 362.4749 & 6.9390 \\ -5.2619 & -4.2648 & -2.6638 & 0.2576 & 3.7431 & 6.9390 & 351.7326 \end{bmatrix} \quad (2.53)$$

$$\mathbf{K}_x = \begin{bmatrix} 1.1008 & -1.0800 & 0.2970 & -0.0448 & 0.0052 & -0.0085 & -0.0097 \\ -1.0800 & 1.9170 & -1.1652 & 0.3151 & -0.0546 & 0.0022 & -0.0096 \\ 0.2970 & -1.1652 & 1.7513 & -1.1074 & 0.2945 & -0.0519 & -0.0003 \\ -0.0448 & 0.3151 & -1.1074 & 1.6678 & -1.0629 & 0.2697 & -0.0377 \\ 0.0052 & -0.0546 & 0.2945 & -1.0629 & 1.5806 & -0.9685 & 0.2045 \\ -0.0085 & 0.0022 & -0.0519 & 0.2697 & -0.9685 & 1.3775 & -0.6253 \\ -0.0097 & -0.0096 & -0.0003 & -0.0377 & 0.2045 & -0.6253 & 0.4714 \end{bmatrix} \quad (2.54)$$

$$C_x = \begin{bmatrix} 5.6158 & -4.1048 & 0.9503 & -0.1436 & 0.0163 & -0.0274 & -0.0315 \\ -4.1048 & 7.4572 & -4.3778 & 1.0080 & -0.1751 & 0.0067 & -0.0311 \\ 0.9503 & -4.3778 & 6.9258 & -4.1925 & 0.0942 & -0.1664 & -0.0011 \\ -0.1436 & 1.0080 & -4.1925 & 6.6585 & -4.0500 & 0.8629 & -0.1206 \\ 0.0163 & -0.1751 & 0.0942 & -4.0500 & 6.3793 & -3.7479 & 0.6548 \\ -0.0274 & 0.0067 & -0.1664 & 0.8629 & -3.7479 & 5.7297 & -2.6494 \\ -0.0315 & -0.0311 & -0.0011 & -0.1206 & 0.6548 & -2.6494 & 2.1806 \end{bmatrix} \quad (2.55)$$

为验证经油阻尼器参数识别和程序化直接模型修正方法构建的数字孪生在结构响应预测方面准确性，利用 Newmark- $\beta$  法计算修正后整体模型的预测加速度响应，由此计算的结构预测监测楼层加速度响应和结构实测监测楼层加速度响应对比图如图 2.17 所示，同时，采用与式(2.8)定义相同的归一化均方根误差 (NRMS) 用于衡量预测加速度响应的准确性，计算公式如下：

$$NRMS = \frac{\|\ddot{x}_i(t) - \hat{\ddot{x}}_i(t)\|}{\|\ddot{x}_i(t) - \text{mean}(\ddot{x}_i(t))\|} \quad (2.56)$$

式中， $\|\cdot\|$  是向量的 2 范数函数。 $\ddot{x}_i(t), i=4,8$  表示监测楼层（第 4 层和第 8 层）的实测加速度响应， $\hat{\ddot{x}}_i(t), i=4,8$  表示监测楼层（第 4 层和第 8 层）的修正模型的预估加速度响应。

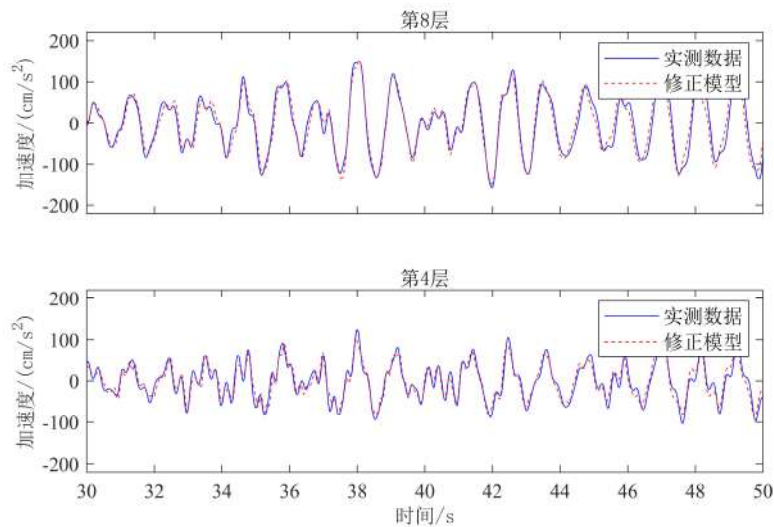


图 2.17 结构监测楼层加速度响应对比图

表 2.15 结构监测楼层加速度响应 NRMS

模型	NRMS	
	第 4 层	第 8 层
初始模型	0.885	0.897
修正模型	0.193	0.146

由图 2.17 和表 2.15 计算结果可以发现，经修正后，模型预测响应与实际监测数据的拟合程度较好。由此，完成了结构完好状态下利用实测数据与计算模型交互以构建数字孪生的目标，后续将运用上述方法，分别对结构油阻尼器损伤状态和混合减震再生状态进行数字孪生的构建。本节利用实测数据交互构建数字孪生的技术流程如下图 2.18 所示，具体步骤为：首先利用实际结构的实测响应数据（包括油阻尼器的实测阻尼力  $f_d(t)$ 、实测两端位移  $x_d(t)$  和实测加速度响应  $\ddot{x}(t)$ ）中识别出的整体结构模态信息  $\omega$ 、 $\phi$ 、 $\zeta$ ）先对油阻尼器参数进行识别，而后计算出油阻尼器的有效频率和有效阻尼比。接着，将识别的整体结构模态信息中剔除油阻尼器的影响，得到主体结构模态信息后利用程序化直接模型修正方法进行修正，最后，将识别出的油阻尼器附加刚度矩阵、附加阻尼矩阵和修正后的主体结构质量矩阵、刚度矩阵、阻尼矩阵进行组合，得到实际结构的数字孪生，并将数字孪生响应输出与实测数据对比，评估构建好的数字孪生准确性。

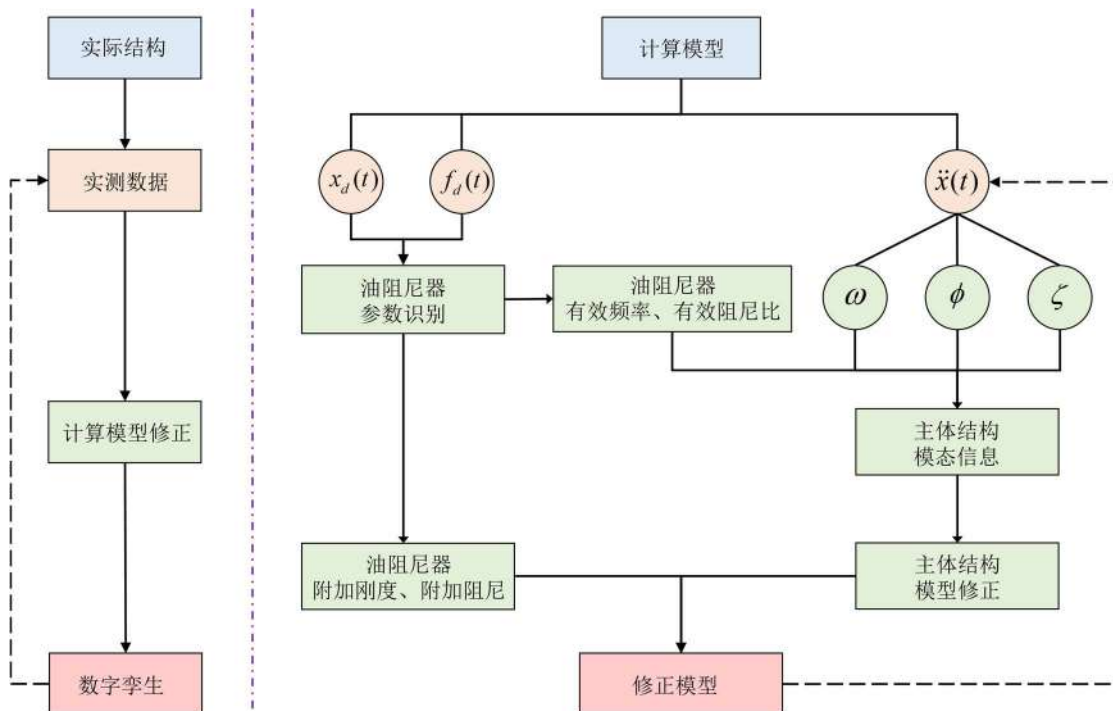


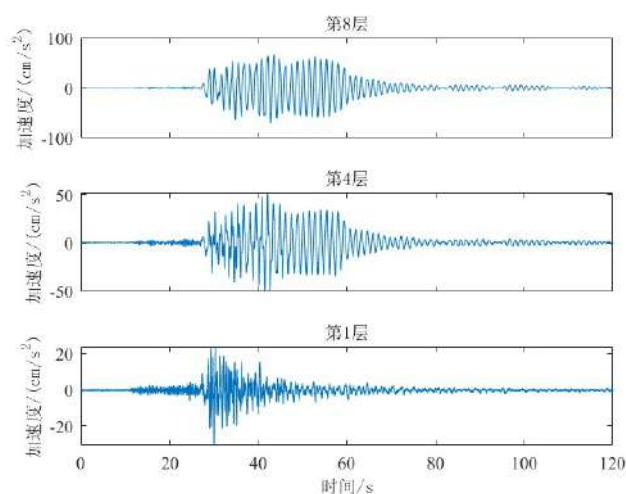
图 2.18 利用实测数据交互构建数字孪生技术流程

### 2.3 结构不同状态下的数字孪生

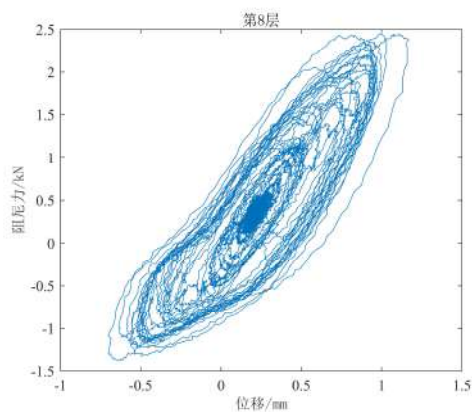
本文 2.2 节以结构性能完好状态下实测响应数据（2003 年 5 月 26 日数据）为例，说明了利用实测数据交互构建数字孪生的技术流程。针对结构的服役期间的性能变化，本节将分别对损伤状态和再生状态进行叙述，完善数字孪生伴随实际结构一同根据时间而发展的过程。

### 2.3.1 结构损伤状态

由于在 311 大地震发生时全楼的电力系统失效,传感器没有记录到该次地震下结构的响应数据,因此,本节将应用 311 大地震后(2011 年 3 月 24 日)响应数据进行该状态下数字孪生的构建。值得注意的是,经历 311 大地震后,结构首 3 层油阻尼器已损坏,因此该状态下仅能利用结构第 8 层油阻尼器实测值进行结构剩余未损坏的油阻尼器参数识别。2011 年 3 月 24 日结构东西向地震动记录数据如图 2.19 所示。



(a) 结构加速度响应数据



(b) 第 8 层油阻尼器力-位移响应数据

图 2.19 2011 年 3 月 24 日结构东西向地震动记录数据

依据图 2.18 计算流程,表 2.16 给出了油阻尼器参数识别值,图 2.20 给出了第 8 层油阻尼器实测数据和预测数据对比。表 2.17 给出了主体结构模态参数。

图 2.21 给出了结构扩阶振型，图 2.22 给出了更新后修正模型强震阶段的加速度响应和实测加速度响应对比。式(2.57)和式(2.58)给出了利用式(2.50)和式(2.51)更新下的主体结构更新后的质量矩阵  $M_x$  (单位: t) 和刚度矩阵  $K_x$  (单位: MN/mm)。

表 2.16 油阻尼器参数识别值

油阻尼器型号	$k_d / (\text{kN}/\text{mm})$	$c_d / (\text{kN}\cdot\text{s}/\text{mm})$	NRMS
ModelIII	1.975	0.198	0.232

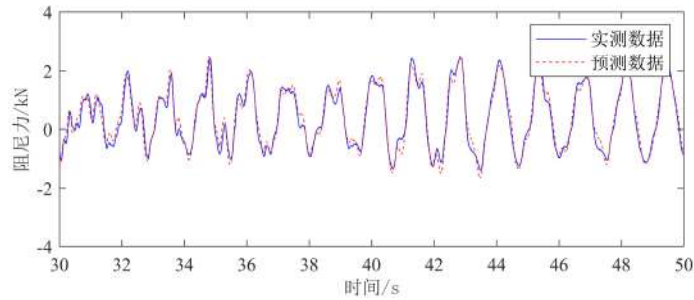


图 2.20 第 8 层油阻尼器实测数据和预测数据对比

表 2.17 主体结构模态参数

阶次	结构整体模态参数		油阻尼器附加有效模态参数		主体结构模态参数	
	$\omega_i / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_i / \%$	$\omega_{eq,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{eq,i} / \%$	$\omega_{s,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{s,i} / \%$
1	4.8381	2.08	0.0396	0.74%	4.7985	1.34%
2	15.2053	4.02	0.0788	1.23%	15.1265	2.79%

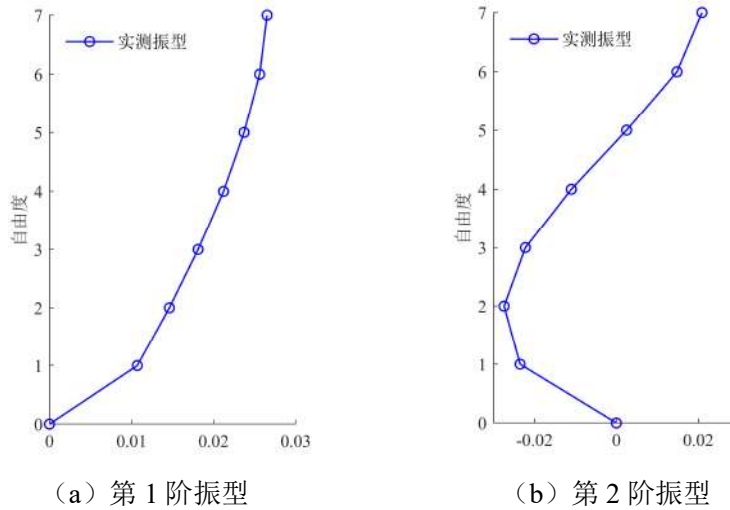


图 2.21 结构扩阶振型



$$M_x = \begin{bmatrix} 543.9083 & 1.6095 & -2.0849 & -7.7484 & -13.8846 & -19.3305 & -22.0020 \\ 1.6095 & 427.7184 & -2.6749 & -6.9542 & -11.4966 & -15.4978 & -17.0458 \\ -2.0849 & -2.6749 & 403.7482 & -6.0645 & -7.8013 & -9.2468 & -9.7818 \\ -7.7484 & -6.9542 & -6.0645 & 400.2534 & -0.8416 & 2.0088 & 3.7501 \\ -13.8846 & -11.4966 & -7.8013 & -0.8416 & 404.3172 & 15.3502 & 19.6754 \\ -19.3305 & -15.4978 & -9.2468 & 2.0088 & 15.3502 & 420.3925 & 34.2143 \\ -22.0020 & -17.0458 & -9.7818 & 3.7501 & 19.6754 & 34.2143 & 419.4257 \end{bmatrix} \quad (2.57)$$

$$K_x = \begin{bmatrix} 1.0892 & -1.0903 & 0.2943 & -0.0483 & 0.0056 & -0.0049 & -0.0043 \\ -1.0903 & 1.9155 & -1.1746 & 0.3155 & -0.0548 & 0.0053 & -0.0049 \\ 0.2943 & -1.1746 & 1.7499 & -1.1134 & 0.2977 & -0.0499 & 0.0036 \\ -0.0483 & 0.3155 & -1.1134 & 1.6685 & -1.0661 & 0.2736 & -0.0361 \\ 0.0056 & -0.0548 & 0.2977 & -1.0661 & 1.5815 & -0.9713 & 0.2060 \\ -0.0049 & 0.0053 & -0.0499 & 0.2736 & -0.9713 & 1.3746 & -0.6272 \\ -0.0043 & -0.0049 & 0.0036 & -0.0361 & 0.2060 & -0.6272 & 0.4645 \end{bmatrix} \quad (2.58)$$

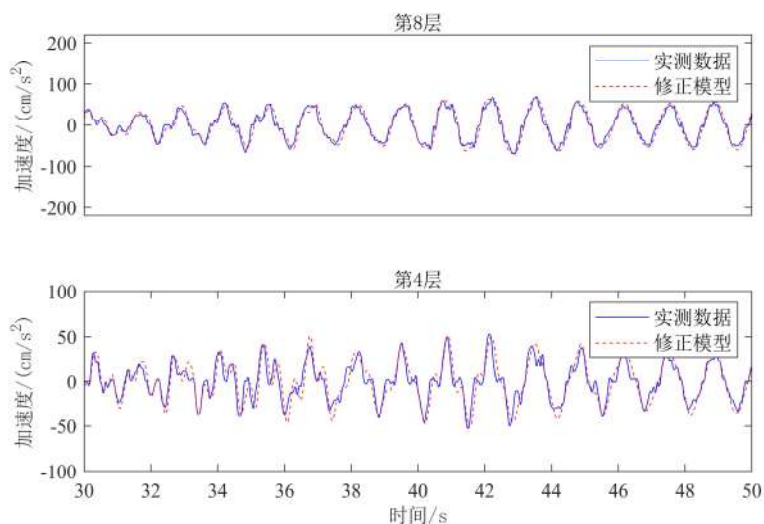


图 2.22 修正模型和实测强震阶段加速度响应对比

表 2.18 修正模型强震阶段加速度响应 NRMS

计算模型	NRMS	
	第 4 层	第 8 层
修正模型	0.276	0.157

修正模型强震阶段加速度响应 NRMS 如表 2.18 所示，经修正后的模型预测响应与实际监测数据的拟合程度较好。由此，完成结构损伤状态下数字孪生的构建。

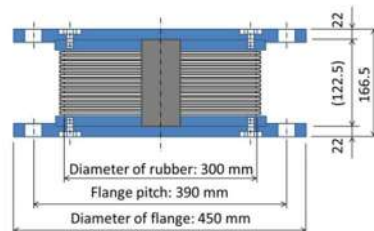


### 2.3.2 结构再生状态

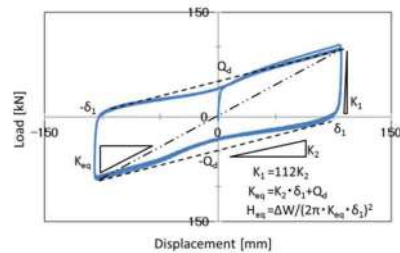
在 311 地震中，结构变形超过了设计预期的变形范围。特别是第 1 层油阻尼器，由于遭受到远远超过其行程极限的冲击变形，导致钢支撑上固定的中部缸体与支座直接碰撞接触，造成了支座失效和油阻尼器两端活塞的脱落。而第 3、4 层油阻尼器也经历了强烈的地震作用，使得粘弹性密封材料磨损严重，油液完全泄漏。不过据观察和评估，油阻尼器支撑和基座并没有发生碰撞接触，油阻尼器的其他机械构件也相对完整，没有明显的损伤和破坏。经此地震后，研究人员与工程师开展了对结构的修复工作，于 2012 年 9 月，将结构 3、4 层油阻尼器送回工厂重新填充粘弹性油，并于 2013 年 2 月中旬，将结构 1 层损坏的油阻尼器替换为锡芯橡胶支座，整个修复过程中结构原 5-8 层油阻尼器保持不变<sup>[70]</sup>。由此，原油阻尼器钢框架结构转变为混合震动控制结构，再生状态后的结构如图 2.23 所示，值得注意的是，由于锡芯橡胶支座仍安装在原油阻尼器上方的 V 型斜撑下，考虑到 V 型斜撑在平面内的刚度比平面外的刚度大的多，因此混合减震系统仍可以简化为平面模型。



(a) 混合减震系统



(b) 锡芯橡胶支座尺寸

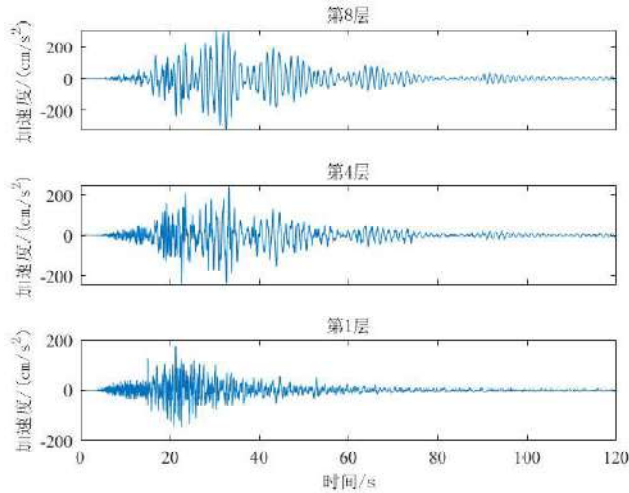


(c) 力位移曲线

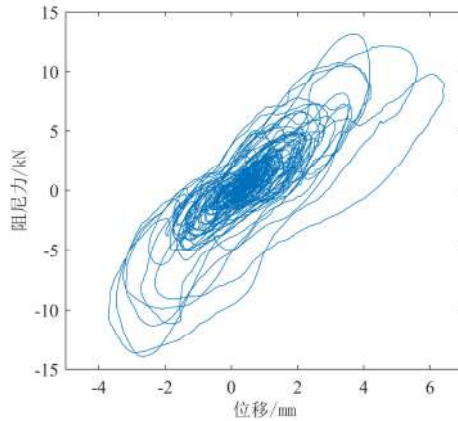
图 2.23 再生状态后的钢框架结构及其混合减震系统<sup>[70]</sup>

由于传感器在 2013 年 8 月 4 日采集的结构第 4 层加速度响应和油阻尼器响应数据有误，无法应用 2013 年 8 月 4 日响应数据进行计算模型更新。全运佳<sup>[77]</sup>通过对结构动态特性分析，发现 311 地震后结构主体未产生明显损伤，且布置了

混合减震系统后结构的前 2 阶固有频率几乎保持不变。因此本文考虑结构主体性能在 311 地震后趋于稳定，使用 2011 年 4 月 7 日的数据进行主体结构参数的更新，并将之应用于混合减震系统。对于油阻尼器，亦采用 2011 年 4 月 7 日的数据进行更新，并考虑重新填充 3、4 层油液的油阻尼器参数与结构其余层油阻尼器参数一致。2011 年 4 月 7 日结构监测楼层东西向数据如图 2.24 所示。



(a) 结构加速度响应数据



(b) 第 8 层油阻尼器力-位移数据

图 2.24 2011 年 4 月 7 日结构东西向地震动记录数据

依据图 2.18 计算流程，表 2.19 给出了油阻尼器参数识别值，图 2.25 给出了第 8 层油阻尼器实测数据和预测数据对比。表 2.20 给出了主体结构模态参数。图 2.26 给出了结构扩阶振型。式(2.59)和式(2.60)给出了利用式(2.57)和式(2.58)更新下的主体结构更新后的质量矩阵  $\mathbf{M}_x$  (单位: t) 和刚度矩阵  $\mathbf{K}_x$  (单位: MN/mm)。

表 2.19 油阻尼器参数识别值

油阻尼器型号	$k_d / (\text{kN}/\text{mm})$	$c_d / (\text{kN}\cdot\text{s}/\text{mm})$	NRMS
--------	-------------------------------	--	------

Model II	1.860	0.154	0.241
----------	-------	-------	-------

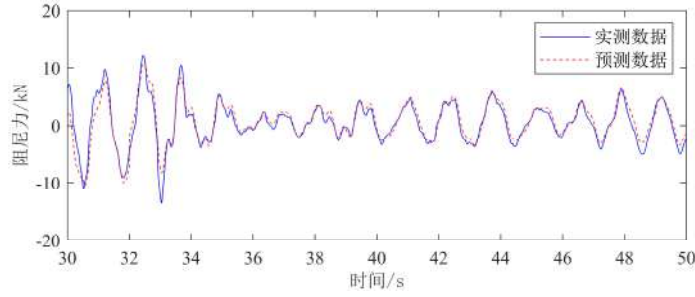
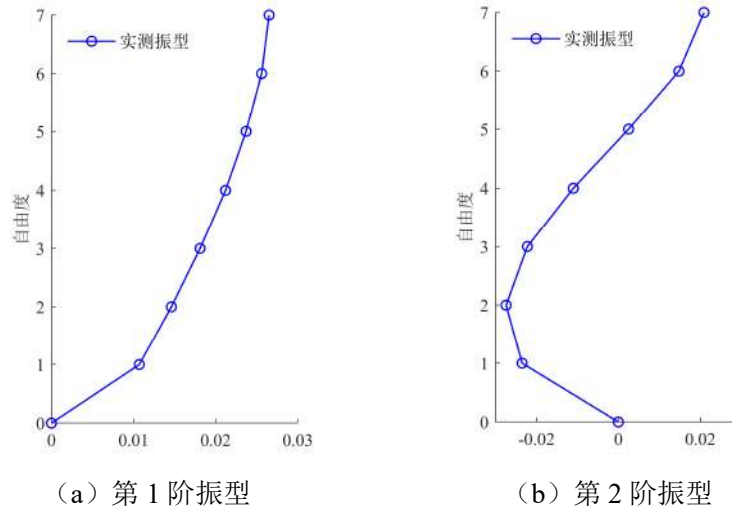


图 2.25 第 8 层油阻尼器实测数据和预测数据对比

表 2.20 主体结构模态参数

阶次	结构整体模态参数		油阻尼器附加有效模态参数		主体结构模态参数	
	$\omega_i / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_i / \%$	$\omega_{eq,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{eq,i} / \%$	$\omega_{s,i} / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	$\zeta_{s,i} / \%$
1	4.7627	1.90	0.0374	0.68%	4.7253	1.22%
2	15.0796	3.81	0.0736	1.03%	15.0060	2.78%



(a) 第 1 阶振型

(b) 第 2 阶振型

图 2.26 结构扩阶振型

$$\mathbf{M}_x = \begin{bmatrix} 593.3545 & 1.7559 & -2.2745 & -8.4528 & -15.1468 & -21.0878 & -24.0022 \\ 1.7559 & 460.0565 & -2.9181 & -7.5864 & -12.5417 & -16.9067 & -18.9881 \\ -2.2745 & -2.9181 & 440.4526 & -6.6158 & -8.5105 & -10.0874 & -10.6710 \\ -8.4528 & -7.5864 & -6.6158 & 436.6400 & -0.9181 & 2.1914 & 4.0910 \\ -15.1468 & -12.5417 & -8.5105 & -0.9181 & 441.0733 & 16.7457 & 21.4641 \\ -21.0878 & -16.9067 & -10.0874 & 2.1914 & 16.7457 & 458.6100 & 37.3247 \\ -24.0022 & -18.9881 & -10.6710 & 4.0910 & 21.4641 & 37.3247 & 457.5553 \end{bmatrix} \quad (2.59)$$

$$\mathbf{K}_x = \begin{bmatrix} 1.0784 & -1.0795 & 0.2914 & -0.0478 & 0.0056 & -0.0049 & -0.0043 \\ -1.0795 & 1.8965 & -1.1629 & 0.3124 & -0.0543 & 0.0053 & -0.0048 \\ 0.2914 & -1.1629 & 1.7326 & -1.1023 & 0.2947 & -0.0494 & 0.0036 \\ -0.0478 & 0.3124 & -1.1023 & 1.6520 & -1.0556 & 0.2709 & -0.0357 \\ 0.0056 & -0.0543 & 0.2947 & -1.0556 & 1.5658 & -0.9617 & 0.2040 \\ -0.0049 & 0.0053 & -0.0494 & 0.2709 & -0.9617 & 1.3610 & -0.6210 \\ -0.0043 & -0.0048 & 0.0036 & -0.0357 & 0.2040 & -0.6210 & 0.4599 \end{bmatrix} \quad (2.60)$$

由于结构原 1 层油阻尼器替换为锡芯橡胶垫, 因此为构建混合减震结构的数字孪生, 还需对锡芯橡胶垫进行计算模型的建模, 锡芯橡胶垫尺寸如图 2.21 (b) 所示, 力位移滞回曲线如图 2.21 (c) 所示, 其中初始刚度  $K_1 = 112K_2$ ,  $K_2$  为屈服刚度 (400kN/m), 屈服力为 42kN。本文将锡芯橡胶垫计算模型考虑为弹簧模型, 由于橡胶垫表现出的非线性性能, 对于本文式(2.1)的线弹性假设, 将取橡胶垫滞回曲线中的割线斜率代替为弹簧模型的等效刚度, 由结构在 5 次地震下第 1 层层间位移最大值的平均值计算割线斜率。结构经历 5 次地震的第 1 层东西向层间位移最大值及其平均值如表 2.21 所示。

表 2.21 5 次地震作用下第 1 层东西向层间位移最大值及平均值

地震	第 1 层层间位移最大值 $x_{\max}$	$\bar{x}_{\max} / \text{mm}$
2003 年 5 月 26 日	1.82	2.48
2005 年 8 月 16 日	2.03	
2010 年 6 月 13 日	0.54	
2011 年 3 月 9 日	2.02	
2011 年 4 月 7 日	6.01	

取第 1 层东西向层间位移为 2.48mm, 计算锡芯橡胶垫此时的割线斜率, 如图 2.27 所示。

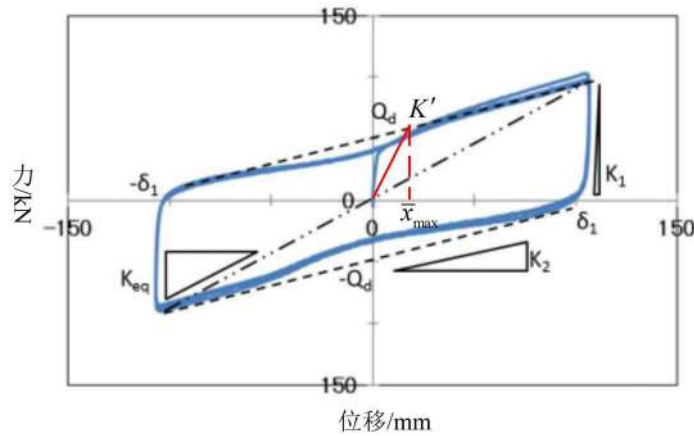


图 2.27 割线斜率

由图 2.27 所示计算得到锡芯橡胶垫等效割线刚度  $K' = 17335 \text{ kN/m}$ 。而后，将锡芯橡胶垫等效割线刚度和结构第 2 层至第 8 层油阻尼器等效刚度附加于主体结构刚度修正矩阵  $\mathbf{K}_x$  中，再将结构第 2 层至第 8 层油阻尼器等效阻尼矩阵附加于主体阻尼修正矩阵  $\mathbf{C}_x$  中，忽略锡芯橡胶垫和油阻尼器对结构质量修正矩阵  $\mathbf{M}_x$  的影响，以此法得到结构总体修正模型。依据构建好的结构总体修正模型，输入 2013 年 8 月 4 日地震激励（此地震发生时，结构再生阶段已经结束），图 2.28 和图 2.29 分别展示了 2013 年 8 月 4 日地震响应数据、强震阶段（30-50s）修正模型第 8 层加速度响应和实测第 8 层加速度响应对比。

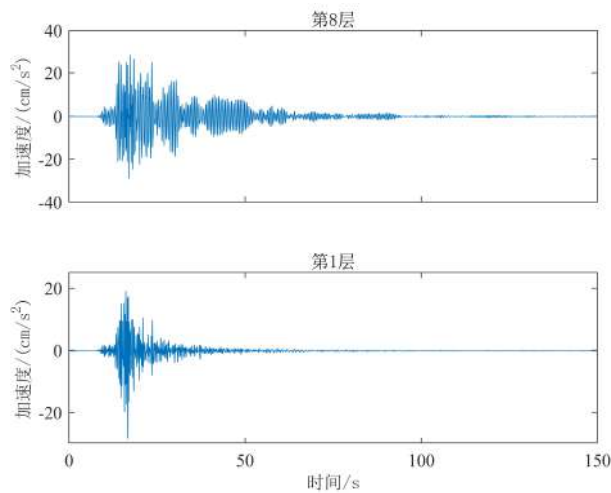


图 2.28 2013 年 8 月 4 日结构东西向响应数据

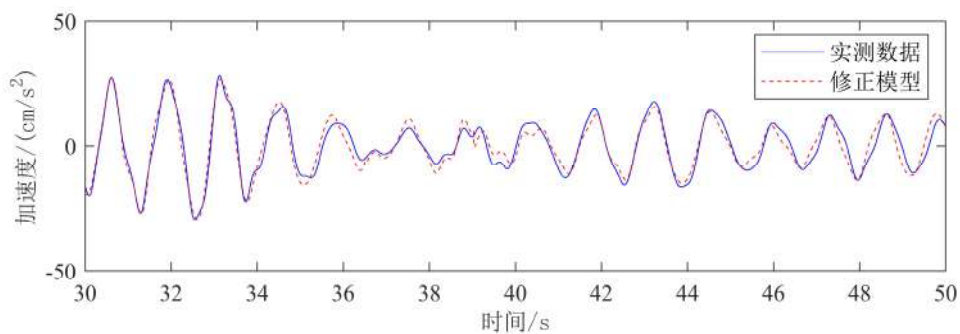


图 2.29 第 8 层实测加速度响应和修正模型加速度响应对比

图 2.29 所示加速度响应 NRMS 值为 0.2863，此修正模型 NRMS 值较大的原因：首先，计算模型使用 2011 年 4 月 7 日数据进行修正，而结构在 2013 年 8 月 4 日受到地震激励前，还受到了 2012 年 12 月 7 日地震激励，由于 2012 年 12 月 7 日实测数据不可用，因此使用 2011 年 4 月 7 日的更新结果预测 2013 年 8 月 4 日的响应造成了计算模型修正上的部分误差；其次，本文将锡芯橡胶垫的非线性行为等效为线性弹簧，使得结构在激励加速度预测效果不够精确。总的来讲，

结构再生阶段数字孪生的表现总体上令人满意。至此，完成了实际结构在服役期间内数字孪生构建。本文第 4 章将依据本章构建好的数字孪生进行损伤识别任务。

### 2.4 本章小结

本章首先通过实体结构的材料属性和尺寸等参数建立结构初始计算模型，而后为了便于初始计算模型的更新，分别对主体结构计算模型和油阻尼器计算模型进行简化。接着，利用结构 3 种性能状态下的实测响应数据：油阻尼器实测力-位移数据和结构加速度响应数据应用基于最小二乘法的油阻尼器参数识别、Alvin 振型扩阶法、模态应变能理论下油阻尼器有效阻尼比和有效频率估计、直接模型修正方法进行初始计算模型的修正，并在修正后将油阻尼器计算模型和主体结构修正模型组合构建数字孪生，而后进行数字孪生输出数据和实测响应数据的对比，对比结果显示，经上述方法构建的数字孪生响应与实际结构响应的 NRMS 值均不超过 0.3，较好地拟合了实际结构的响应，由此完成了实际结构服役期间数字孪生的构建过程。



### 第 3 章 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法

本章将对基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法进行叙述：构建好的数字孪生通过多种损伤工况定义能够提供大量损伤数据，从而与监测系统的实测数据虚实结合得到结构全面数据集。而后，利用所获得的结构全面数据集采用传递率函数和经验模态分解方法构建特征空间，将其输入至深度学习算法中进行训练，训练好的深度学习将对未经训练过的数据进行损伤识别。本章将首先阐述基于传递率函数和经验模态分解构建特征空间的优点，而后对数字孪生进行损伤工况定义，展示虚实结合数据集的获取过程，最后利用基于传递率函数和经验模态分解的方法构建虚实结合特征空间，进行深度学习算法的训练及验证。基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法如图 3.1 所示。

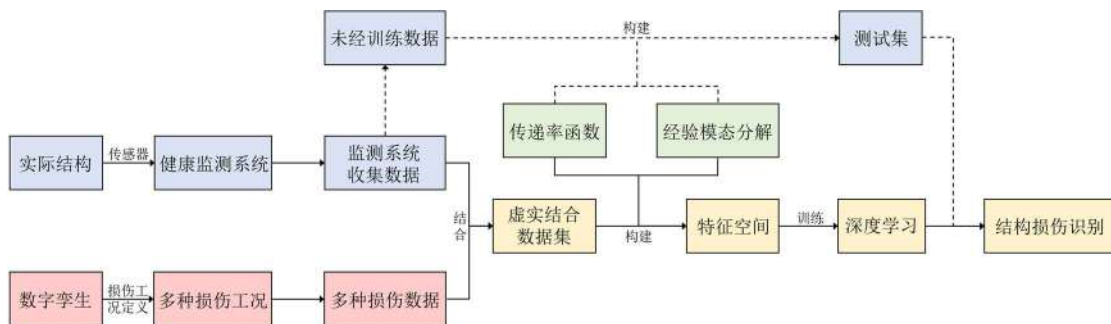


图 3.1 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法

#### 3.1 基于传递率函数和经验模态分解的特征空间构建

构建好的数字孪生可以为工程师带来大量的异构数据（如加速度响应数据、层间位移数据等）。考虑到实际工程中布置的传感器以加速度传感器为主，即从实际结构中采集到的数据多为加速度响应数据，且结构加速度响应数据中蕴含丰富的损伤信息<sup>[22-24]</sup>，因此本节将从加速度响应数据入手，探求合适的特征空间构建方式。

##### 3.1.1 传递率函数

在实际工程应用中，结构所受外部激励通常难以准确量测，如地震荷载、风荷载等环境激励，需选用合适的方法以摆脱对外部激励的依赖。传递率函数的概念来源于自动控制理论，其实质上是用零初始条件下的输入信号的拉普拉斯变换和输出信号的拉普拉斯变换对比，对系统本身的固有属性进行描述。传递率函数

囊括了结构的诸多信息，又与输入信号本身无关<sup>[100]</sup>，因此，该方法解决了对外部激励依赖的问题，同时对于结构系统本身的变化具有很好的描述性，十分适合将其应用于本文基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别中。传递率函数的求解过程如下所述：

对于一般的  $n$  自由度结构，其运动微分方程可以表达为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{f}(t) \quad (3.1)$$

其中， $\mathbf{x}(t)$ ， $\dot{\mathbf{x}}(t)$ ， $\ddot{\mathbf{x}}(t)$  分别表示结构位移、速度和加速度， $\mathbf{f}(t)$  为外部激励， $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{C}$  分别是结构的质量矩阵、刚度矩阵和阻尼矩阵。

式(3.1)通过傅里叶变换变化为

$$\mathbf{X}_{(\omega)} = \mathbf{H}_{(\omega)} \mathbf{F}_{(\omega)} \quad (3.2)$$

其中， $\mathbf{H}_{(\omega)} = (\mathbf{K} - \omega^2 \mathbf{M} + i\omega \mathbf{C})^{-1}$ ，称为振动系统的频响函数矩阵。

加速度表示为

$$\mathbf{A}_{(\omega)} = -\omega^2 \mathbf{H}_{(\omega)} \mathbf{F}_{(\omega)} \quad (3.3)$$

对于结构激励，设作用于结构  $k$  处的激励为  $f(t)$ ，进行傅里叶变换得到：

$$\mathbf{F}_{(\omega)} = [0_1, 0_2, \dots, F_{k(\omega)}, \dots, 0_N]^T \quad (3.4)$$

将式(3.4)代入式(3.3)中，得

$$\mathbf{A}_{(\omega)} = -\omega^2 \mathbf{F}_{k(\omega)} \mathbf{H}_{k(\omega)} \quad (3.5)$$

式中， $\mathbf{H}_{k(\omega)}$  是  $\mathbf{H}_{(\omega)}$  的第  $k$  列。

设外部激励产生的加速度响应由  $i$  处向  $j$  处传递，定义加速度传递率函数为两处响应的比值<sup>[101]</sup>：

$$\mathbf{T}_{ij(\omega)} = \frac{\mathbf{A}_{i(\omega)}}{\mathbf{A}_{j(\omega)}} = \frac{-\omega^2 \mathbf{H}_{ik(\omega)} \mathbf{F}_{k(\omega)}}{-\omega^2 \mathbf{H}_{jk(\omega)} \mathbf{F}_{k(\omega)}} = \frac{\mathbf{H}_{ik(\omega)}}{\mathbf{H}_{jk(\omega)}} \quad (3.6)$$

根据式(3.6)可以发现，振动传递率函数作为频响函数的函数，在反映结构局部 ( $i$  处与  $j$  处区间结构) 性质的同时，地震信息只作为动力源而没有参与运算，从而在准确反映结构局部损伤的同时，避免了基于数字孪生和深度学习的损伤识别应用过程中对外部激励信息的量测需要。

### 3.1.2 经验模态分解

结构损伤识别的关键在于从结构的振动信号中提取损伤特征。传递率函数方



法虽解决了实际工程应用中对外部激励信息的准确量测要求,但若要从结构响应信号中直接提取损伤特征进行损伤识别,其效果可能不尽人意。这是由于结构损伤特征通常是细微特征,易被结构响应信号淹没,导致损伤识别准确率不高<sup>[102]</sup>。对于本文的损伤识别目标,需要在应用传递率函数前,对结构响应信号进行进一步的处理,准确反映原始信号中损伤细节特征的相关信息。1998年,Huang等<sup>[103]</sup>提出一种名为经验模态分解(Empirical Model Decomposition, EMD)的信号处理方法,它能够将复杂信号分解成一系列固有模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)之和,由于该方法将信号的主要成分和杂散成分分离开来,提升了细节特征信号在每个IMF分量中的信噪比,从而将原始信号中的损伤特征进行多尺度细节放大<sup>[104]</sup>。同时,EMD不同于其他分解方法(如Wigner-Ville分布<sup>[105]</sup>、小波变换<sup>[106]</sup>等),其不需要先验知识或者假设信号具有特定的数学模型,而是完全基于信号本身的特征进行分解,因此该自适应信号处理方法十分适合本文损伤识别的应用。

EMD方法将一个复杂的信号分解为若干个固有模态函数之和,该方法基于两个基本假设<sup>[103]</sup>:

(1)任何复杂的信号都可以表示为由不同IMF构成的组合。这些IMF具有相同数量的极值点和过零点,而且在相邻的两个过零点之间只有一个极值点。每个模态都是非线性、非平稳的,并且上下包络线关于时间轴局部对称,不同模态之间是相互独立;

(2)一个信号可以由许多IMF组成,如果这些模态相互重叠,就会形成一个复杂的信号。

在此基础上,可以采用EMD方法通过下面的步骤对信号 $x(t)$ 进行分解:

(1)确定信号所有的局部极值点,然后用三次样条线将所有的局部极大值点连接起来形成上包络线。

(2)再利用三次样条线将所有极小值点连起来形成下包络线,上下包络线应包络所有的数据点。

(3)上下包络线的平均值记为 $m_1$ ,求出

$$x(t) - m_1 = h_1 \quad (3.7)$$

理想地,如果 $h_1$ 是一个IMF,那么 $h_1$ 就是 $x(t)$ 的第一个IMF分量。

(4)如果 $h_1$ 不满足IMF的条件,把 $h_1$ 作为原始数据,重复步骤(1)-(3),得到上下包络线的平均值 $m_{11}$ ,再判断 $h_{11} = h_1 - m_{11}$ 是否满足IMF的条件,如不满足,则重复循环 $k$ 次,得到 $h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$ ,使得 $h_{1k}$ 满足IMF条件。记 $c_1 = h_{1k}$ ,则 $c_1$ 为信号 $x(t)$ 的第一个满足IMF条件的分量。

(5) 将  $c_1$  从  $x(t)$  中分离出来, 得到

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (3.8)$$

将  $r_1$  作为原始数据重复步骤(1)-(4), 得到  $x(t)$  的第二个满足 IMF 分量的条件  $c_2$ , 重复循环  $n$  次, 得到信号的  $n$  个满足 IMF 条件的分量。这样就有:

$$\begin{cases} r_1 - c_1 = r_2 \\ \dots \\ r_{n-1} - c_{n-1} = r_n \end{cases} \quad (3.9)$$

当  $r_n$  成为一个单调函数不能再从中提取满足 IMF 条件的分量时, 循环结束。这样得到

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (3.10)$$

式中,  $c_i$  为第  $i$  个固有模态函数,  $r_n$  称为残余函数, 代表信号的平均趋势。

因此, 基于以上过程, 可以把任何一个信号  $x(t)$  分解为  $n$  个 IMF 和一个残余函数之和,  $c_1, c_2, \dots, c_n$  分别表示从高到低频率段的信号成分, 每个 IMF 分量  $c_i$  都反映了分析信号在一个时间尺度上内在的模态特性, 对各 IMF 分量分析与对原始信号分析相比, 前者可以放大信号中的细节信息, 提升损伤识别的准确率。综上, 可以首先对数字孪生输出的加速度信号进行 EMD 分解, 而后基于顾建祖<sup>[107]</sup>和全学海等<sup>[108]</sup>研究, 选取对损伤程度敏感且更能体现原信号趋势走向的前 3 阶 IMF 分量进行后续分析。

### 3.1.3 基于 IMF 传递率函数的特征空间构建

鉴于传递率函数方法反映结构动力特性的同时又无需外部激励的准确量测, 且经验模态分解能多尺度细节放大损伤特征的优点, 本文采用将传递率函数和经验模态分解相结合的方法作为特征空间的构建方法。首先依据监测系统的布置位置将结构整体进行分区, 而后求解结构监测楼层加速度响应信号经 EMD 分解后的固有模态函数, 然后取相邻分区的前 3 个 IMF 分量并进行时频变换, 求得 IMF 分量下的 IMF 传递率函数, 最终将结构各分区 IMF 传递率函数结合起来实现结构整体损伤识别。具体求解流程如下:

(1) 在地震波的作用下, 结构监测楼层 (设共有  $n$  层布置了监测传感器, 且依据监测楼层分区的区段组合起来为结构整体) 的加速度时域响应为

$$A(t) = [a_1(t) \ a_2(t) \ \dots \ a_n(t)]^T \quad (3.11)$$

(2) 对加速度响应信号进行 EMD 分解, 并取其前 3 个 IMF 分量

$$IMF^i(t) = [IMF_1^i(t) \ IMF_2^i(t) \ \dots \ IMF_n^i(t)]^T \quad (3.12)$$

其中,  $i=1, 2, 3$ 。

(3) 对  $IMF^i(t)$  做时频变换, 得到

$$IMF^i(\omega) = [IMF_1^i(\omega) \ IMF_2^i(\omega) \ \dots \ IMF_n^i(\omega)]^T \quad (3.13)$$

(4) 基于式(3.6), 得到相邻区段前 3 阶 IMF 传递率函数  $T^i(\omega)$

$$T^i(\omega) = \begin{bmatrix} \frac{IMF_2^i(\omega)}{IMF_1^i(\omega)} & \frac{IMF_3^i(\omega)}{IMF_2^i(\omega)} & \dots & \frac{IMF_n^i(\omega)}{IMF_{n-1}^i(\omega)} \end{bmatrix}^T \quad (3.14)$$

其中,  $i=1, 2, 3$ 。

至此, 利用如上的基于 IMF 和传递率函数的方法构建特征空间, 一方面可以保留结构本身动力特性的变化, 另一方面不再受限于地震激励信息, 十分适合本文数字孪生框架下的损伤识别目标。图 3.2 展示了特征空间的构建流程, 后文将依据该方式构建的特征空间选用合适的深度学习算法。

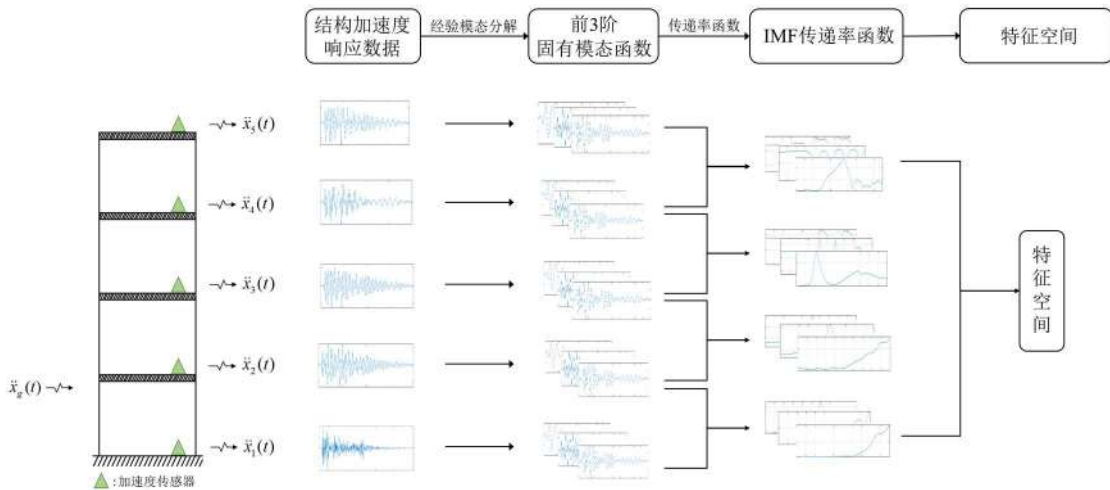


图 3.2 基于传递率函数和经验模态分解的特征空间构建

### 3.2 深度学习算法选择—AlexNet 网络

基于 3.1 节中构建的 IMF 传递率函数数据集, 结合 1.2 节所提的两种深度学习特征空间形式, 本文选用图片/计算机视觉识别损伤的方式, 即首先可视化 IMF 传递率函数数据, 构建 IMF 传递率函数曲线图片特征空间, 而后采用二维卷积神经网络提取 IMF 传递率函数曲线图片中的高维损伤特征。常用的卷积神经网络图片识别算法包括 LeNet-5、AlexNet、VGG16、GoogleNet、ResNet 等<sup>[109-110]</sup>, 其中, AlexNet 网络在 2012 年 ImageNet 竞赛上打败了 Google 团队, 凭借着 ReLU

激活函数、Dropout 等技术的优化，使得其在 1000 个不同类别的图像分类中 top-5 测试取得了 15.3% 错误率的成果，领先第二名 11 个百分点，一举夺得了冠军。考虑到 AlexNet 网络优秀的图片分类能力，且相较于后期的 VGG16、GoogleNet、ResNet 等网络结构简单、训练速度快、对计算能力要求低，本文选用 AlexNet 网络作为深度学习算法识别结构损伤。

AlexNet 网络拓扑结构如图 3.3 所示，从左至右分别为输入层（Input）、5 个卷积层（Convolutional Layer, Conv）、3 个最大池化层（Max Pooling Layer）、3 个全连接层（Fully Connected Layer, FC）和最后的输出层（Output）。从整体训练流程看，AlexNet 网络首先将输入的图片规范处理为  $227 \times 227 \times 3$  像素大小，而后经过 96 个大小为  $11 \times 11 \times 3$  的卷积层进行第一步卷积计算提取特征，而后将前一层卷积得到的特征输入至 ReLU 层，利用 ReLU 激活函数进行非线性映射；接着通过  $3 \times 3$  的最大池化层，将最大池化层输出结果输入到共计 256 个大小为  $5 \times 5 \times 48$  的第二个卷积层中；下一层经过  $3 \times 3$  的最大池化过程后，将输出进行 3 个连续的卷积层进行计算，这 3 个卷积层的大小和尺寸分别为：384 个  $3 \times 3 \times 256$ 、384 个  $3 \times 3 \times 256$  和 256 个  $3 \times 3 \times 192$ ；再经过  $3 \times 3$  的最大池化层，以及 3 个连续的全连接层计算，全连接层使用随机失活的方法避免过拟合的发生，最后输出 1000 类的图像识别结果。

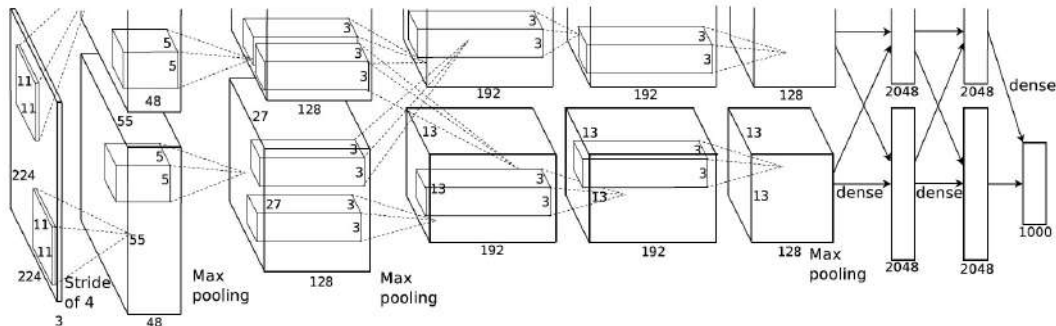


图 3.3 AlexNet 网络拓扑结构<sup>[20]</sup>

AlexNet 网络在输出层使用 Softmax 函数来实现图片分类，公式为

$$S_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{i=1}^N e^{x_i}} \quad (3.15)$$

其中， $x_i$  表示输入信号，为输出层中第  $i$  个神经元的输入值； $S_i$  表示第  $i$  个神经元的输出值； $n$  为神经元的个数。Softmax 函数通过将输出值进行归一化以呈现分

类结果。由此，AlexNet 网络选用 Softmax 函数对应的交叉熵损失函数来进行误差的反向传播，损失函数如下所示：

$$Loss(p, q) = -\sum_{i=1}^N p(x_i) \log(q(x_i)) \quad (3.16)$$

其中， $p(x_i)$  表示样本的真实分布， $q(x_i)$  表示模型所预测的分布。后续，本文将应用 AlexNet 网络结合不同种类的损伤工况，完成损伤识别任务。

### 3.3 数值模型验证

由于本章重点并非数字孪生的构建过程（本文第 2 章已进行叙述），因此假设本节所应用的数值模型为一个构建好的数字孪生，首先进行数字孪生损伤工况的定义，将数字孪生输出数据与实测数据结合建立虚实结合数据集，而后运用 3.1 节的 IMF 传递率函数特征空间构建方法和 3.2 节的 AlexNet 网络损伤识别算法，验证基于数字孪生和深度学习结构损伤识别方法的有效性和准确性。

#### 3.3.1 数值模型

本节选用一个四层剪切型框架结构作为数值模型来表示实际结构。结构框架柱弹性模量  $E = 200 \text{ GPa}$ ，惯性矩  $I_z = 30000 \text{ mm}^4$ ，层高  $L = 4 \text{ m}$ ，各层集总质量  $m = 100 \text{ t}$ 。考虑到目前实际工程应用的常用传感器选择，本模型监测系统假定为每层布置单向加速度传感器，收集结构加速度响应数据。四层剪切型框架结构示意图如图 3.4 所示。

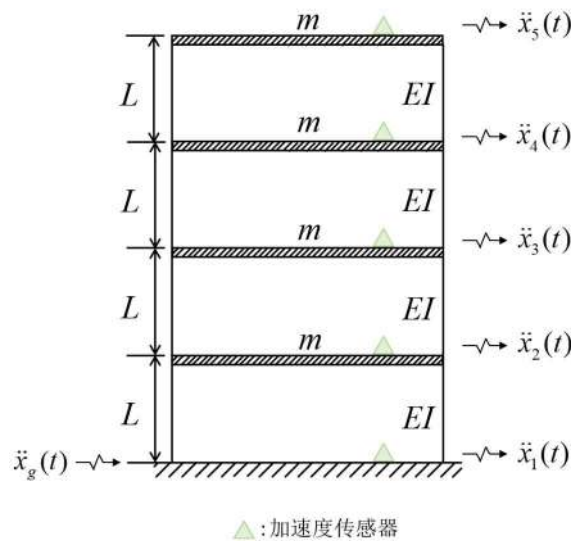


图 3.4 四层剪切型框架结构

结构在地震激励下的振动控制方程可表示为：

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{M}\mathbf{I}\ddot{\mathbf{x}}_g(t) \quad (3.17)$$

其中， $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{C}$  分别为结构的质量、刚度和阻尼矩阵； $\ddot{\mathbf{x}}(t)$ 、 $\dot{\mathbf{x}}(t)$ 、 $\mathbf{x}(t)$  分别为结构各层的加速度、速度、位移数据； $\mathbf{I}$  为单位列向量，也称为地震影响系数； $\ddot{\mathbf{x}}_g(t)$  为结构地基加速度。对于该计算模型，利用结构参数计算出的质量矩阵  $\mathbf{M}$ （单位：t）和刚度矩阵  $\mathbf{K}$ （单位：kN/m）在式(3.18)中给出，阻尼矩阵  $\mathbf{C}$  采用经典瑞利阻尼公式计算，并取前 2 阶阻尼比  $\zeta_1 = \zeta_2 = 0.02$ 。表 3.1 给出了四层剪切型框架结构的模态参数，其中振型为质量归一化振型。

$$\mathbf{M} = \text{diag}[1 \times 10^2 \ 1 \times 10^2 \ 1 \times 10^2 \ 1 \times 10^2]$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} 4.50 \times 10^4 & -2.25 \times 10^4 & 0 & 0 \\ -2.25 \times 10^4 & 4.50 \times 10^4 & -2.25 \times 10^4 & 0 \\ 0 & -2.25 \times 10^4 & 4.50 \times 10^4 & -2.25 \times 10^4 \\ 0 & 0 & -2.25 \times 10^4 & 2.25 \times 10^4 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

表 3.1 四层剪切型框架结构模态参数

阶数	$\omega_i / (\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	$\phi_{i,1} / \text{m}$	$\phi_{i,2} / \text{m}$	$\phi_{i,3} / \text{m}$	$\phi_{i,4} / \text{m}$
1	5.2067	0.0007	0.0014	0.0018	0.0021
2	14.9922	-0.0018	-0.0014	0.0007	0.0021
3	22.9697	0.0021	-0.0007	-0.0018	0.0014
4	28.1765	-0.0014	0.0021	-0.0018	0.0007

### 3.3.2 损伤工况定义

基于本章的研究目标，假设式(3.1)的计算模型已经为可以使用的数字孪生。接下来将用该数字孪生构建不同损伤工况，其输出数据将与实测数据结合建立虚实结合数据集。

假设结构宏观尺度上的损伤表现为局部刚度损失，在计算模型中，通过一个标量  $\beta \in [0,1]$  来实现损伤参数化，它表示结构层间刚度的削减。例如，如果在结构第二层处考虑 10% 的刚度损伤，则第二层层间刚度  $k_2 = (1 - \beta)k = (1 - 0.10)k$ ，并基于损伤后的层间刚度重新构建结构的刚度矩阵  $\mathbf{K}_d$ ，如式(3.5)所示。

$$\mathbf{K}_d = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3 + k_4 & -k_4 \\ 0 & 0 & -k_4 & k_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 + (1 - \beta)k & -(1 - \beta)k & 0 & 0 \\ -(1 - \beta)k & (1 - \beta)k + k_3 & -k_3 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3 + k_4 & -k_4 \\ 0 & 0 & -k_4 & k_4 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

借由参数  $\beta$  对计算模型构建多种损伤工况，考虑到实际结构可能出现的损伤，在此我们构建了 7 种刚度损伤工况示例，以反映结构可能出现的刚度损伤演变，并假定监测系统收集数据为结构无损伤发生时的响应数据，虚实结合数据集如表 3.2 所示。值得注意的是，表 3.2 中 7 种刚度损伤工况仅表示结构可能出现的部分损伤情况，工程师可以通过数字孪生构建多种多样的损伤，例如更多种刚度损伤情况，从而丰富结构损伤数据集。

表 3.2 虚实结合数据集

工况	损伤情况	描述	类别	来源
1	$\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$	结构完好，无损伤	I	实
2	$\beta_1 = 0.1, \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 10%	II	虚
3	$\beta_1 = 0.2, \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 20%	III	虚
4	$\beta_1 = 0.2, \beta_2 = 0.1, \beta_3 = \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 20% 结构二层层间刚度损失 10%	IV	虚
5	$\beta_1 = 0.3, \beta_2 = 0.2, \beta_3 = \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 30% 结构二层层间刚度损失 20%	V	虚
6	$\beta_1 = 0.3, \beta_2 = 0.2, \beta_3 = 0.1, \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 30% 结构二层层间刚度损失 20% 结构三层层间刚度损失 10%	VI	虚
7	$\beta_1 = 0.4, \beta_2 = 0.3, \beta_3 = 0.2, \beta_4 = 0$	结构一层层间刚度损失 40% 结构二层层间刚度损失 30% 结构三层层间刚度损失 20%	VII	虚
8	$\beta_1 = 0.6, \beta_2 = 0.4, \beta_3 = 0.2, \beta_4 = 0.1$	结构一层层间刚度损失 60% 结构二层层间刚度损失 40% 结构三层层间刚度损失 20% 结构四层层间刚度损失 10%	VIII	虚

结构输入的地震激励  $\ddot{x}_g(t)$  选用 1940 年 5 月 18 日美国 Imperial Valley 记录的 El Centro 东西向地震波，峰值加速度取 0.1 g，采用 Newmark- $\beta$  法计算结构各层加速度响应。El Centro 地震波如图 3.5 所示，健康监测系統收集的结构加速度响应数据集在图 3.6 中展示。

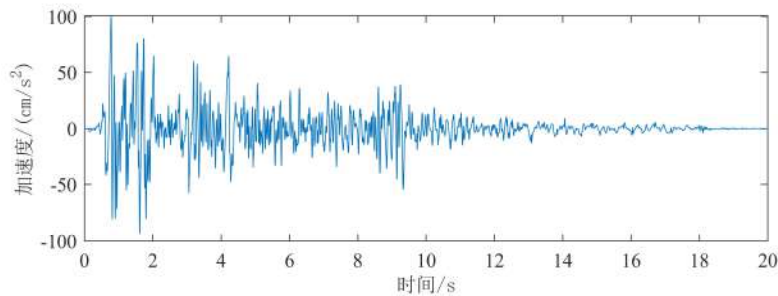


图 3.5 El Centro 地震波加速度时程曲线

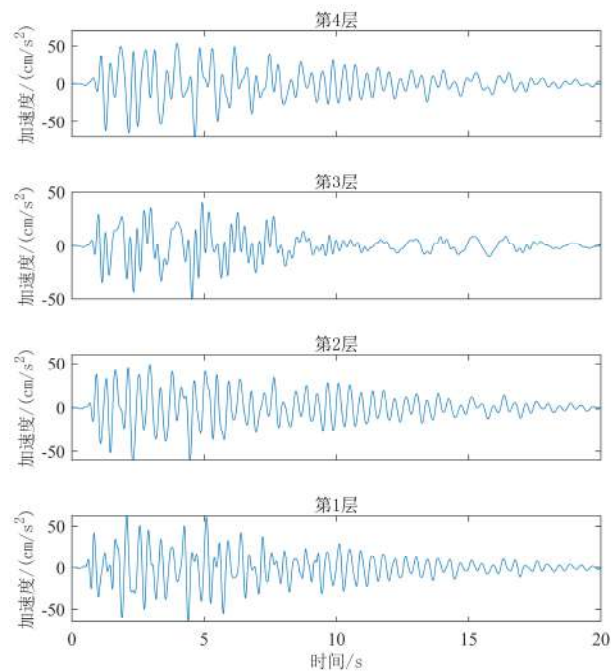


图 3.6 健康监测系统收集的结构各层加速度响应时程曲线

应用 3.1 节基于 IMF 传递率函数的方法构建特征空间，图 3.7 为健康监测系统收集的结构第 2 层加速度响应数据的经验模态分解结果。值得注意的是，在应用经验模态分解结果进行传递率函数图的构建时，需要选择对损伤信息敏感又不包含与损伤信息无关特征的合适频率区段，以提高损伤识别准确率。考虑到地震波的频率分量较低，造成的结构响应也多为低频振动，因此，本节分别构建了 0-5 Hz 的 IMF 传递率函数图片数据集和 0-10 Hz 的 IMF 传递率函数图片训练集。后文将应用 AlexNet 网络分别对两个频率区段的数据集进行训练，从而选择更优的数据集进行后续损伤识别的应用。图 3.8 为前 3 阶 IMF 分量所构建的 0-10 Hz 分段传递率函数图。



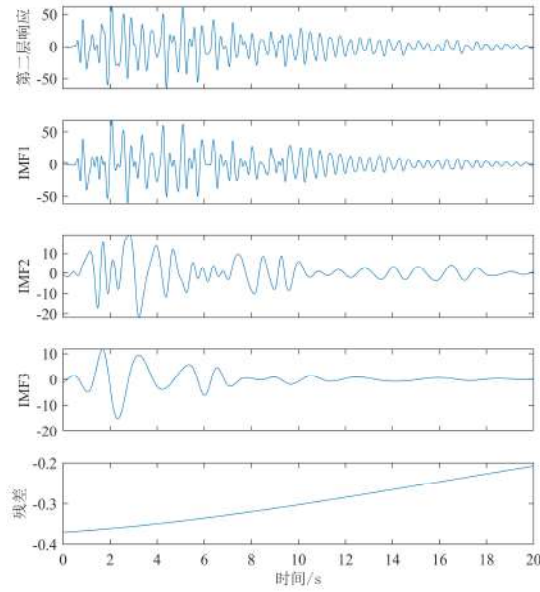
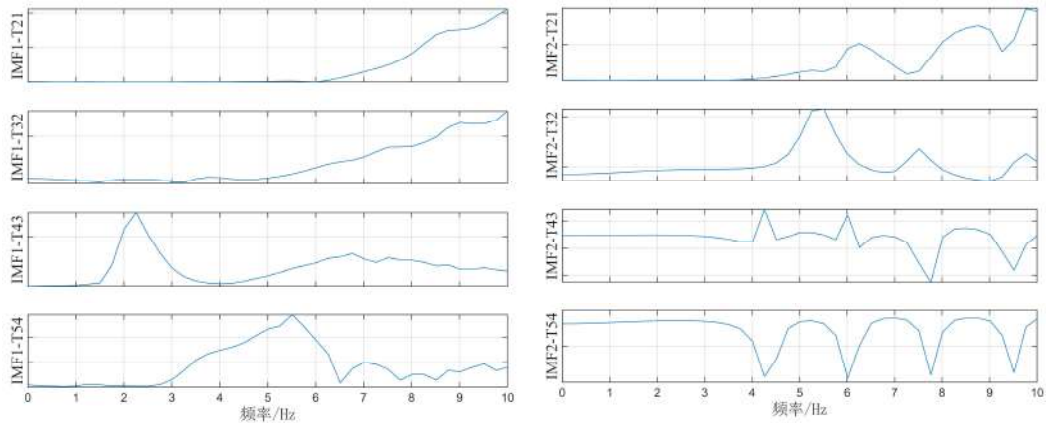
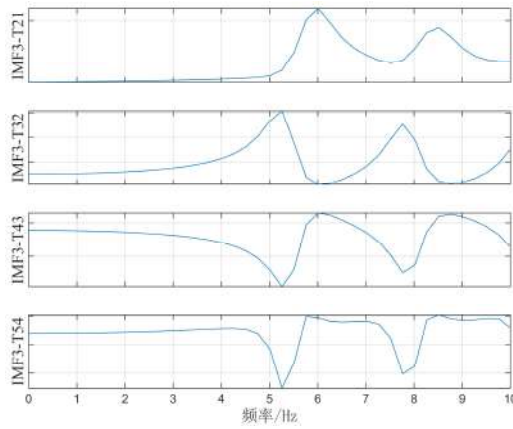


图 3.7 结构健康监测系统收集的结构第 2 层加速度响应经验模态分解结果



(a) 第 1 阶 IMF 传递率函数

(b) 第 2 阶 IMF 传递率函数



(c) 第 3 阶 IMF 传递率函数

图 3.8 结构健康监测系统收集数据的前 3 阶 0-10 Hz 区段 IMF 传递率函数图

### 3.3.3 数据集扩增

为了在 El Centro 波激励的基础上得到更多组训练数据来训练 AlexNet 网络, 本文采用对每种工况下结构响应数据人工施加高斯白噪声的数据集扩增方法: 对每种工况下结构响应数据每隔 0.5% 施加高斯白噪声, 直至施加 10% 高斯白噪声 (此法所施加高斯白噪声对应的信噪比范围区间为 0-30 dB), 以此法共生成 0-5 Hz 区段和 0-10 Hz 区段分别含有 168 (=8×21) 组不同工况、不同噪声程度下的结构响应数据, 如表 3.3 所示。

表 3.3 168 组不同工况、不同噪声程度下结构响应数据及其描述

数据集名称	工况	描述	数据集个数	来源
WaveI	I	工况I时, El Centro 地震波作用下结构各层加速度响应所建数据集	1	实
WaveI+0.5%WGN 至 WaveI+10%WGN		工况I时, El Centro 地震波作用下结构各层加速度响应基础上每隔 0.5% 添加高斯白噪声	20	
WaveII-VIII	II-VIII	工况II-VIII时, El Centro 地震波作用下结构各层加速度响应所建数据集	7	虚
WaveII-VIII+0.5%WGN 至 WaveII-VIII+10%WGN		工况II-VIII时, El Centro 地震波作用下结构各层加速度响应基础上每隔 0.5% 添加高斯白噪声	140	

对于表 3.3 中响应数据, 均采用 3.1.3 节中的方法构造 IMF 传递率函数图, 最终得到 0-5 Hz 区段、0-10 Hz 区段分别含有 168 组 IMF 传递率函数图片, 用以训练 AlexNet 网络。

### 3.3.3 AlexNet 网络训练过程

AlexNet 网络原是对 1000 类图片数据集进行分类, 考虑到本章共设置了 8 种损伤工况, 因此有必要对 AlexNet 网络的全连接层和输出层进行修改: 将最后一层全连接层和输出层的神经元个数修改为 8 个, 并与剩下的全连接层进行连接。本章所应用的 AlexNet 网络拓扑结构如图 3.9 所示。

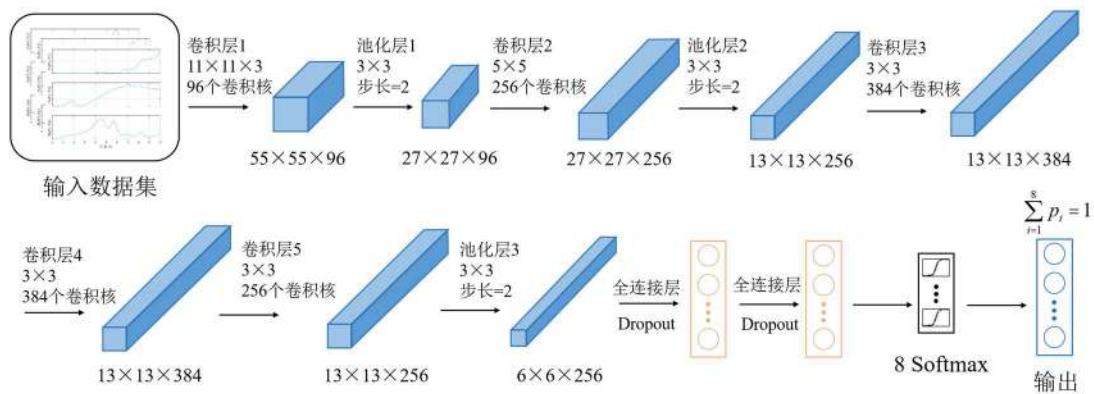


图 3.9 所应用的 AlexNet 网络拓扑结构

分别将 2 种频率区段 168 组 IMF 传递率函数图片分 8 类混合输入到 AlexNet 网络中，每次训练前，数据集图像被随机分成训练集和验证集，其中训练集占总图像的 70%，验证集占总图像的 30%，如图 3.10 所示。表 3.4 展示了 AlexNet 网络的训练超参数。

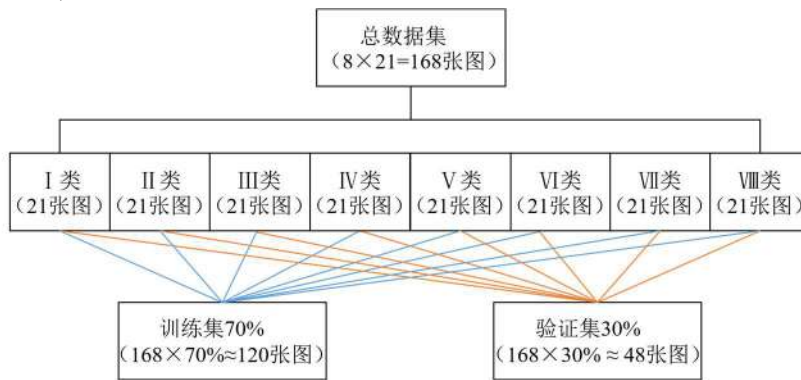


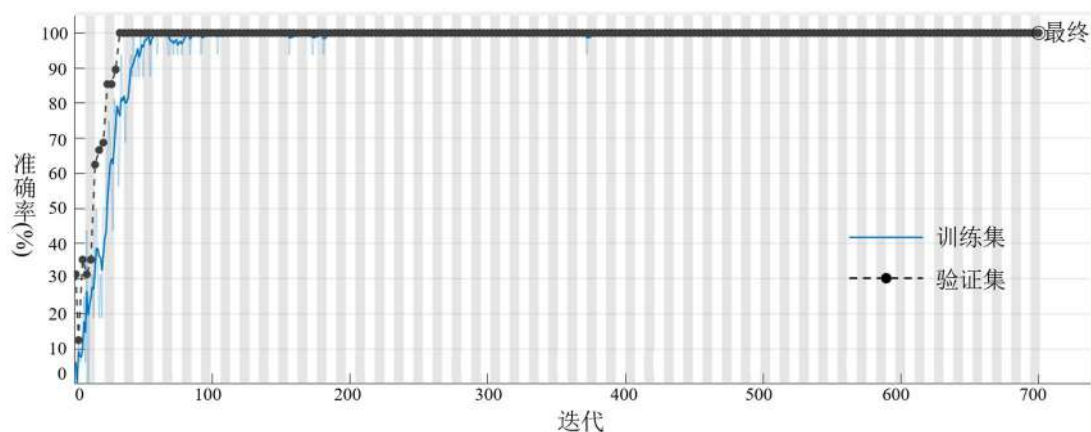
图 3.10 训练集和验证集的划分

表 3.4 训练超参数

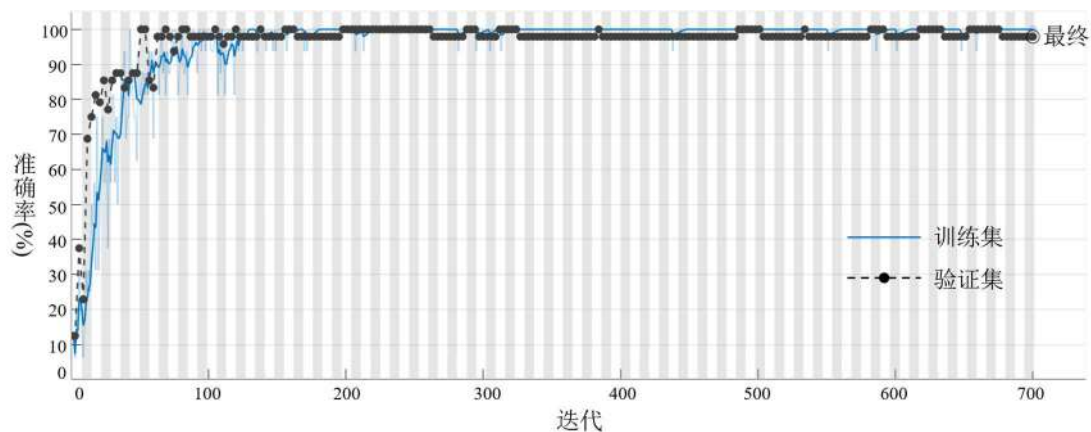
超参数	取值
Minibatch Size	16
Epochs	100
Learn Rate	0.001
Learn Rate Drop Factor	0.8
Learn Rate Drop period	1

图 3.11 (a) 展示了使用 0-5 Hz 区段数据集的训练过程，图 3.11 (b) 展示了 0-10 Hz 区段数据集的训练过程。随着迭代次数的增加，预测精度也在逐步提高，其中使用 0-5 Hz 频率区段数据集的迭代次数超过 60 次时，预测精度接近恒定值，而使用 0-10 Hz 频率区段数据集的迭代次数超过 100 次时，预测精度才接近恒定

值，展现了使用 0-5 Hz 频率区段数据集进行训练能够更快的达到收敛。图 3.12 为两种频率区段数据集训练的迭代收敛曲线。在验证集的表现上，图 3.13 展示了两种频率区段数据集在验证集上分类的混淆矩阵。混淆矩阵中的每一行代表了 AlexNet 网络预测的样本类别，每一列代表了样本的真实归属类别。其中绿色色块表示真实样本被 AlexNet 网络正确预测，红色色块表示真实样本被 AlexNet 网络错误预测。混淆矩阵右下角的深灰色色块中的绿色数值为识别准确率，表示所有预测正确的样本占有所有样本的比例，常被用于表示分类器的分类准确性。混淆矩阵最底部的灰色色块行表示精确率，最右侧的灰色色块列表示召回率。

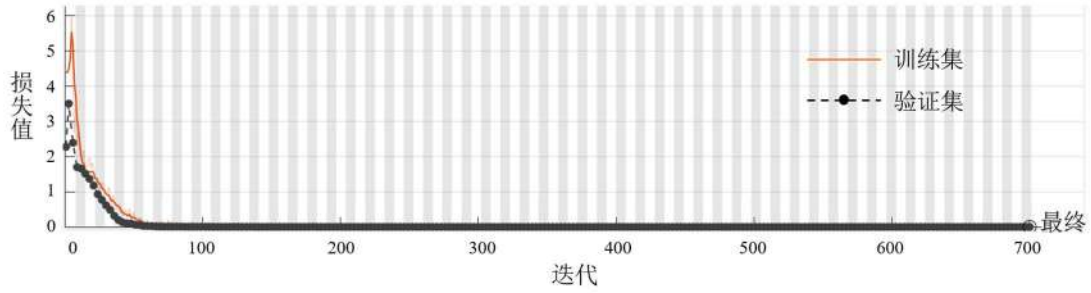


(a) 0-5 Hz 频率区段数据集训练进度

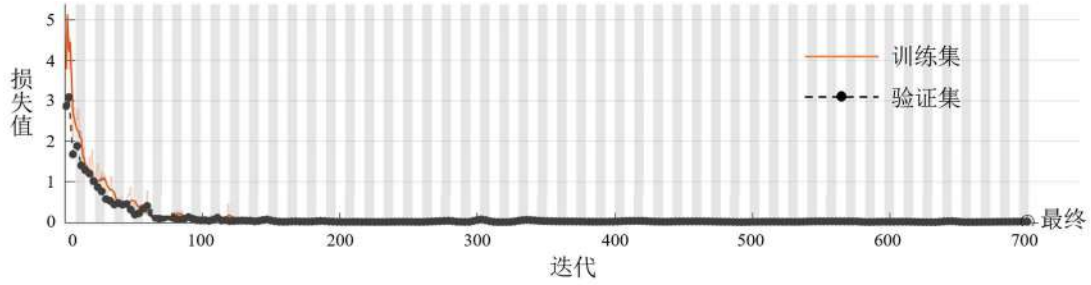


(b) 0-10 Hz 频率区段数据集训练进度

图 3.11 训练进度



(a) 0-5 Hz 频率区段数据集迭代收敛曲线



(b) 0-10 Hz 频率区段数据集迭代收敛曲线

图 3.12 迭代收敛曲线

输出类别	I类	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II类	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IV类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	V类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	VI类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	VII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	VIII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	I类	II类	III类	IV类	V类	VI类	VII类	VIII类		
	标签类别									

(a) 0-5 Hz 频率区段数据集混淆矩阵



输出类别	I类	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II类	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IV类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	V类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	1 2.1%	0 0.0%	0 0.0%	85.7% 14.3%
	VI类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	5 10.4%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	VII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	VIII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	6 12.5%	100% 0.0%
			100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	83.3% 16.7%	100% 0.0%	100% 0.0%
		I类	II类	III类	IV类	V类	VI类	VII类	VIII类	
		标签类别								

(b) 0-10 Hz 频率区段数据集混淆矩阵

图 3.13 验证集混淆矩阵

图 3.13 中 0-5 Hz 频率区段的识别准确率达 100%，0-10 Hz 频率区段的识别准确率达 97.9%，其中，使用 0-10 Hz 频率区段数据集训练的 AlexNet 网络将 VI 类损伤误报为 V 类损伤，而使用 0-5 Hz 频率区段数据集训练的 AlexNet 网络则将验证集数据进行了正确分类，造成该现象的原因为：5-10 Hz 区段可能存在对分类不利的冗余特征，这将对 AlexNet 网络的分类造成干扰。总的来说，验证集上的识别准确率展现了基于 IMF 传递率函数的数据处理方法和 AlexNet 网络的图片分类算法能够完成损伤识别任务，且选用 0-5 Hz 区段的数据集的分类结果更好。下一步，将利用其他地震激励影响下的结构响应数据构建测试集，并选用 0-5 Hz 频率区段输入至训练好的 AlexNet 网络判别结构的损伤情况，验证该方法的泛化能力和有效性。

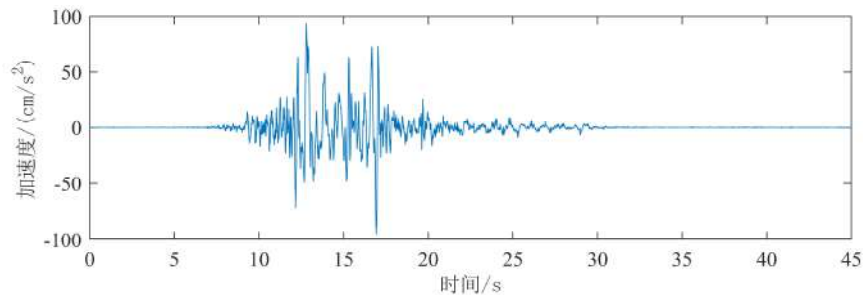
### 3.4 网络泛化能力评估

为评价本章所提方法的泛化能力，同时验证基于传递率函数方法能够避免对地震激励响应的依赖，本节将分别采用 ChiChi 波、北岭波、迁安波（峰值加速度均取 0.1g）作为地震激励分别输入至表 3.2 所构建的 8 种工况中，而后将输出

响应经 3.1.3 节处理后构建测试集，用于构建测试集的数据描述如表 3.5 所示。图 3.14 为 ChiChi 波、北岭波、迁安波加速度时程曲线，图 3.15 为工况 III 时 ChiChi 地震波激励下结构各层响应数据构造的 0-5 Hz 频率区段的 IMF 传递率函数示意图。

表 3.5 用于构建测试集的数据集说明

数据集	输入激励	用以输入激励的工况	分类类别
1-3	ChiChi 波	1	I
	北岭波		
	迁安波		
4-6	ChiChi 波	2	II
	北岭波		
	迁安波		
7-9	ChiChi 波	3	III
	北岭波		
	迁安波		
10-12	ChiChi 波	4	IV
	北岭波		
	迁安波		
13-15	ChiChi 波	5	V
	北岭波		
	迁安波		
16-18	ChiChi 波	6	VI
	北岭波		
	迁安波		
19-21	ChiChi 波	7	VII
	北岭波		
	迁安波		
22-24	ChiChi 波	8	VIII
	北岭波		
	迁安波		



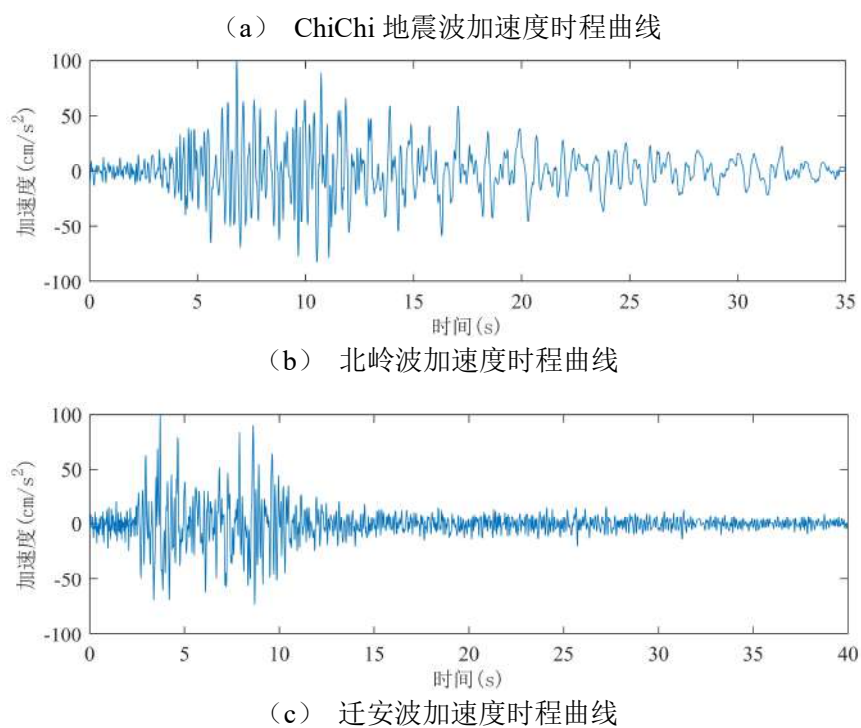
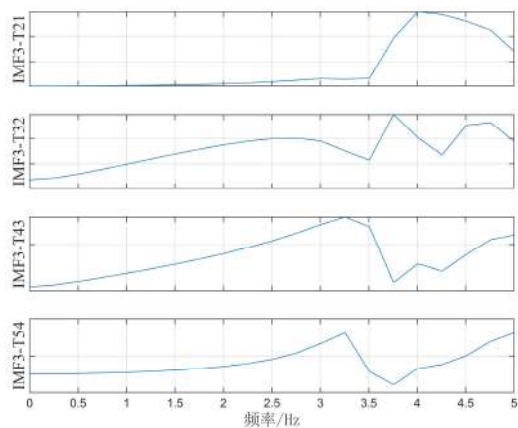
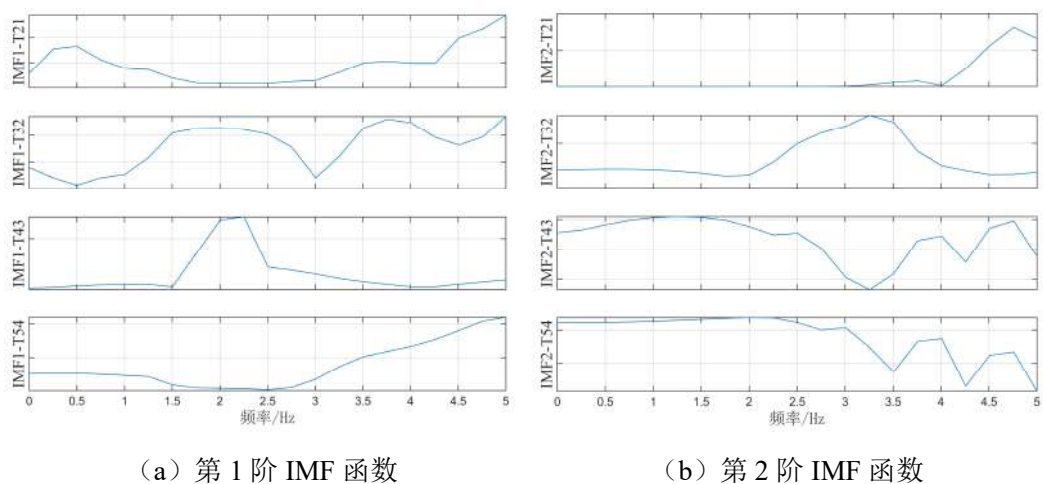


图 3.14 输入的地震波激励时程曲线





(c) 第 3 阶 IMF 函数

图 3.15 工况III时，ChiChi 波作用下结构各层加速度数据构建的 IMF 传递率函数图

图 3.16 为根据表 3.4 所构建的测试集训练结果混淆矩阵，由图示计算结果可以发现，训练好的 AlexNet 网络对测试集的 24 组数据样本实现了准确分类，识别准确率达 100%，验证了本章所提数据预处理方法和 AlexNet 网络的有效性和鲁棒性，本文第 4 章将应用该方法进行实际结构的损伤识别。

输出类别	I类	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II类	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IV类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	V类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	VI类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	VII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	0 0.0%	100% 0.0%
	VIII类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 12.5%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	I类	II类	III类	IV类	V类	VI类	VII类	VIII类		
	目标类别									

图 3.16 测试集混淆矩阵

### 3.5 本章小结

本章提出了基于 IMF 传递率函数的特征空间构建方法和 AlexNet 网络的结构损伤识别方法，利用一个四层剪切型框架数字孪生进行基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法操作论述，具体流程为：首先通过对数字孪生构建多种损伤工况并构建损伤数据集，而后将 El Centro 波激励下的实测数据与数字孪生输出数据虚实结合建立结构全面数据集，下一步，对虚实结合数据集利用经验模态分解结合传递率函数的方法进行特征空间的构建，以此法生成的 IMF 传递率函数图片输入至 AlexNet 网络进行训练，并选用 ChiChi 波、北岭波、迁安波作为激励构建测试集进行验证。

验证集和测试集的识别结果表明，基于传递率函数和经验模态分解的方法可

以在摆脱地震激励的依赖的同时多尺度放大结构损伤特征，利用 AlexNet 网络进行 IMF 传递率函数图片识别能够准确识别结构损伤情况，本章所提方法在结构损伤识别方面展现了良好的有效性、准确性，适合用于实际工程研究。本文的下一章将基于本章方法并结合第 2 章构建好的数字孪生对实际结构的损伤识别进行描述。

## 第 4 章 实际结构损伤识别的应用

本章将基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法应用于实际结构, 首先利用本文第 2 章构建好的数字孪生进行损伤工况的定义, 而后将数字孪生输出的多种损伤数据与结构健康监测系统收集的在线监测数据进行结合, 得到虚实结合数据集, 而后基于本文第 3 章基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法, 利用虚实结合数据集构建特征空间, 并输入至 AlexNet 网络进行训练。最后, 对结构健康监测系统收集的未经训练过的数据构建测试集, 输入至训练好的 AlexNet 网络完成结构损伤状态的识别。考虑到结构服役期间的状态演变过程, 以结构再生工作为节点, 将分别用 2003 年 5 月 26 日健康监测系统收集的数据构建虚实结合特征空间训练 AlexNet 网络, 识别结构 2005 年 8 月 16 日至 2011 年 4 月 7 日的服役状态; 2013 年 8 月 4 日健康监测系统收集的数据构建虚实结合特征空间训练 AlexNet 网络, 识别结构 2016 年 11 月 22 日至 2017 年 2 月 28 日的服役状态。根据训练好的 AlexNet 网络对结构服役状态的识别结果验证基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法在实际工程应用的可行性。

### 4.1 方法应用过程

对于结构实际服役过程的 3 种状态 (表 4.1), 本章将以结构再生工作为节点, 分为以下两部分进行叙述:

(1) 再生工作前: 此阶段将应用 2013 年 2 月 15 日以前结构监测系统收集的数据进行训练与状态识别。首先, 利用 2003 年 5 月 26 日实测数据构建好的数字孪生进行损伤工况的定义, 而后将 2003 年 5 月 26 日地震激励下生成的数字孪生损伤数据与 2003 年 5 月 26 日实测数据虚实结合 (虚实结合过程在后文 4.2.2 节进行叙述), 并对虚实结合的数据利用经验模态分解法和传递率函数构建特征空间, 训练 AlexNet 网络。对 2005 年 8 月 16 日、2010 年 6 月 13 日、2011 年 3 月 9 日、2011 年 3 月 24 日、2011 年 4 月 27 日健康监测系统收集的数据应用经验模态分解法和传递率函数构建测试集, 利用训练好的 AlexNet 网络对测试集数据进行分类, 结合结构实际损伤状态评估 AlexNet 网络的分类效果。

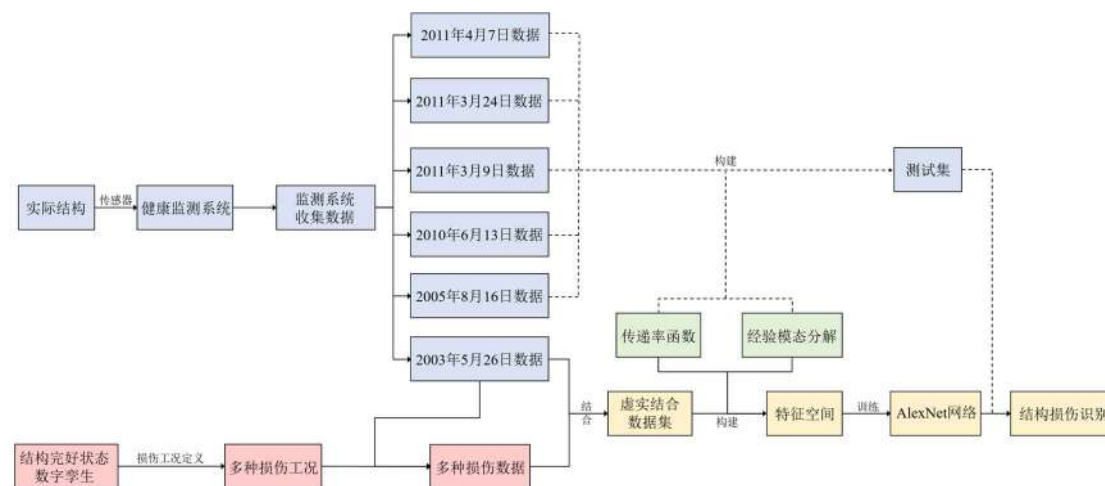
(2) 再生工作后: 此阶段将应用 2013 年 2 月 15 日以后结构监测系统收集的数据进行训练与状态识别。首先, 利用 2013 年 8 月 4 日实测数据构建好的数字孪生进行损伤工况的定义, 而后将 2013 年 8 月 4 日地震激励下生成的数字孪

生损伤数据与 2013 年 8 月 4 日实测数据虚实结合(虚实结合过程在后文 4.3.2 节进行叙述), 并对虚实结合的数据利用经验模态分解法和传递率函数构建特征空间, 训练 AlexNet 网络。对 2016 年 11 月 22 日、2016 年 12 月 28 日、2016 年 12 月 31 日、2017 年 2 月 28 日健康监测系统收集的数据应用经验模态分解法和传递率函数构建测试集, 利用训练好的 AlexNet 网络对测试集数据进行分类, 结合结构实际损伤状态评估 AlexNet 网络的分类效果。

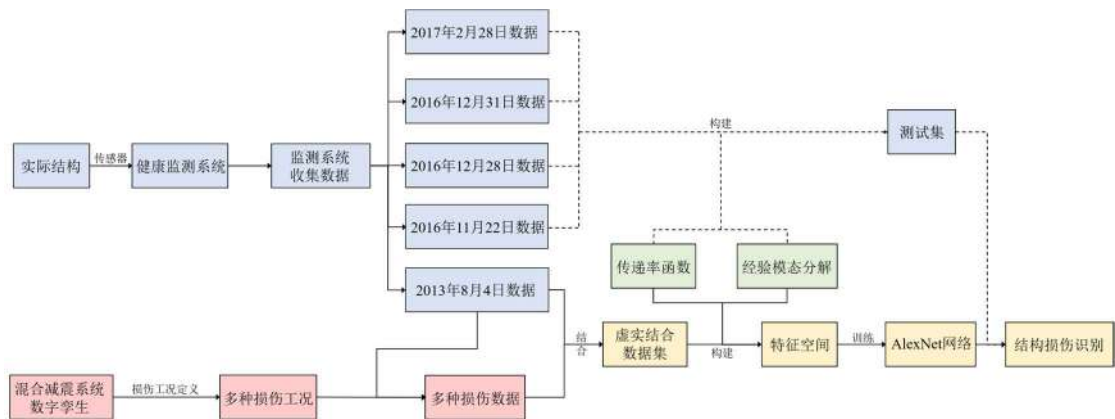
本章方法应用流程如图 4.1 所示。后续将对上述两部分分别进行损伤工况定义、虚实结合数据的获取、特征空间的构建、AlexNet 网络训练及识别效果评估的叙述。

表 4.1 油阻尼器钢框架结构的 5 阶段 3 状态

阶段	阶段说明	时间	状态	状态说明
1	初始阶段	2011 年 3 月 11 日前	1	完好状态
2	311 地震阶段	2011 年 3 月 11 日	2	损伤状态
3	1 层油阻尼器损坏 3、4 层油阻尼器漏油	2011 年 3 月 11 日至 2012 年 9 月 19 日		
4	1 层油阻尼器损坏 3、4 层油阻尼器重新安装	2012 年 9 月 19 日至 2013 年 2 月 15 日	3	再生状态
5	锡芯橡胶垫替换 1 层损坏的油阻尼器	2013 年 2 月 15 日以后		



(a) 结构再生前状态识别流程



(b) 结构再生后状态识别流程

图 4.1 方法应用流程

## 4.2 结构再生前状态识别

### 4.2.1 损伤工况定义

根据 311 大地震对实际结构的油阻尼器破坏情况，基于以下假设，将结构再生工作前的损伤工况分为如表 4.2 所示的 4 类，分别代表了结构油阻尼器的损伤发展。

假设 1：由 311 大地震后对结构实际的检修结果表明，实际结构仅发生首 3 层（对应结构第 1、3、4 层）油阻尼器油液泄露的情况，未产生刚度损伤，因此仅考虑阻尼器损坏的工况；

假设 2：对于安装在同一层的油阻尼器，假定所有油阻尼器工作时的位移、速度均相同，且所有油阻尼器本身的属性也完全一致。因此，如果某层的单个阻尼器发生损坏，则此层剩余的油阻尼器也均考虑发生损坏；

假设 3：对于一般的结构，阻尼器安装的层数越低，其发挥的效用也越大，且安装在高层的阻尼器发挥阻滞作用有限，因此仅考虑布置于结构首 3 层的油阻尼器被完全破坏，5 层及以上的油阻尼器均处于正常工作状态。

表 4.2 结构再生工作前损伤工况定义

损伤类型	描述
I	结构完好，无损伤发生
II	1 层油阻尼器全部破坏
III	1、3 层油阻尼器全部破坏
IV	1、3、4 层油阻尼器全部破坏

### 4.2.2 虚实结合特征空间的构建

基于传递率函数的损伤识别方法在保留结构损伤特征的同时又与外部激励无关，为得到多组训练数据，将完好状态下 2003 年 5 月 26 日结构第 1 层和第 4 层实测响应数据作为地震激励，分别输入至表 4.2 所构建的损伤工况中。由于经工程人员评估，2003 年 5 月 26 日地震激励下结构未发生损伤，因此 2003 年 5 月 26 日地震激励下损伤工况 I 的响应数据将由监测系统实测数据构建，剩余数据由数字孪生构建。此外，采用 3.3.3 节数据集扩增的方法，对响应数据每隔 0.5% 施加高斯白噪声进行人工加噪。综上，以此法共得到 168(=8×21)组虚实结合响应数据。表 4.3 为 168 组虚实结合数据集的描述。图 4.2 为将 2003 年 5 月 26 日结构第 1 层东西向实测加速度响应数据作为地震激励，输入数字孪生损伤工况 II 时输出响应示意。

表 4.3 168 组虚实结合数据集及其描述

输入激励	输入激励描述	输入工况	加噪后数据集组数	数据集来源
030526-1	2003 年 5 月 26 日结构第 1 层东西向实测加速度响应数据	I	21	实
030526-1	2003 年 5 月 26 日结构第 1 层东西向实测加速度响应数据	II-IV	63	虚
030526-4	2003 年 5 月 26 日结构第 4 层东西向实测加速度响应数据	I-IV	84	

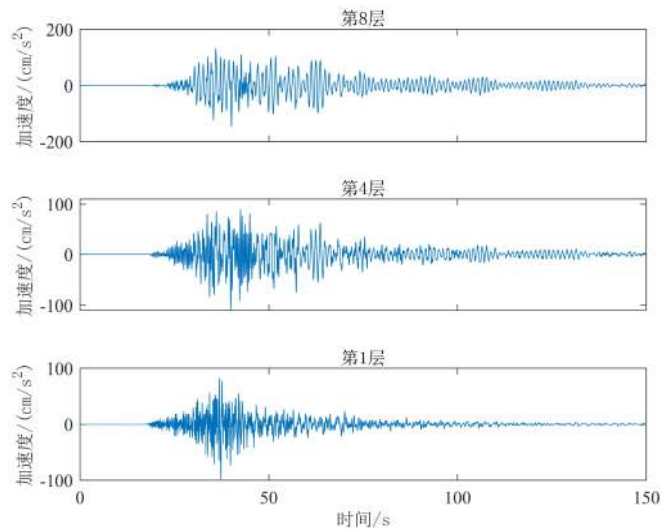


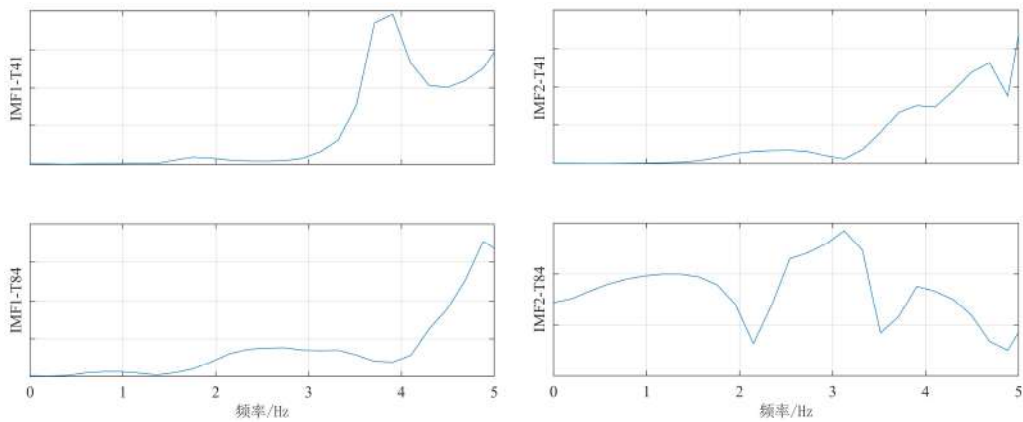
图 4.2 工况 II 下输入 030526-1 激励的数字孪生加速度响应

共生成的 168 组虚实结合响应数据采用本文 3.1 节种基于传递率函数和经验

模态分解的方法构建 IMF 传递率函数图像数据集。由于实际结构仅在第 1、4、8 层布置了加速度传感器，因此，本节选用如下 IMF 传递率函数  $T^i(\omega)$  构建训练集：

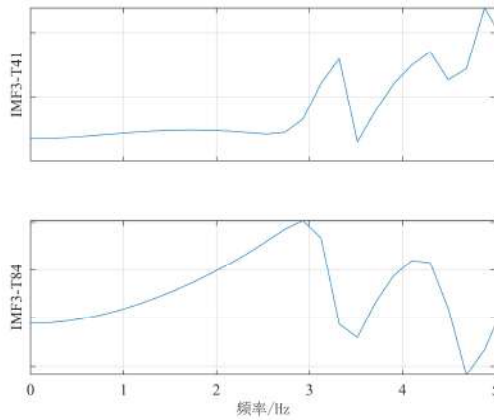
$$T^i(\omega) = \left[ \frac{IMF_4^i(\omega)}{IMF_1^i(\omega)} \quad \frac{IMF_8^i(\omega)}{IMF_4^i(\omega)} \right] \quad (4.1)$$

其中， $IMF_1^i(\omega)$  为实际结构第 1 层的固有模态函数， $IMF_4^i(\omega)$  为实际结构第 4 层的固有模态函数， $IMF_8^i(\omega)$  为实际结构第 8 层的固有模态函数。 $i=1,2,3$  为固有模态函数的阶数。图 4.3 展示了基于图 4.2 响应输出，采用式(4.1)方式所构建的 IMF 传递率函数图。



(a) 第 1 阶 IMF 传递率函数

(b) 第 2 阶 IMF 传递率函数



(c) 第 3 阶 IMF 传递率函数

图 4.3 工况 II 下输入 030526-1 激励的 IMF 传递率函数图

### 4.2.3 AlexNet 网络训练过程

将 168 组虚实结合 IMF 传递率函数图像数据集依据表 4.2 损伤工况的设置，分 4 类输入到 AlexNet 网络中，数据集被随机分成训练集和验证集，其中训练集



占总图像的 70%，验证集占总图像的 30%，训练集和验证集的划分如图 4.4 所示。注意到本章因为考虑了 4 种油阻尼器的损伤工况，因此依据图 3.9 需将 AlexNet 网络的最后两层设为 4 个神经元以对应损伤工况。表 4.4 展示了 AlexNet 网络的训练超参数。

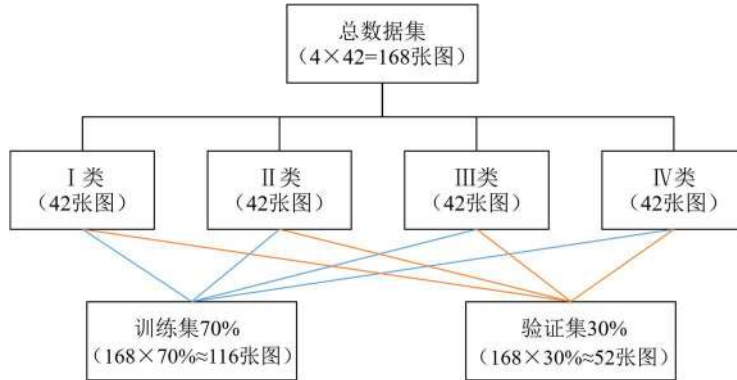


图 4.4 训练集和验证集的划分

表 4.4 训练超参数

超参数	取值
Minibatch Size	8
Epochs	100
Learn Rate	0.001
Learn Rate Drop Factor	0.85
Learn Rate Drop period	1

图 4.5 展示了 AlexNet 网络的训练过程，可以看到，随着迭代次数的增加，预测精度也在逐步提高。图 4.6 展示了迭代收敛曲线。在验证集的表现上，图 4.7 展示了训练好的 AlexNet 网络在验证集上分类的混淆矩阵。

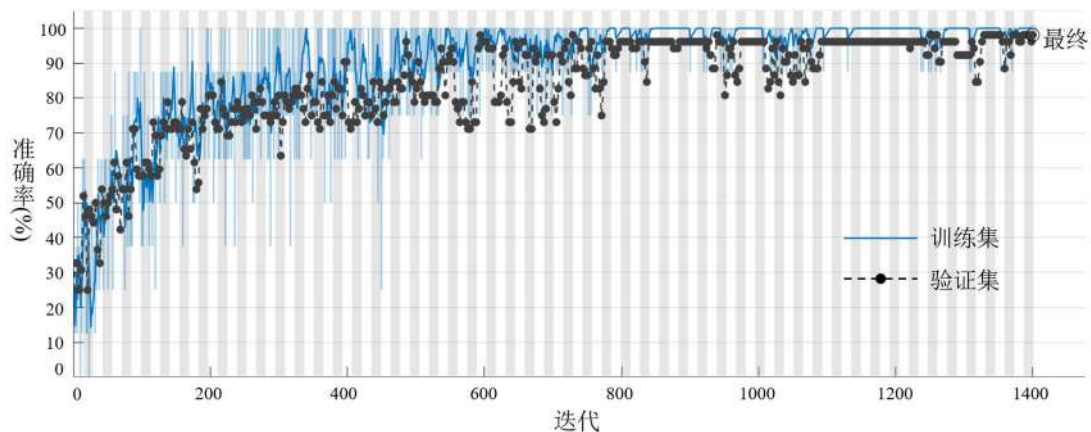


图 4.5 训练进度



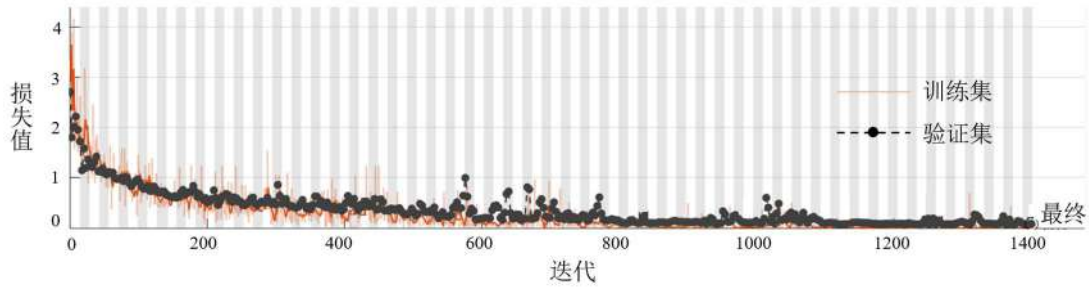


图 4.6 迭代收敛曲线

输出类别	I类	13 25.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II类	0 0.0%	13 25.0%	2 3.8%	0 0.0%	86.7% 13.3%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	11 21.2%	0 0.0%	100% 0.0%
	IV类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	13 25.0%	100% 0.0%
		100% 0.0%	100% 0.0%	84.6% 15.4%	100% 0.0%	96.2% 3.8%
	I类	II类	III类	IV类		
	标签类别					

图 4.7 验证集混淆矩阵

图 4.7 展示了最终识别准确率达 96.2%，其中 I 类和 IV 类的精确率和召回率最高，其次为 II 类和 III 类，AlexNet 网络将 III 类误报为 II 类。造成上述识别结果的可能原因为：首先，I 类为未损伤工况，其余 3 类均为损伤工况，AlexNet 网络能准确识别由于结构损伤是否产生导致的数据集差异；其次，IV 类为首 3 层油阻尼器全部损伤，在油阻尼器发生时，首 3 层全部损伤的工况对结构响应影响较大；最后，II 类和 III 类的区别在于结构第 3 层油阻尼器是否损伤，该损伤指标对结构响应影响较小，可能是由于该层油阻尼器对结构贡献较小，导致分类器将部分 III 类损伤误报为 II 类损伤。总的来说，AlexNet 网络对结构损伤工况的分类效果较好。接下来将利用本节训练好的分类器对结构其他地震动实测记录进行损伤识别，验证该方法的准确性。

### 4.2.4 识别效果评估

基于训练好的 AlexNet 网络，将未训练过的实测响应数据经基于 IMF 传递率函数的方法构建测试集，用于构建测试集的实测响应数据描述如表 4.5 所示。2005 年 8 月 16 日结构东西向地震动响应数据如图 4.8 所示，图 4.9 为 2005 年 8 月 16 日地震激励下所构建的结构 IMF 传递率函数图。

表 4.5 用于构建测试集的实测响应数据

地震激励	描述	类别	来源
2005 年 8 月 16 日	311 地震发生前	I	实
2010 年 6 月 13 日	311 地震发生前	I	
2011 年 3 月 9 日	311 地震发生前	I	
2011 年 3 月 24 日	311 地震发生后	IV	
2011 年 4 月 7 日	311 地震发生后	IV	

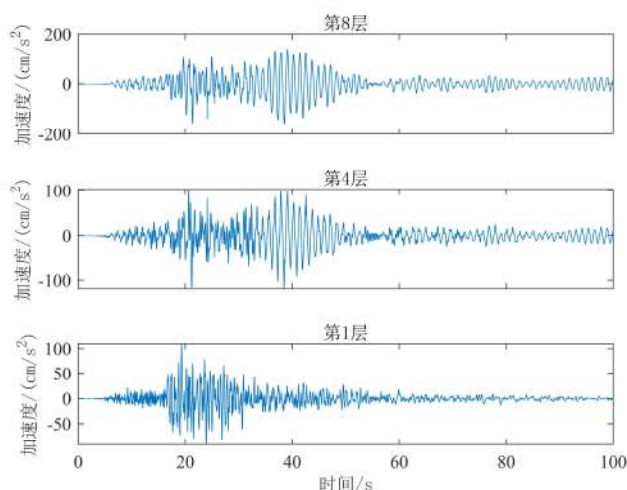
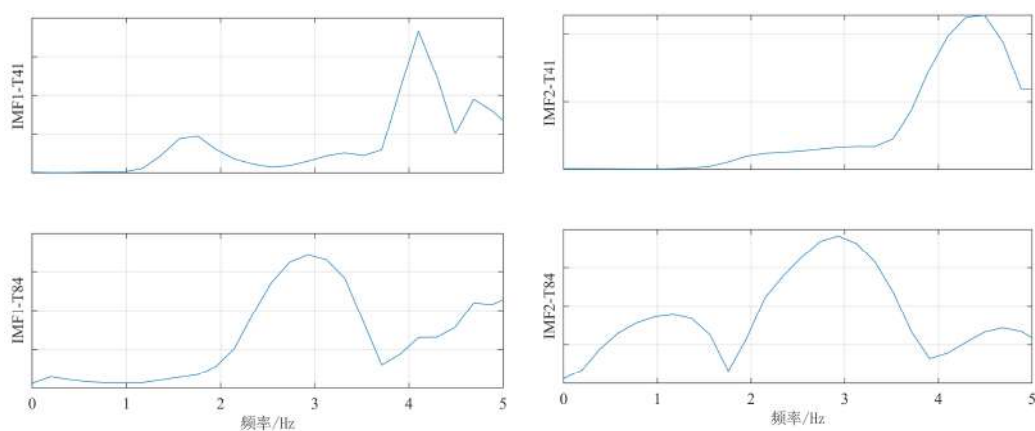
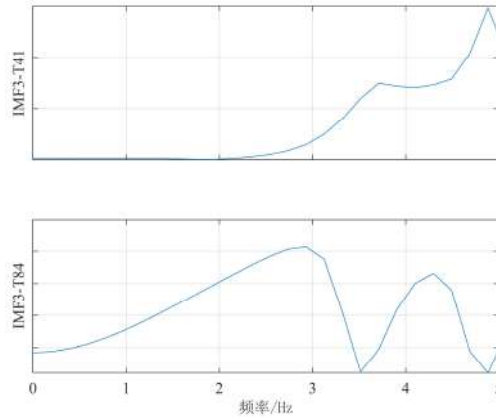


图 4.8 2005 年 8 月 16 日结构东西向地震动响应



(a) 第 1 阶 IMF 传递率函数

(b) 第 2 阶 IMF 传递率函数



(c) 第 3 阶 IMF 传递率函数

图 4.9 2005 年 8 月 16 日地震作用下构建的 IMF 传递率函数图

将依据表 4.4 所述构建的 IMF 传递率函数测试集输入至训练好的 AlexNet 网络，得到这 5 次地震动下 AlexNet 网络对结构损伤状态的分类结果，如图 4.10 所示。

AlexNet 网络将 2005 年 8 月 16 日、2010 年 6 月 13 日、2011 年 3 月 9 日地震动激励下所构建的数据集分类为 I 类，即这 3 次地震作用下，结构无油阻尼器损伤的发生，并将 2011 年 3 月 24 日、2011 年 4 月 7 日地震动激励下所构建的数据集分类为 IV 类，即这 2 次地震动作用下结构首 3 层油阻尼器发生损伤，这与实际情况相一致：2011 年 3 月 11 日之前，油阻尼器处于正常工作状态，2011 年 3 月 11 日东日本大地震之后出现了首 3 层油阻尼器的损伤。AlexNet 网络的分类结果展示了本文所提识别方法可以有效识别结构阻尼器损伤状态，及时给予工程师预警。

输出类别	I 类	3 60.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	IV 类	0 0.0%	2 40.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II 类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
	III 类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
		100% 0.0%	100% 0.0%	NaN% NaN%	NaN% NaN%	100% 0.0%
	I 类	IV 类	II 类	III 类		目标类别

图 4.10 测试集上的分类结果

### 4.3 结构再生后状态识别

#### 4.3.1 损伤工况定义

考虑到式(2.1)以主体结构弹性变形为前提,楼层的弹性层间位移角极限阈值取 0.5%,相应地,结构第 1 层弹性层间位移阈值为 40 mm。由于锡芯橡胶垫的最大行程阈值取弹性变形(设计)极限值 100 mm,油阻尼器的最大行程阈值为 13 mm。即锡芯橡胶垫弹性变形极限远大于楼层弹性层间位移极限阈值,而油阻尼器的最大行程小于楼层弹性层间位移极限阈值,因此在构建结构损伤工况时,锡芯橡胶垫失效的情况不予考虑,而油阻尼器存在超越其最大行程阈值的失效情况,因此本文再生工作结束后结构的损伤工况仅设计油阻尼器损伤事件,结构再生工作后的损伤工况设计如表 4.6 所示。

表 4.6 结构再生工作后损伤工况定义

损伤类型	描述
I 类	结构完好,无损伤发生
II 类	3 层油阻尼器全部破坏
III 类	3、4 层油阻尼器全部破坏

#### 4.3.2 虚实结合特征空间的构建

依据表 4.5 中的损伤工况输入 2013 年 8 月 4 日地震激励构建虚实结合数据集,数据集构造方法与 4.2.2 节所述基本一致。值得注意的是,由于 2013 年 8 月 4 日第 4 层实测加速度响应数据不可用(传感器采集数据有误),因此将结构第 8 层实测加速度响应数据代替表 4.3 中结构第 4 层加速度响应数据。126 组虚实结合数据集及其描述如表 4.7 所示,其中,2013 年 8 月 4 日地震激励下损伤工况 I 的响应数据由监测系统实测数据构建,剩余数据由数字孪生构建。

表 4.7 126 组虚实结合数据集及其描述

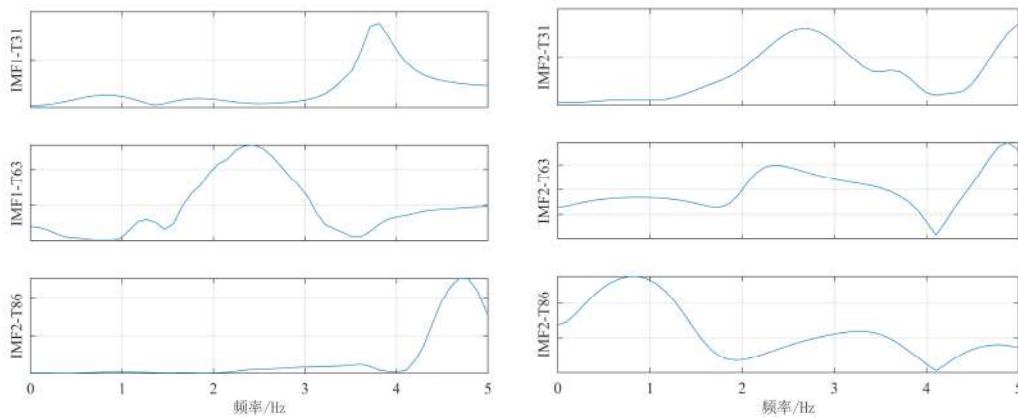
输入激励	输入激励描述	输入工况	加噪后数据集组数	数据集来源
130804-1	2013 年 8 月 4 日结构第 1 层东西向实测加速度响应数据	I	21	实
130804-1	2013 年 8 月 4 日结构第 1 层东西向实测加速度响应数据	II-IV	42	虚

130804-8	2013年8月4日结构第8层 东西向实测加速度响应数据	I-IV	63	
----------	--------------------------------	------	----	--

由于钢框架结构在 2016 年以后改进了加速度传感器布置，由原来的在结构第 1、4、8 层布置加速度传感器变为在结构第 1、3、6、8 层布置，因此，考虑结构再生工作结束后混合减震系统的损伤识别时，特征空间的构建过程需根据结构传感器的布置情况进行调整。由于数字孪生是实际结构的虚拟副本，与使用数字孪生输出结构第 1、4、8 层加速度响应数据一样，数字孪生同样可以生成结构第 1、3、6、8 层加速度响应数据。针对结构新型传感器布置位置，结构修复后的 IMF 传递率函数数据集采用结构第 1 层 3 层之间、3 层 6 层之间、6 层 8 层之间的传递率函数进行构建，式(4.2)所示。

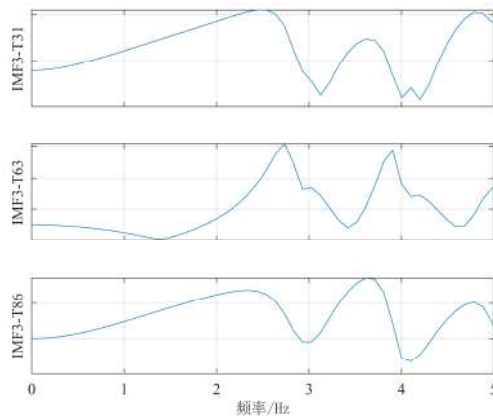
$$T^i(\omega) = \begin{bmatrix} IMF_3^i(\omega) & IMF_6^i(\omega) & IMF_8^i(\omega) \\ IMF_1^i(\omega) & IMF_3^i(\omega) & IMF_6^i(\omega) \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

其中， $IMF_1^i(\omega)$  为实际结构第 1 层加速度响应数据建立的固有模态函数， $IMF_3^i(\omega)$  为实际结构第 3 层加速度响应数据建立的固有模态函数， $IMF_6^i(\omega)$  和  $IMF_8^i(\omega)$  同理。 $i=1,2,3$  为固有模态函数的阶数。图 4.11 展示了 2013 年 8 月 4 日监测系统实测数据所构建的 IMF 传递率函数图。



(a) 第 1 阶 IMF 传递率函数

(b) 第 2 阶 IMF 传递率函数



(c) 第 3 阶 IMF 传递率函数

图 4.11 2013 年 8 月 4 日监测系统实测数据构建的 IMF 传递率函数图

### 4.3.3 AlexNet 网络训练过程

将 126 组虚实结合 IMF 传递率函数图片数据集依据表 4.6 损伤工况的设置, 分 3 类输入至 AlexNet 网络进行训练, 数据集被随机分成训练集和验证集, 其中训练集占总数据集的 70%, 验证集占总数据集的 30%, 训练集和验证集的划分如图 4.12 所示。表 4.8 为 AlexNet 网络训练的超参数。此次训练过程如图 4.13 所示, 图 4.14 为迭代收敛曲线。图 4.15 为验证集混淆矩阵。

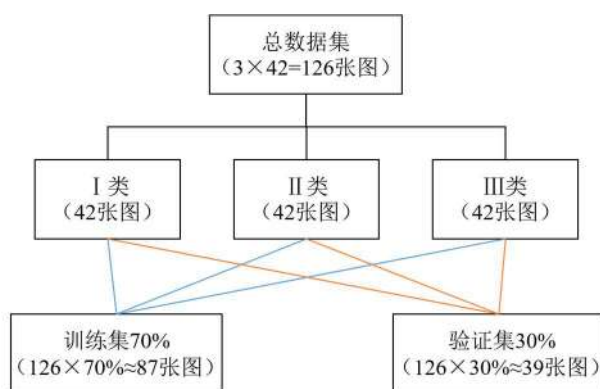


图 4.12 训练集和验证集的划分

表 4.8 训练超参数

超参数	取值
Minibatch Size	8
Epochs	100
Learn Rate	0.001
Learn Rate Drop Factor	0.85
Learn Rate Drop period	1

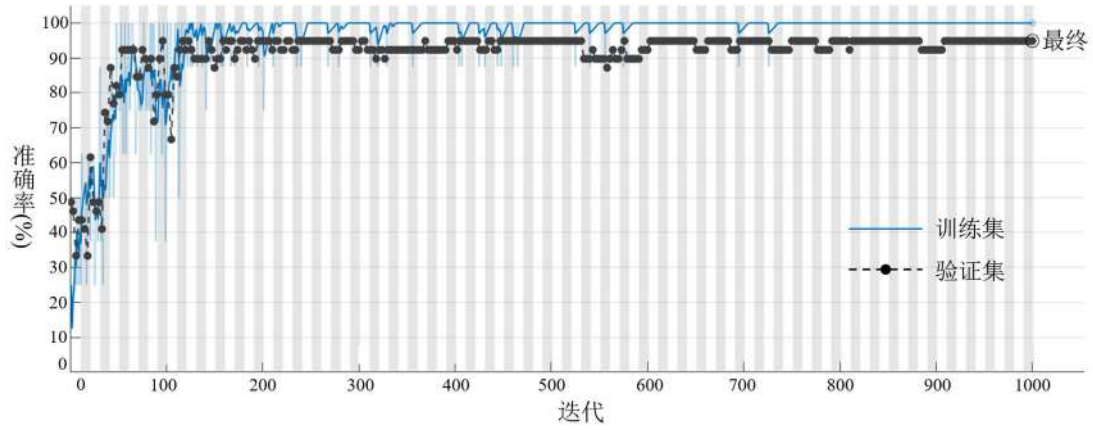


图 4.13 训练进度

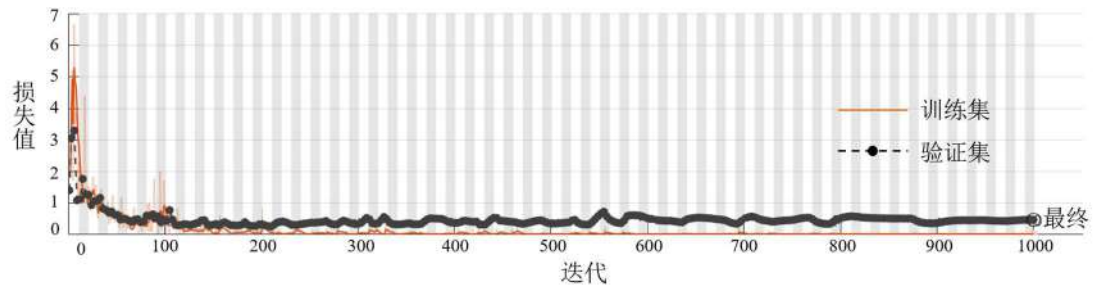


图 4.14 迭代收敛曲线

输出类别	I类	13 33.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II类	0 0.0%	12 30.8%	1 2.6%	92.3% 7.7%
	III类	0 0.0%	1 2.6%	12 30.8%	92.3% 7.7%
		100% 0.0%	92.3% 7.7%	92.3% 7.7%	94.9% 5.1%
	标签类别	I类	II类	III类	

图 4.15 验证集混淆矩阵

训练好的 AlexNet 网络对结构 3 中损伤工况的识别准确率达 94.9%，在验证集的表现上，训练好的 AlexNet 网络能准确识别出无损伤情况（I类）、II类、



III类次之，这与 4.2.3 节所述理由一致。AlexNet 网络对结构损伤工况的分类效果较好，接下来将利用本节训练好的 AlexNet 网络对结构后续地震动实测记录进行损伤识别。

#### 4.3.4 识别效果评估

基于训练好的 AlexNet 网络，将未训练过的实测响应数据经基于 IMF 传递率函数的方法构建测试集，用于构建测试集的实测响应数据描述如表 4.9 所示。2011 年 11 月 12 日结构东西向地震动响应数据如图 4.16 所示，图 4.17 为 2016 年 11 月 12 日地震激励下所构建的结构 IMF 传递率函数图。

表 4.9 用于构建测试集的实测响应数据

地震激励	描述	类别	来源
2016 年 11 月 22 日	再生工作结束后	I	实
2016 年 12 月 28 日	再生工作结束后	I	实
2016 年 12 月 31 日	再生工作结束后	I	实
2017 年 2 月 28 日	再生工作结束后	I	实

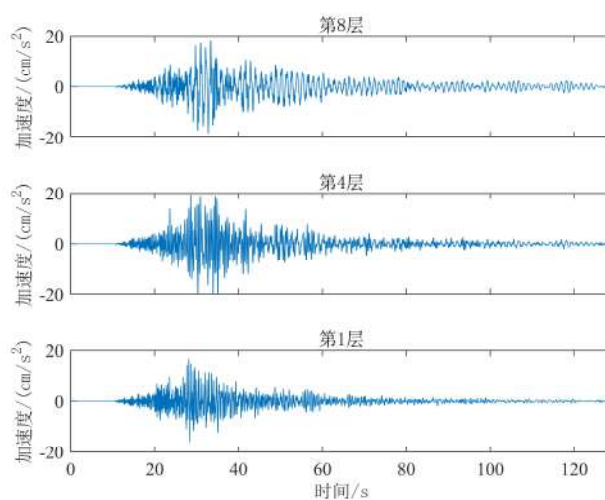
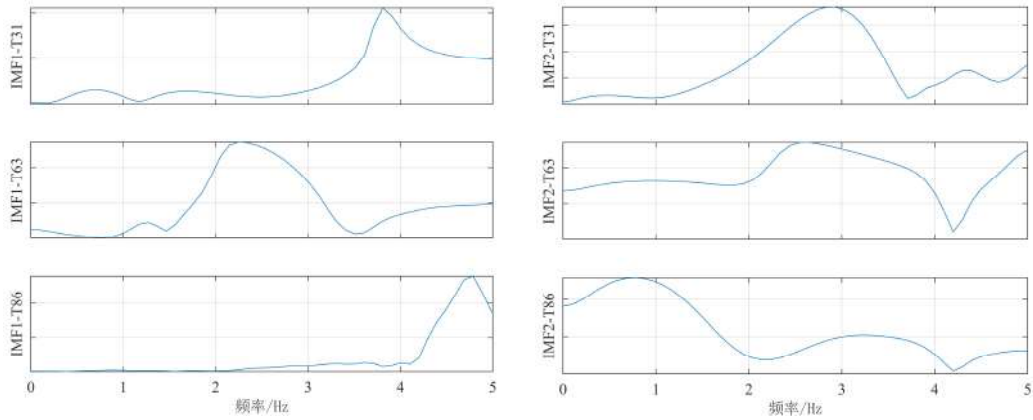


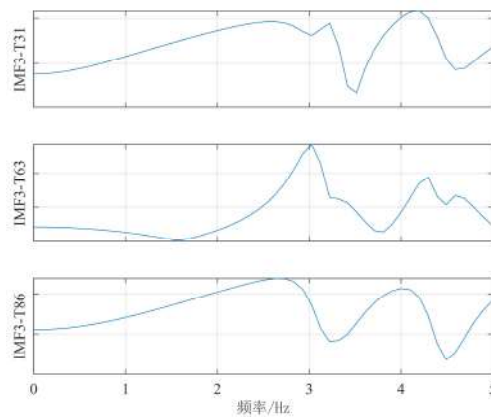
图 4.16 2016 年 11 月 12 日结构东西向加速度响应数据





(a) 第 1 阶 IMF 传递率函数

(b) 第 2 阶 IMF 传递率函数



(c) 第 3 阶 IMF 传递率函数

图 4.17 2016 年 11 月 12 日地震作用下构建的 IMF 传递率函数图

依据表 4.9 构建的 IMF 传递率函数测试集输入至训练好的 AlexNet 网络，得到这 4 次地震动下 AlexNet 网络对结构损伤状态的分类结果，如图 4.18 所示。

输出类别	I 类	4 100%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
	II 类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
	III 类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN% NaN%
		100% 0.0%	NaN% NaN%	NaN% NaN%	100% 0.0%
	I 类	II 类	III 类		目标类别

图 4.18 测试集上的分类结果

AlexNet 网络将 2016 年 11 月 12 日、2016 年 12 月 28 日、2016 年 12 月 31 日、2017 年 2 月 8 日地震动激励下所构建的数据集分为 I 类，即此 4 次地震动作用下，结构无油阻尼器损伤的发生，这与实际结构情况一致。至此，完成结构再生工作后的状态识别任务，所选用的基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法可以有效识别结构油阻尼器损伤，后续可基于此方法进一步深化，结合物联网、大数据、Web 应用程序、AR/VR 等技术，构建该实体结构的数字孪生健康监测系统，顺应结构健康监测可视化、数字化、智能化的发展方向，更好地帮助工程师智能决策，图 4.19 展示了这一理念。



图 4.19 未来基于数字孪生等技术的智能交互系统概念图

#### 4.4 本章小结

本章在第 2 章构建好的实体结构数字孪生的基础上，进行了基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法在实际工程中应用。具体操作为：根据结构实际服役状态，首先对完好状态下（2003 年 5 月 26 日地震下）结构数字孪生进行损伤工况定义和虚实结合数据集的构建，利用基于 IMF 传递率函数的数据处理方法

得到特征空间，而后输入至 AlexNet 网络中进行训练。接着，将 2005 年 5 月 26 日、2010 年 6 月 13 日、2011 年 3 月 9 日、2011 年 3 月 24 日和 2011 年 4 月 7 日地震激励下结构实测响应数据构建测试集输入到训练好的 AlexNet 网络中进行结构再生前状态识别。识别结果显示，2005 年 5 月 26 日、2010 年 6 月 13 日和 2011 年 3 月 9 日结构油阻尼器正常工作，2011 年 3 月 24 日和 2011 年 4 月 7 日地震下结构出现了首 3 层油阻尼器损伤，这与实际情况一致。后续，对结构再生工作后的数字孪生进行行损伤工况定义和虚实结合数据集构建，利用基于 IMF 传递率函数的数据处理方法得到特征空间，而后输入至 AlexNet 网络训练，并用训练好的 AlexNet 网络识别再生工作结束后 2011 年 11 月 22 日、2016 年 12 月 28 日、2016 年 12 月 31 日和 2017 年 2 月 28 日结构实测响应数据所建立的测试集，识别结果显示，2016 年 11 月 22 日、2016 年 12 月 28 日、2016 年 12 月 31 日、2017 年 2 月 28 日地震下均未发生油阻尼器损伤情况。基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法展现了在实际工程应用中的可行性，并可以结合更多技术（如物联网、大数据、Web 应用程序、AR/VR 等），在未来持续对实体结构提供实时健康监测。

## 第 5 章 结论与展望

### 5.1 结论

本文提出了基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法,该方法首先利用实测响应数据与计算模型交互来构建数字孪生,从而可以对数字孪生进行诸多模拟损伤操作,将数字孪生输出与实测响应数据虚实结合,解决了传统损伤识别方法所应用的损伤数据集缺乏的问题。而后对虚实结合数据集进行基于传递率函数和经验模态分解法的特征空间构建和基于 AlexNet 网络的损伤识别。为验证该方法的有效性和准确性和可行性,对未经训练过的数据构建测试集,利用训练好的 AlexNet 网络进行损伤识别。

主要成果与结论如下:

1. 梳理基于机器学习的损伤识别方法和数字孪生的研究现状,并对传统方法缺乏结构全面、广泛损伤信息的缺点和构建好的数字孪生可以生成结构丰富损伤数据集的优越性进行了说明,为基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别研究提供理论基础。

2. 针对一个实际结构,介绍了利用实测响应数据和计算模型交互构建数字孪生的流程和技术,主要成果如下:计算模型修正过程需要根据结构信息融合多种成熟的方法:对于本文研究对象,修正过程分为油阻尼器部分和主体结构部分进行展开,选用线性 Kelvin 模型描述油阻尼器动力学行为并利用 REGRESS 函数识别油阻尼器参数。主体结构计算模型更新时先应用振型扩阶技术和模态应变能理论完善主体结构模态参数信息,而后应用直接模型修正法进行主体结构计算模型修正。构建好的数字孪生输出的预测响应与实测响应的 NRMS 值均低于 0.3,表明了所提数字孪生构建方法的准确性。

3. 通过一个四层剪切型框架数字孪生,进行基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法叙述和操作。主要成果与结论如下:

(1) 通过对数字孪生模拟损伤的操作,将数字孪生输出数据与 El Centro 波激励下结构实测数据结合构建结构虚实结合数据集;

(2) 虚实结合数据处理方面:将传递率函数在反映结构动力特性的同时摆脱地震激励信息依赖的能力和和经验模态分解能够多尺度放大损伤细节特征的能力,建立了基于 IMF 传递率函数的特征空间构建方法;

(3) 考虑卷积神经网络自动提取数据集高维特征的优势,选用对图片类别

具有优秀识别能力的卷积神经网络代表—AlexNet 网络，建立了适合本文应用的基于 AlexNet 网络的损伤识别方法。

(4) 将上述基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法应用于一个四层剪切型框架，在验证集表现上，使用 0-5Hz 频率区段数据集训练的 AlexNet 网络识别准确率为 100%，使用 0-10 Hz 频率区段数据集训练的 AlexNet 网络识别准确率为 97.9%，在测试集的表现上，使用在验证集表现更优的 0-5 Hz 频率区段构建的测试集识别准确率达 100%，验证了所提方法的准确性和可行性。

4. 将基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法应用于实际工程。主要成果与结论如下：基于构建好的实体结构数字孪生建立不同的损伤工况，并将数字孪生输出数据与监测系统实测数据虚实结合，将虚实结合数据集进行基于传递率函数和经验模态分解构建特征空间后进行 AlexNet 网络的训练，训练好的 AlexNet 网络可以对结构服役状态进行识别。利用上述方法首先应用于结构再生前的状态识别，利用 2003 年 5 月 26 日数据构建虚实结合特征空间训练的 AlexNet 网络在验证集的识别准确率达 96.2%，并成功识别出了 311 地震后的油阻尼器损伤情况。而后将上述方法应用于结构再生后状态识别，利用 2013 年 8 月 4 日数据构建虚实结合特征空间训练的 AlexNet 网络在验证集上的识别准确率达 94.9%。在未来本文所提方法可以结合更多技术数字化、智能化地持续监测结构损伤情况。基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法在实际工程应用中具有可行性，且有效性、准确性良好。

综上，本文提出的基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法可以利用数字孪生输出数据与监测系统实测数据虚实结合。基于 IMF 传递率函数和 AlexNet 网络损伤识别方法具有有效性、准确性，并通过对实际结构进行损伤识别验证了工程应用可行性。数字孪生作为结构在真实环境下服役情况的虚拟镜像，能有效扩充结构全面损伤信息，建立的虚实结合数据集解决了传统损伤识别方法数据匮乏的问题。基于传递率函数和经验模态分解的方法能构建不受地震激励信息影响且多尺度放大损伤细节特征的特征空间，AlexNet 网络能够应用该特征空间完成损伤识别任务。本文所提方法作为结构健康监测新范式方法，有助于推动土木工程损伤识别领域向更高效、更智能的方向发展。

## 5.2 进一步工作方向

本文基于数字孪生和深度学习的方法进行了结构损伤识别的研究，获得了一些初步成果，识别准确率也达到了满意的效果。但由于作者能力和时间有限，仍留有一些问题值得探讨。

(1) 受作者能力和时间限制, 本文所提炼的计算模型仅考虑 7 自由度, 只能判断结构模型以层位单位的油阻尼器损伤情况, 尚未构建主体结构刚度损伤工况, 且主体结构具体节点、单元、构件位置的损伤识别仍需进一步研究。

(2) 本文在数值模型和实际工程应用时均仅考虑了结构单边响应, 数字孪生在未来工程应用时不应仅限于此, 后续应对实际结构构建空间维度的数字孪生, 更好地发挥数字孪生对工程决策的优越性。

(3) 本文在油阻尼器计算模型选择和参数识别时仅考虑了线性 Kelvin 模型及其参数识别。选用的模型和参数识别方法过于简单, 识别精度仍有提升空间, 后续待研究更适合油阻尼器的计算模型。

(4) 本文在主体结构计算模型修正时选用了程序化直接模型修正法, 然而该方法破坏了模型的连接特性, 新增虚假力传递路径, 限制了其物理可解释性, 需进一步拓展研究, 在保证物理意义的同时修正计算模型。

(5) 与第 3 点类似, 本文将锡芯隔震支座简化为线性弹簧模型, 简化过程过于粗略, 后续需对结构再生工作后构建更为精确的计算模型。

(6) 本文仅考虑应用结构线弹性阶段的计算模型来构建数字孪生, 而实际结构在服役期间可能会发生非线性行为, 还需研究数字孪生在结构处于非线性状态下的模型, 对不可预见的物理现象做出判断以进一步预测。

## 参考文献

- [1] 朱宏平,余璟,张俊兵. 结构损伤动力检测与健康监测研究现状与展望. 工程力学, 2011, 28(02): 1-11
- [2] Elentenstein A G. The Silver bridge collapse recounted. Journal.of Performance Constructed Facilities, 1993, 7(4): 249
- [3] Matsumoto M, Shirato H, Yagi T, et al. Effects of aerodynamic interferences between heaving and torsional vibration of bridge decks: the case of Tacoma Narrows Bridge. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2003, 91(12-15): 1547-1557
- [4] Cho H, Lim J, Choi H. Reliability-based fatigue failure analysis for causes assessment of a collapsed steel truss bridge. Engineering Failure Analysis, 2001, 8(4): 311-324
- [5] 杨冰. 韩国三丰百货店倒塌事件——质量缩水致 502 人死亡. 现代班组, 2017, 126(6): 24
- [6] Jonathan G M W,赵阳. 巴黎机场候机厅坍塌事故:应吸取的教训. 空间结构, 2005, 11(2): 63-64
- [7] 祝博,邱宇,张博文等. 基于智能方法的结构性能评估与优化设计技术. 人工智能, 2023, 32(01): 88-100
- [8] 陈震,王亚茹,陈璐等. 基于学习因子优化的粒子群算法识别结构损伤. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2022, 43(04): 43-47
- [9] 孙芳锦,卢琛. 基于量子粒子群算法的风力机叶片损伤识别. 洛阳理工学院学报(自然科学版), 2022, 32(03): 67-75
- [10] Azimi M, Eslamlou A, Pekcan G. Data-driven structural health monitoring and damage detection through deep learning: State-of-the-art review. Sensors, 2020, 20(10): 2778
- [11] 孙作风. 基于 IMF 分量 Hilbert 时频谱的结构损伤识别研究: [硕士学位论文]. 山东: 青岛理工大学, 2018
- [12] 张强,杨健,王星尔等. 基于结构响应向量和支向量机的框支承玻璃幕墙连接松弛状态智能识别. 硅酸盐学报, 2020, 48(10): 1682-1688
- [13] 邵会辰. 基于改进均匀设计表的损伤识别方法研究及应用: [硕士学位论文]. 山东: 青岛理工大学, 2020
- [14] 项长生,原子,周宇等. 基于曲率模态信息熵和 BP 神经网络的简支梁损伤识别方法. 沈阳工业大学学报, 2022, 44(05): 575-583
- [15] 李子奇,蒋柱虎,王力等. 基于深度学习的工程结构损伤识别研究进展. 中国安全生产科学技术, 2022, 18(12): 43-48
- [16] Hung D V, Raza M, Nguyen T V, et al. Deep learning-based detection of structural damage using time-series data. Structure and Infrastructure Engineering, 2020, 17(11): 1474-1493
- [17] Tang H, Xie Y, Zhao T, et al. Identification of grout sleeve joint defect in prefabricated structures using deep learning. Frontiers in Materials, 2020, 7: 298
- [18] Teng Z, Teng S, Zhang J, et al. Structural damage detection based on real-time vibration signal and convolutional neural network. Applied Sciences, 2020, 10(14): 4720
- [19] Wang Z, Cha Y. Automated damage-sensitive feature extraction using unsupervised

- convolutional neural networks. *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical and Aerospace Systems*, 2018: 10598
- [20] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, 25(2): 1097-1105
- [21] LeCun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1989, 1(4): 541-551
- [22] 唐良, 边祖光, 赵银飞等. 基于深度学习和监测数据的桥梁损伤识别方法研究. *城市道桥与防洪*, 2022, 273(1): 174-180
- [23] Tang Z, Chen Z, Bao Y, et al. Convolutional neural network-based data anomaly detection method using multiple information for structural health monitoring. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, 26(1): 2296
- [24] 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. *振动.测试与诊断*, 2022, 42(1):169-176
- [25] Xiong H, Chen L, Yuan C et al. A novel piezoceramic-based sensing technology combined with visual domain networks for timber damage quantification. *Frontier in Materials*, 2021, 8: 688594
- [26] Mei Q, Gul M. Multi-level feature fusion in densely connected deep-learning architecture and depth-first search for crack segmentation on images collected with smartphones. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(6): 1726-1744
- [27] Ni F, Zhang J, Chen Z. Zernike-moment measurement of thin-crack width in images enabled by dual-scale deep learning. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2019, 34(5): 367-384
- [28] Xu Y, Sun Y, Liu X, Zheng Y. A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning. *IEEE Access*, 2019, 7: 19990-19999
- [29] Eunshin B, Abhishek K S, Yu D. A classification procedure for highly imbalanced class sizes. *IIIE Transactions*, 2010, 42(4): 288-303
- [30] Kwak J, Lee T, Kim C O. An Incremental clustering-based fault detection algorithm for class-imbalanced process data. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 2015, 28(3): 318-328
- [31] Chandler C M. Formulation of lean six sigma critical business process for manufacturing facilities: Ph.D. USA: University of Texas, 2007
- [32] Booyse W, Wilked D N, Heyns S. Deep digital twins for detection, diagnostics and prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 140: 106612.
- [33] Wagg D J, Worden K, Barthorpe R J, et al. Digital twins: state-of art and future directions for modeling and simulation in engineering dynamics applications. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems Part B Mechanical Engineering*, 2003, 6(3), 030901.
- [34] Ritto T G, Rochinha F A. Digital twin, physics-based model and machine learning applied to damage detection in structures. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 225: 106766
- [35] Rosen R, Wichert V G, Lo G, et al. About the importance of autonomy and digital twins for



- the future of manufacturing. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, 48(3): 567-572
- [36] Grieves M. Product lifecycle management the new paradigm for enterprises. *International Journal of Product Development*, 2005, 2(1):71-84
- [37] Grieves M. *Virtually perfect: Driving innovative and lean products through product lifecycle management*. Florida Space Coast Press, 2011.
- [38] Piascik R, Vickers J, Lowry D, et al. *Technology area 12: Materials, structures, mechanical systems and manufacturing road map*. Washington DC: NASA Office of Chief Technologist, 2010
- [39] Glaessgen E, Stargel D. The digital twin paradigm for future NASA and US air force vehicles. *Structural Dynamics and Materials Conference*, 2012, 1818.
- [40] Tuegel E J, Ingrassia A R, Eason T G. Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2011(2011): 1687-5966
- [41] 刘大同, 郭凯, 王本宽等. 数字孪生技术综述与展望. *仪器仪表学报*, 2018, 39(11): 1-10
- [42] Sanjay R. Enabling manufacturing excellence with new class of digital twin. [2017-05-02]. <https://cloudblogs.microsoft.com/industry-blog/manufacturing/2017/05/02/enabling-manufacturing-excellence-new-class-digital-twin>
- [43] Xu W, Cui J, Li L, et al. Digital twin-based industrial cloud robotics: Framework, control approach and implementation. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58(2): 196-209
- [44] Liu C, Roux L L, Korner C, et al. Digital twin-enabled collaborative data management for metal additive manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 62: 857-874
- [45] Zhao Z, Shen C, Yang W, et al. IoT and digital twin enabled smart tracking for safety management. *Computers and Operations Research*, 2021, 128: 105183
- [46] Liu C, Jiang P, Jiang W. Web-based digital twin modeling and remote control of cyber-physical production systems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022, 64:101956
- [47] Xia K, Sacco C, Kirkpatrick M, et al. A digital twin to train deep reinforcement learning agent for smart manufacturing plants: Environment, interfaces and intelligence. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 210-230
- [48] Wang P, Luo M. A digital twin-based big data virtual and real fusion learning reference framework supported by industrial Internet towards smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 16-32
- [49] Pan Y, Qu T, Wu N, et al. Digital twin based real-time production logistics synchronization system in a multilevel computing architecture. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 246-260
- [50] Negri E, Berardi S, Fumagali L, et al. MES-integrated digital twin frameworks. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 56: 58-71
- [51] Zohdi T I. A machine-learning framework for rapid adaptive digital-twin based fire-propagation simulation in complex environments. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2020, 363: 112907
- [52] Chakraborty S, Adhikari S. Machine learning based digital twin for dynamical systems with multiple time-scales. *Computer and Structures*, 2021, 243: 106410
- [53] Maschler B, Braun D, Jazdi N, et al. Transfer learning as an enabler of the intelligent digital

- twin. *Procedia CIRP*, 2021, 100: 127-132
- [54] Burger A, Cichiwskyj C, Schmeiber S, et al. The elastic Internet of Things-A platform for self-integrating and self-adaptive IoT systems with support for embedded adaptive hardware. *Future Generation Computer Systems*, 2020, 113: 607-619
- [55] Glatt M, Sinnwell C, Yi L, et al. Modeling and implementation of a digital twin of material flows based on physics simulation. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 58: 231-245
- [56] Min Q, Lu Y, Liu Z, et al. Machine Learning based digital twin framework for production optimization in petrochemical industry. *International Journal of Information Management*, 2019, 49: 502-519
- [57] Laaki H, Miche Y, Tammi K. Prototyping a digital twin for real time remote control over mobile networks: Application of remote surgery. *IEEE Access*, 2019, 7: 20325-20336
- [58] Guo D, Zhong R, Lin P, et al. Digital twin enabled graduation intelligent manufacturing system for fixed-position assembly islands. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 63: 101917
- [59] Matulis M, Harvey C. A robot arm digital twin utilizing reinforcement learning. *Computers and Graphics*, 2021, 95: 106-114
- [60] Zheng P, Sivabalan A S. A generic tri-model-based approach for product-level digital twin development in a smart manufacturing environment. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2020, 64: 101958
- [61] Hughes T. *The finite element method*. Dover Publications, 2012
- [62] Friswell M, Mottershead J E. *Uncertainty quantification: An accelerated course with advanced applications in computational engineering*. Springer Science, 2013
- [63] Soize C. *Uncertainty quantification: An accelerated course with advanced applications in computational engineering*, Springer, 2017
- [64] Lyons R G. *Understanding digital signal processing*. Prentice Hall, 2010
- [65] Souza V, Cruz R, Silva W, et al. A digital twin architecture based on the Industrial Internet of Things technologies. *IEEE International Conference on Consumer Electronics*, 2019: 1-2
- [66] Liu Y, Zhang L, Yang Y, et al. A novel cloud-based framework for the elderly healthcare services using digital twin. *IEEE Access*, 2019, 7: 49088-49101
- [67] Nielsen M A. *Neural networks and deep learning*. Determination Press, 2015
- [68] Aheleroff S, Xu X, Zhong R, et al. Digital Twin as a Service(DTaaS) in industry 4.0: An architecture reference model. *Advanced Engineering Informatics*, 2021, 47: 101225
- [69] 卓德兵, 曹晖. 基于小波时频图与轻量级卷积神经网络的螺栓连接损伤识别. *工程力学*, 2021, 38(09): 228-238
- [70] Xie L, Cao M, Funaki N, et al. Performance study of an eight-story steel building equipped with oil dampers damaged during the 2011 great east Japan earthquake Part1: Structural identification and damage reasoning. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 2015, 14(1): 181-188
- [71] Cao M, Xie L, Tang H, et al. Performance study of an 8-story steel building equipped with oil damper damaged during the 2011 great east Japan earthquake Part2: Novel retrofit strategy. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 2016, 15(2): 303-310

- [72] 杨朋超. 强震监测数据驱动的消能减震结构性能评估及不确定量化研究: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2021
- [73] 康健飞. 拉索式惯容系统的性能分析及其优化布置研究: [硕士学位论文]. 上海: 同济大学, 2021
- [74] Greco R, Avakian J, Marano G C. A comparative study on parameter identification of fluid viscous dampers with different models. *Archive of Applied Mechanics*, 2014, 84(8): 1117-1134
- [75] Miyamoto H K, Gilani A S, Wada A, et al. Limit states and failure mechanisms of viscous dampers and the implications for large earthquakes. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2010, 39(11), 1279-1297
- [76] Greco R, Marano G C. Identification of parameters of Maxwell and Kelvin-Voigt generalized models for fluid viscous dampers. *Journal of Vibration and Control*, 2015, 21(2): 260-274
- [77] 全运佳. 数据驱动的消能减震结构响应推断和损伤量化评估研究: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2022
- [78] Lu L, Lin G L, Shih M H. An experimental study on a generalized Maxwell model for nonlinear viscoelastic dampers used in seismic isolation. *Engineering Structures*, 2012, 34: 111-123
- [79] 同济大学计算数学教研室. 现代数值计算 (第 2 版). 北京:人民邮电出版社, 2015
- [80] Ghanem R, Shinozuka M. Structural-system identification I : Theory. *Journal of Engineering Mechanics*, 1995, 121(2): 255-264
- [81] Friswell M, Mottershead J E. Finite element model updating in structural dynamics. Boston: Kluwer Academic Publishers,1995
- [82] Aghagholizadeh M, Catbas F N. Computational techniques for civil and structural engineering. Stirlingshire: Saxe-Coburg Publications, 2015
- [83] Baruch M, Bar-Itzhack I Y. Optimal weighted orthogonalization of measured models. *AIAA Journal*, 1978, 16(4): 346-351
- [84] Berman A. Mass matrix correction using an incomplete set of measured models. *AIAA Journal*, 1979, 17(10): 1147-1148
- [85] Berman A, Nagy E J. Improvement of a large analytical model using test data. *AIAA Journal*, 1983(21): 1168-1173
- [86] Kabe A M. Stiffness matrix adjustment using mode data. *AIAA Journal*, 1985, 23(9): 1431-1436
- [87] Caesar B, Peter J. Direct update of dynamic mathematical models from modal test data. *AIAA Journal*, 1987, 25(11), 1494-1499
- [88] Kammer D C. Optimum approximation for residual stiffness in linear system identification. *AIAA Journal*, 1988, 26(1): 104-112
- [89] Guo S, Hemingway N G. An orthogonality sensitivity method for analytical dynamic model correction using modal test data. *Journal of Sound and Vibration*, 1995, 187: 771-780
- [90] Zhang X M. A best matrix approximation method for updating the analytical model. *Journal of Sound and Vibration*, 1999, 223(5): 759-774
- [91] Yang Y B, Chen Y J. A new direct method for updating structural models based on measured modal data. *Applied Mathematical Modelling*, 2009, 33(5):2274-2281
- [92] Lee S H, Min K W, Hwang J S, et al. Evaluation of equivalent damping ratio of a structure with added dampers. *Engineering Structures*, 2004, 26(3): 335-346

- [93] Guyan R. Reduction of stiffness and mass matrices. *AIAA Journal*, 1965, 3(2): 380-387
- [94] Kidder R L. Reduction of structural frequency equations. *AIAA Journal*, 1973, 11(6): 892
- [95] O'Callahan J C, Avitabile P, Riemer R. System equivalent reduction expansion process. Seventh International Modal Analysis Conference, Las Vegas, 1989
- [96] Alvin K F. Finite element model update via Bayesian estimation and minimization of dynamic residuals. *AIAA Journal*, 1997, 35(5): 879-886
- [97] Zhang R H, Soong T T, Mahmoodi P. Seismic response of steel frame structures with added viscoelastic dampers. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 1989, 18(3): 389-396
- [98] Ji X, Hikino T, Kasai K, et al. Damping identification of a full-scale passively controlled five-story steel building structure. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2013, 42(2): 277-295
- [99] Lin W H, Chopra A K. Earthquake response of elastic SDF systems with non-linear fluid viscous dampers. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2002, 31(9): 1623-1642
- [100] Zhang H, Schulz M J, Naser A, et al. Structural health monitoring using transmittance functions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1999, 13(5): 765-787
- [101] 陈家宝, 刁延松, 任红. 基于传递率函数的结构损伤识别研究. *结构工程师*, 2014, 30(4): 32-40
- [102] 桂云川, 杨俊安, 吕季杰等. 基于经验模态分解的通信辐射源分形特征提取算法. *探测与控制学报*, 2016, 38(1): 104-108
- [103] Huang N, Shen Z, Long S, et al. The empirical model decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-905
- [104] 王秀芳, 郭淞赫, 崔翔宇等. 基于改进经验模态分解的语音信号特征提取法. *吉林大学学报(信息科学版)*, 2021, 39(3): 288-294
- [105] Zhang R R, Ma S, Safak E, et al. Hilbert-Huang transform analysis of dynamic and earthquake motion recordings. *Journal of Engineering Mechanics*, 2003, 129(8): 861-875
- [106] Gong Q, Peng K, Gao Q, et al. Series arc fault identification method based on wavelet transform and feature values decomposition fusion DNN. *Electric Power Systems Research*, 2023, 221: 109391
- [107] 顾建祖, 郝文峰, 骆英等. 基于固有模态函数传递率的结构损伤识别. *建筑科学与工程学报*, 2011, 28(1): 27-32
- [108] 全学海, 丁宣浩, 蒋英春. 基于经验模态分解的筛选条件研究. *南阳师范学院学报*, 2010, 9(03): 22-26
- [109] Sutskever I, Martens J, Dahl G, et al. On the importance of initialization and momentum in deep learning. *Proceeding of the 30th International Conference on Machine Learning*, 2013, 28(3): 1139-1147
- [110] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770-778

## 致谢

不知不觉间，已在同济度过了7年的学习生涯，在这7年的时光里，母校和一路走来遇到的人们使我成长了很多，也收获了很多。在此，衷心感谢我的母校和一路走来关心我、帮助我的各位老师、同学和家人们！

首先，感谢我的导师唐和生老师。唐老师治学严谨、细致，在我三年的求学生涯中，始终给予我细致、深刻的指导，帮助我开拓思路，一步步指引我完成科研任务。正是唐老师的无私帮助与鼓励，使得我研究生三年受益匪浅，值此论文完成之际，衷心地对唐老师一直以来给予我的指导与关怀表示敬意与感谢。

此外，还要感谢和泉研究室的薛松涛老师和谢丽宇老师，两位老师学识渊博、儒雅随和，在教研室日常活动和科研上给予了我们很大的支持，为我们3年的科研工作增添了一抹亮色。在此，对教研室的三位老师表示由衷的感谢和崇高的敬意。

同时，我还要感谢一路走来陪伴我的教研室同学们。感谢杨朋超师兄、全运佳师姐对我科研论文的帮助，感谢郭雪媛师姐、班鑫磊师姐、康建飞师兄、廖洋洋师兄、杨虎师兄、吴雅琴师姐等对我生活上、精神上和科研上的帮助，是你们鼓舞了我，使我得以顺利完成求学之路。感谢同门何展朋、夏梓涵、车兴儒，是你们伴随我一起努力、一起成长、一起面对一次又一次的困难与挫折，感谢你们一直以来的陪伴。还要感谢龙盼师弟、赵锦桐师弟、庞琳师妹、王郝丽师妹等B506教研室这个温暖的大家庭中的每一个人，感谢与你们共同经历研究生的美好时光，与你们相遇是我的幸运。

我还要特别感谢我的父母和家里人，感谢他们在学习上、生活上、精神上的鼓励与支持，家永远是我心灵的港湾，永远是我的精神支柱，希望我的家人们身体健康、幸福快乐。

感谢疫情以来所有坚守岗位的医护人员、志愿者和辅导员老师们，是你们的无私奉献为我们提供了安定的学习环境，感谢你们。

最后我相信，研究生生活虽然结束，但也是新的开始。希望自己在未来可以继续进步，不断克服生活中的种种困难，朝着美好与光明奋力前行。

王泽宇

2023年5月25日于同济

## 个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历:

王泽宇, 男, 1998 年 4 月生。

2020 年 6 月毕业于同济大学 土木工程学院结构防灾减灾工程系 获学士学位

2020 年 9 月入同济大学读研究生。

### 已发表论文:

- [1] 唐和生, 王泽宇, 陈嘉缘. 基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别. 土木与环境工程学报(中英文), 2022: 1-12. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1218.TU.20221227.1016.001.html>

## 同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文《基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别》，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律 responsibility 由本人承担。

学位论文作者签名：

日期：        年        月        日

---

## 同济大学学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保留学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；允许论文被查阅和借阅。学校有权将本学位论文的全部或部分内 容授权编入有关数据库出版传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于（在以下方框内打“√”）：

保密，在\_\_\_\_\_年解密后适用本授权书。

不保密。

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期：        年        月        日

日期：        年        月        日