

大作业实验报告

题目：面向桥梁结构健康监测的多工况响应预测 与参数反演研究

姓名：孙竹好

班级：深海洋研 43 班

学号：2024214899

目录

一、作业要求.....	2
二、选题背景.....	2
三、选题目的.....	2
四、研究内容.....	2
五、研究成果.....	5
六、心得体会.....	8
七、课程建议.....	9
八、附件说明.....	9

一、作业要求

- 请每位同学，将自己的大作业进行总结，并打包上传，内容包括如下部分：
- 1. Word 版总结文档，包括但不限于选题背景、选题目的、研究内容、研究成果（展示）、心得体会、对本课程的建议等部分。
 - 2. 成果相关材料，如程序开发相关的内容需提交源程序、执行程序和数据文件；软件应用相关的需提交数据文件。
 - 3. 其他。例如制作的 Demo，说明文件等。

二、选题背景

跨海桥梁作为海上交通网络的关键枢纽，其面临结构复杂、环境腐蚀、多灾害耦合等挑战，对其进行实时、准确的监测对于保障海上交通系统的安全稳定运营至关重要。然而，传统有限元仿真存在计算效率低、通用性差等问题。此外，基于结构响应变化进行结构参数识别是结构健康监测领域的典型反问题，但采用有限元求解器的传统反演方法时间成本搞，不适用于实时监测场景。因此，为解决上述问题，本研究提出：

- 1. 开发深度学习代理模型替代有限元分析，加速响应预测；
- 2. 设计融合结构静态特征和多源动态荷载的通用代理模型，能够实现端到端的响应预测；
- 3. 基于提出的代理模型构建参数反演框架，采用代理模型代替传统有限元求解器，能够实现对结构参数的高效、高精度识别，实现百倍加速。

三、选题目的

解决工程痛点：突破商业仿真软件封闭性，实现跨平台部署的轻量化分析工具；
提升监测效率：将响应预测时间从小时级缩短至秒级，满足实时监测需求；
开发高效的结构识别方法：构建结构参数反演框架，实现高精度、物理可解释性强的结构参数识别。该框架在下游任务上（如损伤识别，模型校正等）具有很高的应用潜力。

四、研究内容

1. 数据集构建

1) 输入端

数据类型	具体流程	方法
正常风浪	1) 从国家海洋科学数据中心获取 2020 至 2023 年的实测风浪数据，并对其做剔除缺失值和异常值（3 σ 原则）的预处理； 2) 为保证训练数据集的样本均衡性，采用基于 K-Means 聚类的分层抽样方法，具体来说，采用 Elbow 法确定最优聚类数 K=5，然后从每类随机抽取 100 条样本，组成总样本数 500 的风浪参数集。	Ochi-Shin 谱 + 线性波叠加法 + 离散逆傅里叶变换 + 风荷载公式-
台风风浪	结合台风“杜鹃”过境期间的实测数据，采用回归模型和经验公式考虑风浪相关性，在参数统计区间抽取 10 组样本构成极端风浪参数集	改进的 JONSWAP 谱 + 线性波叠加法 + 离散逆傅里叶变换 + 线

		性波理论 + 莫里森方程-
地震动	1) 基于桥梁特征参数, 根据公路桥梁抗震确定设计反应谱, 从 PEER 数据库获取地震动记录并选波, 共选取 35 条地震波 (PGA=0.15g) 作为输入	附加质量法 + 等效节点力法
结构参数	2) 采用中国规范的附加质量法考虑地震动水力 通过参数敏感性分析选定 9 个对结构响应影响较大的高敏感参数, 采用拉丁超立方采样对结构参数进行均衡采样	单因素扰动分析法 + 拉丁超立方采样 (LHS)

2) 输出端

正常运维工况: 将上述正常风浪参数与结构参数进行随机组合, 生成 500 条样本, 输入 OpenSees 模型进行非线性时程分析, 计算结果即为数据集的目标响应。

多灾害耦合工况: 将上述台风风浪参数、地震动记录与结构参数进行随机组合, 生成 2000 条样本, 输入 OpenSees 模型进行非线性时程分析, 计算结果即为数据集的目标响应。

3) 数据集划分

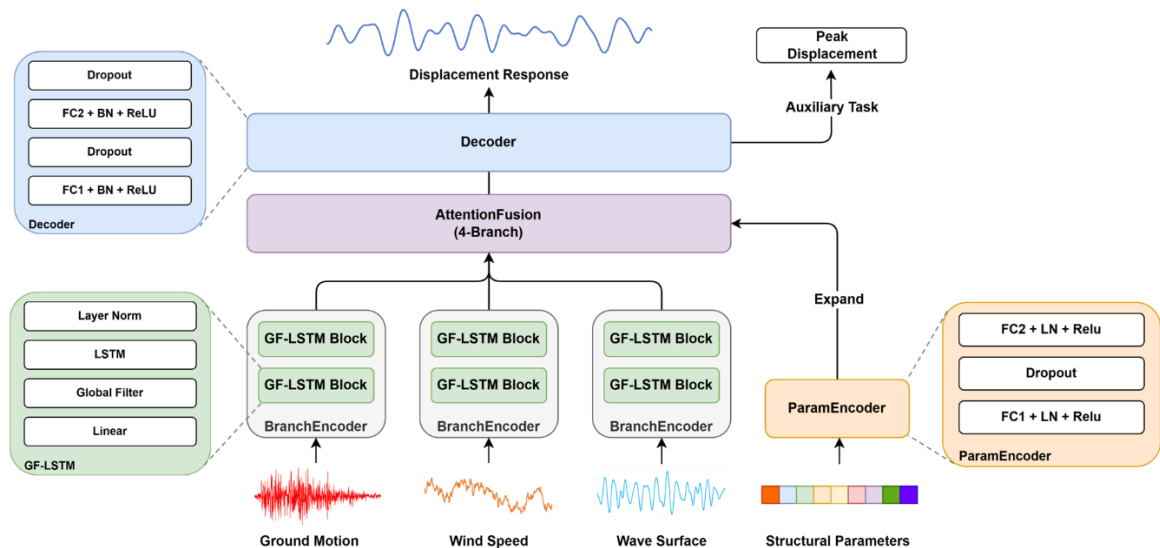
正常运维工况下, 训练集: 验证集: 测试集=8: 1: 1; 多灾害耦合工况下, 训练集: 验证集: 测试集=7: 2: 1。

2. 代理模型设计 (DeepBRP)

模型结构说明:

本研究分别针对海上桥梁的正常运维工况设计了 DeepBRP-NOC 和多灾害耦合工况设计了 DeepBRP-MHCC, 由于 DeepBRP 模型结构具有通用性, DeepBRP-NOC 和 DeepBRP-MHCC 仅在输入支路上做增减, 模型其余部分保持一致。

DeepBRP-MHCC:



DeepBRP-NOC: 在 DeepBRP-MHCC 的网络结构基础上去除地震动输入支路, 其余不变。

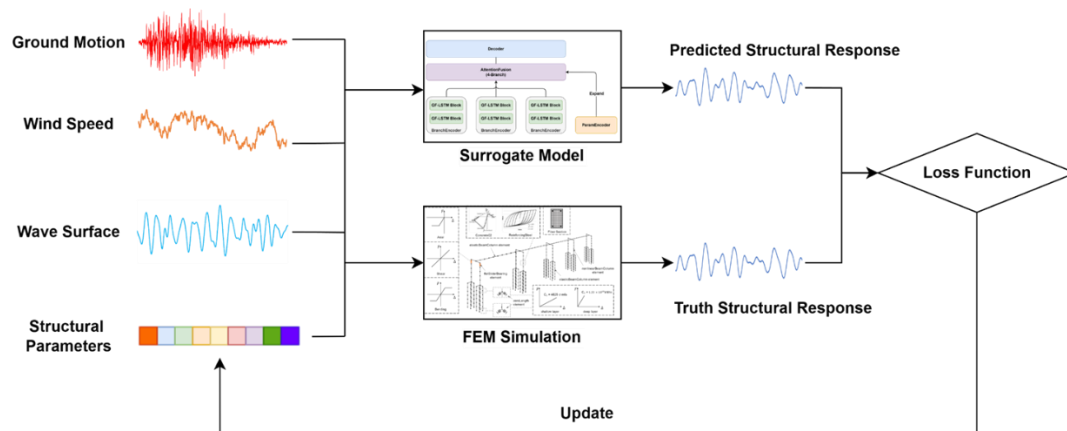
网络创新点:

- 1) 引入频率滤波器 Global Filter, 模型可自主放大对响应起主要贡献的频段;
- 2) 采用多通道注意力机制融合多个支路的输入信号;
- 3) 分支辅助任务 (Peak Displacement) 增强主任务泛化性能。

3. 参数反演算法

1) 算法流程

传感器响应 → 代理模型预测 → 差分进化算法(DE)优化参数 → 损失值<阈值时输出



2) 优化方法

参数反演被建模为一个最优化问题，优化目标函数为最小化预测响应与 FEM 响应之间的均方误差（MSE）：

$$\min_{\theta \in S} L(\theta) = \left\| f_{\text{DeepBRP}}(\mathbf{x}; \theta) - \mathbf{y}_{\text{obs}} \right\|^2$$

损失函数：

$$\mathcal{L}(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [\hat{y}_t(\theta) - y_t]^2$$

式中，T 表示序列长度， $\hat{y}_t(\theta)$ 表示在时间步 t 上的代理模型预测， y_t 是时间步 t 上的目标响应值（FEM 响应）。

优化算法：

差分进化算法（Differential Evolution, DE）是一种基于种群的全局优化算法，适用于复杂的非线性、多峰、多维问题。它通过在参数空间中不断生成新个体来迭代优化，核心操作包括变异（通过差分向量扰动生成候选解）、交叉（结合当前个体与变异向量产生新解）和选择（优胜劣汰保留更优解）。该方法不依赖梯度信息，收敛稳定，尤其适合用于结构参数反演等黑盒优化任务中。

本研究通过 DE 算法对代理模型输入参数进行选择，以最小化预测值与 FEM 响应差值为目标函数实现参数反演，从而实现对结构参数的识别。具体参数设置如下：

- ✧ 种群大小（popsize）：本研究中设定为 15，用于生成新个体并进行参数搜索。
- ✧ 停止准则：若在连续 100 代中最优目标值未显著改善，则终止进化过程。

3) 案例研究

本研究采用损伤识别任务验证所提出的参数反演框架的有效性。具体方法为预设三种损伤工况，采用参数反演框架进行结构参数的识别，共选取 5 个反演参数：

全结构阻尼比（damp）、保护层混凝土峰值抗压强度（fpc1）、峰值压应变（epsc01）、核心区混凝土峰值抗压强度（fpc）、峰值压应变（epsc0）

损伤工况设置如下：

A：保护层混凝土退化（fpc1 ↓ ， epsc01 ↓ ）

B：核心区混凝土疲劳（fpc ↓ ， epsc0 ↓ ）

C：材料裂缝增加（damp ↑）

五、研究成果

1. 结构响应预测

1) 评估指标：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

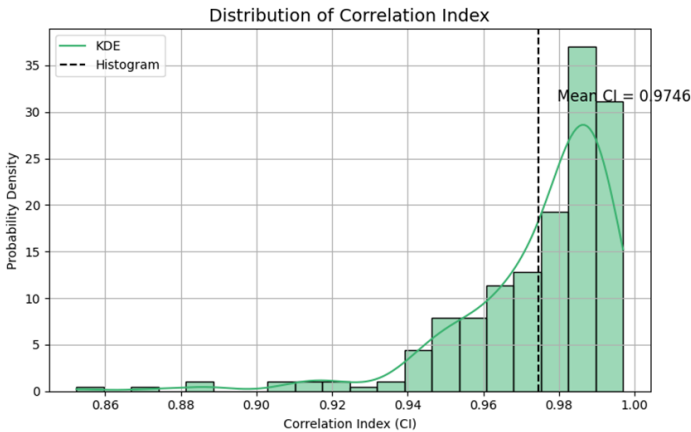
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$CI = \frac{Cov(y, \hat{y})}{\sigma_y \cdot \sigma_{\hat{y}}} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}$$

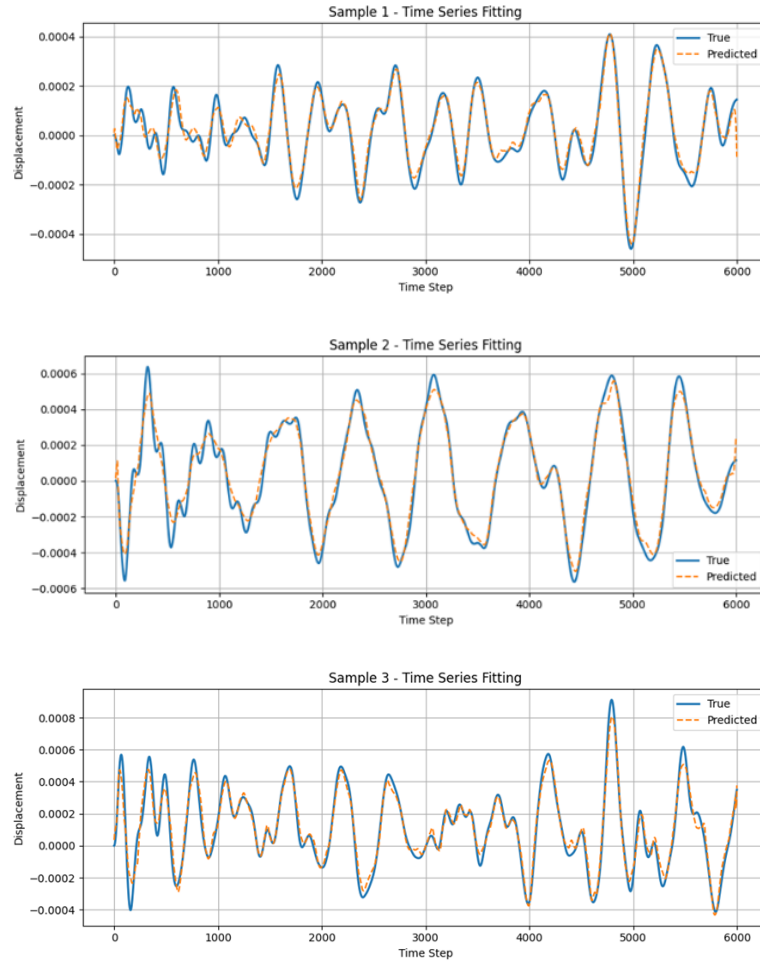
2) DeepBRP-NOC:

评估指标	平均值
MSE	0.000000
MAE	0.000031
R2	0.9600
Mean_CI	0.9746



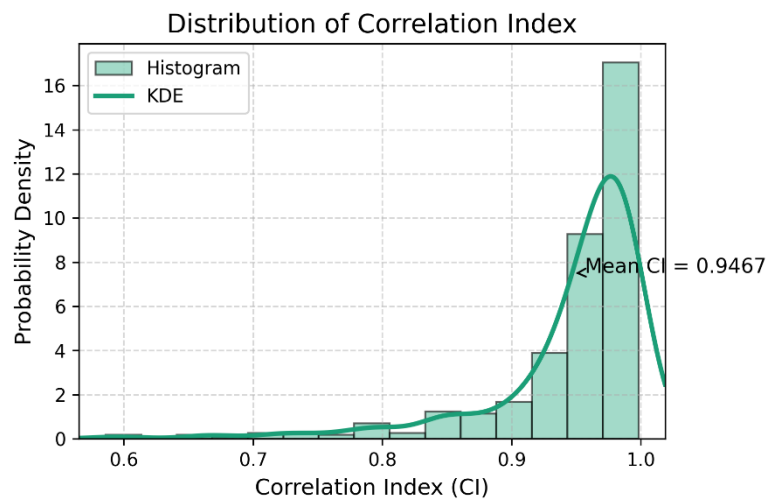
结论：深度代理模型可准确预测结构时程响应，平均相关系数达 0.95，满足数字孪生场景下快速响应预测需求。

拟合效果：



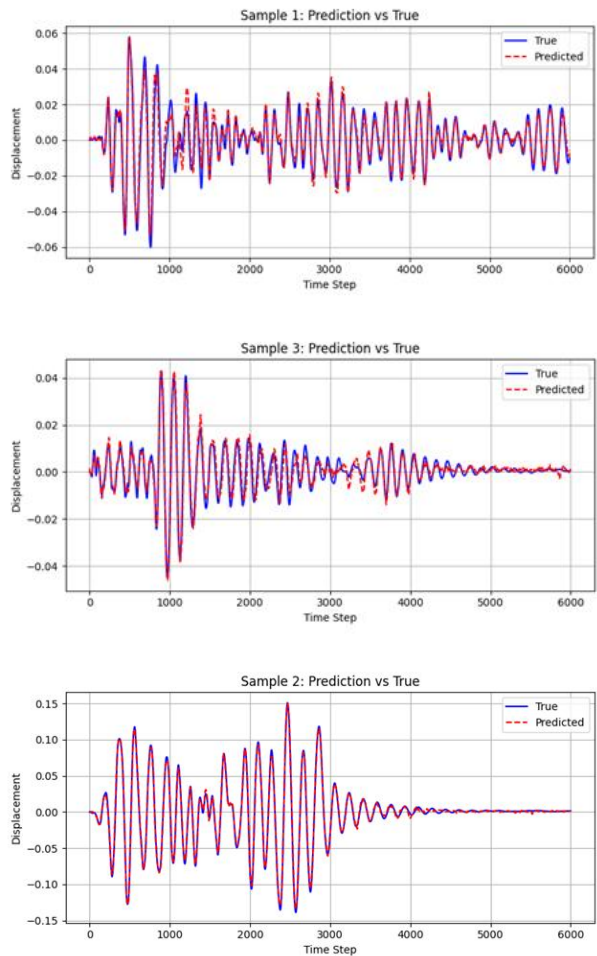
3) DeepBRP-MHCC:

评估指标	平均值
MSE	0.000048
MAE	0.004463
R2	0.9321
Mean_CI	0.9467



结论：深度代理模型可准确预测结构时程响应，平均相关系数达 0.95，满足数字孪生场景下

快速响应预测需求.
拟合效果:



2. 参数反演效果
损伤工况 A:

✅ 反演完成 for damage_A, 最小 MSE = 6.265408e-12

参数名	反演值	真实值	相对误差(%)
damp	0.0499	0.0500	0.11
fpc1	-24.3572	-24.3000	0.24
epsc01	-0.0015	-0.0015	0.27
fpc	-41.9548	-42.0000	0.11
epsc0	-0.0058	-0.0058	0.05

损伤工况 B:

✅ 反演完成 for damage_B, 最小 MSE = 4.490869e-16			
参数名	反演值	真实值	相对误差(%)
damp	0.0500	0.0500	0.00
fpc1	-30.4000	-30.4000	0.00
epsc01	-0.0020	-0.0020	0.00
fpc	-31.4997	-31.5000	0.00
epsc0	-0.0036	-0.0036	0.00

损伤工况 C:

✅ 反演完成 for damage_C, 最小 MSE = 1.923586e-12			
参数名	反演值	真实值	相对误差(%)
damp	0.0780	0.0780	0.05
fpc1	-30.4418	-30.4000	0.14
epsc01	-0.0020	-0.0020	0.15
fpc	-41.9428	-42.0000	0.14
epsc0	-0.0058	-0.0058	0.09

分析：反演结果与实际值的对比显示，大多数参数的反演误差较小。在损伤工况 B 下，模型的表现尤为突出，所有反演参数的误差为零。对于损伤工况 A 和 C，虽然存在一定的误差，但总体误差非常小，且在合理范围内，表明代理模型具备较强的泛化能力和可靠性。根据这些结果，可以得出结论，所提出的参数反演框架在结构健康监测中的应用效果显著，能够为桥梁结构的损伤识别和健康评估提供准确的数据支持。

六、心得体会

1、技术收获

掌握了 LSTM 在时程分析任务中的使用，并通过模块创新提升模型的预测性能和泛化能力；
掌握了深度学习技术的理论和实践过程，包括环境配置、API 调用、超参数设置等等，能够将深度学习技术用于解决实际工程问题；

通过开发参数反演算法了解了参数反演的整个流程，并掌握了优化算法的使用。

2、研究存在的不足之处

数据上：地震波统一调幅为 $PGA = 0.15g$ ，尚未评估模型在不同强度地震波下的泛化能力；
模型和算法上：当前代理模型只针对单个测点的响应进行预测，没有尝试在其他测点上的泛化性；当前的算法框架主要用于结构整体的损伤等级评估，不能对损伤进行分区的定位和局部损伤的量化；

方法上：当前参数反演框架仅针对损伤识别任务进行研究，损伤工况为设定的理想工况，没有验证在其它反演任务上的适用性。

3、未来研究方向

优化算法进化：尝试梯度引导优化；采用贝叶斯优化等不确定性损伤评估方法

多测点响应联合反演：融合多个测点信息进行误差反传，提升参数可辨性

结构分区反演策略：分区定义更新参数，实现结构参数的定量+定位

部署于数字孪生平台：开发接口与桥梁 IoT 系统对接（导入实时测点数据）

集成反馈闭环机制：实现结构响应 → 参数修正 → 新响应预测闭环

七、课程建议

建议老师可以在理论教学基础上增加配套的上机课，可以让同学们自带电脑，通过课堂演示的方式带领同学们亲自体验一些主流 CAE 工具的实操。

八、附件说明

1. 代码文件

```
szy_project/  
├── model.py           # 模型文件  
├── model_train.py     # 训练文件  
└── inverse_param.py  # 参数反演框架
```

2. 数据文件

```
dataset/  
├── train_dataset.py   # 训练数据集  
└── test_dataset.py    # 测试数据集
```