



24348401



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(专业学位)

基于机器学习的移位工程风险控制研究

国家重点研发计划(2022YFC3801100)

姓名：史钦豪

学号：2132259

学院：土木工程学院

学科门类：工学

专业学位类别：土木水利

专业领域：土木工程

研究方向：结构工程

指导教师：薛松涛

二〇二四年五月



24348401



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A thesis submitted to

Tongji University in partial fulfillment of the requirements for

the degree of Master of Engineering

**The Study of Risk Control in Moving
Engineering Based on Machine Learning**

National Key R&D Program of China (2022YFC3801100)

Candidate: Shi Qin hao

Student Number: 2132259

School/Department: Civil Engineering

Categories: Engineering

Degree: Civil and Hydraulic Engineering

Degree's Field: Civil Engineering

Research Fields: Structural Engineering

Supervisor: Xue Song tao

May 2024



摘要

建筑（结构）移位工程在历史文化遗产保护、城市美化和再开发、建筑改造和功能提升等方面发挥着重要作用。这类工程涉及结构的整体搬迁或部分拆除和重建，而这个过程存在不确定性，也势必会给建筑带来风险。因此，通过设计和布置结构健康监测系统并对监测数据进行处理和挖掘是识别和控制移位工程潜在风险的必由之路。本文基于结构健康监测基本理论和大数据处理的基本原则对移位监测系统建立和监测数据处理与信息挖掘进行探讨，对移位监测系统不同监测部分的数据基于适合的机器学习算法进行处理与挖掘，进而实现对移位风险的控制，并初步应用于两项实际移位工程。具体的研究内容及创新点，如下：

（1）以两项典型移位工程项目为背景，进行基于移位工程风险的移位监测系统设计。具体分析研究了移位过程中的监测参数选择、布点优化、设备选型、数据处理原则和移位施工数字化建议等问题，并详细介绍了实际监测过程。

（2）在结构整体姿态监测过程中，受到施工的影响，易出现数据缺失问题，这将不利于移位结构整体姿态获得。针对移位监测系统产生的整体姿态监测数据缺失问题，首先讨论了实际移位过程数据缺失情况。之后，基于不同的缺失机制构建缺失数据集，供后续验证使用。随后，根据工程实际情况提出了基于相关性分析的全连接神经网络和基于位置相关性的卷积神经网络填补方法。最后，通过对这两种方法的有效性验证，实现对移位结构整体姿态监测过程的风险控制。

（3）通过结构关键构件监测数据对结构托盘梁进行损伤识别可以实现对移位结构关键构件监测的风险控制。针对典型移位结构托盘梁，构建多个子网络相耦合的深度神经网络，并对其进行了网络敏感性检验，包括根据 3 种、10 种和 120 种工况下的梁挠度（转角）数据进行梁基本位移函数识别。数值实验表明，该网络在识别数据噪声和基本位移函数方面表现出色。通过基本位移函数的变化，我们能够定性判断损伤发生的位置。

（4）对经过预处理后的数据进行深入的信息挖掘，可以有效控制移位特殊构件、动力水平、环境荷载监测风险。考虑到施工状态的不同会极大程度影响结构特殊构件姿态并最终反映至监测数据，提出基于无监督学习的施工状态智能识别方法。通过描述性指标选择和主成分分析，实现了对数据集的维度降低和特征提取。随后，采用 K-Means 聚类方法对数据进行分类，进一步识别施工状态。最后，在实际监测获得的数据集上验证了方法的有效性。

关键词：结构移位工程，结构健康监测，数据挖掘，机器学习



ABSTRACT

The moving engineering plays a significant role in the protection of historical and cultural heritage, urban beautification and redevelopment, as well as the renovation and functional enhancement of buildings. Such projects involve either the overall relocation or partial dismantling and reconstruction of structures, which inherently entail uncertainties and risks to the buildings. Therefore, the establishment of structural health monitoring systems and the processing and mining of monitoring data are indispensable for identifying and mitigating potential risks associated with moving engineering projects.

This paper delves into the establishment of moving engineering monitoring systems and the processing and mining of data based on the fundamental theories and principles of structural health monitoring and big data processing. It explores the application of suitable machine learning algorithms to process and mine data from different monitoring components of moving engineering monitoring systems, thereby achieving risk control for relocation projects. The study is initially applied to two practical relocation moving engineering projects. The specific research contents and innovations are outlined as follows:

(1) Design of moving engineering monitoring systems based on moving engineering risks, using two typical moving engineering projects as backgrounds. Specific analysis and research are conducted on issues such as monitoring parameter selection, optimization of monitoring point layout, selection of monitoring equipment, principles of data processing, and suggestions for digitalization of relocation construction. The actual monitoring process is detailed.

(2) In the process of overall attitude monitoring of structures, data loss may occur due to construction impacts, which may hinder the acquisition of the overall attitude of relocation structures. To address the issue of missing data generated by relocation monitoring systems, the paper first discusses the practical situation of data loss during the relocation process. Subsequently, missing data sets are constructed based on different missing mechanisms for subsequent verification. Following this, we propose two data imputation methods tailored to the practical engineering context: a fully connected neural network based on correlation analysis and a CNN based on positional correlation. Finally, through the validation of the effectiveness of these two



methods, risk control of the overall attitude monitoring process of relocation structures is achieved.

(3) By using structural key component monitoring data to identify damage to structural tray beams, risk control of key component monitoring of relocation structures can be achieved. Regular damage identification and assessment can ensure the safety and reliability of structures, prolong their service life, and save maintenance costs. For the typical shifting structural tray beam, a deep learning network coupling multiple sub-networks is constructed and subjected to network sensitivity tests. These tests include identifying the basic displacement functions of the beam based on deflection (angle) data under 3, 10, and 120 different conditions. Numerical experiments demonstrate that the network performs excellently in identifying data noise and basic displacement functions. By observing changes in the basic displacement functions, we can qualitatively determine the location of the damage.

(4) Through in-depth information mining of pre-processed data, effective risk control of relocation special components, dynamic levels, and environmental load monitoring can be achieved. Considering that different construction states significantly impact the attitude of special structural components and are ultimately reflected in the monitoring data, we propose an intelligent construction state recognition method based on unsupervised learning. By selecting descriptive indicators and conducting principal component analysis, we achieve dimensionality reduction and feature extraction of the data set. Subsequently, we classify the data using the K-Means clustering method to further identify construction states. Finally, the effectiveness of the method is validated using data sets obtained from actual monitoring.

Key Words: moving engineering, structural health monitoring, data mining, machine learning



24 3484 01

目录

摘要	I
ABSTRACT	II
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 结构移位工程及其移位过程监测研究进展	2
1.2.1 结构整体移位技术	2
1.2.2 结构健康监测技术	7
1.2.3 结构移位工程的健康监测	8
1.3 监测数据处理与信息挖掘研究进展	9
1.3.1 监测数据预处理方法	9
1.3.2 监测数据缺失修复方法	10
1.3.3 监测数据信息挖掘及损伤识别方法	14
1.4 本论文主要工作	16
第 2 章 移位结构监测系统设计	19
2.1 引言	19
2.2 基于施工过程的移位工程风险分析	19
2.2.1 移位工程施工步骤	19
2.2.2 移位工程施工过程的相关风险	23
2.3 移位工程监测系统设计	25
2.3.1 监测参数选择及优化布设	25
2.3.2 监测设备选型建议	31
2.3.3 监测数据的处理原则	32
2.3.4 移位施工全过程数字化建议	33
2.4 工程实例	35
2.4.1 华东医院顶升项目监测	35
2.4.2 西安某博物馆某展室功能提升项目监测	43
2.5 本章小结	48
第 3 章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复	49
3.1 引言	49
3.2 工程背景	49
3.3 基于不同缺失机制的缺失数据集构建	51
3.4 基于相关性分析的全连接神经网络的填补方法	55
3.5 基于位置相关性的卷积神经网络填补方法	59
3.6 结果分析	60



24348401

目录

3.7 本章小结	63
第4章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别	64
4.1 引言	64
4.2 问题描述及网络提出	65
4.3 网络敏感性检验	66
4.4 数据噪声识别及损伤对三种基本位移函数的影响	70
4.5 工程实际中的流程	74
4.6 本章小结	75
第5章 基于无监督施工状态识别结果的智能监测	77
5.1 引言	77
5.2 项目背景	78
5.3 监测数据预处理及施工状态智能识别算法	83
5.4 施工状态识别过程	86
5.5 识别结果	89
5.6 本章小结	92
第6章 全文总结与展望	94
6.1 全文总结	94
6.2 研究展望	95
参考文献	96
致谢	103
个人简历、在读期间发表的学术成果	104



第 1 章 绪论

1.1 研究背景

随着城市更新和再开发的不断加快，建筑物移位技术已经逐渐成熟。移位工程不仅带来了经济和环境效益，同时也在保护既有建筑的历史价值方面发挥着重要作用^[1]。然而，随之而来的是移位工程所面临的各种挑战与风险^[2]。这些挑战涵盖了荷载和刚度分布不均匀、结构形式及其受力模式复杂、轨道梁的设计不合理、刚度和平整度不满足要求、移位控制点位多和环境的不确定性等方面^[3,4]。

上海音乐厅整体移位工程于 2003 年 7 月成功完成^[5]。上海音乐厅占地面积 1254 平方米，建筑面积约 3000 平方米，总重约 5800 吨，累计需要顶升 3.38 米，平移 66.46 米。在复杂的施工过程中，需要有效地限制建筑整体的偏转和不均匀沉降，并且确保音乐厅底层与新址基础墙柱部分精准对接。2017 年 9 月，玉佛禅寺大雄宝殿整体移位工程顺利完成^[6]。建筑累计向北移位 30.66 米，竖向抬升 0.85 米^[7]。同样，玉佛禅寺大雄宝殿的移位工程面临着多重挑战，包括木结构建筑的移位难度大、内部佛像与文物需要与整体结构同步完成平移、以及施工过渡段为软弱场地土和抗震不利地段等^[8,9]。



图 1.1 上海音乐厅整体移位工程



图 1.2 玉佛禅寺大雄宝殿整体移位工程

总体而言，移位工程面临着诸多风险。若不能及时发现并控制这些潜在风险，可能会导致移位结构关键构件如托换节点受损，甚至造成整体结构损坏。因此，有必要针对移位工程建立结构健康监测系统，以有效控制移位过程中的风险。

结构健康监测技术（Structural Health Monitoring, SHM），指通过传感技术获取结构的响应，以数据的形式实时反映结构的形态和性能状态，为空间结构施工、运营与管理决策提供科学的依据与指导^[10]。自二十世纪九十年代以来，SHM 概念受到广泛关注，大量的 SHM 系统被安装并应用于各类工程项目中^[11,12]。



随着 SHM 系统在建筑领域的普及和传感技术的不断发展，越来越多新的趋于自动化的成熟 SHM 技术和方法（如超声波探测、探地雷达、计算机视觉等）正在涌现^[13]。随之而来的是海量的监测数据，尤其对于移位过程中的结构来说，一套完整的 SHM 系统通常需要几十甚至上百个传感器，每天产生的结构化数据已达到 GB 级别^[14]。面对大规模的监测数据，如何及时发现数据异常并进行预警；合理应用这些数据并准确提取其中的结构服役状态信息，已成为当前研究的重点^[15]。因此，数据驱动技术也成为了 SHM 系统中的核心组成部分。

随着二十世纪中叶人工智能（artificial intelligence, AI）的发展，基于人工智能算法的数据驱动模型被越来越普遍地应用在结构监测系统中。与传统模型相比，AI 算法具有自适应性、高度灵活性；能够自动化提取特征；拥有更好的泛化能力；有更高的预测准确性^[16]。其中机器学习（machine learning, ML）是人工智能的核心，是 AI 领域最主要的一个分支。表示学习（representation learning, RL）是机器学习的重要组成部分，主要通过学习如何将数据更优的特征进行表达，以便更好地完成任务的学习和理解。深度学习（deep learning, DL）是表示学习的一种方法，它通过多层神经网络来学习数据的高阶表示，以解决复杂的学习任务^[17]。近年来，以 DL 为代表的 AI 算法在 SHM 领域的应用已成为监测过程中的研究热点^[18]。

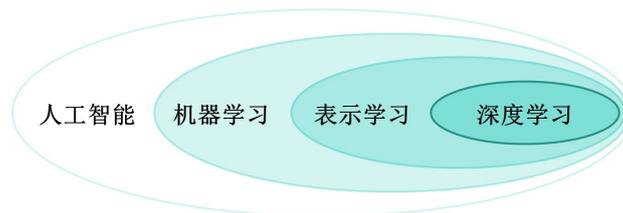


图 1.3 深度学习、表示学习、机器学习和人工智能关系图

本文将在上述背景下展开研究。讨论了建筑移位过程的风险和监测的必要性，给出了一些移位过程监测布点和监测指标选择的建议，并对两个不同类型的移位工程进行全过程监测。获得移位过程监测数据后，基于包括但不限于深度学习、主成分分析、聚类、统计学方法等算法进行监测数据处理、挖掘和识别。

1.2 结构移位工程及其移位过程监测研究进展

1.2.1 结构整体移位技术

建筑移位工程是指将建(构)筑物从某个位置移动到新位置的工程，主要包含了结构的水平移位（horizontal moving）具体指将建(构)筑物沿水平方向直线、



曲线或旋转的移位和结构竖向移位（vertical moving）具体指将建(构)筑物沿竖直方向同步抬升或降低的移位^[19]。

这项技术起源于一百多年前的西方国家，主要用于保护历史建筑的文化价值。随着城市更新的加速，这项技术在古建筑保护和城市改造中发挥着越来越重要的作用。首次建筑物整体移位工程的实例可以追溯到 1873 年，发生在新西兰新普利茅斯市的一座一层农舍。工程技术人员使用蒸汽机车作为动力设备，成功地将这座房屋移动到了新址^[20]。

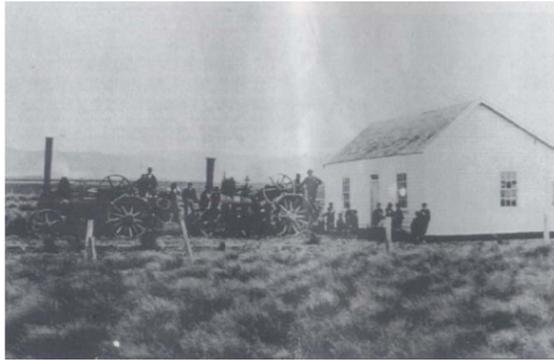


图 1.4 新西兰蒸汽机车牵引农宅平移工程 1.5 美国依阿华大学科学馆平移工程

1901 年美国依阿华大学科学馆平移工程是现有最早的有较详细技术记录的移位工程，也标志着现代整体移位技术的开始。工程采用圆木滚轴进行平移，螺旋千斤顶进行顶升^[21]。在之后的百年中，很多国家都有过移位工程，它们大多遵循类似的流程，使用托换装置将建筑物顶起；对建筑物进行加固；在建筑物基础下浇筑水平框架（上轨道梁）；在上轨道梁下建造另一个框架（下轨道梁）；将上下轨道梁连为整体并延伸至新位置；使用卷扬机、钢丝绳和千斤顶等牵引装置进行移位^[22]。

相对于国外整体移位的技术发展历史，国内建筑移位技术的发展起步较晚。根据相关资料显示，我国第一例应用整体迁移技术的建筑物是 1992 年重庆某建筑面积约为 2000m² 的四层建筑物平移工程^[23]。本项目采用液压千斤顶钢拉杆牵引的方式将目标建筑平移 8 米，转动 10 度。

1993 年 11 月 30 日，上海外滩天文台实现向东移位^[24]。该天文台建于 1908 年，包括主塔和附房两个部分，主塔由塔座、塔身和桅杆组成，总高约 52 米，自重约 400 吨。由于上海外滩交通综合改造项目的需要，决定将天文台向东移动约 20 米。在移动过程中，由于新填土的影响导致了竖向差异位移，使得塔体顶端向东倾斜 13 厘米，向北倾斜 9 厘米。经过顶升、纠偏和加固处理后，该天文台成为中国首个成功将历史建筑进行整体平移的案例。



24348401

第1章 绪论



图 1.6 上海外滩天文台



图 1.7 北海市原英国领事馆平移工程

1999年10月,北海市原英国领事馆斜向平移55.8米,是我国首项历史古建筑斜向整体平移工程^[25]。1999年12月,临沂国家安全局大楼的整体平移工程,创造我国钢筋混凝土框架结构转向平移距离的记录,平移距离为171米^[26]。

进入二十一世纪,结构整体移位技术发展逐渐趋于流程化和规范化,国内外都有大量的建筑移位实际案例。



图 1.8 刘长胜故居平移工程



图 1.9 吴忠宾馆



图 1.10 淇水湾综合体移位工程

南京江南大酒店大楼于2001年5月整体向南移位26米。该建筑建于1995年,采用框架结构钢筋混凝土上框架结构。在整体平移时,采用了滑移隔震技术,包括上下钢板和中间的滑移材料,从而使地震影响降至原来的1/4到1/6,提高了结构的抗震性能^[27]。

2002年3月,上海刘长胜故居完成整体平移。建筑位于上海市静安区愚园路81号,为四层混合结构,总重约1200吨。通过多项技术,包括基础整体托换技术、同步液压顶推技术和斜向滑动平移技术等,共移动了79.5米,竖向顶升了约45厘米^[28]。

2005年10月,宁夏吴忠宾馆成功整体平移。建筑包括主楼和裙楼,总建筑面积约13850平方米。项目采用四氟乙烯板与镜面不锈钢板作为相对滑移面,使得摩擦系数仅为0.045。在移位过程中,通过应力监测确保了结构的安全^[29]。

2013年,Gromysz提出了针对一座11层倾斜住宅楼的顶升纠倾工程案例,探讨了两种方案以解决结构倾斜问题,分别是楼板荷载只通过横向承重墙传递,另一种是楼板荷载同时通过横向承重墙和侧壁传递。通过数值分析,发现不同方案的千斤顶顶升力存在差异^[30]。



第1章 绪论

2019年4月，海南文昌市的鲁能淇水湾综合体进行了整体平移工程。该建筑为地上2层钢框架结构，总重约1.3万吨。平移过程包括旋转、顶升、平移至新址，并增加了隔震设计方案。经隔震性能分析，建筑在罕遇至极罕遇地震下满足限值要求，可降低基本地震下的抗震需求^[31]。

表 1.1 国内外大型建筑移位工程经典案例表

序号	工程名称	结构形式	层数	建筑面积 (m ²)	移位质量 (t)	移位参数	完成时间
1	上海音乐厅	混合	3	3000	5000	直线平移 66.46m/顶升 3.38m	2003 年
2	宁夏吴忠宾馆	框架	12	12700	20000	直线平移 82.5m	2006 年
3	山东莱芜开发区管委会综合楼	框架	15	24000	35000	直线平移 72.7m	2006 年
4	大同市展览馆 (建筑群)	框架	3	18000	57768	直线累计平移 1400m/旋转 90°	2014 年
5	海南淇水湾旅游度假综合体	钢结构	2	6243	13000	直线累计平移 150m/旋转 13.4°/顶升 5m	2017 年
6	厦门后溪车站主站房	框架	4	22728	32000	旋转 90°	2019 年
7	美国依阿华大学科学馆	砖混	3	3000	6000	旋转 45°	1901 年
8	丹麦哥本哈根飞机场候机厅	钢结构	3	长度 110m	2600	2500m	1999 年

随着建筑结构移位工程数量的增加，针对建筑物移位过程的关键技术研究也不断深入。

其中，上部结构托换技术作为建筑物整体移位的关键技术，可以确保上部结构安全性以及整体稳定性的同时为后续的移动装置提供上部轨道。在对上部结构的墙体进行托换时，可选择单梁式托换、双梁式托换，两种方法。在对上部结构柱的托换技术中，有四面包裹式托换、单梁式托换，两种方法。托盘形式可选择十字交叉梁格结构体系、拱形结构体系、梁板结合结构体系、桁架梁结构体系和分荷载结构体系。

表 1.2 移位过程常见托换及动力牵引技术

移位关键技术	分类	主要方式
上部结构托换技术	墙体托换	单梁式托换
		双梁式托换
	柱托换	四面包裹式托换
		单梁式托换
动力牵引技术	平移（旋转）	滑轨顶推平移
		SMPT 自行式平板拖车移位

		交替式步履行走器移位
	顶升	随动顶升
		交替顶升

常见平移方式包含滑轨顶推平移、SPMT 拖车平移、步履式行走器平移。其中，滑轨顶推平移即采用轨道式平移基础，安装固定式滑移装置，采用后端顶推式或前端牵拉式平移的移位方式。是一种传统式平移方式，技术相对简单，自动化程度很低；SPMT 拖车平移即采用 SPMT 拖车作为移位承载及平移动力装置的移位方式，适合集中荷载不大的结构物远距离移位需求，移位自动化程度高；步履式行走器是自带平移动力的自动化交替平移的悬浮滑移装置，平移自动化程度高，能适应移位工程的复杂移位路线和工况，移位速度与顶推式平移相当。



图 1.11 滑轨顶推平移



图 1.12 SPMT 自行式平板拖车移位



图 1.13 交替式步履行走器移位



图 1.14 随动顶升



图 1.15 交替顶升

常见顶升工艺包含随动顶升和交替顶升。其中，随动顶升是采用一组千斤顶



顶升和另一组随动支撑跟随保护的协同工作的顶升方式,该工艺解决了在顶升过程中可能出现的设备失控掉落的问题;交替顶升是采用 A、B 两组千斤顶非间歇式的交替顶升方式,该工艺在随动顶升工艺的基础上解决了支撑体系压缩的安全风险问题,技术更为先进。

总的来说建筑物整体移位技术产生已有百余年。这项技术在我国的应用历史虽然较短,但二十一世纪以来,该项技术在我国得到了迅速的发展。具体表现为,移位对象结构型式多样、技术更新快速。

1.2.2 结构健康监测技术

结构健康监测 (SHM) 技术为不同类型结构的施工、运维等各个阶段的管理和决策提供科学依据^[32]。许多结构坍塌事件都是由于未能及时发现结构损伤并进行修缮所致,SHM 的重要性不言而喻^[33,34]。在当前的大多数应用中,通常是通过传感技术获取结构响应,随后以数据形式实时反映结构的形态和性能状态,最终用于结构诊断和预测。举例来说,研究人员通过部署监测系统来识别青马大桥的荷载^[35];在广州塔上部署传感器以实时监测结构在风荷载作用下的响应^[36];通过布设传感器网络获取比萨斜塔等历史建筑的动态响应信息^[37]。



图 1.16 监测系统工作流程

结构损伤识别是结构健康监测的核心技术,早在二十世纪四十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^[38],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。

结构健康监测涉及多个领域,包括传感器及数据采集、信号处理、大数据挖掘、结构分析等^[39]。随着各项技术的不断发展进步以及实际场景中新的需求不断更新,结构健康监测的每一个环节都在不断发展和进步。在数据收集阶段,不断出现更新的传感器形式,例如无源无线传感器,以更好地适应监测场景的需求^[40]。在数据处理阶段也不断有更适应监测场景的算法被提出,例如基于物理信息神经



网络的识别模型^[41]。在用户端，随着物联网技术的发展，出现了能够将多源异构数据相互整合，并提供更高展示度和更齐全功能的物联网平台^[42]。

1.2.3 结构移位工程的健康监测

相较于一般工程项目，移位工程涉及更复杂的施工过程，面临的风险和挑战也更为严峻。这些风险源可能来自平移及顶升的设备风险、平移及顶升过程的风险、原址切割托换及新址连接的风险等等。若不能及时防控这些风险，结构可能会出现局部损坏或整体破坏，因此，对结构移位工程进行实时监测作为控制风险的一种有效手段是十分必要的^[43]。

吴二军等人在 2001 年的研究中指出，为确保房屋整体平移的结构安全和平稳移动，进行实时监测是至关重要的^[44]。在江南大酒店整体平移过程中，他们对房屋的结构、托架、地基和轨道梁的应力应变以及房屋平移时的加速度进行了静态和动态监测。他们的研究不仅帮助江南大酒店平移项目成功完成，还为未来房屋平移的监测设计提供了一定的理论依据。这是较早的对移位建筑完整进行监测的工程实例。

贾留东等人对一座位于莱芜高新区总的高 67.6 米的 15 层框架-剪力墙结构建筑，进行了平移设计和实地监测。具体完成了涉及行走机构设计、托换结构选择、移位动力施加等工作，并介绍了全过程监测的内容和方法。监测结果包括建筑物移动的加速度特性和平移阻力系数等^[45]。



图 1.17 厦门后溪长途汽车站移位工程

2019 年 4 月 1 日，厦门后溪长途汽车站主站房完成了 90 度旋转，创下了中国单体建筑荷载最重、移位距离最远的平移工程纪录。主站房建筑面积达 2.28 万平方米，总重量高达 3.018 万吨，这也是交替步履式顶推平移技术在国内平移工程中的首次应用^[46]。在厦门后溪长途汽车站进行整体旋转移位时，为确保结构安全，采用了移位监测系统全程监测^[47]。谢丽宇等人提出了移位施工方案和



主要技术流程，详细说明了移位监测系统的设计原则和方案，并设计了各传感器的测点位置，描述了传感器参数及安装状态。最后，对整个移位过程的传感器数据进行了分析总结。结果表明，移位过程平稳，传感器数据正常，结构保持安全状态。这次监测为移位工程提供了示范和推动，具有重要的借鉴意义。基于该项目，黄超等人也指出建筑物的整体平移监测是确保施工安全和结构稳定的关键措施^[48]。研究者以后溪长途汽车站平移项目为例，结合平移技术特点，采用了 BIM 和物联网技术相结合的方法，实现了监测数据的可视化和实时分析，并阐述了平移过程中的监测方案，为类似项目的监测提供了重要的参考价值。

1.3 监测数据处理与信息挖掘研究进展

1.3.1 监测数据预处理方法

进入二十一世纪，随着科技、工程的发展和进步，许多领域，如，生化环材、金融、工程等都产生了海量的数据。在结构监测过程，尤其是移位结构的监测过程中，每日都会产生大量数据。在大数据系统中，因为数据集有可能受到干扰、冗余等因素的影响而质量参差不齐，所以在研究过程中需要确保数据质量。许多数据分析工具和应用对数据质量有着严格的要求，因此需要使用数据预处理技术来提高数据的质量^[49]。作为数据挖掘（Data Mining, DM）的重要组成部分，数据预处理技术包括清洗、集成、转换和规范化等步骤，旨在消除数据中的错误、填补缺失值、处理重复数据以及调整数据格式和结构，以确保数据的准确性、完整性和一致性。通过数据预处理，可以使数据更易于分析和理解，提高数据分析的效率和准确性^[50]。在大数据系统中，数据预处理技术不仅可以提高数据质量，还可以减少数据分析过程中的误差和偏差，从而更好地支持决策和业务应用。因此，对数据预处理技术的研究和应用具有重要意义，可以帮助充分发挥大数据的潜力，实现更好的数据驱动决策和创新应用。特别地，缺失数据填补工作作为预处理的重要环节会在后文章中单独进行讨论。

相较于一般的结构监测，移位工程监测过程中会获得数量更多、种类更丰富、频率更高的数据。又由于移位施工过程的复杂性和不确定性，移位监测获得的数据也更有可能含有噪声，数据的真实性和可靠性会降低。因此，当涉及到建筑物的整体平移监测时，对于收集到的大量监测数据进行预处理是至关重要的^[51]。具体包括数据清洗、数据校准、滤波和降噪、数据降维、特征提取和数据可视化等步骤，具体解释和实例如下表：



24 3484 01

第 1 章 绪论

表 1.3 数据预处理关键步骤及实例

关键步骤	解释	实例
数据清洗	数据清洗是预处理过程中的首要步骤之一。这涉及到检测和纠正数据中的错误、异常值或缺失值。清洗过程可以包括删除异常数据、填补缺失值或使用插值技术来估算缺失数据。	Bao 等将某斜拉桥的加速度监测数据转换为图片，并利用带有分类层的堆叠自编码器进行监督学习。通过这种方法，他们成功地识别了常见的 6 种加速度数据错误 ^[52] 。
数据校准	在进行数据分析之前，通常需要对数据进行校准，以确保其准确性和一致性。校准过程涉及到校正传感器的误差、校准不同传感器之间的差异，并将数据转换为适当的单位和坐标系统。	荆根强提出了一种结构监测系统在线校准方法，通过分析数据序列，建立校准模型，并利用“样本冗余”解决校准过程中的不确定性问题。该方法经过现场验证，与实际工程相符，为结构监测系统的在线校准提供了基础。同时，作者还建立了基于四要素的在线校准试验模型 ^[53] 。
滤波和降噪	监测数据通常会受到各种干扰和噪声的影响，例如环境震动或传感器故障。因此，在进行分析之前，需要对数据进行滤波和降噪处理，以去除不必要的干扰并提取出关键信息。	姜绍飞介绍了 SHM 数据的噪声常见的消除方法，如，卡尔曼滤波、FFT 带通滤波、希-黄变换、盲源分离、小波降噪等 ^[54] 。
数据降维	监测数据时会出现维数过高的问题，需要通过算法进行降维。数据降维是指通过线性或非线性映射将样本从高维空间映射到低维空间从而获得高维数据的一个有意义的低维表示的过程。	吴晓婷等对数据降维方法分为线性方法和非线性方法，并进行了系统归类 ^[55] 。
特征提取	一旦数据经过清洗和校准，就可以进行特征提取，以识别和提取出与结构平移相关的关键特征。这可以包括振动模式、位移、加速度、应变等方面的特征。	研究者总结了基于振动响应变化的损伤识别方法。该方法利用模态参数如频率、振型相关系数、模态应变、模态曲率等几类结构特性的变化来反映结构物理特性的变化，包括损伤的检测、定位和表征 ^[56] 。
数据可视化	最后，对预处理后的数据进行可视化是非常重要的，这有助于直观地理解数据的模式和趋势，并为后续分析和解释提供支持。	Lin 等在某简支梁数值模型的损伤识别中，利用 t-SNE 将由 11 个维度构成的 256 组数据显示到二维坐标图中，由此可发现不同损伤状态对应的聚类簇 ^[57] 。罗尧治等对国家体育场健康监测信息进行了可视化设计 ^[58] 。

监测数据预处理是整体平移监测中至关重要的一环，它确保了从监测数据中获取准确、可靠和有意义的信息，为结构的安全性评估和决策提供可靠基础。

1.3.2 监测数据缺失修复方法



传感器本身的故障、传感网络的丢包（packet loss）和不利的环境因素都可能导致数据质量问题，其中数据缺失是实际健康监测过程中较为常见的数据异常问题。数据缺失可能导致监测数据不完整，评估不准确，预测不可靠。据统计，丢失数据达到 2% 时，将导致有效信息丢失 18.3%，而当丢失数据达到 10% 时，信息将丢失 35%，这将大大降低监测系统性能。尤其对于高风险的移位工程，若有大量的数据缺失，会大大影响对结构整体和局部姿态以及在移位施工过程中结构姿态变化情况的把握，影响对风险的判断。因此，对移位工程监测中的数据缺失问题进行研究并寻找有效的数据缺失修复方法填补移位工程监测过程中的缺失数据十分重要^[59]。

缺失数据（Missing Data, MD）由未观测到的值和丢失的值组成，这些值可能包含有意义的信息。最初，数据缺失常见于统计学和生物医学领域，主要原因是受试者的依从性差，导致知识提取困难、分类任务的准确性差，从而大大降低了数据的实用性^[60,61]。随着大数据时代和信息时代的到来，以结构健康监测数据为代表的工业数据集中的数据缺失问题也日益普遍^[62]。具体地，在本论文所研究的移位结构监测中，由于移位工程监测数据本身就有数量大且多源的特点，再加上移位施工的复杂性和不确定性，数据缺失现象便更为普遍。在实际移位工程中，数据缺失多发生在三种情况下：首先，由于安装条件的限制和现场施工环境的影响，监测元器件或仪表可能发生故障，例如，在实际工程中，拉线位移计断裂是很常见的；其次，数据缺失也可能发生在数据传输过程中，例如，电源故障会导致数据传输失败和数据丢失；最后，在存储过程中也可能发生数据丢失，例如，存储数据的硬盘损坏。一般而言，相较于数据的传输和储存过程，在移位工程监测过程中由于施工导致的传感器故障引起的数据缺失更为常见。

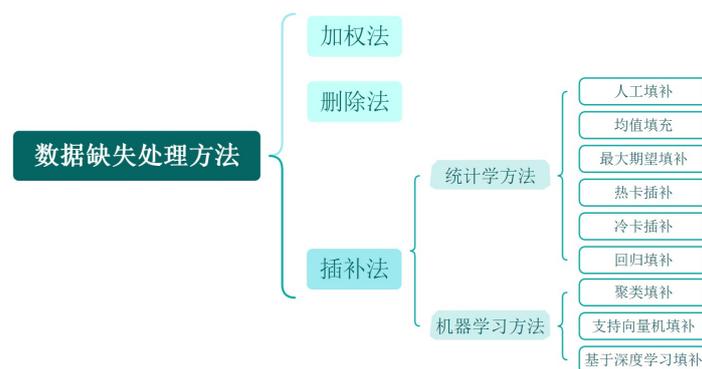


图 1.18 常见数据缺失处理方法

目前，研究人员已提出了多种解决数据缺失的方法^[63]。这些处理方法通常分为三类：加权法、删除法和插补法，其中插补法又细分为统计学插补法和机器学习插补法^[64]。



早期的研究中广泛采用统计学方法，在计算机还没有普及时，数据集的创造者根据自己对数据集的了解进行人工填写（Filling Manually）。虽然这种方式操作简单、准确性高，但对人员的要求较高，并且不适用于大量缺失数据的情况。

均值填充（Mean Imputation）是一种适用于连续型数值的典型的统计学填补方法。对于分类数据和离散型数据或有偏态分布或存在异常值的数值型数据可以使用众数填充（Mode Imputation）或中位数填充（Median Imputation）。

二十世纪七十年代后期，Dempster 等人提出了一种迭代算法，EM 算法（最大期望算法）^[65]。Ghahramani 等人在 EM 算法基础上对缺失数据进行研究，提出了一种基于期望最大化的缺失数据处理方法 EM 填充（Expectation Maximization Imputation, EMI），这种算法适用于正态分布或近似正态分布的数据集，是一种稳定性较好误差较小的统计学填补方法^[66]。随着 EM 算法的不断改进，研究者提出了多种基于改进 EM 算法的数据填充方法^[67]。例如，Rahman 等人提出了一种名为模糊期望最大化插补（Fuzzy Expectation Maximization Imputation, FEMI）的新技术，用于缺失值的数据预处理^[68]；Ogbeide 等人提出了一种基于自适应的 EM 方法（Mode-Related Expectation Adaptive Maximization, MEAM），用于处理多元数据集中的缺失观测值^[69]；Razavi-Far 等人提出了一种名为基于 KNN 的 EM 插补（KNN and Expectation Maximization Imputation, KEMI）的新方法，其中 KNN 算法用于预计算，而期望最大化算法用于后计算^[70]。

Ernst 等学者首次讨论并改进了热卡插补法（Hot Deck Imputation）。热卡插补法实际上是寻找缺失数据的插补值来源的一种方法^[71, 72]。热卡插补方法包括随机热卡插补、分层热卡插补和序贯热卡插补，根据获取插补值的方法的不同而有所区别^[73]。Nordbotten 等学者首次探索了冷卡插补法（Cold Deck Imputation），它是基于过去数据对缺失进行插补的一种方法。与热卡插补的不同之处在于，冷卡插补法的插补值可能源自以往相似调查中的某个值，而且冷卡插补无法保证消除估计偏差^[74]。根据实施方法的不同，冷卡插补法可以分为冷卡替代和比率替代两种^[75]。

随着统计学和计算机科学的发展，回归填充方法（Regression Imputation）应用也越来越广泛。回归填充是一种通过利用完整数据集建立回归方程，然后使用回归方程的预测值来填补缺失数据的方法。回归算法通常被认为是一种统计学算法，因为它基于对数据的统计分析。然而，在回归的过程中也可能会使用到机器学习算法，例如支持向量机回归、随机森林回归等，因此它也可以被视为机器学习的一部分。一些新的方法如向量自回归插补方法（Vector Auto Regressive Model-Imputation, VAR-IM）和增量属性回归插补（Incremental Attribute Regression Imputation, IARI）被提出，但仍然存在一定的局限性。昝昕武等人



提出了一种基于季节性差分自回归移动平均模型 (SARIMA) 的方法, 并将此模型作为基准模型, 并将其用于桥梁温度数据的预测, 该方法考虑了监测数据在前序时刻的观测值对其后序时刻的值的影晌并进行预测补点^[76]。综合来说, 目前对于回归填充方法的研究主要集中在原有方法的改进和应用上, 较少有突破性的进展。

1980 年, 在美国卡内基梅隆大学举行了第一届机器学习国际研讨会, 这标志着机器学习研究在全球范围内迅速兴起。此后, 各种机器学习算法不断涌现, 能够针对不同的问题提供适用的解决方案。机器学习方法处理缺失数据问题也引起研究者的广泛关注, 也越来越多的研究证明机器学习填补方法比统计学填补方法在泛化性和准确性等方面都具有明显优势^[77]。由于机器学习算法种类繁多, 因此很难找到一个通用的分类方式能涵盖所有的算法。在这里, 根据工程监测中基于机器学习的缺失数据填补方法的应用情况, 可以简单分为基于聚类的填充方法、基于时序数据模型的填充方法、基于监测数据通道间相关性的填充方法和基于深度学习的填充方法。

聚类填充 (Clustering Imputation) 是目前应用最广泛的一种缺失数据填补方法, 通过将数据集分成不同类别, 然后在每个类别内进行相似填充。近年来, 出现了各种聚类填充算法, 大致分为两种类型: 一种是先聚类缺失数据的完整部分, 然后根据相似性在簇内进行填充^[78]; 另一种是先对整个数据集进行聚类, 然后在簇内进行填充^[79]。这些方法虽然简化了填充过程, 但仍然面临着一些挑战, 比如聚类精度受缺失数据影响、填充效果不一等。因此, 在监测数据缺失填补过程中, 聚类填充的方法应用相对较少。

由于大多数结构健康监测的数据都是时序数据, 因此通常可以通过建模考虑某个缺失点与其前后时序数据的关系来填补数据。在数据缺失面积较小的情况下, 这种方法通常能够表现出较好的效果。实际上, 许多基于统计学的算法, 例如均值填补法和回归填补法, 也考虑了时序数据的特征。朱芳等人充分考虑了历史数据间的自相关性, 建立了基于径向基核函数 (Radial Basis Function, RBF) 的支持向量回归算法 (Support Vector Regression, SVR)^[80]。他们将该算法用于预测和填补各类静态监测数据, 并提供了一种离线和一种准确性较高的在线预测模型。

在移位结构监测系统或一般地 SHM 系统中, 通常会安装大量同类或异类传感器, 它们分布在结构的重点部位和关键截面。同一区域的传感器之间存在较高的相关性, 因此当某一传感器发生故障时, 附近的传感器可以部分替代其功能, 确保整个监测系统的正常运行。利用不同通道之间的相关性进行数据修复是一种有效的策略。Huang 等人提出了一种考虑同类型和异类型数据的数据间关联度公



式，并建立了基于最小二乘支持向量机（Least Squares Support Vector Machine, LSSVM）的缺失数据修复方法。

深度学习作为机器学习的重要组成部分，在近年来被广泛应用于信号重构和图像修复等领域的监测数据缺失修复方法中。Bani-Hani 及其团队首次将神经网络算法引入了对高层建筑在风致激励下振动信号的预测中。他们利用神经网络处理了前一时间步和当前时间步的加速度响应，以预测下一时间步的加速度信号。随后，一些用于处理时序模型的神经网络被逐渐开发出来，如基于小波变化理论构造的小波神经网络（Wavelet Neural Network, WNN）。二十世纪九十年代前后，Elman 等人提出了循环神经网络（Recurrent Neural Network, RNN）^[81]。之后又产生很多 RNN 网络的变体，如长短时记忆神经网络（Long Short-Term Memory, LSTM）、GRU、Attention Mechanism 等。

Jiang 等提出了一种用于预测高层建筑结构的非线性动力参数识别的动态时滞模糊 WNN 模型，同时这种方法也可以进行结构参数识别^[82]。Jeong 等人利用 BRNN 网络对加速度数据进行缺失修复，该模型可以考虑过去时间对当前预测的影响，并通过未来时间步的数据预测当前数据，同时可以隐式地考虑不同传感器之间的相关性关系，提高修复精度^[83]。Zhang 等介绍了基于 LSTM 网络形成的一种新的序列到序列的输入模型（SSIM），并对静态传感器的缺失数据进行了动态填补^[84]。Ni 等利用一维 CNN 网络和 autoencoder 网络算法对原始 SHM 数据进行压缩，使得多源观测数据能够以极高的压缩率进行存储和重构，该方法能够以高精度检测异常数据，并在较低的压缩比下实现较小的重构误差^[85]。Lei 等人利用生成对抗网络（GAN）对应变数据进行缺失修复，并应用在了两个案例上。该方法包括一个生成器和一个对抗鉴别器，通过训练生成器提取数据集中的特征并使用剩余传感器的响应来重建丢失的信号。此外，在处理矩阵化的数据或者图像的数据可以使用卷积神经网络（CNN）。Oh 等提出了一种基于卷积神经网络的建筑结构地震反应预测方法和一种结构响应恢复的方法，并利用长期使用的立交桥应变监测数据检验了所提出方法的现场适用性^[86, 87]。

1.3.3 监测数据信息挖掘及损伤识别方法

监测数据信息挖掘是 SHM 的重要一环，它通过分析和挖掘监测数据中的隐藏信息和模式，为工程安全评估、结构健康监测和决策提供了有力支持。对于本文所研究的移位结构来说，基于移位监测数据进行结构状态信息挖掘、结构损伤识别判断，可以及时发现移位结构风险。

首先，通过数据信息挖掘可以进行异常检测，例如突发事件、设备故障或不正常的结构姿态变化。信息挖掘技术可以帮助识别和检测这些异常，从而及时发



现潜在的问题并采取相应的应对措施，确保工程安全。模式识别是监测数据信息挖掘的关键一步，识别结果可以为后续损伤识别和特征提取提供理论支撑。监测数据中可能包含着不同的模式和趋势，通过信息挖掘技术，可以识别这些模式并理解其背后的含义。

结构损伤识别在工程结构监测与评估中具有重要意义，它旨在通过分析监测数据和结构响应，准确识别结构可能存在的损伤或异常状态。目前损伤诊断算法主要分为局部损伤识别方法和全局损伤识别方法。局部的损伤监测方法主要是指用传感器直接进行探伤，这种方法可以直接确定损伤位置，在船舶和航空等领域有较为广泛的应用。但对于大型的土木工程结构，这种局部的检测方法显然是耗时费力的。因此，在解决大型复杂的建筑结构的损伤识别和诊断时，研究者多选择全局损伤识别方法。当结构出现损伤时，结构刚度和阻尼等结构物理参数会发生变化，导致频响函数和模态参数也发生变化，最终引起整个结构动力响应变化。全局损伤识别方法就是通过结构响应变化识别结构物理参数变化，最终判断出损伤的位置^[88]。具体地，全局损伤识别方法包括确定性识别方法和不确定性识别方法，详见上图。

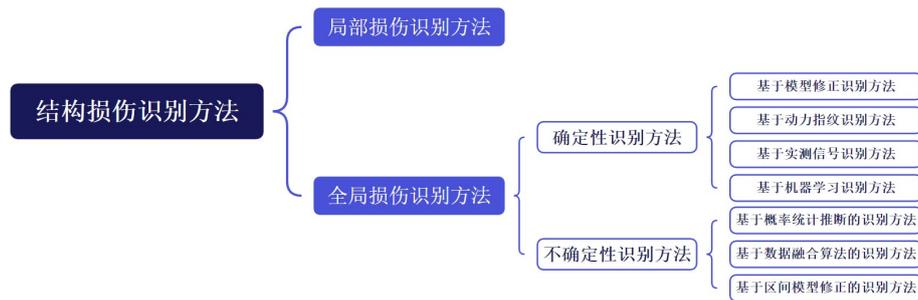


图 1.19 常见结构损伤识别方法分类

其中，模型修正法早期主要采用矩阵修正法，但这种方法在识别大型结构时效率较低，并且修正后的刚度和质量矩阵失去了原有的意义^[89]。目前，灵敏度分析法成为了更为广泛使用的模型修正方法^[90]。许多研究者在此基础上进行了改进和完善，并将其应用于损伤的识别^[91,92]。之后，Box 等提出了一种数学和统计学方法结合的响应面法^[93]。这种方法在数值模拟和实验中有良好的识别效果，但在实际工程中应用较少^[94]。

动力指纹方法是通过结构动力特性如频率、振型、柔度、曲率模态、能量变化和传递函数等的变化来判断结构损伤位置和损伤程度^[95,96]。二十世纪七十年代就有研究者根据结构的固有频率进行损伤识别^[97]。动力指纹法在损伤识别中存在一些局限性，如频率法对损伤敏感性不足、振型法难以获取高阶振型、曲率模态法受制于复杂结构等^[98]。同时，动力指纹对损伤和噪声敏感，测量精度也有待提



高^[99]。

基于实测时域信号的结构损伤识别方法包括无模型的直接分析处理方法。常用的方法包括 Hilbert-Huang 变换 (HHT)、小波分析法和卡尔曼滤波方法。HHT 方法由 Huang 等于 1998 年提出, 适合求解非平稳信号^[100]。小波分析理论由 Grossman 等于 1984 年提出, 利用基函数将时间信号分解成多尺度近似, 以保留信号整体特征并分析细节^[101]。卡尔曼滤波 (KF) 是一种递推估计算法, 其准则是最小化均方差, 由 Kalman 于 1960 提出^[102]。

20 世纪中期以来, 随着神经网络的提出, 利用神经网络和机器学习算法进行结构损伤识别的应用逐渐增多^[103, 104]。Venkatasubramanian 等提出了 1 种基于 BP 神经网络的损伤识别方法, 这是较早的将神经网络算法用于损伤识别的案例^[105]。基于物理信息的神经网络 (PINN) 框架能够有效地解决结构中的微分方程, 因此在研究领域备受关注^[106]。这种方法不仅保证了精度, 还显著提高了计算效率, 成为当前研究的热点之一^[107]。

最终, 通过监测数据, 我们能够进行预测、评估和实时监测, 并提供预警。基于历史监测数据和已知的模式, 信息挖掘技术可以用于预测未来可能发生的事件或趋势。这有助于提前发现潜在问题, 并采取预防措施, 以避免不良后果的发生^[108]。同时通过数据挖掘, 我们能够及时发现结构损伤或异常状态, 并向相关人员发送预警信息, 以便及时采取修复或应对措施, 减少潜在风险确保结构的安全稳定^[109]。

监测数据信息挖掘为整体移位监测提供了强大的分析和决策支持, 它可以帮助发现潜在问题和风险、预测未来趋势、深入理解结构移位过程行为, 并及时采取措施保障工程安全。

1.4 本论文主要工作

本文按照移位结构监测理论研究、移位结构监测方法应用、移位监测数据处理与挖掘的逻辑框架展开。本文第 2 章结合作者作为主要负责人参与的实际移位工程监测探究了基于移位工程风险的移位监测系统的设计, 具体对移位结构五方面 (移位结构整体姿态、移位结构关键构件、移位结构特殊构件、移位结构动力水平、移位结构环境荷载) 进行监测。第 3 章、第 4 章、第 5 章用基于机器学习的监测数据处理与挖掘技术就五个监测方面所遇到的问题具体解决, 实现了对移位结构各部分监测的风险控制。本文具体技术路线如下:

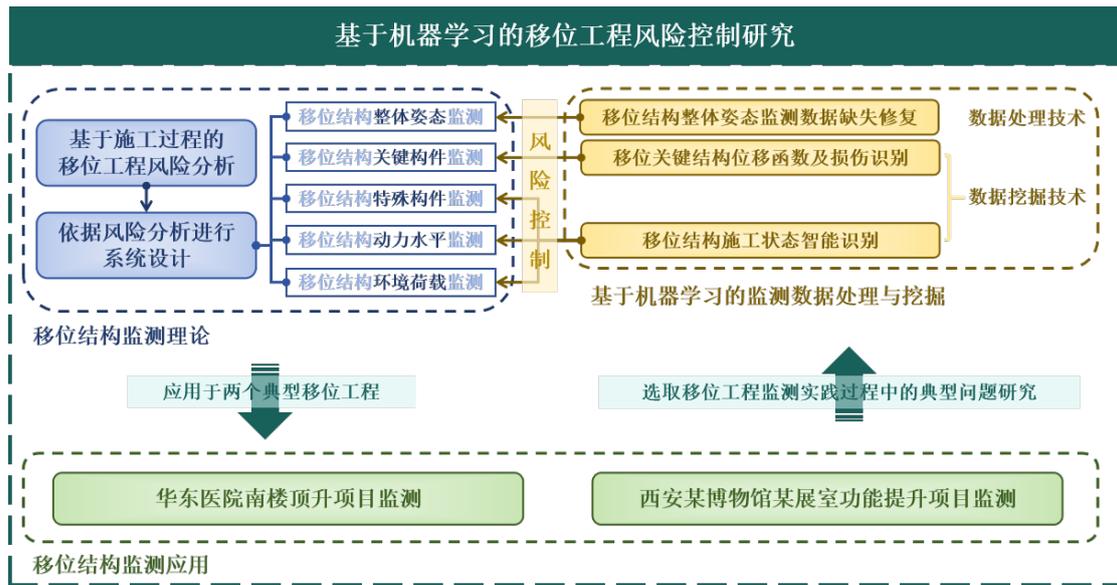


图 1.20 本文技术路线

本文主要有以下四方面工作（分别对应本论文的第 2 章、第 3 章、第 4 章、第 5 章）：

本文第 2 章结合实际移位工程监测，深入探究了基于移位工程风险的移位监测系统设计，具体对结构五方面（移位结构整体姿态、移位结构关键构件、移位结构特殊构件、移位结构动力水平、移位结构环境荷载）进行监测。具体分析研究了移位过程中的监测参数选择、布点优化、设备选型、数据处理原则和移位施工数字化建议等问题，并以两项典型移位工程项目为背景，进行基于移位工程风险的移位监测系统设计。

本文第 3 章对实际移位工程中整体姿态监测时遇到的最主要的问题“移位结构整体姿态监测数据缺失”展开研究，在结构整体姿态监测过程中，受到施工的影响，易出现数据缺失问题，这将不利于移位结构整体姿态获得。针对移位监测系统产生的整体姿态监测数据缺失问题，首先讨论了实际移位过程数据缺失情况。之后，基于不同的缺失机制构建缺失数据集，供后续验证使用。随后，根据工程实际情况提出了两种基于机器学习的数据填补方法。最后，通过对这两种方法的有效性验证，实现对移位结构整体姿态监测过程的风险控制。

本文第 4 章围绕移位结构中最关键托换结构——托盘梁展开，通过结构关键构件监测数据对结构托盘梁进行损伤识别可以实现对移位结构关键构件监测的风险控制。具体地，针对典型移位结构托盘梁，构建多个子网络相耦合的神经网络模型，并对其进行了网络敏感性检验。数值实验表明，该网络在识别数据噪声和基本位移函数方面表现出色。通过基本位移函数的变化，我们能够定性判断损伤发生的位置。



24 3484 01

第 1 章 绪论

本文第 5 章对预处理后的监测数据进行深入的信息挖掘,考虑到施工状态的不同会极大程度影响结构特殊构件姿态并最终反映至监测数据,提出基于无监督学习的施工状态智能识别方法。该方法可以通过移位结构特殊构件在施工环境荷载下的响应识别施工过程,再根据识别结果指导特殊构件动力响应监测,合理分配监测资源,有效控制移位结构特殊构件、动力水平、环境荷载监测风险。最后,在实际监测获得的数据集上验证了方法的有效性。



第2章 移位结构监测系统设计

2.1 引言

移位工程相较于一般的土木工程项目具有更高的风险。根据移位过程进行风险分析，设计合理的布点方案，并建立有效的移位结构监测系统，可以实现实时监测、多元化监测和精准识别等目标的同时最大程度地节省成本。此外，在互联网和计算机飞速发展的大背景下，物联网平台也可以帮助工程师建设更加用户友好、展示度更高和更符合当今数字化背景的监测系统，可以实现保证数据安全可靠的前提下，具有灵活性、可扩展性和可视化等功能^[110]。

本章将着重介绍基于移位结构风险分析的移位监测系统的设计，为后续实际移位工程监测系统的设计提供背景和基础。之后，介绍作者作为主要负责人设计和参与的两项典型实际移位工程，华东医院顶升过程监测项目和西安某博物馆某展室功能提升过程监测项目。

2.2 基于施工过程的移位工程风险分析

2.2.1 移位工程施工步骤



图 2.1 建筑移位工程流程

建筑物移位工程项目是一个相对高风险的实施过程，在施工前就必须考虑到



可能存在的安全风险，分析安全风险源，并提出相对应的风险防控措施。而由于风险源往往是和移位过程的施工步骤密切相关的，本节第一部分重点介绍移位过程可能会进行的施工步骤。一个典型的移位工程会包含以上（图 2.1）的工作步骤（或者部分以上步骤）。

这些工作步骤又通常被划分为五个阶段，功能检测与加固、地基处理及下滑道上托盘施作、上部结构托换、动力牵引移位、就位连接及移位施工后结构安全检测。

（1）功能检测与加固阶段

移位前需要对原结构进行检测。这一阶段需了解移位对象的结构形式、建筑概况，这与后续开展移位和监测有着紧密联系。检测内容具体依据对象结构形式的不同会有所差别。总体可以参照《建（构）筑物移位工程技术规程》JGJ/T 239-2011^[19]中第4章检测与鉴定部分、《建筑结构检测技术标准》GB/T 50344-2019^[111]、《工业建筑可靠性鉴定标准》GB 50144-2019^[112]、《民用建筑可靠性鉴定标准》GB 50292-2015^[113]等规范中的详细说明。

对于涉及改造的木结构在检测阶段需要进行一下几个方面：结构和构件尺寸检查，确定结构和构件的几何形状和准确尺寸，包括梁、柱、榫头等；承重构件的受力和变形状态检查，检测和评估梁、柱等承重构件的弯曲、扭转、挠度等变形情况；主要节点和连接的工作状态检查，确保结构的传力安全可靠，观察梁、柱、榫头等连接部位是否出现开裂、劈裂或松动等情况；木材材质及劣化状况检查，查明木材的树种和材质情况，评估其强度和稳定性，测量木材腐朽、虫蛀、变质的程度，评估对结构安全的影响。特别地，可以参照《古建筑木结构维护与加固技术标准》GB/T50165-2020 第4、6章^[114]，进行木结构勘测和鉴定。

对于涉及改造的砌体结构在检测阶段，除了通用的检测项目外，由于砌筑砂浆强度和块材强度直接关系砌体的结构性能，需要特别进行砂浆强度和块材强度检测，具体方法可以参照《非烧结砖砌体现场检测技术规程》JGJ/T 371-2016^[115]。特别地，砌体结构检测可以参照《砌体结构通用规范》GB55007-2021 第5章进行^[116]。

对于涉及改造的钢筋混凝土结构在检测阶段需按照《混凝土结构现场检测技术标准》GB/T 50784-2013 进行^[117]。可以额外依据《高强混凝土强度检测技术规程》JGJ/T 294-2013 进行混凝土强度检测^[118]。

对于涉及改造的钢结构在检测阶段需要特别进行结构外观质量检测、内部缺陷检测、高强螺栓等节点处强度检测、结构变形等几方面的检测。特别地，钢结构检测可以参照《钢结构现场检测技术标准》GB/T 50621-2010 进行^[119]。

由于所有结构都有除了上述共性的检测项目外，所有自身的特殊性。例如，



对于柱网跨度较大的结构，柱荷载可能会较大还会出现荷载分布不均等问题，在检测过程中我们需要详细分析其集中荷载处可能出现的变形。再例如，当面对结构不规则分布、整体性较弱的项目时，在移位过程中应力将集中转角处，该处结构构件破坏风险远高于其他部分。在移位过程中，转角部位应予重点关注与监测，需要精准控制移位过程整体结构各构件间相对位移不超过限值。特别地，有较大一部分工程的移位对象是历史建筑。对于这类工程有必要对结构进行更详细的检测并确定结构强度、稳定性等方面的问题。需要了解历代维修加固情况，评估结构当前状态，接着进行必要的加固措施并检查维修加固措施是否对古建筑其他部位造成不良影响，以确保结构在移位过程中的安全性和稳定性。由于大量的历史建筑为木结构，所以可以参照前文对于木结构检测时的建议，同时还可以参照《近现代历史建筑结构安全性评估导则》WW/T 0048-2014^[120]。

此外，这一阶段还需要了解工程所在位置的抗震设防烈度、设防类、设计地震分组，设计基本地震加速度，基本风压，地面粗糙度，建筑场地类别等信息。有的时候，对于一些地区移位工程，还需要考虑台风等自然灾害的风险，需要重点关注台风暴雨动向。最不利状态是上部结构和基础全部分离以后，建筑物处于“无根”状态时。在这种状态下，上部结构的内力和固定时相比发生微小变化，经过正常设计和施工的建筑物一般不会产生结构破坏，但可能发生倾覆破坏。针对各种环境因素导致的安全风险进行统计和分析，并针对各类可能出现的安全风险制定有效可行的技术方案或应急预案，排除安全隐患。

（2）下滑道上托盘施作及地基处理阶段

下滑道上托盘施作及地基处理阶段主要完成原址基础处理、下滑道施作、上托盘施作、过渡轨道基础处理和新址基础处理。

原基础处理主要是指将房屋从原基础切断，使其与原基础脱离，以便移动。首先，需要将原基础两侧的填土挖去，暴露施作空间。之后，在原基础两侧底部各浇筑钢筋混凝土梁（下轨道梁），下轨道梁会延伸至新基础下。最后，待下轨道梁混凝土达到一定强度后，在下轨道梁上安装行走机构。

由于建筑物移位过程对轨道的影响是瞬间性的荷载施加，因此轨道的设计至关重要，直接影响建筑物的顺利移位。在设计轨道基础时，需要充分考虑现场地质勘察资料、建筑物总荷载以及结构形式等因素。轨道基础可以采用多种结构形式，如钢结构、钢筋混凝土结构、木结构或它们的组合。无论采用何种结构形式，轨道基础方案都应确保其具备充足的承载能力、施工便捷以及材料可重复利用等特点。

新基础作为上部结构就位后的永久基础，需要根据新的地质情况和地基承载力重新设计。对新基础一般按新址的地质情况根据规范设计和施工。



(3) 上部结构托换阶段

上部结构托换是移位全过程的关键阶段。这个阶段需要对原建筑的上部结构与基础进行切割分离然后进行托换，即将原结构与移位系统连接起来（通常是通过托盘结构传递至平移或顶升设备上），再传递至新的下滑道结构上，以便进行后续的移位操作。切割过程多采用人工凿断（对砌体墙）、对钢筋气割切断、金刚链锯工艺等。托换主要包括墙和柱的托换，这一部分在 1.2.1 结构整体移位技术有简要叙述。此外托换技术详细过程可参考规范《建(构)筑物托换技术规程》CECS 295:2011^[121]。

(4) 动力牵引移位阶段

动力牵引移位阶段是移位工程的核心步骤，通过引入动力装置对结构进行平移、旋转或顶升，将原建筑从原位置移动到目标位置，常见的动力牵引移位方式在这一部分在 1.2.1 结构整体移位技术有简要叙述。

(5) 就位连接及移位施工后结构安全检测

就位连接阶段是移位过程最后一个阶段，部分项目还包括了对移位后的结构进行隔震支座的设计和安装，以提高结构的抗震性能。位连接通常指建筑在新址需与地下室（或新址基础）进行重新连接，这同样也是一个荷载转换的过程，如何确保连接的可靠性和体系转换的安全，也是移位工程的重点。具体地，在施工过程中，新址连接前需先确保临时支撑结构的可靠性，首先竖向千斤顶要锁住压力，然后通过千斤顶上的机械装置旋紧进行机械支撑，确保支撑的可靠性。在墙柱连接可靠后，利用每处墙柱四周的竖向千斤顶进行同步分级卸载实现力的转换。

在移位施工主体过程结束后，根据移位施工前的结构安全检测结果和移位施工过程中结构监测结果，对移位至新址、墙柱与新基础连接就位后的整体结构进行检测，重点就以下几个方面进行复测：①测量结构的整体姿态：对房屋外墙或柱的竖向轮廓线的倾斜进行测量，对不均匀沉降进行测量，以了解结构在新址就位后的整体姿态，同时还需要关注结构在就位后一段时间内的姿态变化趋势；②结构局部和关键位置检测（包括但不限于）：移位后的墙柱与新地下室（或新基础）的连接节点、荷载较大的框架柱、应力集中的结构构件、主体结构的框架梁柱节点、框架梁与抗震墙的连接节点；③整体结构抗震分析：根据工程所在地的抗震设防烈度对移位后的整体结构进行抗震分析。④检测对象均应符合现行国家标准《建筑地基基础工程施工质量验收规范》GB 50202^[122]、《混凝土结构工程施工质量验收规范》GB 50204^[123]、《建筑结构加固工程施工质量验收规范》GB 50550^[124]中的规定；⑤对于特殊的工程项目，例如木结构或历史建筑还应参考本小节第一部分功能检测与加固阶段给出的建议和规范。



2.2.2 移位工程施工过程的相关风险

功能检测与加固和移位施工后结构安全检测并不属于移位的核心阶段，结构不存在传力方式的变化。本小节从地基处理及下滑道上托盘施作、上部结构托换和动力牵引移位三个阶段的风险展开分析。

(1) 下滑道上托盘施作及地基处理阶段

在这个阶段下滑道的平整度不够、托盘梁竖向和水平刚度不足或存在损伤和基础存在设计缺陷都会让建筑在移位的过程中产生较大的不均匀沉降等都会产生变形，进而造成上部结构的损坏或对上部结构安全性产生影响。

除此之外，在下滑道和过渡轨道基础施工之前，应充分考虑周边建筑物、设施、树木在移位过程中可能受到的影响以及周围环境对移位过程的影响。对轨道经过处的地质资料也必须进行详细了解，查明地下是否存在空洞、暗沟及软弱层等。如建筑物移动时前方处于软弱地基，而后方处于较硬地基上，会在基础梁上产生弯矩，使房屋上部开裂，甚至垮塌。

(2) 上部结构托换阶段

在原址结构墙柱切割断开存在荷载转换的过程（上部结构与原基础切割后荷载经托换梁传递给滑脚和下轨道梁），需重点监测切割全过程中的实时位移变化（重点关注竖向千斤顶的压力和结构墙柱的竖向位移变化），确保体系转换过程中的安全。在切割时有瞬间加载带来局部破坏的风险，在这个过程应对托换梁应变、墙柱沉降、房屋变形进行监测（就位连接时同理，都存在荷载转换、传力方式改变等问题）。

(3) 动力牵引移位阶段

动力牵引移位阶段，一部分风险来源于施工时的移位设备风险。下表列举了目前国内较为先进的设备和移位工艺，及它们的难点及风险：

表 2.1 移位施工工艺技术难点及可能风险

移位工艺	技术难点及可能风险
滑轨顶推平移	这种移位工艺对下滑道的平整度要求很高，下滑道不平整容易对上部结构产生变形破坏。顶推时对上托盘和下滑梁的集中应力较大，对结构要求较高。在建筑物启动时由于动静摩擦力的转变，易造成建筑物的震动。顶推或牵引式平移无法精确控制建筑物整体旋转，移位时力的大小和方向都无法与设计值吻合时，会引起建筑物结构产生较大的变形甚至破坏。
SPMT 自行式平板拖车移位	SPMT 拖车的每平米装载能力有限，对移位道路要求比较高（一般设置在实体地面）。
交替式步履行走	相较于前两种移位工艺，步履行走器自动化程度较高，可以适应旋转、



第2章 移位结构监测系统设计

器移位	转向、不平整等多种工况。但需要技术要求更高的托盘结构来布置行走器。
随动顶升	各个临时支撑会产生不均匀压缩变形，建筑结构整体姿态无法控制，结构内力呈无序分布，存在结构风险。
交替顶升	相较于随动顶升，交替顶升工艺一定程度能消除支撑体系的不均匀变形，但仍需要监测顶升过程中的水平偏位。

除了具体移位工艺可能存在的风险外，系统也有出现故障的风险。例如，因意外撞击而造成系统故障（死机、重启或程序无反应等等）、断电事故、液压系统故障等等，这些风险若不及时发现并排除很可能造成上部结构的损坏。

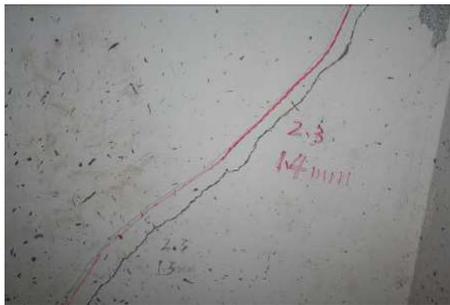


图 2.2 滑道纠偏时上部结构墙角裂缝

图 2.3 平移顶推不同步使楼梯与墙体脱离

本阶段另一部分风险来源于平移及顶升过程中的风险。平移时各滑道顶推位移或顶升时各项升点的顶升位移不同步时，将会引起建筑物的整体及局部的累积变形，从而会引起上部结构的破坏。涉及平移的工程项目，平整度要达到毫米级（这在土建施工中实现难度较大），如果下滑道的平整度超标，引起上托盘梁的强制位移变形，将会导致建筑结构的开裂和损坏。对于整体旋转工况，由于托盘梁的倾斜，在旋转时可能会导致建筑整体倾斜，存在较大的安全风险。特别地，当工程移位包括直线平移、旋转、顶升等多种工况时，平移设备及工艺如何适应这样复杂的平移路线也是一大重点。在实际施工中，各道工序均严格按照要求施工，也无法保证所有的行走器均按照设计的理想状态行走，各项累积偏差对建筑旋转产生的水平力会在平移和旋转过程中累积。因此，需要实时了解移位过程中的结构各主要受力构件和非结构构件的位移、变形、裂缝等情况，确保总体结构安全。此外，移位过程中的基础有沉降的风险，包括平移出原址时的差异沉降、过渡段的桩基沉降以及移到新址地下室上的差异沉降等风险。不均匀的沉降也会引起托盘梁变形及建筑结构出现损坏。

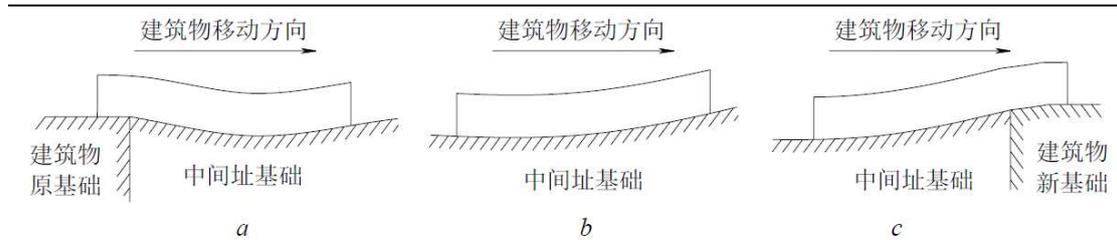


图 2.4 建筑物平移施工全过程中因沉降产生结构变形示意图

2.3 移位工程监测系统设计

2.3.1 监测参数选择及优化布设

移位结构监测参数选择和测点布置主要根据其特殊性（风险分析和安全性分析）和所涉及结构的结构类型和施工过程确定^[125]。合理的监测参数选择及优化布设方案可以充分获得表征结构状态的监测数据并且能最大程度节约成本^[126]。具体地，在移位结构监测过程中，监测参数主要可以分为结构响应类参数和环境监测类参数^[127]。

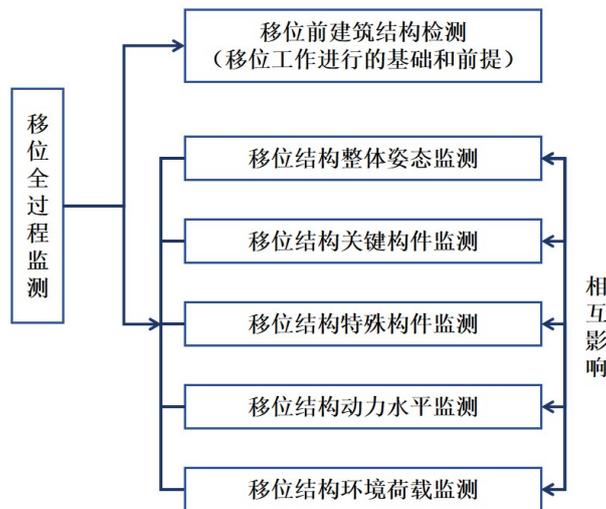


图 2.5 移位全过程监测重点

结合 2.2.1 节对移位过程风险的叙述，除了移位前的检测，移位全过程应具体监测以下几个方面：

(1) 移位结构整体姿态监测：

结构在进行切割后成为一个可动体，从墙柱切割、结构托换、建筑物移位到就位连接都有可能使结构产生不均匀沉降、倾斜，从而产生局部结构或构件破坏。此外，基础不平整（承载力不足）也有可能造成上部结构各部位不均匀沉降。

(2) 移位结构关键构件监测：



建筑物移位托盘系统通常是由钢筋混凝土结构来构造施工的,托换梁系统直接承担移位顶推力、牵引力、摩擦力,顶推或顶升不同步时将产生附加内力和变形,使上部结构产生差异沉降和变形,影响上部结构安全。托盘系统的强度和刚度是移位工程可靠度的保障,建议对托盘梁的挠度、应变等进行监测。原则上,移位过程中也不允许托盘结构出现宏观受力裂缝,所以对托盘结构来说,裂缝观测指标的限值是 0.05mm。

对于移位过程中上部结构体系,重点关注两个方面:结构中既有薄弱部位(裂缝,明显形变等),移位过程中重点关注部位(在移位过程中,由于结构内力发生变化,或建筑物发生变形,使得结构中某些部位本来有裂缝的位置,裂缝扩展,原来没有裂缝的位置,裂缝出现。结构裂缝多出现在构件的受拉区、受剪区、应力集中区或受有严重振动产生交变应力的部位)。

(3) 移位结构特殊构件监测:

对于一些结构有一些特殊的、非常规的监测对象也属于薄弱部位,需要特别进行监测。例如,内部有大型的文物的古建、带有幕墙的结构等,都需要考虑这些次要构件的变形。

(4) 移位结构动力水平监测:

建筑物在移位过程中,常常会产生加速度。古建筑和砌体结构的裂缝对建筑物的振动比较敏感,而从托盘结构的施工开始,到建筑物的就位连接结束,结构都是处在一个“动态”的过程中。有时移位施工的可靠性不能保证时,往往产生致命性的加速度反应,对结构的安全影响极大。需要对移位结构动力性能监测。

(5) 移位结构环境荷载监测:

与传统结构作用相比,移位结构除了承受的作用更复杂之外,受环境影响也更大。例如,台风在顶升过程会增加水平力和倾覆风险,这对建筑结构安全稳定性风险影响较大,需要对环境风速、风向、风压等进行监测。对于部分工程所在地有地震风险或处于地震带附件的工程,需要对环境加速度等进行监测。对于木结构(包括大部分古建筑)都需要对结构关键部位的温湿度进行监测。对于受温度变化、混凝土收缩和徐变、日照等因素影响显著的结构应该通过监控环境温度并分析其对移位结构的影响程度。

总的来说在对移位工程进行健康监测的过程中,我们重点关注整体的沉降、倾斜、关键部位和环境荷载的情况。根据工程实践并结合规范对监测参数选择给出以下建议:

表 2.2 移位结构施工过程中监测参数和位置与限值

监 测	风 险	监 测	重 要	监测对象及测点布置的位置	指标限值
--------	--------	--------	--------	--------------	------



24348401

第2章 移位结构监测系统设计

参数	对象	阶段	程度		
水准位移	(1) (2)	① ② ③ ④ ⑤ ⑥	★	<p>水准位移可以有效监测结构某一水平面上所有测点的相对沉降,可以布置在托换结构和结构关键层上。</p> <p>对于木结构可以布置于木柱和木梁上;砌体结构可以布置于平面转角位置、承重墙两端等;钢筋混凝土结构可以布置于平面转角位置、结构柱网处等。</p>	<p>梁、板产生超过 $L_0/150$ 的挠度;屋架产生超过 $L_0/200$ 的挠度。</p> <p>根据我国《建筑地基基础设计规范》GB 50007-2011 将建筑物就位后的允许变形限值定为:砌体承重结构局部倾斜率超过 0.003, 框架结构相邻柱基的沉降差超过 0.0031 (1 是相邻柱基的中心间距) 都认为超出限值, 应评为危险点。</p>
竖向位移	(1) (2)	③ ④ ⑤	★	<p>竖向位移计可以监测结构在移位过程中竖向的顶升量,同时也可以监测托盘梁结构的变形情况。</p> <p>对所有移位结构都宜在移位过程监测整体竖向位移情况,托盘梁竖向变形情况,因此,在顶升过程中可以选取典型托盘梁段和地面之间布设拉线位移计、激光位移计。</p>	<p>竖向位移监测数据应与动力牵引过程中设定的位移值一样。</p> <p>托盘梁限值参照不超过 $L_0/150$ 的挠度取值。</p>
水平位移	(1)	④	▲	<p>水平位移计可以监测结构在移位过程中水平方向上的位移量。</p> <p>对所有移位结构都宜在移位结构顶部(角点位置)布设测点监测结构整体水平位移。</p>	<p>水平位移监测数据应与动力牵引过程中设定的位移值一样。</p> <p>对于混凝土结构柱、墙侧向变形大于 $h/250$, 或大于 30mm, 应评定为危险点。</p>
倾斜	(1)	① ② ③ ④	★	<p>倾斜位移计可以在移位过程中监测结构整体的倾斜情况。</p> <p>可以在移位结构顶部可以布设测点监测结构整体倾斜;在首层、转换层、</p>	<p>移位过程中及就位后的持续沉降造成砌体结构的局部倾斜要小于规范所取限值的 1/2。即移位过程</p>



24 3484 01

第 2 章 移位结构监测系统设计

		⑤ ⑥		<p>错层等位置布设倾斜位移计监测结构层间位移角；在结构传力路径上的关键柱、施工期间临时支撑或是受力较大的柱上布置倾角计。</p>	<p>中及就位后砌体结构的局部倾斜不超过 0.002。框架结构相邻柱基的沉降差不超过 0.002l，l 为相邻柱基的中心距离。</p>
应变/挠度	(2)	③ ④ ⑤	▲	<p>对重要的托盘梁可以选择典型的有代表性位置布设应变计，或用计算机视觉的方式监测其挠度（托盘梁作为一位工程的重要托换构件，需要重点监测）。</p> <p>在结构传力路径上的关键梁和板、施工期间临时支撑或是受力较大的梁和板、已有裂缝或较大变形的梁和板等位置布设应变计、视觉设备，监测其应变及挠度。</p> <p>内力或变形较大且计算模型难以准确模拟实际情况的节点和具有重要使用功能及特殊要求但模拟计算无明确计算依据的节点也可以酌情布设测点进行监测。</p>	<p>总的来说，应变报警值为 $300\mu\epsilon$ 比较理想的值。根据以往移位过程监测经验中发现，在基础切割的过程中，托盘系统的应变值常常会发生较大的变化，并伴随细微裂缝的出现（受力裂缝），此时的应变值大概 $500\mu\epsilon$ 以上，因此，$300\mu\epsilon$ 的预警值可以有效的注意到可能发生破坏或产生裂缝的部位。</p>
裂缝宽度	(2) (3)	③ ④ ⑤	▲	<p>在移位工程中，对建筑结构状况最直观的把握就是结构的裂缝程度。就移位施工过程而言，托盘系统和上部结构的危险裂缝是引起移位工程失败的直接因素。因此需对这些关键结构上的既有裂缝和新发展的裂缝进行监测。</p> <p>对一些特殊项目，如古建筑中有大型文物需要同步移位，需要根据文物保护相关要求监测其已有的裂缝，防止其继续扩展。</p>	<p>对托盘结构来说，裂缝观测指标的限值建议小于 0.05mm。</p> <p>参考我国现行《混凝土结构设计规范》（GB50010-2010）规定，对使用中允许出现裂缝的钢筋混凝土构件应验算裂缝宽度。计算所得的最大裂缝宽度对处在室内正常环境的一般构件不应超过 0.3mm，对处于年平均相对湿度小于 60%地区，其最大裂缝宽度不应超过 0.4mm。</p>



24 3484 01

第 2 章 移位结构监测系统设计

速度/ 加速度	(4) (5)	③ ④ ⑤	○	<p>对移位结构整体进行加速度（速度）监测，可以在每层或关键层（首层、转换层、顶层等）布设 1-2 个加速度传感器。</p> <p>对文物或古建筑的移位过程需要对其速度进行监测（古建筑防工业振动技术规范要求），可以采用实时机动监测。</p> <p>对移位结构整体和极其薄弱或需要保护的构件需监测其加速度，可以挑选结构中有代表性的薄弱构件布设加速度计。</p>	<p>参考建筑物的设计基本地震加速度值，移位过程结构加速度监测预警值为 0.1g，结构损伤程度为刚度下降 10%。</p> <p>对于文物或者需要保护的结构按照规范根据保护等级进行限制选取。</p>
其它 环境 监测 参数	(5)	① ② ③ ④ ⑤ ⑥	○	<p>对于木结构，有温度湿度监测要求，温度湿度应布置在结构内变化大且能反应整个结构变化规律的测点。</p> <p>对于台风带、地震带周围的工程，还应在周边布设风力监测、动力响应监测系统。</p>	<p>根据计算和分析环境荷载对移位结构的影响程度后，选取限值。</p>
<p>注 1：(1) 移位结构整体姿态监测，(2) 移位结构关键构件监测，(3) 移位结构特殊构件监测，(4) 移位结构动力水平监测，(5) 移位结构环境荷载监测。</p> <p>注 2：① 功能检测与加固阶段，② 地基处理阶段，③ 切割托换阶段，④ 动力牵引阶段，⑤ 就位连接，⑥ 移位完成稳定阶段。</p> <p>注 3：★ 应监测，▲ 宜监测，○ 可监测。</p>					

在确定监测参数后，需要根据工程实际情况进行合理布点和优化布设，根据工程实践并结合规范对测点布置给出以下建议：

(1) 由于移位工程面对的不确定性因素更多、风险更大，很难避免有传感器失失效的情况发生。因此，测点数量和布置范围应有冗余量，当某一传感器出现故障或者失效时，我们同样可以通过其它传感器获得该区域的结构状态。此外，在重要部位宜增加测点；

(2) 测点数量也不应有过度的冗余。可以通过事先的有限元模拟优化传感器布设方案。必要时可以通过结构的对称性等特点减少测点数量；

(3) 对于移位结构，各阶段施工较为工序较为复杂。监测设备应在不妨碍



结构施工和正常使用的前提下，选择方便安装、维护和更换的位置。在符合监测要求的基础上，可以选择信号传输距离短的点位。

(4) 环境要素监测需覆盖从移位工程开始到建筑整体就位后的移位全过程中，对结构所处的场地风速（若项目位于台风多发区则重点监测）、场地的地震动和环境温度进行监测。对结构所处的风场环境进行监测，可采用三维超声风向风速仪，布置在结构迎风面的最高点处；为了解主体结构、墙体及屋面所受到的风荷载作用，可在相关测点处布置风荷载压力传感器。在不受施工干扰的测点处设置三向加速度计以观测可能发生的场地地震动。设置不少于 4 个温度测区（阳面、阴面等温度差异较大的区域），对结构所处环境温度变化进行监测。

(5) 对于移位路径复杂的结构需进行结构水平位移监测，建议设置在结构顶部的角点处，至少布置 4 个测点。可以采用北斗卫星定位系统（兼容其他 GNSS 系统）监测方法（基本原理是：在变形点附近固定一个稳定性高的北斗基准点，同时采集基准站与监测点上的卫星测距信号，采用相对定位原理，计算出监测点相对于参考站点的相对位移变化情况以达到观察监测点有效位移变化量的目的），北斗后处理长期监测坐标序列可有效反馈真实缓慢形变过程，解算精度可达到 2-4mm。

(6) 在移位过程中，对上部承重构件和结构关键构件等重点部位进行结构构件应力应变监测，如荷载较大的框架柱、刚度差异显著的部位、或沉降差异显著的构件。对于既有构件可以采用表面式应变计，对于新浇筑的构件应采用内置式应变计，保障存活率达到 95%以上。

(7) 对于体量大、刚度不均匀的移位结构需要在移位全过程中实时监测结构整体倾斜。对于一般性结构测点可以布置在结构四周角点及中庭四角点处。

(8) 对于移位控制点多的项目，需要在移位全过程中实时监测结构的局部沉降差异，测点位置建议布置在结构承重的框架柱下或顶升点位置处。

(9) 移位全过程都需要对托换梁体系应力应变进行监测，测点布置位置应根据计算模拟结果布置在应变增量显著的位置，及时获得托换梁体系的状态，宜采用内置式应变计，保障存活率达到 95%以上。

(10) 移位过程中结构处于运动状态中且不稳定，另有可能受到风荷载、地震等动力荷载的作用，需要结构的动力响应进行监测以获得结构的动力特征，评估移位工况、环境荷载对结构的影响。采用三向加速度传感器布置在结构不同楼层处，楼面至少布置 3 个加速度计以获得该楼层水平向及扭转的动力响应，布置方式应能获得结构累计振型参与系数 95%的振型。

(11) 建议对上部承重构件、结构关键构件和托换梁体系上出现的裂缝进行实时监测，以观测裂缝发展趋势。



(12) 根据移位工程实际情况可以对非结构构件关键部位进行监测。例如，玻璃幕墙、采光屋面等次结构对变形敏感，需要在次结构与主体结构连接部位、变形较大部位等位置布置位移或应变传感器，及时评估次结构的安全状况，具体的测点布置位置根据结构状况设定，传感器的参数要求可参考项目中的同类传感器。对于大跨度的钢结构采光屋面可布置加速度计，获得次结构的动力响应数据，测点数量应可以获得结构累计振型参与系数 95%的振型。

(13) 建议在结构整体或关键局部位位置布置摄像头进行实时记录，并结合人工巡检、维护及时了解实际工作情况，并与检测和监测数据进行交叉比较。

(14) 建议在移位过程中进行不定期巡检。在结构体系转换的关键时间节点，及时了解结构、非结构构件的整体姿态和局部相对变形的情况，对结构重要构件、次结构的关键节点进行状态巡检，结合无人机、数字模型等技术建立参照模型，用于及时了解移位过程中的结构状态。基于巡检手段，建立关键时间节点的参考数据，并与监测数据进行交叉验证，用于结构安全评估。

最后，在采样频率方面，由于功能检测与加固以及后续的下滑道上托盘施作及地基处理等工作主要集中在结构的外部或基础部分，对主体结构稳定性和安全性并无太大影响。因此，在这两个阶段可以适当降低监测数据采样频率（这一阶段建议静态数据建议不少于 1 次/小时）。然而，在上部结构托换、动力牵引移位和就位连接阶段，主体结构将面临移位的核心过程，而这些阶段可能存在潜在的风险。在这些阶段，必须密切监测结构的变化，确保移位过程的稳定性和安全性（这一阶段建议静态数据建议不少于 5 次/分钟）。

2.3.2 监测设备选型建议

监测硬件应包括传感器、数据采集设备和数据传输设备。传感器能将感知到的被测物理量以电信号或其它形式的信号输出^[128]。总体而言，移位工程监测的传感器选型与一般结构健康监测中的传感器选项方法大致相同，具体根据工程实际在量程、分辨力和精度等方面有更高的要求。首先，应符合现行国家标准《建筑与桥梁结构监测技术规范》GB50982 规定^[129]，并满足监测量程、分辨力、灵敏度、迟滞、重复性、漂移、供电方式和使用寿命等要求。数字信号传感器应提供完整的通讯协议，模拟信号传感器应配套对应的采集设备。常见传感器及参数性能如下：

表 2.3 移位结构施工过程中常见传感器及参数性能

	监测传感器类型	参数性能
结构	应变传感器	电阻式、振弦式或光纤光栅应变计： 量程不应小于±1500με；



24 3484 01

第2章 移位结构监测系统设计

响 应 类		分辨力不应大于 $1\mu\epsilon$ 。
	位移传感器	静力水准仪、拉线位移计： 量程应大于被测量预计变化范围的 2 倍； 分辨力不应大于 0.01mm。 全球导航卫星系统（GNSS）： 符合现行国家标准《低轨星载 GNSS 测量型接收机通用规范》GB/T 39410 的有关规定。 振弦式裂缝计、电阻式裂缝计、长标距光纤式裂缝传感器： 量程应大于裂缝宽度的 5 倍； 分辨力不应大于 0.01mm。
	倾角传感器	微机电系统（MEMS）倾角计： 量程宜为 $\pm 15^\circ$ ； 分辨力不应大于 0.001° 。
	速度传感器	磁电式速度传感器： 量程应大于计算分析振动响应最大值的 1.2 倍； 频响范围应为 0Hz~100Hz。
	加速度传感器	磁电式加速度传感器： 量程应大于计算分析振动响应最大值的 1.2 倍，且不宜小于 $\pm 1g$ ； 频响范围应为 0Hz~100Hz。
	力传感器	根据移位过程实际需求选型。
环 境 和 荷 载 监 测 类	温度传感器	电阻温度检测器、数字温度计和模拟温度计等： 精度不宜大于 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ ； 温度范围 $-40^\circ\text{C}\sim+120^\circ\text{C}$ 。
	湿度传感器	电容式 MEMS 湿度传感器等： 精度不宜大于 $\pm 5\% \text{RH}$ ； 湿度范围 20%~80%。
	风速和风向传感器	超声波风速风向仪、机械式风速风向仪： 风速量程应大于安装高度处设计风速的 1.2 倍，风向量程应为 $0\sim 359^\circ$ 。
	风压传感器	陶瓷型或扩散硅型微压差传感器： 量程宜大于 $\pm 1000\text{Pa}$
	地震动传感器	同加速度传感器标准即可
	传声器、摄像头	根据移位过程实际需求选型。

除此之外，在通常情况下，所有传感器工作环境应满足工作温度范围（ $-20^\circ\text{C}\sim+60^\circ\text{C}$ ）、湿度范围（ $\leq 90\% \text{RH}$ ）和大气压力范围（ $86\text{kPa}\sim 106\text{kPa}$ ）等。数据采集设备和数据传输设备选型及移位施工过程中各参数监测频率应符合《结构监测及评估技术标准》中的规定。

2.3.3 监测数据的处理原则

根据移位工程实践并结合规范对监测数据分析过程给出以下建议：

- （1）监测数据应保留未经处理分析过的原始数据。



(2) 监测数据分析模块与数据采集服务器进行通信,接收远程的采集数据,首先需要保留全部原始数据,并宜具备自动计算监测参数平均值、最大值、最小值、均方根值、标准差、幅值等功能;

(3) 监测数据分析模块应具有预处理功能,对所采集的数据进行预处理(包括滤波、提取、挖掘、通道间的数据耦合、转换)筛选和剔除由于监测系统故障引起的异常数;

(4) 监测数据分析可包括统计分析、相关性分析和拟合分析等,可采用趋势性分析、对比性分析、机器学习等方法,数据分析结果可用于结构状态评估;

(5) 通过监测结构在移位过程中不同工况、移位阶段和环境作用激励的静态响应和动态响应,对结构的移位全过程进行监控和预警。

(6) 通过监测移位阶段结构的关键部位、关键构件的应力和结构整体姿态和局部不均匀沉降,实现对重要监测数据的多级报警。

(7) 结构的整体姿态、局部沉降和形变数据应设定观测时间点,保留初始监测值作为基准数据,并与移位前结构安全检测的相关数据建立关联,在监测阶段,关注监测数据相对于初始观测值的增量变化。

(8) 在移位过程中几次结构体系转换的关键时间点,设定若干参考时间点,建立相应状态的观测数据参考基准值,并在后续阶段中进行相对不同参考时间点的增量变化分析。

(9) 结构移位到位后设定相应的时间点,保留该状态的监测参考值,与移位后结构安全检测的相关数据进行比较分析,同时也作为基准数据与后续的结构整体姿态、局部沉降及形变数据进行比较分析。

(10) 监测数据相关分析宜包括位移与温度、应力与温度、应力与位移等参数的相关性分析和拟合分析,其中,拟合分析可采用多项式插值、样条插值、最小二乘法等方法。

2.3.4 移位施工全过程数字化建议

随着信息技术的发展,无论是在传感端、数据传输过程、人机交互端都不断有新的硬件、软件、方法提出。这一部分,根据我们在实际工程中的应用给出移位施工全过程数字化的建议。

在传感端,可以采用新式传感器。例如,用 RFID 射频识别(RFID, radio frequency identification)射频识别技术,它通过射频信号自动识别目标对象并获取相关数据,识别过程无须人工干预,可以做到非接触式的自动识别的同时有抵御环境干扰的能力。再例如,无线传感器网络(WSN, wireless sensor network)通过集分布式信息采集、信息传输和信息处理技术于一体,的网络信息系统,用低成

本、更加灵活的方式实现对结构的监测。

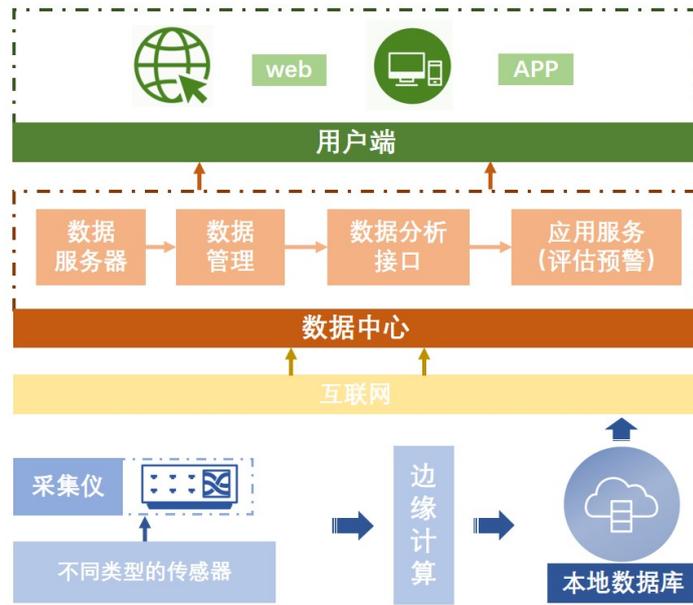


图 2.6 数字化建筑移位监测系统构架

在传感器收集到数据后，我们可以布设边缘计算机，通过丰富的边缘计算算法处理数据。利用分布式计算和边缘计算技术，实现对大规模数据的高效处理和实时响应，提高数据处理的速度和效率。在边缘计算部分引入人工智能和机器学习技术，实现对监测数据的自动化决策和优化。例如，在利用计算机视觉的方法进行结构位移（及速度、加速度）监测时，由工业相机拍摄得到的待监测建筑物在变形过程中的图像数据通过边缘计算机，进行均衡化，高斯滤波等预处理，再经过立体校正、特征提取与匹配等方式获取结构上关键特征点在图像组中的像素坐标值，最后利用仿射变换将二维像素坐标转换为真实三维变形，得到待监测建筑物的关键点的变形历程。

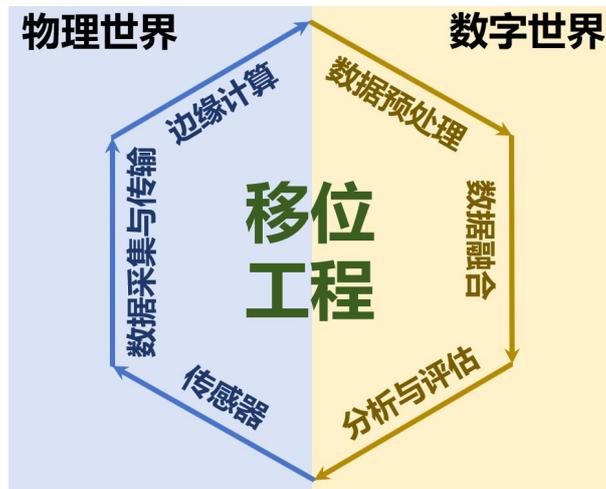


图 2.7 建筑移位数字化管理

当数据通过互联网传入云端后，我们可以对数据进行更进一步的分析和处



理。例如，针对移位结构监测系统可以建立基于数-物可重构模型的安全评估模块：集成人工智能和机器学习等技术，将建筑移位过程中获取的监测/检测数据、算法和决策分析结合在一起，建立建筑的虚拟映射，在问题发生之前先发现问题，监控建筑在虚拟模型中的变化，诊断基于人工智能的多维数据复杂处理与异常分析，并预测结构状态和潜在风险，合理有效地规划或对相关设备进行维护。

最后，基于物联网的移位结构监测平台需要设计监测数据的可视化界面，便于用户直观了解结构状态，并设置相应的报警机制，及时显示响应异常情况。充分考虑用户的实际需求和应用场景，设计符合用户习惯和操作便捷的监测系统界面和功能。最后需要综合考虑监测系统的建设、维护和运营成本，确保系统具备合理的投入产出比^[130]。

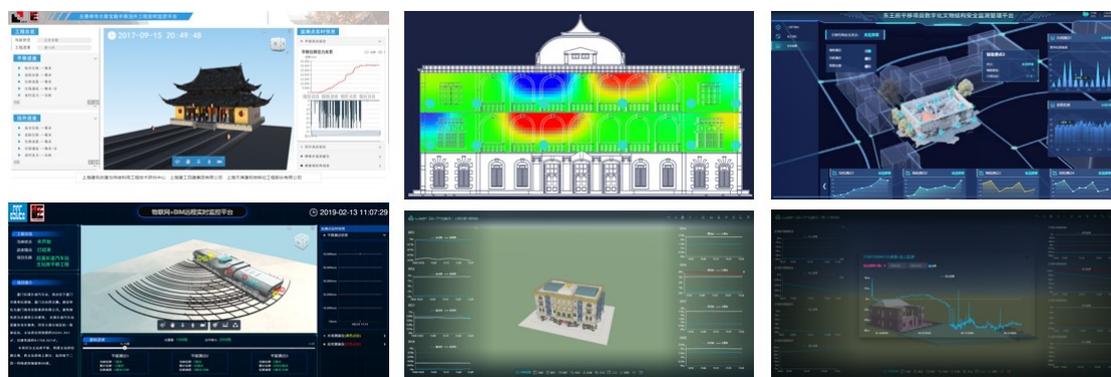


图 2.8 一些数字化监测展示平台案例

通过以上各关键组成部分的构建和整合，可以建立一个功能完备、高效可靠的移位工程平台物联网平台，实现对移位结构的全面监测、实时管理和智能决策。

2.4 工程实例

2.4.1 华东医院顶升项目监测

华东医院原名宏恩医院 (Country Hospital)，设计于 1923 年底，是上海市第一批优秀历史建筑^[131]。华东医院南楼占地面积约 2300 平方米，总建筑面积约 10700 平方米，为六层现浇钢筋混凝土结构，包括六层建筑和局部一层地下室，东西向长约 80.01 米，南北向长约 44.95 米，建筑高度 29.45 米，建筑的平面图及侧面图如图所示。



24 3484 01

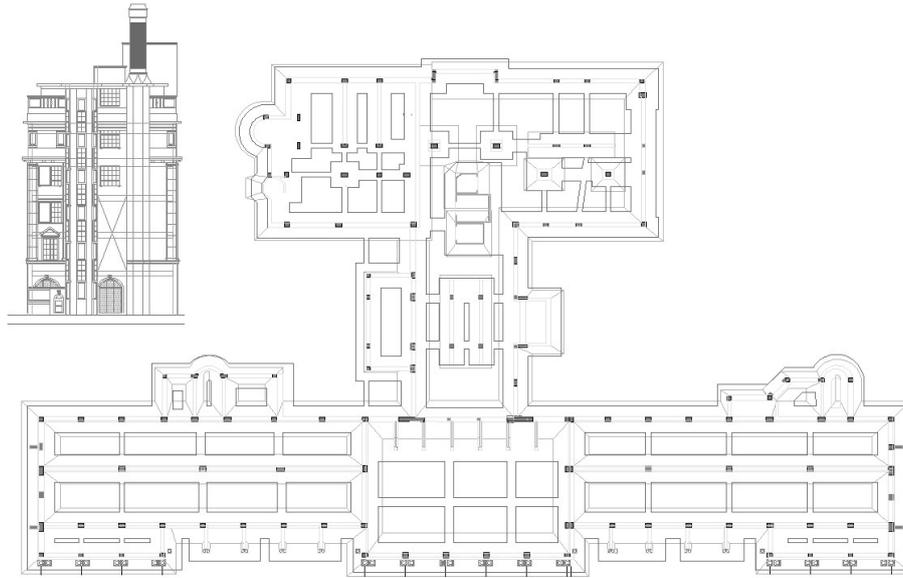


图 2.9 华东医院南楼建筑平面图及立面图

华东医院南楼在长期的使用过程中，出现了约 1.0 米的较大沉降。这种情况给医院的使用带来了极大的不便。根据市政府有关部门和医院提出的功能要求，南楼作为具有特殊功能的文物建筑，需要在最大程度上保护和恢复其原貌的同时，提高其在地震作用下的结构安全性和防洪能力。因此，有必要将南楼进行整体顶升，并增加隔振支撑。



图 2.10 华东医院南楼原貌



2.11 华东医院南楼顶升过程

华东医院顶升项目重难点如下：

(1) 经过多次装修改造，建筑现状与初建时期有了较大变化；长期的使用过程中，建筑物产生了较大的下沉，下沉约 1.0 米左右；

(2) 建筑平面布局发生较大调整，为了使用功能需要，调整了部分隔墙；建筑结构发生一定调整，增设电梯井、部分设备管道井及相应的混凝土梁若干；

(3) 南侧主楼部分房屋最大相对高差 119 毫米，略呈南高北低的规律。北侧副楼最大相对高差 98 毫米，略呈北高南低的规律；目前南侧主楼部分略向北



侧倾斜，北侧副楼略向南侧倾斜；

(4) 对结构整体进行托换顶升，将南楼整体抬升 1.2 米；南楼总重约 25000 吨，后续增加结构托盘梁 1900 吨、钢结构加固 155 吨，累计顶升重量约 27055 吨。采用 200 吨千斤顶 242×2 台，300 吨千斤顶 32×2 台；

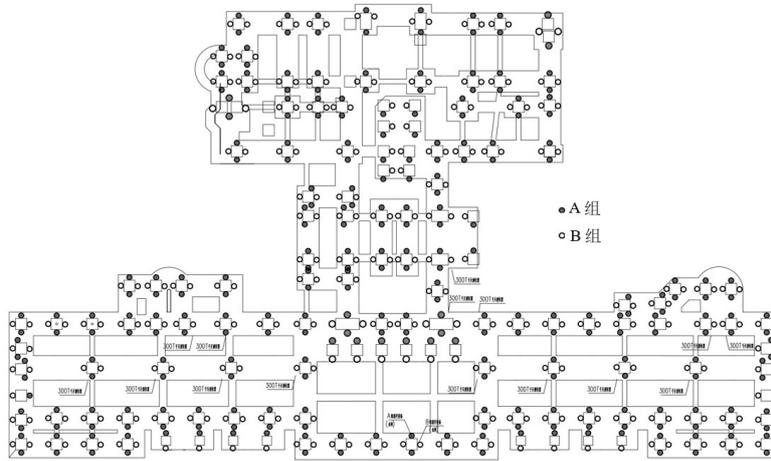


图 2.12 千斤顶控制点位

(5) 顶升工程的控制重点：占地面积大，顶升重量大；平面工字形，刚度差异较大；重点保护部位多且要求严格；

(6) 结构平面凹凸不规则，平面刚度差异较大，在建筑顶升改造阶段需注意控制倾斜及不均匀沉降。

表 2.4 华东医院顶升过程风险及对应监测对象

风险对象	监测阶段	重要程度	具体风险描述
移位结构整体姿态	①②③④⑤⑥	★	结构在顶升过程中主要面临起止加速度作用、千斤顶顶升不同步及顶升点失效等不利工况。在不利工况下整体结构易产生不均匀沉降变形，导致整体姿态进一步倾斜，故需对结构整体姿态进行监测。
移位结构关键构件	③④⑤	★	托换梁系统直接承担顶升过程中的竖向力，顶升不同步时将产生附加内力和变形，使上部结构产生差异沉降和变形，影响上部结构安全。对于本工程来说，监测托换结构十分重要。此外，对于上部结构也需要选取典型梁段裂缝、支柱结构裂缝、承重结构裂缝等进行监测。
移位结构特殊构件	④	▲	本项目为上海市第一批优秀历史建筑，历史意义重大，因此保护结构本事是这类历史建筑移位工



24 3484 01

第 2 章 移位结构监测系统设计

			程的初衷。因此，对大厅墙面裂缝、外立面裂缝、门窗典型裂缝等展开监测。
移位结构动力水平	④⑤	○	在结构顶升启动、顶升结束以及顶升过程中都可能产生较大的动力响应，对结构有一定风险。
移位结构环境荷载	③④⑤	○	在施工期间，无台风等恶劣气候影响，顾此项在监测期间未考虑。
注 1：①功能检测与加固阶段，②地基处理阶段，③切割托换阶段，④动力牵引阶段，⑤就位连接，⑥移位完成稳定阶段。			
注 2：★非常重要，▲比较重要，○一般重要。			

在移位前结构检测后，确定对于结构整体姿态监测包括以下几个方面：

- (1) 对建筑物四个角点处进行东西向和南北向两个方向的水平位移监测；
- (2) 选取建筑物拐角处等关键位置进行倾斜监测，倾斜分为东西向和南北向两个方向；
- (3) 选取结构四周的柱等承重结构安装传沉降传感器，共布置两个监测环路，监测整个建筑物的沉降变形规律；
- (4) 在托换梁结构拐角、顶升点、纵横交叉等位置布置拉线位移计测点，监测托换梁的顶升状态；
- (5) 在上托盘梁安装竖向加速度传感器及三向加速度传感器，监测竖向及水平方向加速度。

对于结构薄弱部位进行监测，主要包括以下几个方面：

- (1) 一层大厅墙面裂缝、一层大厅拱券及支柱结构裂缝、上部转换结构裂缝、承重结构裂缝、外立面裂缝、门窗典型裂缝等；
- (2) 采用千斤顶进行顶升的过程中需对托换结构进行重点监测，选取托换梁结构拐角、纵横交叉及跨中应力较大位置布置应力及应变测点；
- (3) 选取托换梁典型梁段，对托换梁典型梁段的顶升状态、倾斜及沉降等进行监测，并与千斤顶的行程进行校核。

表 2.5 华东医院顶升过程监测测点位置及数量

监测内容	测点布置位置	测点数量
建筑物竖向位移	托盘梁跨中	30
水平位移	建筑顶层角点	4
倾斜	建筑物五层室内墙面或柱面上	11
沉降	三层室内同一个水平面上（27 个）、托盘梁（8 个）	35
裂缝	墙、梁、门窗的典型裂缝处	16



第 2 章 移位结构监测系统设计

应变	选取跨中及梁端应变较大位置布置测点,并在典型梁段进行加密。钢筋应变计共计 15 个,混凝土应变计共计 15 个	30
加速度	在上托盘梁副楼和主楼分别安装加速度传感器,监测建筑物的加速度变化	4

托盘梁竖向位移可直观反映千斤顶顶升行程以及上托盘梁的不均匀顶升状态。在托换梁结构拐角、顶升点、纵横交叉及跨中等变形较大位置布置竖向位移测点 30 个。竖向位移传感器采用拉线式位移计 (型号为: 米朗 MPS-M-1500M-RS485, 量程 1.5 米), 固定于下托盘梁, 测量上托盘梁测点处的竖向位移。

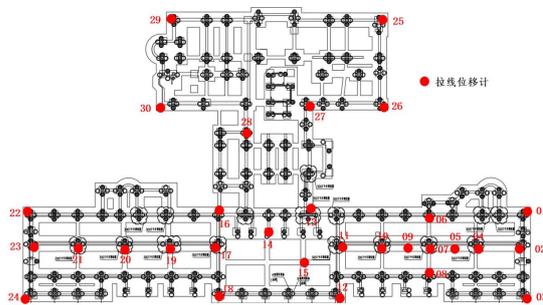


图 2.13 华东医院顶升过程竖向位移测点

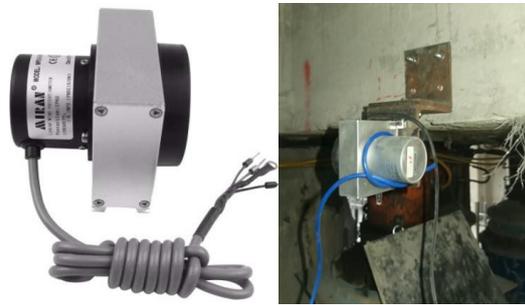


图 2.14 拉线位移计选型及现场图

水平位移监测可以直观反映出顶升过程中建筑物在水平方向的偏移。采用北斗千寻水平位移传感器对建筑物的四个角点位置进行水平位移监测, 每个测点水平位移包括东西方向水平位移与南北方向水平位移, 共计 8 个方向的水平位移。



图 2.15 华东医院顶升过程水平位移测点



图 2.16 水平位移测点现场图

建筑物倾斜可以直观反映出建筑物在顶升过程中的整体姿态, 因此在建筑物拐角处等关键位置进行倾斜监测。倾斜分为东西向和南北向两个方向, 倾斜传感器采用筑邦测控的 ZBM 工程倾斜传感器。部分传感器安装于第五层室内墙面或柱面上, 共计 11 个测点, 监测 22 个方向的倾斜。

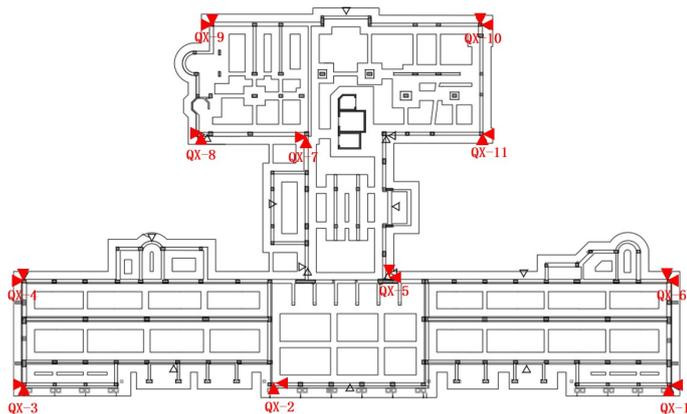


图 2.17 华东医院顶升过程倾斜测点



图 2.18 倾斜测点现场图

在上托盘梁的典型梁段端部位置双向倾斜传感器进行监测，传感器安装于典型梁段端部，选取墙面平整、适宜布线及安装位置，用于分析托盘梁梁端不均匀顶升与托盘梁局部倾斜的关系。上托盘梁共计布置 3 个倾斜传感器，监测 6 个方向的倾斜。

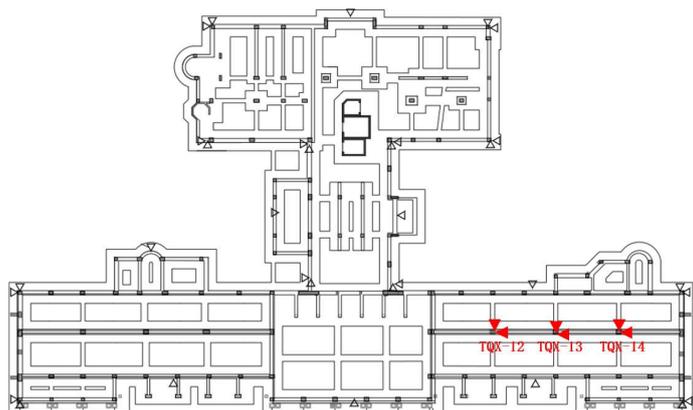


图 2.19 华东医院顶升过程托盘梁倾斜测点



图 2.20 托盘梁倾斜测点现场图

在建筑物三层的四周边线及角点处的柱等承重结构安装静力水准传感器。静力水准传感器布设于三层室内同一个水平面上，共布置两个监测环路，每个回路包括一个基准点及数个相对沉降监测点，在监测过程中测量各点与基准点之间的高程差，得出待测点在某一个时间段内的相对沉降值以及整个建筑物的沉降变形规律。基准点与普通待测点在图中分别用蓝色与红色表示，监测环路如图红色虚线所示，三层共计设置 27 个沉降监测点，其中 CJ-3 和 CJ-27 分别为两个环路的基准点。

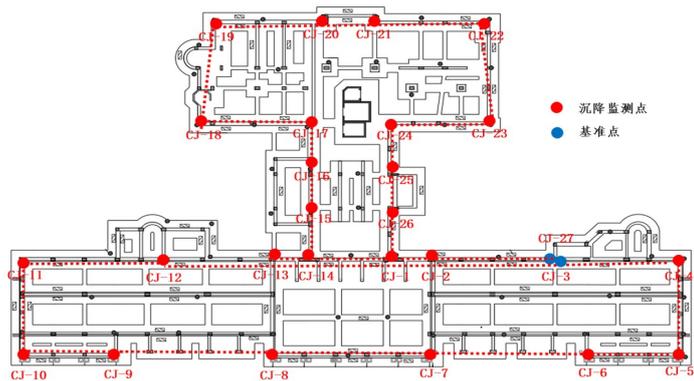


图 2.21 华东医院顶升过程沉降测点



图 2.22 沉降测点现场图

为了对上托盘梁典型梁段的不均匀沉降进行分析，将部分沉降传感器安装于上托盘梁典型梁段上，对上托盘梁的不均匀沉降等进行监测，并与千斤顶的行程进行校核，传感器编号 B01-B08。拟选取典型梁段位置如图所示，该梁段跨度较大，且采用 300T 大量程千斤顶进行顶升。

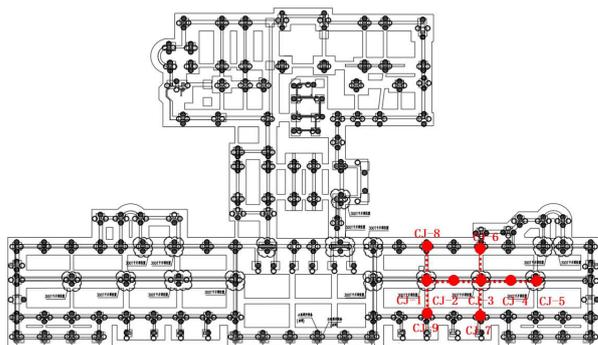


图 2.23 华东医院顶升过程上托盘梁沉降测点



图 2.24 托盘梁沉降测点现场图

在结构顶升过程中，结构薄弱部位易产生裂缝，需要对结构重点部位的裂缝进行监测。包括一层墙面裂缝、一层拱券及支柱结构裂缝、上部转换结构裂缝、承重结构裂缝、外立面裂缝、门窗典型裂缝等。裂缝传感器共计 20 个，安装 16 个，预留 4 个裂缝传感器以备建筑物新产生的裂缝。已安装传感器编号 LF-01 至 LF-16，裂缝传感器采用筑邦测控生产的 ZBM 工程裂缝传感器，传感器安装在裂缝的两侧，垂直于裂缝方向并固定在坚实结构上。



第 2 章 移位结构监测系统设计



图 2.25 华东医院顶升过程裂缝测点



图 2.26 裂缝测点现场图

为了防止建筑物在顶升启动、顶升结束以及顶升过程中由于加速度过大而破坏，在上托盘梁副楼和主楼分别安装加速度传感器，监测建筑物的加速度变化。其中竖向加速度传感器共计 3 个，编号 01-03，监测托盘梁竖向加速度。在上托盘梁中部安装一个三向加速度传感器，监测水平方向及竖向加速度，编号 04-06，04 位南北向加速度，05 为东西向加速度，06 为竖向加速度。加速度传感器采用东华测试生产的单向加速度传感器，加速度传感器如图 2.28 所示。

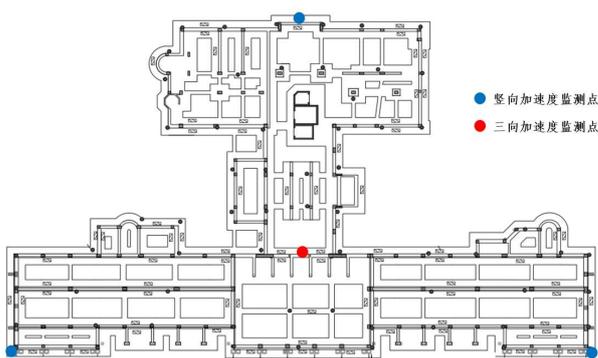


图 2.27 华东医院顶升过程加速度测点



图 2.28 加速度计

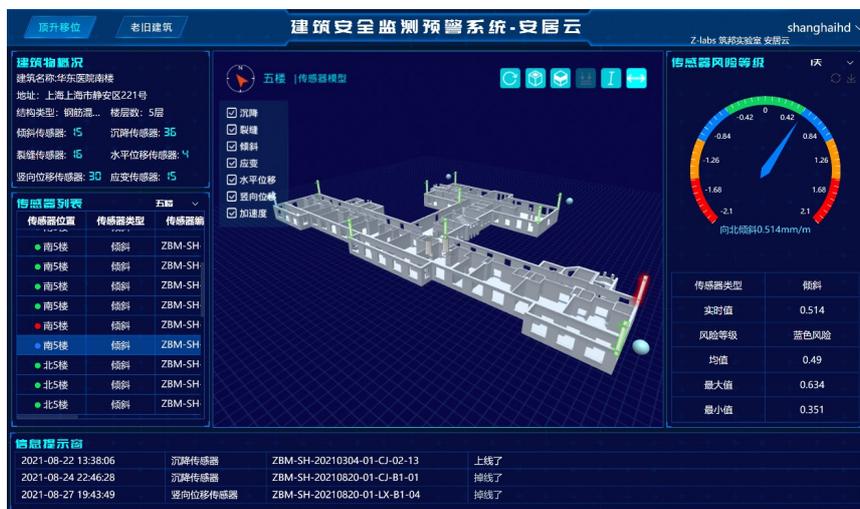


图 2.29 华东医院南楼顶升监测系统展示界面



对顶升全过程建立监测系统，可对建筑模型及传感器安装信息、传感器监测数据等进行展示，并可根据监测数据对建筑安全性能等进行评估，发现异常情况及时发出警报。根据本章前文移位结构施工过程中监测参数限值得到红色风险的阈值，再每一项乘以安全系数得到各项监测数据的预警等级如下：

表 2.6 华东医院南楼顶升过程中各指标预警等级

监测指标	正常	蓝色风险	橙色风险	红色风险
沉降	0-5mm	5-10mm	10-15mm	>15mm
倾斜	0-0.5mm/m	0.5-0.75mm/m	0.75-1.0mm/m	>1.0mm/m
裂缝	0-0.1mm	0.1-0.15mm	0.15-0.2mm	>0.2mm
水平位移	0-3mm	3-5mm	5-8mm	>8mm
竖向位移	0-3mm	3-5mm	5-8mm	>8mm
应变	0-100 $\mu\epsilon$	100-200 $\mu\epsilon$	200-300 $\mu\epsilon$	>300 $\mu\epsilon$
加速度	0-0.2 m/s ²	0.2-0.4 m/s ²	0.4-0.5 m/s ²	>0.5 m/s ²

2.4.2 西安某博物馆某展室功能提升项目监测



图 2.30 保护前石碑情况



图 2.31 功能提升施工

西安碑林始建于公元 1087 年，是中国最古老的古代碑石收藏地之一，共收藏了一千多块从汉代到清代的碑石和墓志。其中，第一展室陈列着《开成石经》，包括《周易》、《尚书》、《诗经》等 12 部经书，共计 60 多万字，合称《十三经》。在民国时期，博物馆进行了大规模整修，至今保留着当时的建筑风格和结构特点。但西安位于东经 108.95°，北纬 34.27°，是世界上最大的两个地震带（地中海喜马拉雅山地震带和环太平洋地震带）之间，同时也在秦岭地震带的边缘上，这对文物保护是一个不利因素^[132,133]。为更好的保护西安碑林博物馆的文物，探索馆珍贵文物防震能力提升长效机制路径，对第一展室进行功能提升并作



为示范工程。

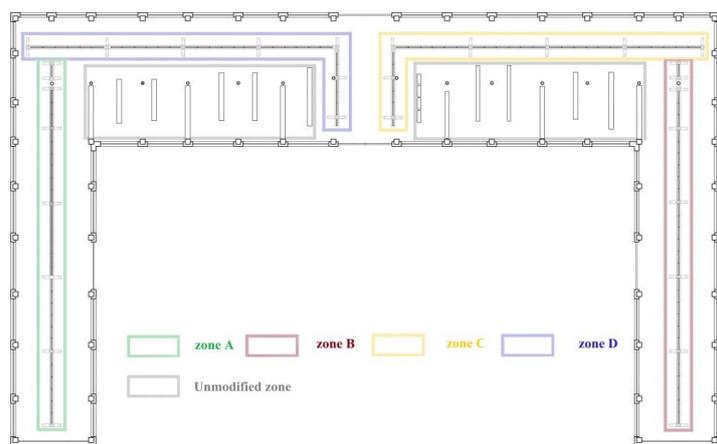


图 2.32 博物馆第一展室平面图

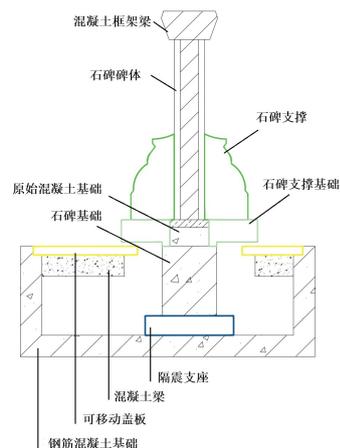


图 2.33 石碑剖面图

经过功能升级的展厅呈现出字母“n”的形状，并被人为分为四个区域：A 区、B 区、C 区和 D 区。具体地，C 区和 D 区各有一组“L”形的联排石碑，而 A 区和 B 区则包括一组南北方向的联排石碑以及一座短石碑。每组联排石碑都包括原始碑体、两个混凝土支撑以及即将安装的新隔振基础部分。具体来说，碑体包括石碑碑面、混凝土框架、碑的原始混凝土基础。支撑主要由上部支撑和其基础组成。新的减震基础主要包括两个钢筋混凝土基础、位于它们之间的减震支座，以及带有可移动盖板的混凝土梁。

本工程的首要任务是保护石碑文物。在施工前，对场地和石碑等进行成品保护，并对施工人员进行详细交底，确保施工顺利进行。本工程风险主要来源于施工空间狭小，施工难度高；石碑基础施工年代较为久远，虽然存有施工图纸，但地下情况复杂，未知因素较多；施工难度大、需要对移位对象进行原位置换。

表 2.7 西安某博物馆某展室功能提升过程风险及对应监测对象

风险对象	监测阶段	重要程度	具体风险描述
移位结构整体姿态	①②③④⑤⑥	★	石碑在顶升过程中主要面临起止加速度作用、千斤顶顶升不同步及顶升点失效等不利工况。在不利工况下整体结构易产生不均匀沉降变形，导致整体姿态进一步倾斜，故需对石碑整体姿态进行监测。
移位结构关键构件	③④⑤	○	托换梁系统直接承担顶升过程中的竖向力，顶升不同步时将产生附加内力和变形，使上部结构产生差异沉降和变形，影响上部结构安全。但本工程体量相对较小，传力模式也较为简单，故直接对石



24 3484 01

第 2 章 移位结构监测系统设计

			碑的不均匀沉降进行监测也可满足要求。
移位结构 特殊构件	③④	▲	本项目为重点文物保护单位，历史意义重大，因此保护结构本事是这类历史建筑移位工程的初衷。因此，选择若干石碑表面典型裂缝等展开监测。
移位结构 动力水平	④⑤	★	在结构切割、顶升启动、顶升结束以及顶升过程中都可能产生较大的动力响应，对结构有一定风险。对石碑动力水平进行实时机动监测。
移位结构 环境荷载	③④⑤	▲	在施工期间，主要考虑环境加速度对石碑的影响，实时机动对环境荷载进行监测。
注 1：①功能检测与加固阶段，②地基处理阶段，③切割托换阶段，④动力牵引阶段，⑤就位连接，⑥移位完成稳定阶段。			
注 2：★非常重要，▲比较重要，○一般重要。			

表 2.8 西安某博物馆某展室功能提升项目监测测点位置及数量

监测内容	测点布置位置	测点数量			
		A 区	B 区	C 区	D 区
结构不均匀沉降	每个区域石碑顶部均匀布置	7	6	7	7
结构倾斜	每个区域石碑顶部均匀布置	7	6	4	3
裂缝	挑选典型石碑进行裂缝监测	2	2	1	4
加速度	实时机动监测				

石碑在整体临时防护下，控制其竖向位移（指石碑的沉降和不均匀沉降）、倾斜（为防止石碑的倾覆风险）和裂缝（为防止石碑表面裂缝有的风险）。此外，为防止工业振源所引起的地面振动对古建筑及文物产生影响，我国制定有《古建筑防工业振动技术规范》^[134]。参考规范，在部分产生较大振动的施工环节，如基础切割和剔凿的过程，需要监测石碑的加速度和速度等指标。具体地，在参考规范以及经过专家讨论之后确定监测重点指标：

表 2.9 西安某博物馆某展室功能提升过程各监测项目预警值与报警值

项目	预警值	报警值	备注
倾斜	0.02°	0.05°	0.28° ≈ 0.005
沉降	0.1mm/d	0.2mm/d	每天的差异
不均匀沉降	0.2mm	0.4mm	相邻测点
裂缝	0.2mm	0.5mm	位置现场确认
加速度	0.02g	0.05g	以石碑底部数据作参考，石碑顶部数据作预警

我们将监测系统组织成五个模块：位移监测、倾斜监测、加速度监测、裂缝监测和数据采集与云平台。



第 2 章 移位结构监测系统设计

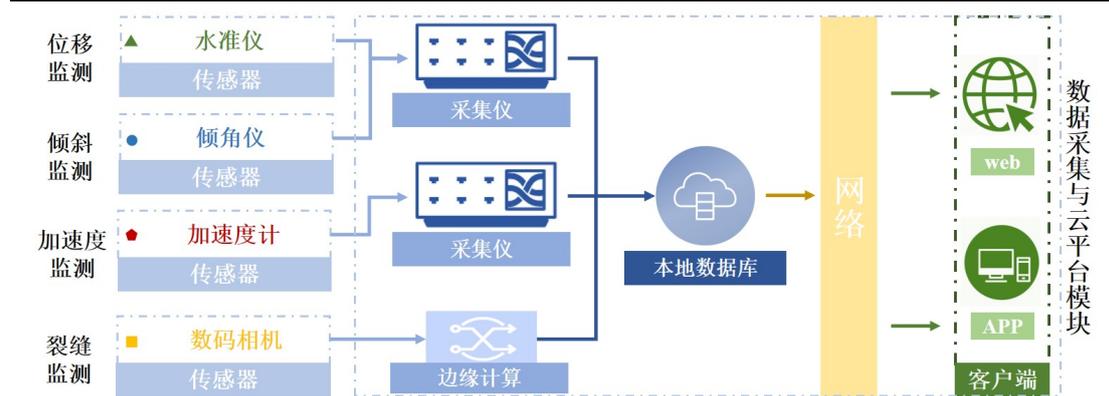


图 2.34 西安某博物馆某展室功能提升项目监测物联网构架

施工区域分为 A、B、C、D 四个区域，传感器命名以“‘传感器类型’ - ‘布置区域’ - ‘编号’”的方式命名传感器。其中，“SZ”代表水准仪；“QX”代表倾斜位移计（倾角仪）；“LF”代表石碑表面裂缝的监测点位；“C”代表 C 施工区域，对应东正室；D 代表 D 施工区域，对应西正室“ A”代表 A 施工区域，对应西侧室；B 代表 B 施工区域，对应东侧室。例如，“SZ-D-02”代表西正室布置的第二个水准仪。

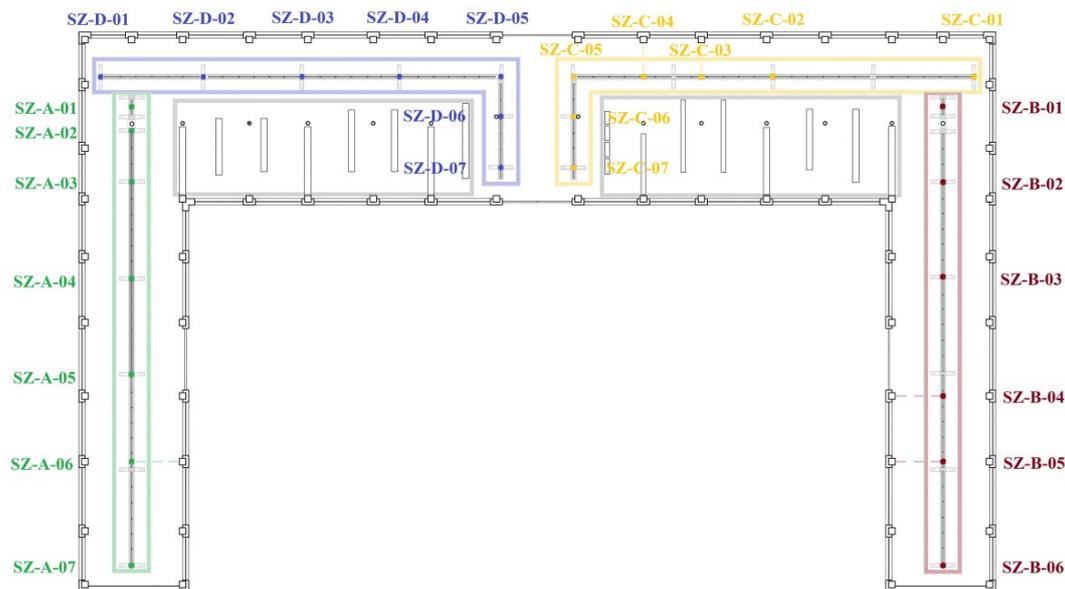


图 2.35 监测水准仪布置图



第2章 移位结构监测系统设计

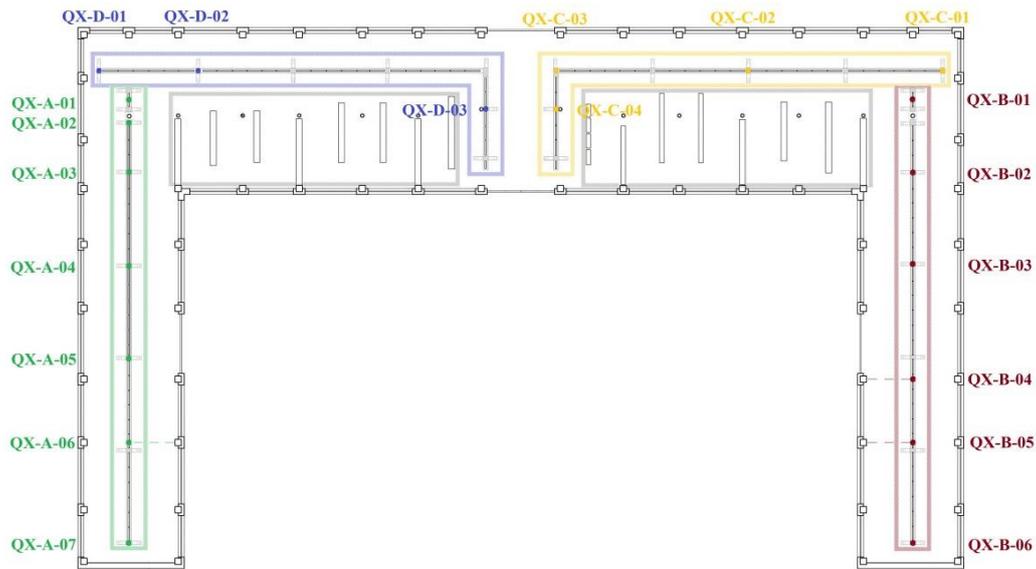


图 2.36 监测倾角仪布置图

倾斜监测部分，选用无线低功耗高精度倾角仪，在部分点位又选择了有线倾角仪作为补充。

速度和加速度采用磁电式速度（加速度）传感器+集中式低速在线监测系统 进行监测。这两个指标没有固定的监测点位，根据实际施工情况，实时进行测量（动态数据监测过程会在第4章基于无监督施工状态识别结果 的智能监测部分 进行叙述）。

石碑裂缝监测选用定时使用数码相机拍照的方式进行记录，后续通过裂缝识别算法对裂缝扩展情况进行识别和监测。选取有代表性的碑面进行监测：

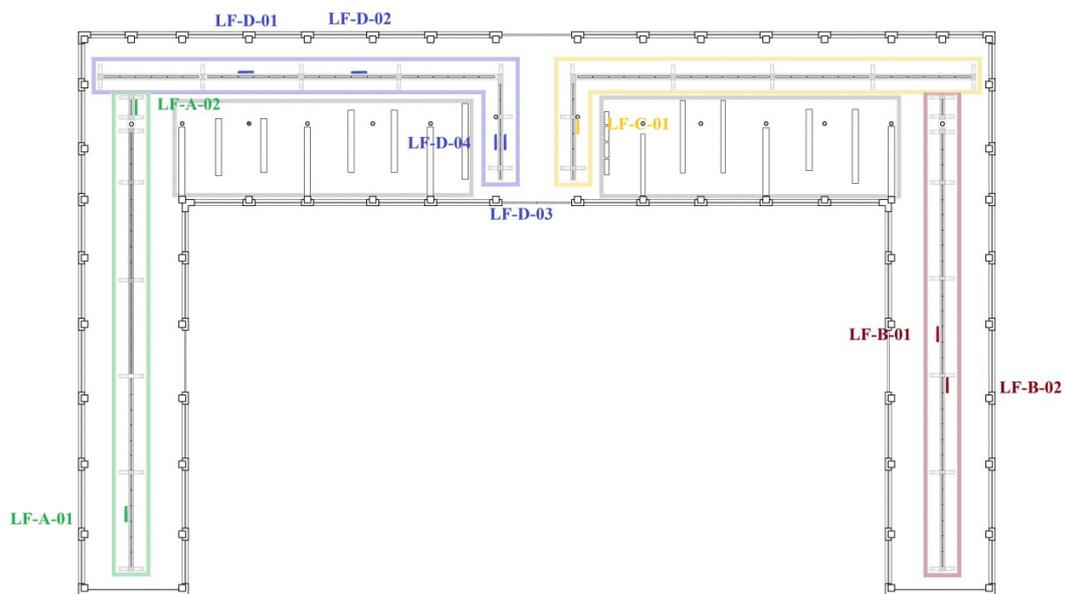


图 2.37 裂缝监测点位

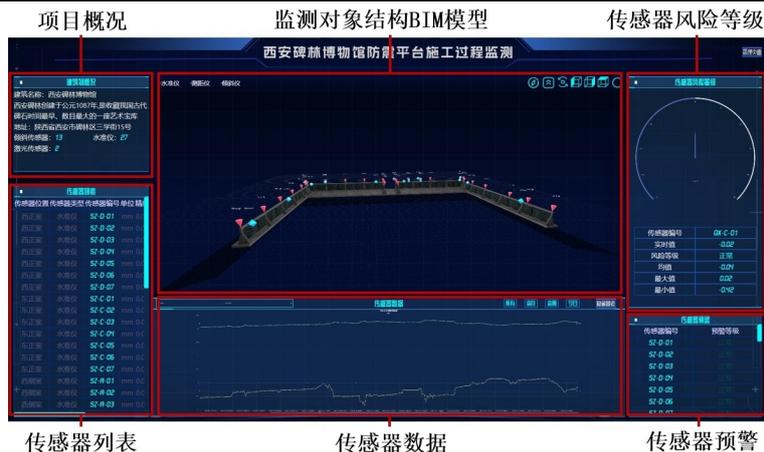


图 2.38 西安某博物馆某展室功能提升项目监测云平台

数据采集和云平台现场的水准仪和倾角仪通过智能采集基站进行汇总。最后将所有数据上传至云平台。



图 2.39 西安某博物馆某展室功能提升项目监测主要用到的仪器

2.5 本章小结

对移位工程进行结构健康监测前需先对其进行移位前检测及风险分析，进而确定移位过程的监测参数（主要包括 5 个方面的监测参数）。此外监测前还需要制定详细的监测方案并优化布点。随后，本章还介绍了监测设备硬件选型和数据处理原则，并结合工程实践和相关规范给出切实的移位工程健康监测建议。有必要时可以结合数字化技术构建合理的监测物联网构架，以满足监测系统的实时性、灵活性和智能化等方面的需求。最后本章以华东医院南楼顶升监测项目和西安某博物馆某展室功能提升监测项目作为范例，进行了项目背景介绍、工程风险分析、工程重难点分析、具体的测点布设和监测系统及监测方案设计。



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

3.1 引言

在实际移位工程中对整体姿态进行监测时，“移位结构整体姿态监测数据缺失”是较为普遍且主要的问题。

数据缺失可能导致对数据分析和决策的准确性和可靠性产生严重影响，阻碍对问题的全面理解和有效解决。监测硬件和信息技术的不断发展，使结构监测过程中获得的数据种类和规模以前所未有的速度增长。其中，在移位结构监测过程中，结构整体姿态的监测数据占监测数据的主要部分。以华东医院顶升监测项目为例，位移、倾角等结构整体姿态监测测点就有100个左右，在结构顶升的关键过程，每日的结构整体姿态数据量可达到十万级别。大数据的规模效应和移位工程本身的特殊性，不可避免地带来监测数据缺失问题。在移位结构健康监测时，整体姿态监测数据缺失可能导致监测系统无法准确识别结构实时姿态及其变化情况，从而增加结构安全性和可靠性的隐患。可能出现多种原因导致数据缺失，其中一些常见原因包括：传感器故障、通信问题、环境因素、人为因素等。本章将研究典型移位工程整体姿态监测数据缺失问题，并探索解决移位过程中数据缺失问题的方法。

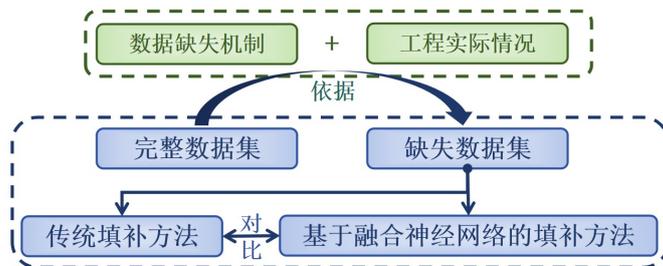


图 3.1 移位监测缺失数据填补研究技术路线

为保证本章结构完整性同时验证所提方法的有效性，首先，基于不同的缺失机制对移位工程实际获得的监测数据进行缺失处理，之后用基于数据融合神经网络的填补方法进行填补，最后，将填补结果与统计学填补结果进行比对。特别地，缺失数据集是由完整的数据集通过“掩膜”（随机构造缺失）得到，这样才可以通过对真实值与填补值判断方法的有效性。

3.2 工程背景



本章内容主要基于华东医院顶升项目监测数据（项目背景详见 2.4.1）。对所有监测指标在全部顶升过程都实时绘制顶升时程图，详细数据分析可见已发表论文^[135]，而本章重点在于研究和解决数据缺失问题。

由于该移位项目只涉及顶升施作（无结构平移、旋转），而托盘梁竖向位移（由拉线位移计测量）是最可直观反映千斤顶顶升行程以及结构底部整体不均匀状态的监测量（布置情况详见 2.4.1 小节中华东医院顶升过程竖向位移测点图）。结构顶升期间，竖向顶升高度各行程如下所示：

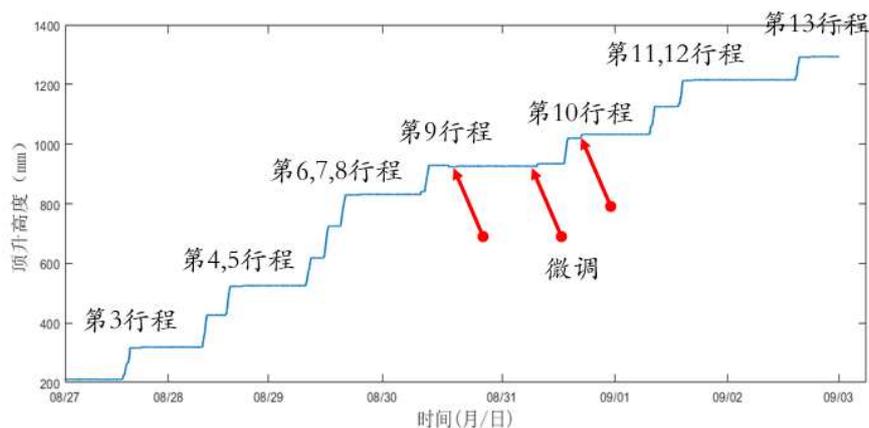


图 3.2 顶升各行程顶升高度（单位：mm）

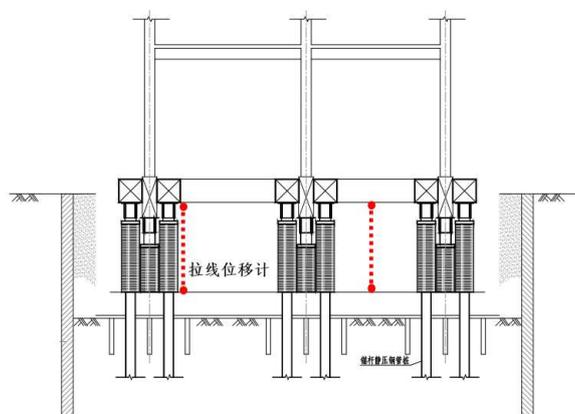


图 3.3 竖向位移传感器安装示意图

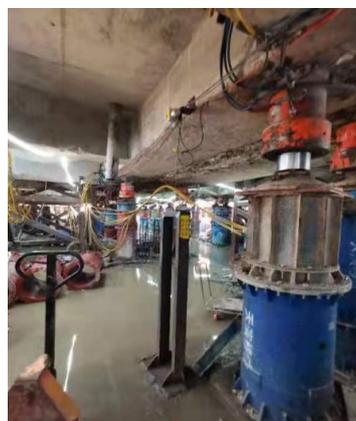


图 3.4 竖向位移传感器安装现场图

在整个监测过程中，我们先后布设了 30 个拉线位移计。除了极个别的共性数据缺失问题外，本次监测中较多的数据缺失情况是由拉线位移计断线和施工因素零时拆除造成的。由于工程涉及的抬升距离较大，尤其是在监测后期，虽然我们在拉线位移计周围设置了警示标志，但仍然多次发生因施工而导致拉线位移计的钢丝断裂的情况。此外，由于传感器量程原因，在 2021 年 8 月 30 日晚对所有拉线位移计采取了增加延长线的方式，以保证传感器量程满足顶升要求。顶升期间拉线位移计出现的较大的变动情况主要有：



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

表 3.1 顶升期间拉线位移计出现的较大的变动情况

日期	拉线位移计变动
2021年8月26日	预顶升阶段，拉线位移计 1-13 未上线，拉线位移计 16 临时安装到测点 1，拉线位移计 27 临时安装到测点 3。
2021年8月27日	拉线位移计 4 号上线，临时移动到测点 12 位置。拉线 9 临时移动到 13 号位置。
2021年8月28日	拉线位移计 1-13 上线，临时安装传感器恢复原位置，平台显示传感器编号与位置对应。
2021年8月29日	拉线位移计 11 损坏，拉线位移计 16 损坏。拉线位移计 1 号、6 号、3 号受施工影响移动到附近位置。
2021年8月30日	拉线位移计 25，27 受施工影响拆除，在附近施工结束后复原。拉线位移计 1 号被破坏。拉线位移计 26 号被破坏。30 日晚所有拉线位移计增加延长线，拉线位移计初始读数改变。
2021年8月31日	受现场施工影响，2 号拉线位移计支架被拆除，在施工结束后重新安装。拉线位移计 26 号损坏，由于 26 号测点为关键点，将 6 号移动到 26 号点位，平台上监测数据仍显示为 6 号。拉线位移计 24 号受现场施工影响，更改固定方式，在附件施工结束后恢复。
2021年9月1日	拉线位移计 22 号拉线损坏，损坏后立刻进行了维修恢复。拉线位移计 24 号拉线损坏，损坏后立刻进行了维修恢复。拉线位移计 25 号拉线损坏，损坏后立刻进行了维修恢复。
2021年9月2日	拉线位移计 22，24，26 号拉线损坏，损坏后立刻进行了维修恢复。

由上述部分监测记录，不难发现在移位工程实践中整体姿态监测数据缺失，尤其是由施工引起设备故障导致的数据缺失现象较为普遍，所以有必要对缺失数据填补问题开展研究。

3.3 基于不同缺失机制的缺失数据集构建

在本章引言部分已明确，我们需要在所有整体姿态监测数据中筛选较为完整的通道及时间段，作为“基础数据”，并在此基础上构建缺失。又由本章第二节，说明布置于结构底部托盘梁的拉线位移计是最能反应顶升过程结构姿态的数据。因此选择完整无缺失的拉线位移计数据（所筛选的数据集每一个通道在时间序列上都完整）作为原始数据集。最终，经过筛选，选定了 24 个拉线位移计通道（从 V-1 到 V-24）在 8 月 28 日 17:00 至 9 月 3 日 24:00 之间的监测数据作为“基础数据”，其他位置的数据及其它类型数据则用作辅助数据。各点位如下：

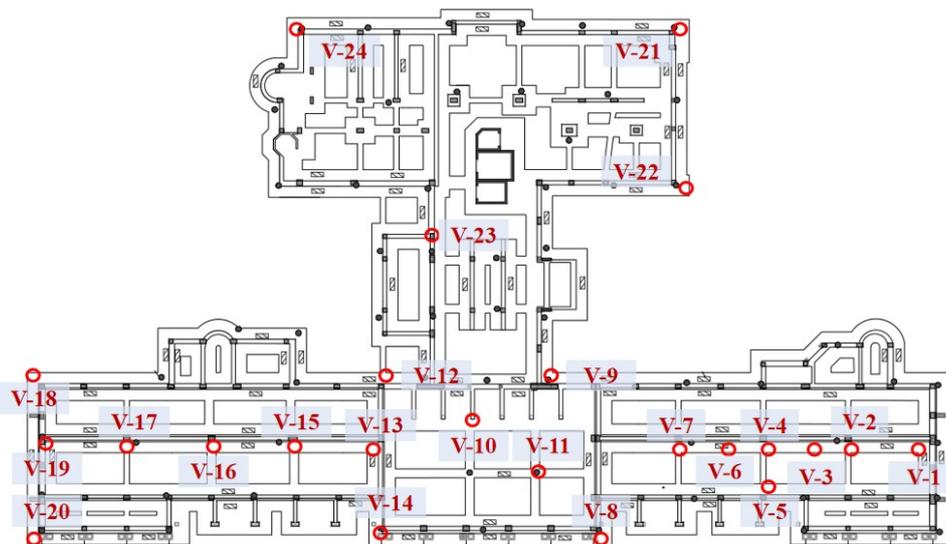


图 3.5 缺失数据集各通道位置

缺失数据所处的施工阶段是描述该数据点的重要特征之一。然而，施工日志或是千斤顶工作记录的時刻往往不准确，不能与实际结构所处的状态（“移动”状态或是静止状态）。因此，根据典型数据集并按照一定规则将 8 月 28 日 17:00 至 9 月 3 日 24:00 这一段监测过程划分为若干个准备阶段和顶升阶段交替进行。

其中，准备阶段主要是现场作业、顶升装置的安装和调整、传感器的安装和检查。这一阶段的数据是稳定的。连续十分钟内相邻时序的拉线位移计数据增减不超过 1 毫米时，认为上一个顶升阶段结束，开始准备阶段。在顶升阶段，施工现场的顶升装置开始工作，结构的竖向位移不断增加。这一阶段的数据与前后时间序列上的数据有显著差异。当拉线位移计某一数据的后序数据比该数据增加超过 0.5 毫米，且后序数据和之前所有的数据相比都更大，且在十分钟内有三个及以上的数据比前序数据增幅超过 1.5 毫米，则认为是从准备阶段进入顶升阶段。

将原始数据初步整理后，选取四个关键位置（位于结构四个角点区域且全时程数据完整可靠）2 号、24 号、25 号、29 号拉线位移计，在 2021 年 8 月 28 日 19:00 到 2021 年 9 月 3 日 24:00 的数据，结合阶段划分标准，将整个施工过程分为 8 个准备阶段、8 个顶升阶段和 1 个最终结束阶段，如下：

表 3.2 监测数据集施工阶段划分

阶段	起始时间	终止时间	持续时间
准备阶段 1	8/28, 19:00	8/29, 7:43	763 分钟
顶升阶段 1	8/29, 7:43	8/29, 8:53	70 分钟
准备阶段 2	8/29, 8:53	8/29, 11:40	167 分钟
顶升阶段 2	8/29, 11:40	8/29, 12:39	59 分钟



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

准备阶段 3	8/29, 12:39	8/29, 15:09	150 分钟
顶升阶段 3	8/29, 15:09	8/29, 16:15	66 分钟
准备阶段 4	8/29, 16:15	8/30, 9:01	1006 分钟
顶升阶段 4	8/30, 9:01	8/30, 9:54	53 分钟
准备阶段 5	8/30, 9:54	8/31, 13:24	1650 分钟
顶升阶段 5	8/31, 13:24	8/31, 14:03	39 分钟
准备阶段 6	8/31, 14:03	9/1, 7:22	1039 分钟
顶升阶段 6	9/1, 7:22	9/1, 8:25	63 分钟
准备阶段 7	9/1, 8:25	9/1, 13:24	299 分钟
顶升阶段 7	9/1, 13:24	9/1, 14:24	60 分钟
准备阶段 8	9/1, 14:24	9/2, 14:41	1457 分钟
顶升阶段 8	9/2, 14:41	9/2, 15:37	56 分钟
结束阶段	9/2, 15:37	9/3, 24:00	1943 分钟

时间维度上划分阶段后,可以具体根据缺失机制和工程实际情况构造缺失数据集。由于实际移位工程中的缺失情况多种多样,我们需要将各种缺失情况按照数据的缺失机制分类。这不仅便于我们后续构建缺失数据集和进行实验,同时也有助于理解缺失数据集与完整数据之间的关系。在任何给定的数据集中,缺失数据的缺失机制通常可归纳为以下三种常见情况^[136]:

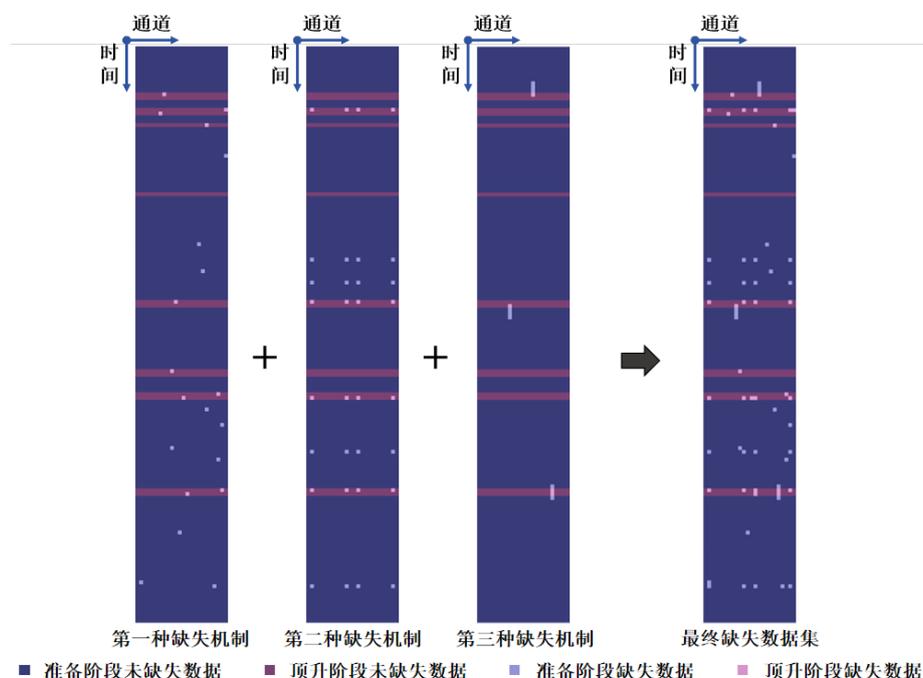


图 3.6 根据不同缺失机制随机生成缺失数据集

(1) 完全随机缺失 (MCAR, Missing Completely at Random): 缺失是完全随



机的，与自身属性和其他观测值无关。

(2) 随机缺失 (MAR, Missing at Random) : 缺失在某种程度上是随机的，但它也与其他观察结果有关。

(3) 非随机缺失 (NMAR, Not Missing at Random) : 如果缺失机制不符合前两种情况，则为非随机缺失。这意味着缺失不仅与其本身的值有关，而且还取决于整体属性和其他观察值。

根据三种数据缺失的机制，对原始“基础数据”引入缺失值。经过之前的处理，原始数据已被相当程度的“结构化”了，数据集有时间和通道两个维度，其中，在时间维度上被划分为若干个准备阶段和顶升阶段。

在考虑了不同缺失机制和工程的实际情况后，构造了三种缺失状态，分别为完全随机缺失、随机缺失、非随机缺失。在第一种缺失状态下，每一个缺失数据在时间维度和监测通道维度都是随机的；在第二种缺失状态下，缺失在时间维度上是随机的，但在监测通道维度上具有相关性；而第三种缺失是某一个监测通道维度的一段时间内长期发生了缺失。我们使用计算机编程随机生成这三类缺失并合并将它们合成用于实验的缺失数据集。经过整理，不同通道的缺失情况如下表所示：

表 3.3 缺失数据集各通道缺失率统计

监测通道	第一类缺失状态	第二类缺失状态	第三类缺失状态	合计	缺失率
V-1	0	0	0	0	0%
V-2	1	8	0	9	1.0%
V-3	0	0	0	0	0%
V-4	0	0	0	0	0%
V-5	0	0	0	0	0%
V-6	0	0	0	0	0%
V-7	1	0	0	1	0.1%
V-8	1	0	0	1	0.1%
V-9	0	0	15	15	1.7%
V-10	2	0	0	2	0.2%
V-11	1	8	0	9	1.0%
V-12	1	0	0	1	0.1%
V-13	1	0	0	1	0.1%
V-14	1	8	0	9	1%
V-15	0	0	15	15	1.7%



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

V-16	0	0	0	0	0%
V-17	1	0	0	1	0.1%
V-18	1	0	0	1	0.1%
V-19	2	0	0	2	0.2%
V-20	0	0	15	15	0.2%
V-21	1	0	0	1	0.1%
V-22	2	0	0	2	0.2%
V-23	2	8	0	10	1.0%
V-24	2	0	0	2	0.2%
合计	20	32	45	97	0.45%

3.4 基于相关性分析的全连接神经网络的填补方法

传统的统计学方法大多只考虑了缺失位置与其所属通道内前序和后序数据的关联，而并没有考虑与其他通道的关联。但对于移位结构在移位过程中的监测数据来说，各通道数据会彼此相关，以华东医院顶升过程中8月29日竖向位移为例，在顶升过程中，竖向位移各通道之间有着极强的相关性。

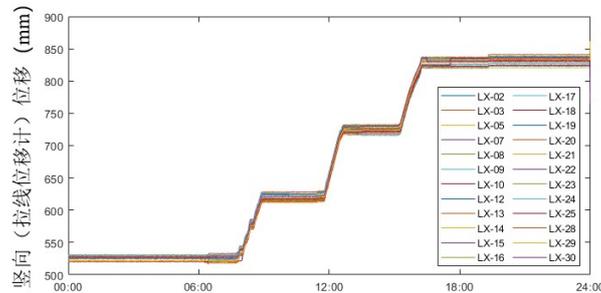


图 3.7 8月29日各点位竖向（拉线位移计）位移数据

因此本研究提出基于相关性分析的全连接神经网络的填补方法，利用神经网络拥有强大的拟合和泛化能力，可以较好地解决寻找多个非线性通道之间关联的问题。在使用神经网络方法之前，首先需要确定数据集，具体包括训练集和测试集。在时间维度，我们选择对目标缺失所在阶段进行切片。如果数据缺失发生在顶升阶段，数据集取自该顶升阶段开始前30分钟至结束后30分钟的范围。如果数据缺失发生在准备阶段，数据集取自上一顶升阶段结束到下一顶升阶段开始。以通道V-2发生在2021年8月29日11:50的缺失(以下简称示例1)和发生在2021年8月31日2:30的缺失(以下简称示例2)为例。在示例1中，数据缺失发生在顶升阶段。因此，我们选择2021年8月29日11:20(缺失点所在顶升阶段开始

前 30 分钟)至 12:50(缺失点所在顶升阶段结束后 30 分钟)范围内的数据进行网络训练。在示例 2 中,数据缺失发生在准备阶段。因此,选择 2021 年 8 月 30 日 10:00(上一个顶升阶段结束)至 2021 年 8 月 31 日 13:20(下一个顶升阶段开始)范围内的数据进行网络训练。

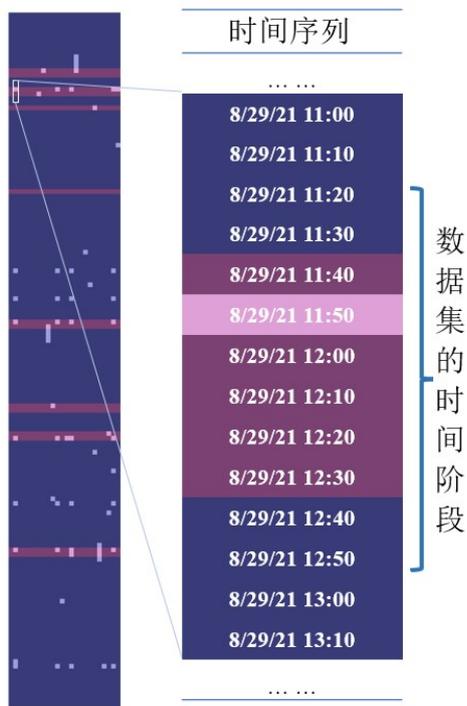


图 3.8 数据集在时间维度的选择 (示例 1)

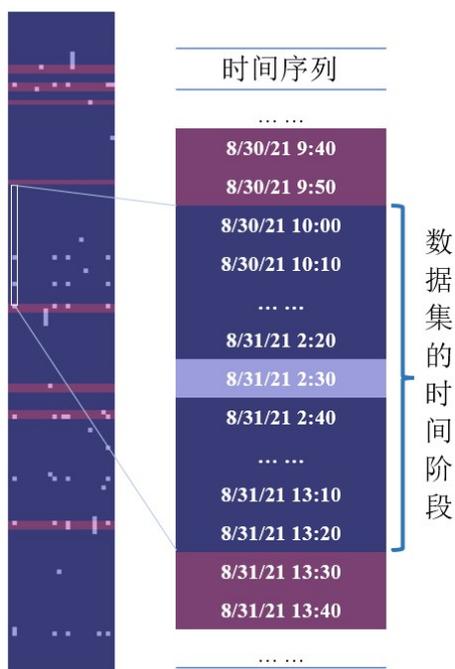


图 3.9 数据集在时间维度的选择 (示例 2)



在通道维度上，选择与缺失数据所在通道相关性最高的几个通道。这样做可以减少无关数据的影响，一定程度上降低计算量。因此，在确定输入数据集并投入训练之前增加了相关性计算这一步骤，作为构造数据集时选择通道的依据。通过对数据进行相关性计算实现了数据的降维，同时大大提高了后续机器学习的准确性，减少了计算量，同时最大程度地保持了数据的完整性。在相关分析之前，进行归一化操作可以最大化数据的特征。由于整个项目前期数据变化不明显，判别度较低，选取整个顶升项目结束前的 9 个典型时刻(t1~t9)，一般选项升阶段结束并稳定后的时刻)，对其进行如下操作：

$$y_{nor} = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (3.1)$$

其中 y 为某一数据， y_{\min} 和 y_{\max} 分别为数据所在典型时刻里 24 个通道中的最小值和最大值。归一化前后数据如下：

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9
V-1	613.562	716.186	821.017	921.066	1027	1120.796	1205.764	1297.353	1299.192
V-2	614.714	719.049	822.649	920.739	1015.827	1119.794	1205.761	1283.277	1293.196
V-3	611.567	718.055	819.401	917.075	1014.22	1120.707	1207.733	1288.883	1290.55
V-4	615.973	720.991	823.439	922.95	1012.139	1119.36	1207.488	1285.333	1294.513
V-5	615.974	723.195	826.01	926.989	1023.929	1120.135	1210.098	1287.209	1296.389
V-6	616.731	721.408	825.35	925.987	1021.115	1127.261	1217.614	1295.478	1301.355
V-7	627.806	730.326	835.421	934.637	1025.034	1134.539	1221.996	1298.797	1306.146
V-8	627.802	729.702	833.201	933.397	1021.848	1129.017	1219.304	1297.478	1299.239
V-9	613.172	719.448	822.415	922.439	1020.111	1128.22	1208.171	1287.602	1297.752
V-10	621.841	729.168	834.657	932.06	1022.478	1131.275	1218.386	1295.206	1300.351
V-11	618.432	724.262	828.623	928.941	1020.074	1125.527	1213.362	1293.837	1298.614
V-12	618.166	725.493	830.982	921.956	1019.022	1124.801	1214.786	1293.018	1299.461
V-13	625.333	732.057	834.012	933.401	1026.812	1134.636	1221.922	1299.672	1304.44
V-14	620.639	726.625	832.611	930.869	1020.295	1127.753	1216.443	1295.197	1299.613
V-15	627.106	734.642	835.572	937.236	1028.256	1133.59	1221.307	1295.078	1299.849
V-16	625.476	731.963	836.614	937.226	1028.658	1135.88	1224.007	1302.587	1306.259
V-17	621.335	727.796	832.055	932.642	1027.356	1133.817	1220.087	1301.952	1305.623
V-18	624.687	730.729	834.203	935.108	1029.509	1135.185	1218.477	1299.568	1303.971
V-19	625.537	731.579	835.053	935.958	1030.359	1136.035	1219.327	1300.418	1304.821
V-20	623.436	729.688	833.554	934.3	1028.674	1134.559	1219.524	1301.002	1305.773
V-21	616.836	721.59	824.138	929.626	1034.38	1133.216	1219.486	1301.351	1305.022
V-22	617.126	721.359	825.225	920.126	1017.232	1126.477	1214.755	1290.528	1294.574
V-23	614.322	723.172	829.448	922.853	1026.556	1130.994	1210.425	1290.971	1293.178
V-24	618.822	724.208	830.328	932.776	1036.326	1132.899	1214.783	1290.426	1296.627

归一化

	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9
V-1	0.1229	0.0000	0.0939	0.1980	0.6144	0.0861	0.0002	0.7289	0.5501
V-2	0.1938	0.1551	0.1887	0.1817	0.1525	0.0260	0.0000	0.0000	0.1684
V-3	0.0000	0.1013	0.0000	0.0000	0.0860	0.0808	0.1081	0.2903	0.0000
V-4	0.2713	0.2603	0.2346	0.2914	0.0000	0.0000	0.0947	0.1065	0.2523
V-5	0.2714	0.3798	0.3840	0.4917	0.4875	0.0465	0.2377	0.2036	0.3717
V-6	0.3180	0.2829	0.3456	0.4420	0.3711	0.4738	0.6496	0.6318	0.6878
V-7	1.0000	0.7661	0.9307	0.8711	0.5331	0.9103	0.8898	0.8037	0.9928
V-8	0.9998	0.7323	0.8017	0.8096	0.4014	0.5791	0.7422	0.7354	0.5531
V-9	0.0988	0.1767	0.1751	0.2661	0.3296	0.5313	0.1321	0.2240	0.4585
V-10	0.6327	0.7034	0.8863	0.7433	0.4275	0.7145	0.6919	0.6178	0.6239
V-11	0.4227	0.4376	0.5358	0.5886	0.3281	0.3698	0.4166	0.5469	0.5133
V-12	0.4064	0.5043	0.6728	0.2421	0.2846	0.3263	0.4946	0.5045	0.5673
V-13	0.8477	0.8599	0.8488	0.8098	0.6066	0.9161	0.8857	0.8490	0.8842
V-14	0.5587	0.5656	0.7674	0.6842	0.3372	0.5033	0.5854	0.6173	0.5769
V-15	0.9569	1.0000	0.9395	1.0000	0.6663	0.8534	0.8520	0.6111	0.5920
V-16	0.8565	0.8548	1.0000	0.9995	0.6830	0.9907	1.0000	1.0000	1.0000
V-17	0.6015	0.6291	0.7351	0.7721	0.6291	0.8670	0.7852	0.9671	0.9595
V-18	0.8079	0.7880	0.8599	0.8944	0.7182	0.9490	0.6969	0.8437	0.8544
V-19	0.8603	0.8340	0.9093	0.9366	0.7533	1.0000	0.7435	0.8877	0.9085
V-20	0.7309	0.7316	0.8222	0.8544	0.6836	0.9115	0.7543	0.9179	0.9691
V-21	0.3245	0.2928	0.2752	0.6225	0.9195	0.8309	0.7522	0.9360	0.9213
V-22	0.3423	0.2803	0.3383	0.1513	0.2106	0.4268	0.4929	0.3755	0.2562
V-23	0.1697	0.3785	0.5837	0.2866	0.5961	0.6977	0.2556	0.3984	0.1673
V-24	0.4468	0.4347	0.6348	0.7788	1.0000	0.8119	0.4945	0.3702	0.3868

图 3.10 数据归一化操作

归一化后，我们可以对 24 个通道（V1-V24）进行相关分析。这里每个通道的监测数据都是非线性非正态分布的，且数据中可能会有明显的异常值，因此选择 spearman 相关系数。根据相关性的强弱，在填充某一通道的缺失时，选择与该通道相关性最强的部分通道，而不是将所有通道都投入训练。以下为 24 组竖向位移的 Spearman 相关系数计算结果：

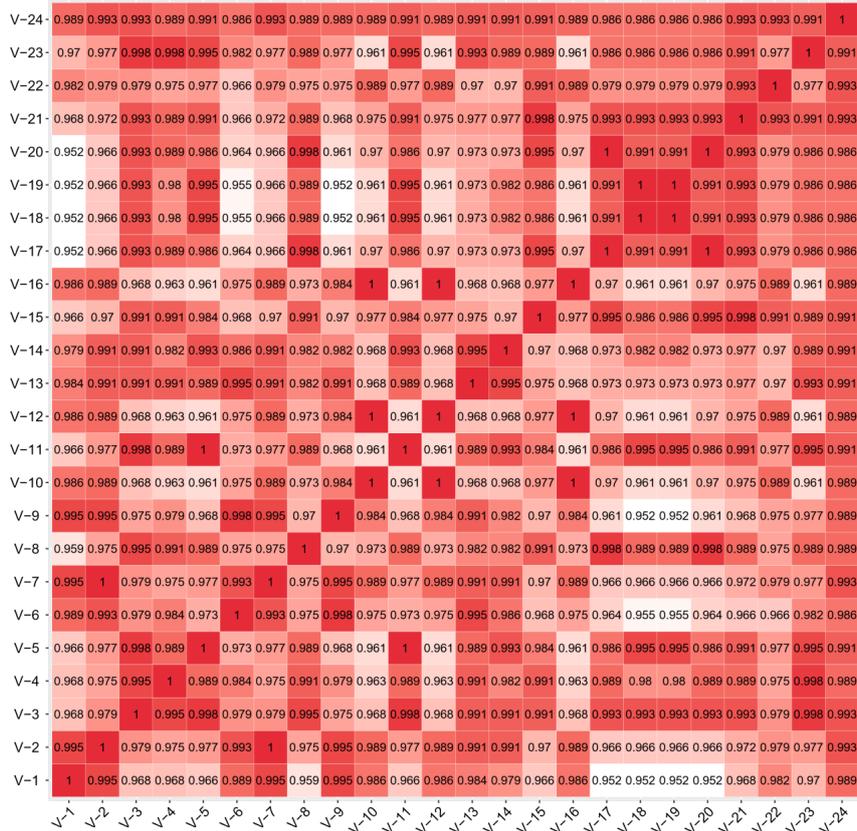


图 3.11 通道相关性计算热图

为了增加输入数据的丰富性，除了与目标缺失数据更相关的竖向位移外，还选择了相关性较强的沉降和倾斜数据。以 V-2 通道在 2021 年 8 月 29 日 11:50 的缺失数据为例。首先，对于 V-2 通道，选择与之最相关的竖向位移 V-1、V-6、V-7、V-9 和 V-24 通道，以及与位置最相关的 CJ-4、CJ-6、QX-6-x 和 QX-6-y 通道。

经过实验和试算并结合数据集的实际情况，选择了 9 通道输入和 1 通道输出包含 3 个隐藏层的全连接神经网络，每个隐藏层分别包含 7 个、5 个和 3 个神经元，总共 232 个参数，神经元间选择 Tanh 做激活函数，其表达式为：

$$\text{Tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.2)$$

学习率设为 0.01;选取误差为均方误差;选择优化器为 Adam 优化器。最后，将时间维度上不包含缺失数据的向量组作为训练集，将包含缺失的向量作为测试集，得到目标缺失点位置的数据。

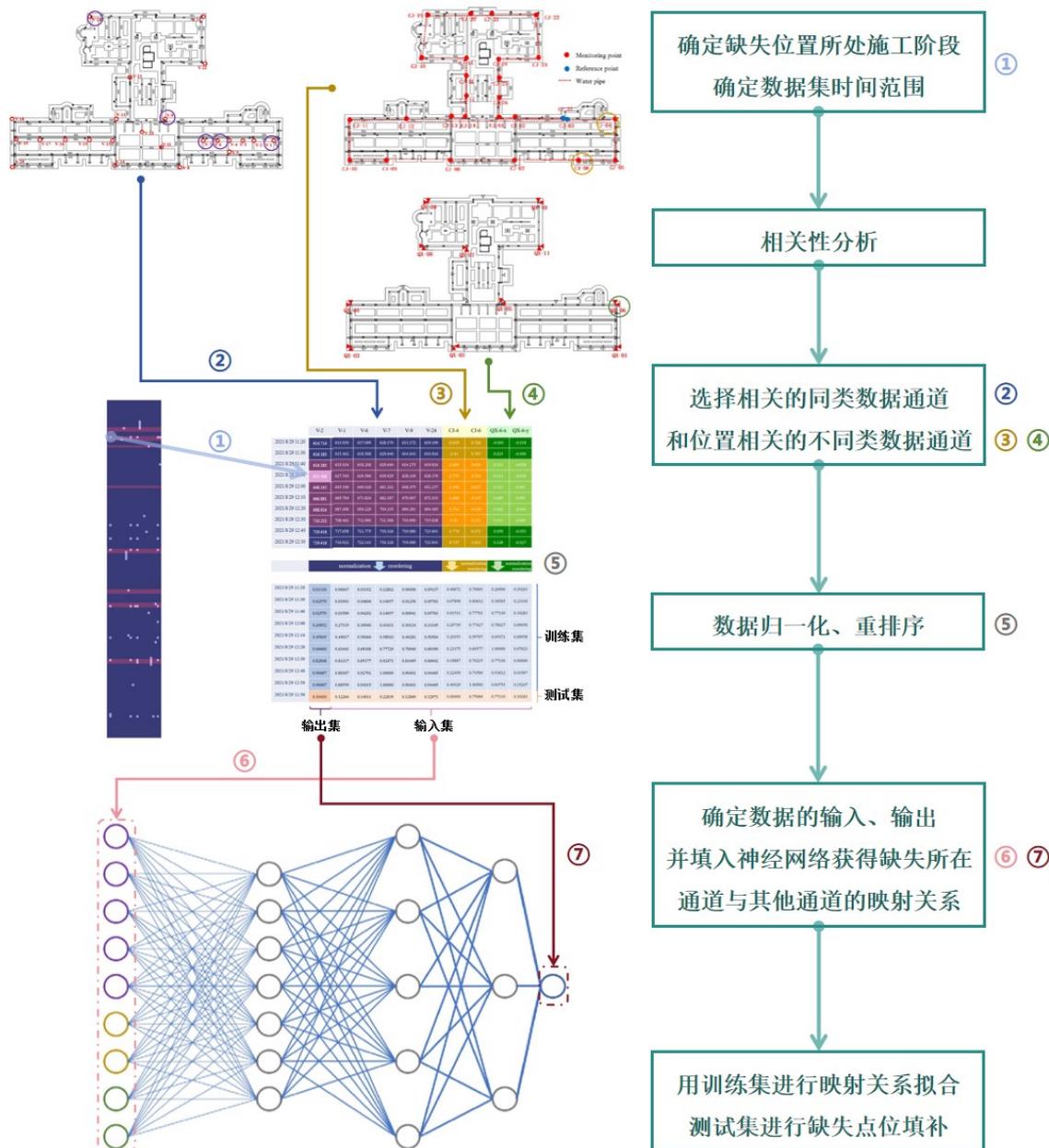


图 3.12 基于相关性分析的全连接神经网络的填补方法

3.5 基于位置相关性的卷积神经网络填补方法

在华东医院提升项目结束的数据分析过程中，收集、构造的数据集（包括之前的基于相关性分析的全连接神经网络的填补方法研究）尽管已经可以做到较高级别的“结构化”，但仍不能包含数据背后的全部信息，例如，研究过程中过于关注监测数据本身，忽略了数据中包含的时空信息。在前一部分中，我们提出了数据的时序划分策略，并对时序数据进行了相关性分析。这一部分研究在关注数

据时间信息的基础上,考虑融合数据的空间信息。常见的位置信息引入方法有使用地理编码、空间索引、数据矩阵化等方式。本研究采用将数据矩阵化的方式,通过将位置信息整合到矩阵中,可以使得空间信息与其他数据特征结合在一起。矩阵作为一种高维的数字组合形式,在包含空间信息的同时,使用矩阵存储数据可以方便地进行数据处理和分析,例如矩阵运算、统计分析、机器学习等。因此,数据可以根据位置的相关性进行矩阵化。在处理图像信息时经常使用的 CNN(卷积神经网络)非常适合处理矩阵类型的数据^[137]。在我们正在研究的问题中不同位置的数据组合成的矩阵与图像矩阵十分类似,只是通常传感器数据组成的矩阵比图像矩阵会小很多。以上为基于位置相关性的卷积神经网络填补方法的概念来源,具体步骤和上一小节方法类似包括:确定缺失位置所处的施工阶段,用于确定数据集的时间范围;对选定时间范围的所有通道进行归一化、相关性和位置相关性计算,获得与目标通道位置上最相关的通道;建立卷积神经网络,获得缺失所在通道与其他通道的映射关系。

在这种情况下,选择输入和输出数据的方法与上节类似。在获得输入通道后,输入数据的向量被填充到 3×3 矩阵中,该矩阵包含有关位置关系的某些信息。该矩阵经过填充操作和两次卷积操作进行特征提取,然后通过全连接层进行拟合。卷积运算选择 Conv2d 卷积网络。神经元间的激活函数也取 Tanh 函数。神经网络共有 295 个参数。

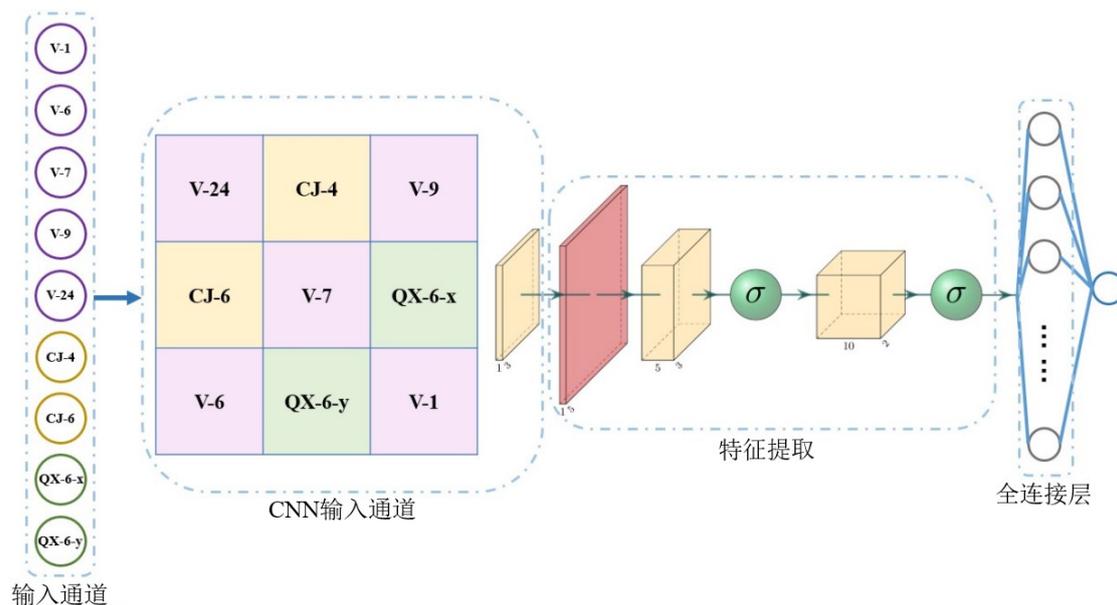


图 3.13 基于位置相关性的卷积神经网络填补方法

3.6 结果分析

使用统计方法(插值法和最小二乘法)和智能算法(基于相关性分析的全连接



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

神经网络的填补方法和基于位置相关性的卷积神经网络填补方法)对本文第二部分构建的缺失数据进行填充。以下是不同方法对三种缺失状态填补的结果,其中修复误差率为将测试集放入模型后得到的输出值与目标值之差除以目标值的商:

表 3.4 用不同方法对第一类缺失的填补结果

缺失位置编号	统计学方法		机器学习方法	
	插值法	最小二乘法	基于相关性全连接神经网络 填补方法	基于位置相关性的卷积神经网络 填补方法
1 (V-2)	0.2‰	0.2‰	0.1‰	0.1‰
2 (V-7)	10.9‰	8.2‰	4.1‰	3.6‰
3 (V-8)	6.4‰	6.2‰	1.1‰	1.4‰
4 (V-10)	8.8‰	9.3‰	1.6‰	0.7‰
5 (V-10)	0.3‰	0.2‰	0.2‰	0.1‰
6 (V-11)	9.8‰	4.3‰	0.7‰	1.2‰
7 (V-12)	0.0‰	0.0‰	0.0‰	0.0‰
8 (V-13)	13.9‰	10.1‰	2.5‰	1.9‰
9 (V-14)	9.1‰	7.9‰	1.2‰	1.0‰
10 (V-17)	0.1‰	0.1‰	0.0‰	0.0‰
11 (V-18)	0.5‰	0.5‰	0.3‰	0.2‰
12 (V-19)	12.6‰	9.6‰	0.5‰	1.1‰
13 (V-19)	8.2‰	4.6‰	1.8‰	1.9‰
14 (V-21)	0.3‰	0.3‰	0.4‰	0.2‰
15 (V-22)	9.9‰	7.3‰	1.3‰	0.3‰
16 (V-22)	7.1‰	7.7‰	2.2‰	0.1‰
17 (V-23)	6.1‰	8.7‰	0.7‰	0.8‰
18 (V-23)	0.0‰	0.0‰	0.0‰	0.0‰
19 (V-24)	0.1‰	0.1‰	0.1‰	0.1‰
20 (V-24)	0.3‰	0.2‰	0.1‰	0.2‰
平均误差	5.23‰	4.28‰	0.95‰	0.75‰

表 3.5 用不同方法对第二类缺失的填补结果

缺失位置编号	统计学方法		机器学习方法	
	插值法	最小二乘法	基于相关性全连接神经网络 填补方法	基于位置相关性的卷积神经网络 填补方法
1-8(V-2)	6.6‰	7.1‰	1.2‰	0.9‰



第3章 基于数据融合的移位整体姿态监测数据缺失修复

7-16(V-11)	6.3‰	9.5‰	1.9‰	0.6‰
17-24(V-14)	8.2‰	4.6‰	1.6‰	1.8‰
25-32(V-23)	14.5‰	7.9‰	1.2‰	0.5‰
平均误差	8.90‰	7.28‰	1.48‰	0.95‰

表 3.6 用不同方法对第三类缺失的填补结果

缺失位置编号	统计学方法		机器学习方法	
	插值法	最小二乘法	基于相关性全连接神经网络填补方法	基于位置相关性的卷积神经网络填补方法
1-15(V-9)	10.7‰	8.2‰	2.3‰	0.5‰
16-30(V-15)	11.7‰	5.2‰	0.2‰	0.2‰
31-45(V-20)	8.2‰	5.8‰	4.2‰	4.3‰
平均误差	3.06‰	6.40‰	2.23‰	1.67‰

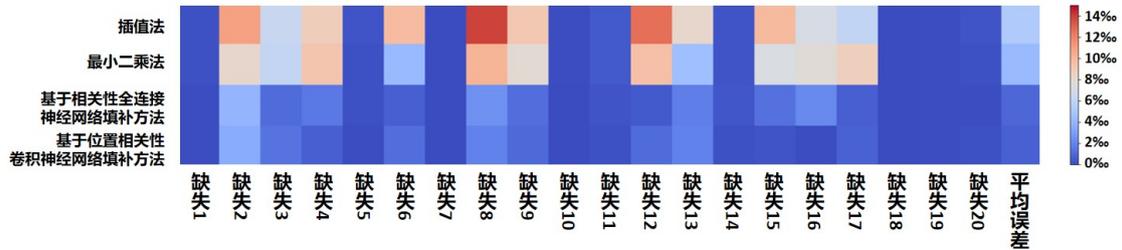


图 3.14 不同方法对第一类缺失的填补结果

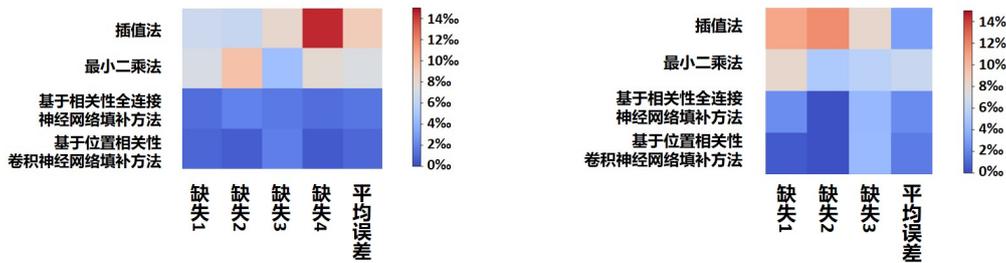


图 3.15 不同方法对第二类缺失的填补结果 图 3.16 不同方法对第三类缺失的填补结果

用插值法填补第一类、第二类、第三类缺失时平均修复误差率分别为 5.23%、8.90%、3.06%；用最小二乘法填补第一类、第二类、第三类缺失时平均修复误差率分别为 4.28%、7.28%、6.40%；用基于相关性全连接神经网络方法填补第一类、第二类、第三类缺失时平均修复误差率为 0.95%、1.48%、2.23%；用基于位置相关性的卷积神经网络方法填补第一类、第二类、第三类缺失时平均修复误差率为 0.75%、0.95%、1.67%。

由上述结果可以看出，神经网络算法在解决目标问题：填补移位过程中数据缺失时表现远胜于统计学算法，特别是在填补时间维度上变化较大的顶升阶段的



缺失数据时。而在准备阶段，数据本身变化较小，甚至在短时间内没有变化，使用统计学方法和神经网络方法都比较适合。

最后，在研究的过程中，我们发现使用机器学习方法进行数据缺失填补和数据异常识别的底层逻辑相同。当可以判别异常出现的位置时，异常数据实际上可以被看成一种特殊的“缺失数据”。当无法判别异常出现的位置时，我们可以用程序化的思想，对目标通道进行“遍历识别”。

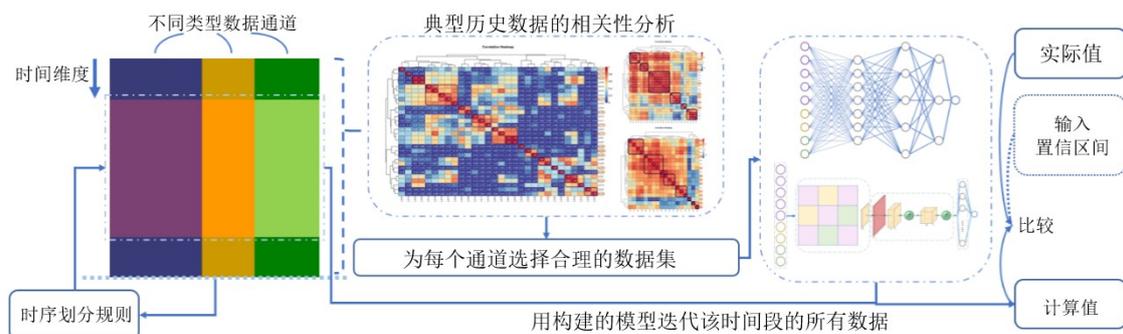


图 3.17 异常数据识别流程

3.7 本章小结

本章以华东医院顶升工程作为研究对象，将工程项目中遇到的整体姿态数据缺失问题作为待解决的目标问题，提出了两种缺失数据填补的方法。使用不同算法对随机构建的包含不同状态缺失的数据集进行实验。最后用统计学填补方法和机器学习填补方法相对照。结果证明了所提出方法的有效性。此外，通过本章节的研究，我们还可以得到以下结论或启示：解决移位结构整体姿态监测数据缺失问题可以有效控制结构整体姿态监测中的风险。在具体填补过程中，我们可以使用传统的数学或统计算法进行数据清洗和预处理，这是至关重要的一步。同时，在工程实践中，我们还可以根据实际项目引入时间和空间状态，例如，本文提出了空间数据矩阵化的项目时序策略和方法，为工程实践中的数据处理问题提供参考。



第 4 章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

4.1 引言

结构托换是建筑移位过程中的关键环节,托盘梁则是整个移位结构的关键构件。基于机器学习的结构关键构件(托盘梁)监测数据对结构托盘梁进行损伤识别可以实现对移位结构关键构件监测的风险控制。而深度学习技术作为机器学习的重要组成部分已成为处理大规模数据和解决复杂问题的有效工具,其中包括结构损伤识别问题。由于基于数据驱动的深度学习方法有缺乏可解释性、泛化能力弱以及大数据获取成本等缺点,有很多研究者提出了基于深度学习和物理融合建模的分析方法。

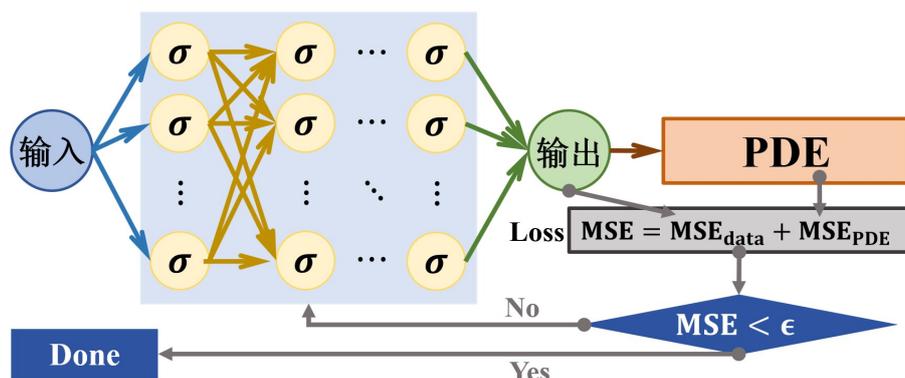


图 4.1 基于数学物理方程约束的神经网络框架

基于物理信息的神经网络(Physics-informed Neural Network, 简称 PINN)是一种结合数据驱动学习和物理规律建模的神经网络范式,能够在训练过程中利用物理信息约束,从而用更少的数据样本学习到更具泛化能力的模型。从损失函数不难看出, PINN 主要包括数据驱动和物理信息两部分。其中物理信息主要指的是结构满足的数学物理方程或称之为 PDE 方程(Partial differential equation)或是广义上网络所满足的物理数学等。

$$\rho A \frac{\partial^2 w}{\partial t^2} + \frac{\partial^2}{\partial x^2} \left(EI(x) \frac{\partial^2 w}{\partial x^2} \right) = q(x, t) \quad (4.1)$$

$$EI(x) \frac{\partial^4 w}{\partial x^4} + m \frac{\partial^2 w}{\partial t^2} - \left(J(x) + \frac{EI(x)m}{kAG} \right) \frac{\partial^4 w}{\partial x^2 \partial t^2} + \frac{mJ(x)}{kAG(x)} \frac{\partial^4 w}{\partial t^4} - \frac{J(x)}{kAG(x)} \frac{\partial^2 q}{\partial t^2} + \frac{EI(x)}{kAG(x)} \frac{\partial^2 q}{\partial x^2} = q(x, t) \quad (4.2)$$

在模拟结构中梁的 PINN 时,我们常用的梁的控制方程(欧拉方程(4.1)、铁木辛柯方程(4.2)),这些描述梁的方程有共同的特点,即都需要已知梁上的

力荷载)、边界条件、初始条件,做网络的 PDE 方程,从而实现物理信息的引入。



图 4.2 移位工程托换结构



图 4.3 托换结构细部

然而,移位工程场景特点是,在其最关键的结构——托盘梁上少有力荷载(或已知力荷载),多是梁上荷载或是边界条件的改变带来的边界位移荷载。同时在短时间内,结构会经历多种边界条件(工况)。因此,我们选用一种基本位移函数组合构成梁的挠曲线作为其物理信息,提出一种多参数耦合的神经网络,从众多工况的可能含噪声的数据中识别梁的基本位移函数,进而识别梁的刚度变化。

4.2 问题描述及网络提出

西安某博物馆功能提升过程中选择了钢梁作为托换梁。而钢梁在托换过程中会产生较大的变形,我们可以通过变形研究其损伤程度。因此选用一种较常用的 No20a 钢梁模型做研究。该梁模型长度为 3m,被分成了 30 个单元和 31 个节点。数据集包括梁的不同的边界条件(左端转角 θ_L 、右端转角 θ_R 、两端位移差 Δ ,其中,转角以逆时针为正,位移差以右端高于左端为正)。



图 4.4 托换钢梁

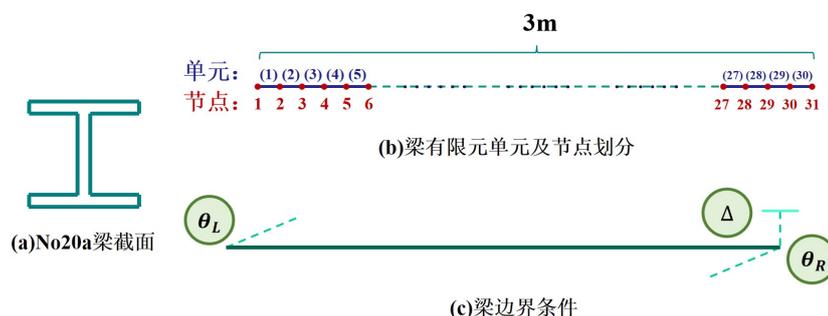


图 4.5 研究过程所选用的梁模型

在研究过程中,会对梁人为施加一些边界条件,其中,取 $\theta_L \in [-12', 12']$, $\theta_R \in [-12', 12']$, $\Delta \in [-5mm, 5mm]$ 。根据梁的截面参数 ($I_z = 2.37 \times 10^{-5} m^4$, $W_z = 2.37 \times 10^{-4} m^3$, $E = 2.06 \times 10^{11} Pa$),通过叠加原理得到梁可能取到的最不利



工况小于许用应力 ($\sigma = (4i \times \theta_L + 2i \times \theta_R + \frac{6i}{l} \times \Delta) / W_z \leq [\sigma]$)。如引言中所述, 结合所面对的场景提出一种含有三个子网络的神经网络:

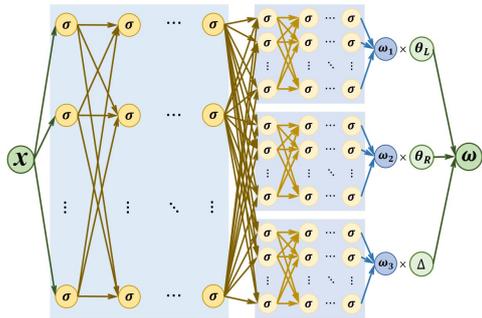


图 4.6 不含转角信息的网络结构图

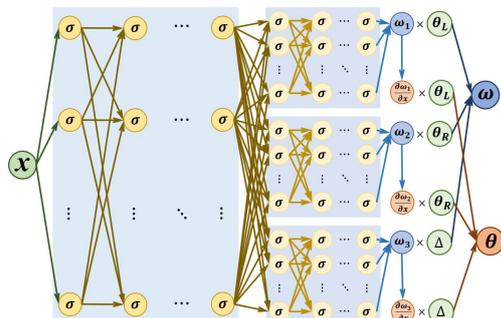


图 4.7 含转角信息的网络结构图

若在工程实践中可以获得较高精度的跨中转角的数据, 则可考虑选择含转角信息的神经网络做训练, 否则, 选择不含转角信息的网络。具体地, 共享权重部分有 5 个分别含有 5 个神经元的隐层, 独立权重部分的每个子网络都分别含有 5 个隐层 (每个隐层 5 个神经元)。经过试算, 选定输入数据的单位信息如下: 位置 (m)、边界条件 ('或 mm)、挠度 (mm)、角度 ('); 网络参数如下: 激活函数 (Tanh)、损失函数 (criterion=MSELoss)、优化器 (optimizer=Adam)、学习率 (lr=0.0005)。而网络的最终目标是在有噪声和异常数据的情况下, 可以识别梁准确的基本位移函数 (左端发生单位转角的位移函数 $w_1(x)$ 、右端发生单位转角的位移函数 $w_2(x)$ 、两端发生单位位移差的位移函数 $w_3(x)$), 再通过得到的准确基本位移函数的变化, 定性判断损伤的发生。

4.3 网络敏感性检验

由叠加原理 $w_1(x)\theta_L + w_2(x)\theta_R + w_3(x)\Delta = w(x)$ 可知, 尽管在数据无噪声高度精准的情况下, 一种工况或者两种工况也并不可以将三种基本位移函数解耦, 通过试算也证明了这一点。

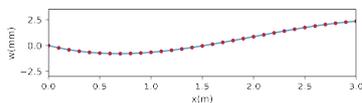


图 4.8 工况 1 挠曲线

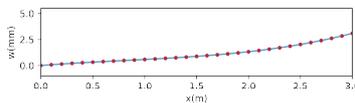


图 4.9 工况 2 挠曲线

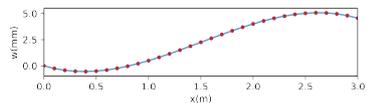


图 4.10 工况 3 挠曲线

所以, 在给定区间内随机生成三种工况 (边界条件) 并用有限元计算每种工况下的挠曲线 $w(x)$, 用于训练 (每轮训练, 随机选取任意一种工况)。



第 4 章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

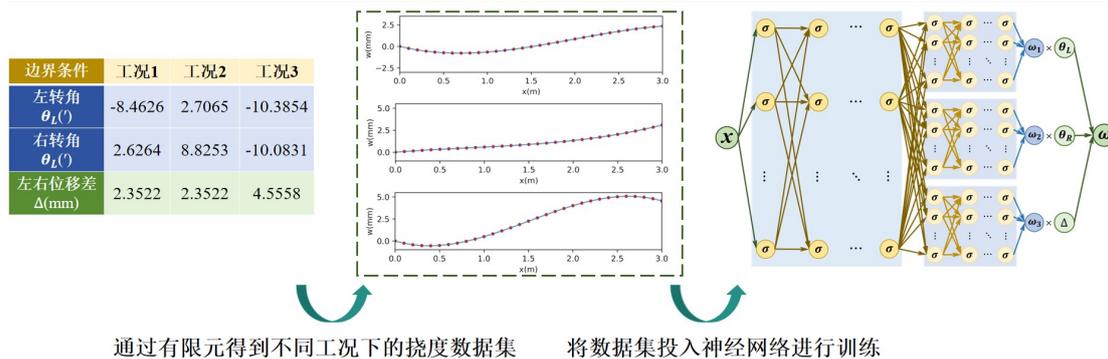


图 4.11 3 种随机工况数据集收集流程图

训练 100 万轮，每训练 1 万轮保存一个损失点，最终形成损失函数（为了方便展示取损失函数图像的纵坐标为 $\lg(\text{Loss})$ ）。

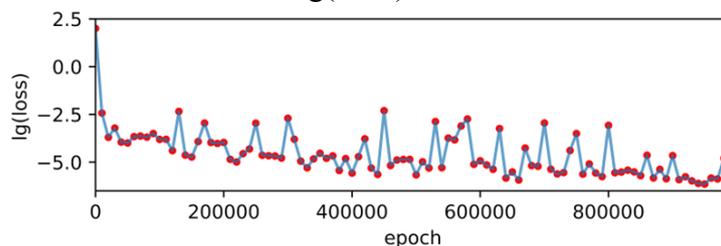


图 4.12 3 种工况训练 100 万轮损失函数

由损失函数可以看到，该网络结构和参数都较为合理，损失可以持续下降并稳定在 10^{-5} 到 10^{-7} 之间。但是，因为在模拟的过程中工况的生成具有随机性、每轮训练选择的工况也具有随机性，所以仅从损失函数并不能很全面的反应网络训练的过程。因此设置其他 6 个“损失”，以更好的评价网络性能。分别是 **loss1**（梁左端发生单位转角的挠度真实值和网络识别结果的均方误差）、**loss2**（梁右端发生单位转角的挠度真实值和网络识别结果的均方误差）、**loss3**（梁两端发生单位位移差的挠度真实值和网络识别结果的均方误差）、**loss4**（梁左端发生单位转角的各点转角真实值和网络识别结果的均方误差）、**loss5**（梁右端发生单位转角的各点转角真实值和网络识别结果的均方误差）、**loss6**（梁两端发生单位位移差时的各点转角真实值和网络识别结果的均方误差）。

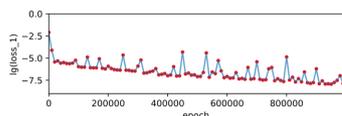


图 4.13 loss1

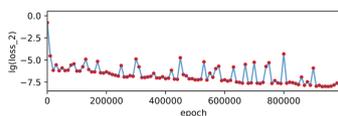


图 4.14 loss2

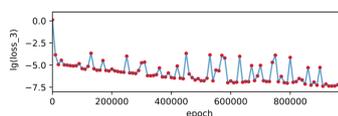


图 4.15 loss3

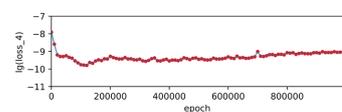


图 4.16 loss4

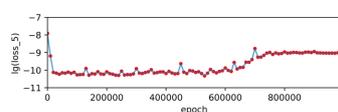


图 4.17 loss5

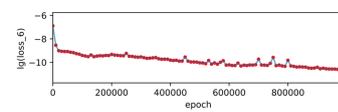


图 4.18 loss6



第 4 章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

根据上述结果，不难发现 loss1、loss2、loss3、loss6 都是不断下降的趋势，而 loss4 和 loss5 先下降后上升。原因是在训练的过程中并未使用转角数据进行训练，在挠曲线不断拟合的过程中，边缘出现了过拟合的情况，导致转角（挠曲线的一阶导）曲线出现误差增高的情况。以下是各基本位移图的识别情况。

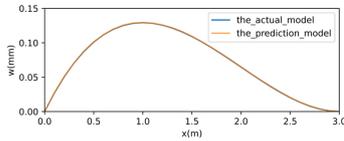


图 4.19 基本挠度图 1

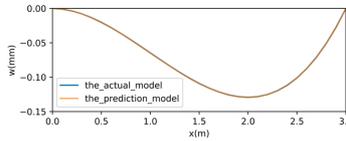


图 4.20 基本挠度图 2

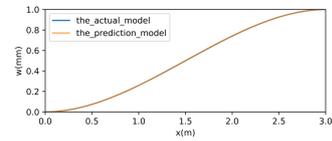


图 4.21 基本挠度图 3

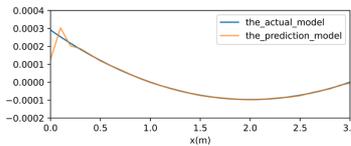


图 4.22 基本转角图 1

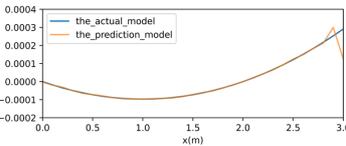


图 4.23 基本转角图 2

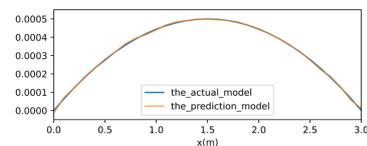


图 4.24 基本转角图 3

此外，又进行了若干次三个工况的实验，得到结论：当数据绝对准确时，三种工况下的挠度数据即可将三组基本边界条件下的位移曲线解耦。之后，又进行了 10 种随机工况和 120 种随机工况的模拟。

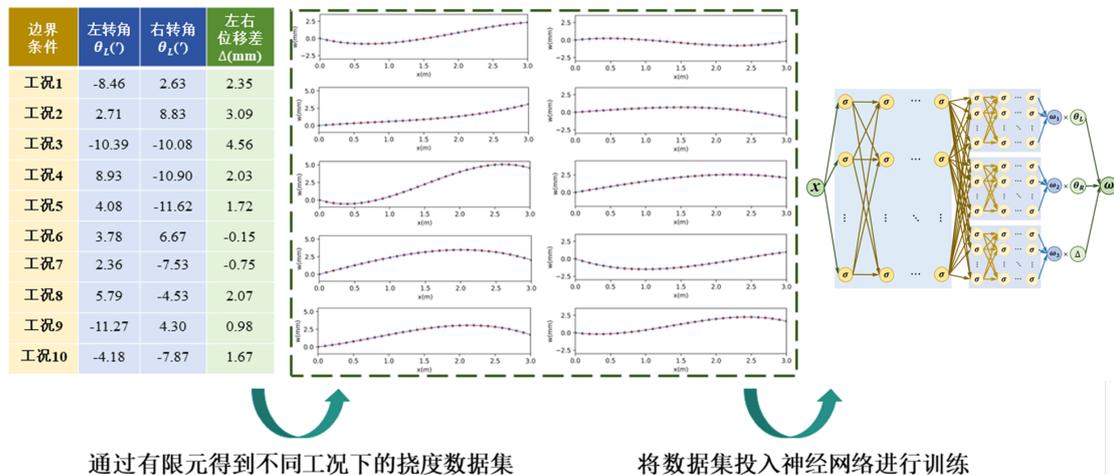


图 4.25 10 种随机工况数据集收集流程图

相较于 3 种随机工况得到的数据集，更多的随机工况得到的数据集在经过相同的 100 万轮训练后，得到的结果较为相近。工况越多可以在训练开始的时候更快地下降。这是因为上述训练所使用的数据集并没有噪声和异常，所以只要所给数据集足够准确，三种工况可以足够解耦梁的基本位移函数。



第 4 章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

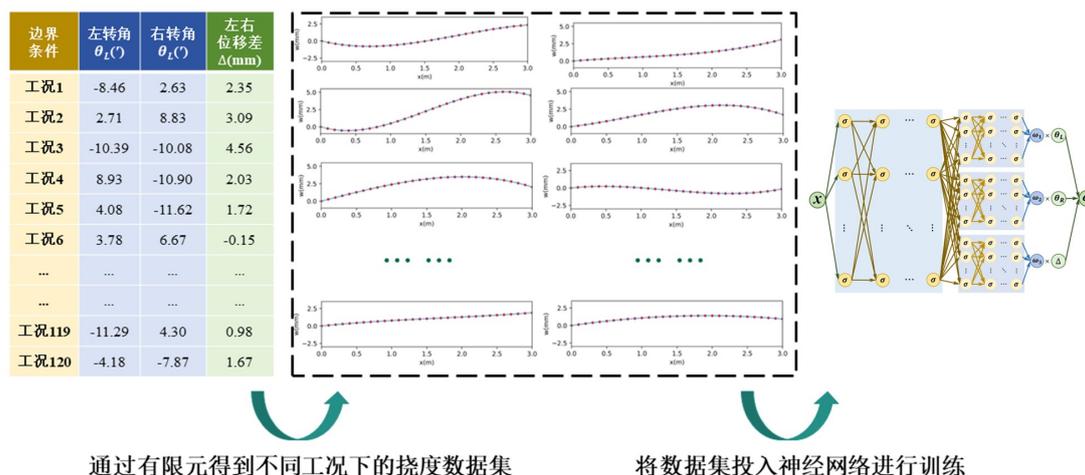


图 4.26 120 种随机工况数据集收集流程图

作为补充，增加了训练轮数（1000 万轮），以 10 种工况下生成的数据集为例，所有的挠度数据都被准确的解耦，而转角的数据出现了“过拟合”的情况，如下：

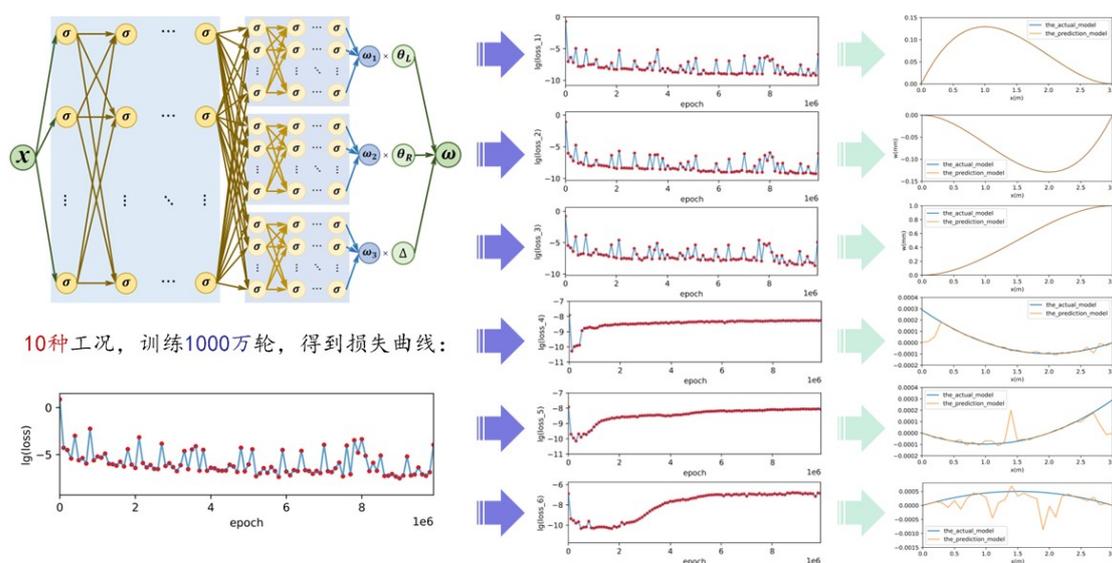


图 4.27 10 种工况 1000 万轮训练结果展示

由上述结果可以发现，在无中部节点转角数据输入时，训练 10 万轮左右就可以达到较好的效果，训练超过 100 万轮，跨中挠度可以更好地被拟合，而跨中转角会出现“过拟合”。最后，进行了含转角数据集的试训练。以 3 种随机工况为例，得到如下结果：

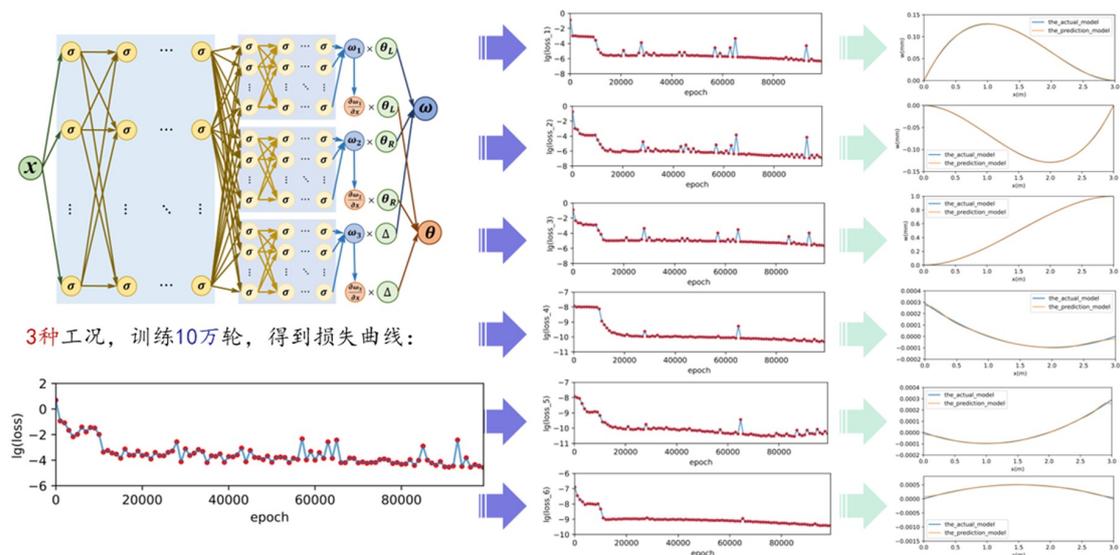


图 4.28 3 种工况下含转角信息结果展示

由于加入了转角数据，每次反向传播时需要对三个基本挠度函数求导，计算效率降低到原来的 5%。所有的损失也下降更慢，但 6 个基本位移函数拟合在 10 万轮后就达到了较好的效果。在调整步长、损失权重和增加训练轮数后，3 种、10 种和 120 种工况下含转角的训练结果都收效较好。

4.4 数据噪声识别及损伤对三种基本位移函数的影响

但实际工程中，我们并不能收集到如同有限元得到的无误差、噪声和异常值的数据。为了更加符合实际工程情况，我们对所有数据添加噪声进行研究。

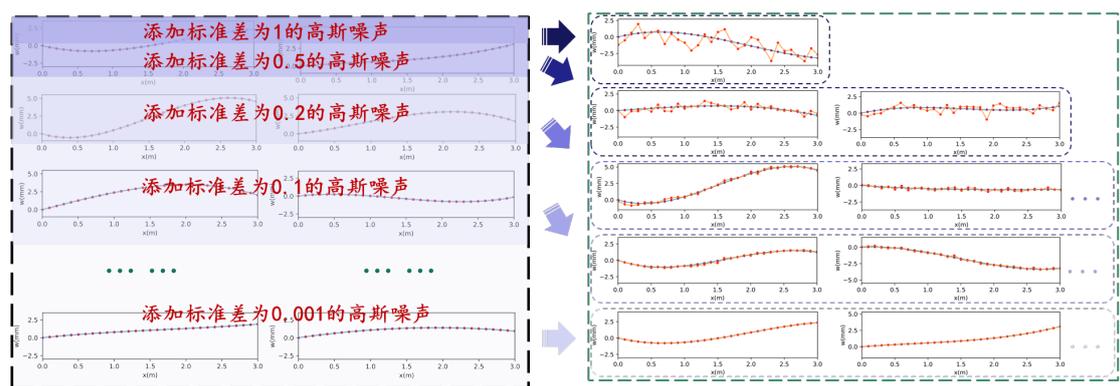


图 4.29 数据集噪声添加示意

对先前 120 个工况的数据集随机添加高斯噪声，对 1% 的数据添加标准差为 1 的高斯噪声（第 33 工况）；对 2% 的数据添加标准差为 0.5 的高斯噪声（第 7 工况、第 81 工况）；对 4% 的数据添加标准差为 0.2 的高斯噪声（第 3 工况、第 15



工况、第 37 工况、第 56 工况、第 110 工况)；对 10% 的数据添加标准差为 0.1 的高斯噪声(第 14 工况、第 25 工况、第 57 工况、第 64 工况、第 74 工况、第 89 工况、第 93 工况、第 101 工况、第 104 工况、第 112 工况、第 113 工况、第 116 工况)；对剩下所有的数据添加标准差为 0.001 的高斯噪声。用 $|\omega_0 - \omega_1|$ 表示噪声误差的大小，如下：

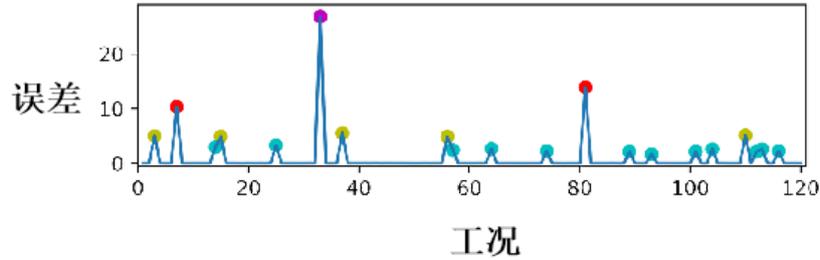


图 4.30 各工况数据集噪声大小

同样经过 100 万轮训练，得到损失图、loss1~loss6、挠度拟合情况、转角拟合情况，如下：

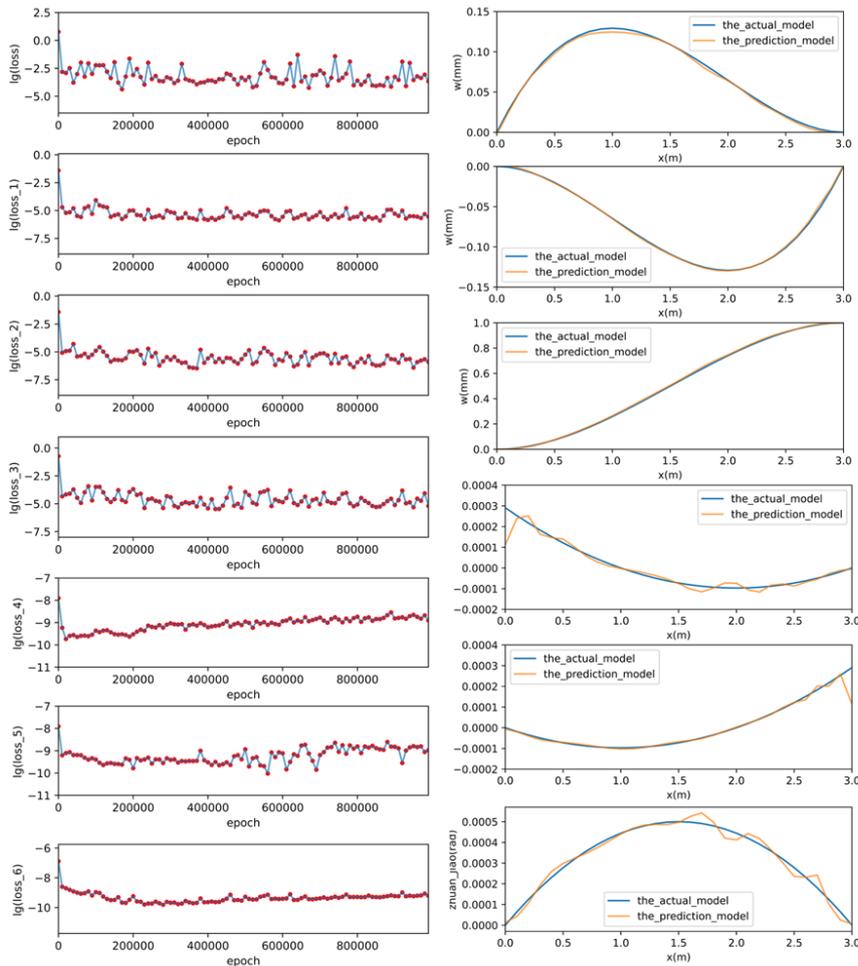


图 4.31 120 种工况下含噪声数据训练结果



由于有噪声的缘故，挠度在拟合的过程中有微小误差，转角有较大的误差。所以，需要识别所有工况的噪声大小，去掉噪声超过设定值的工况，保留无噪声或者极小噪声的数据，进而可以训练得到小误差模型。在有噪声数据 100 万轮训练后得到的模型每次是随机选取工况进行训练，因此，我们可以假设此时得到的模型符合绝大部分的小误差、小噪声的工况的。用训练好的模型，遍历所有工况得到每一工况的均方损失，结果如下：

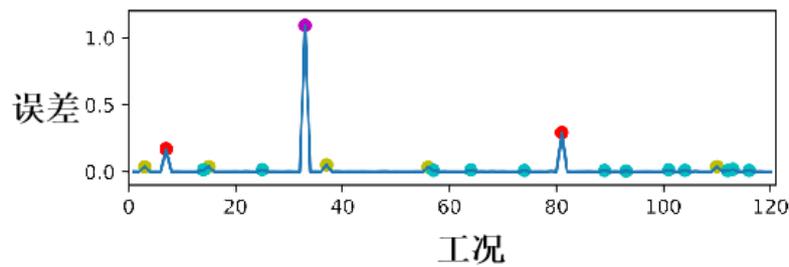


图 4.32 用训练后模型识别各工况误差

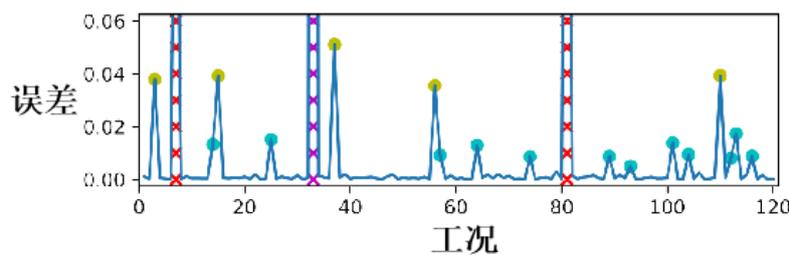


图 4.33 用训练后模型识别各工况误差（局部）

不难看出，每一工况的均方误差图和各工况数据集噪声大小可以对应（具体损失值量级不同是因为两次分别取了绝对值误差和均方误差）。上述结果说明，使用训练好的模型遍历所有工况的均方损失可以很好的识别每个通道的噪声大小。准确找出噪声大的工况或通道可以很好的更新模型，进而训练得到更符合真实工况的模型（这一过程同 4.3 节所述）。

最后，我们需要判断损伤（大小及位置）对三种基本位移函数的影响。梁截面损伤程度通常使用裂缝宽度、裂缝长度、结构刚度变化等参数来表征。这些参数通常结合使用，以全面评估梁截面的损伤程度。为统一标准，下文损伤程度均以裂缝长度（深度）表征。根据之前建立的有限元模型，对梁左半段不同位置施加损伤（由于梁的对称性，在 1&2 单元、3&4 单元、5&6 单元、7&8 单元、9&10 单元、11&12 单元、13&14 单元、15&16 单元施加不同程度的损伤）。

当损伤程度在 10%左右时，左端发生单位转角的挠度图和转角图、右端发生单位转角的挠度图和转角图、两端发生单位位移的挠度图和转角图（后文顺序相同）如下：



第 4 章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

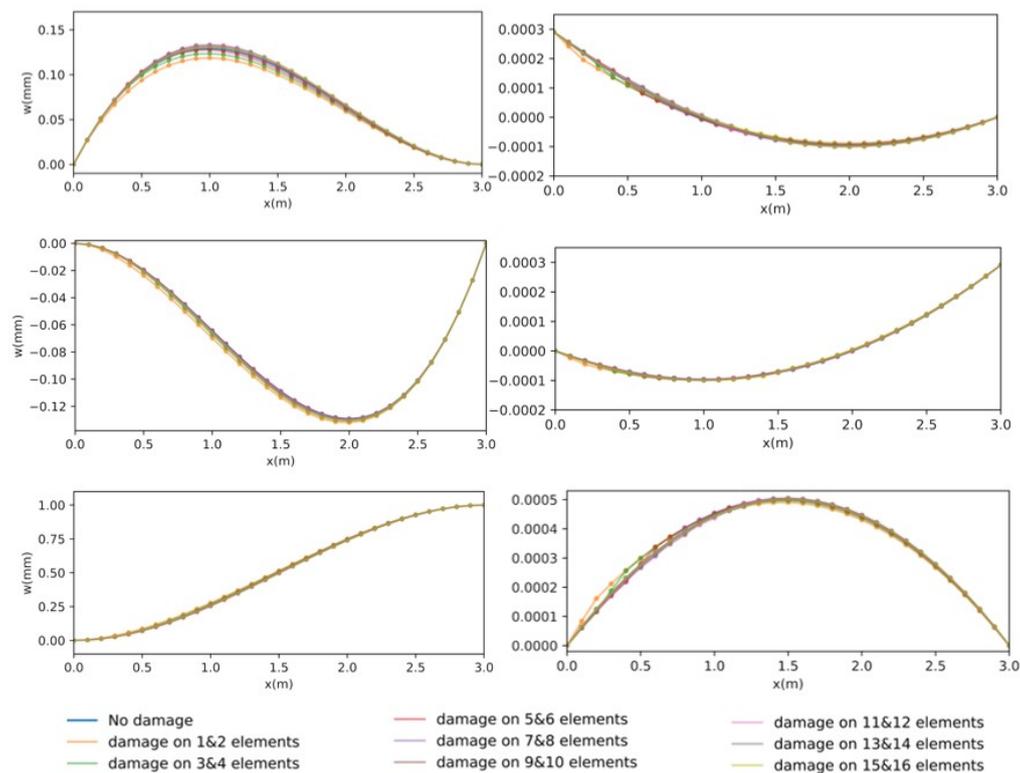


图 4.34 损伤程度在 10%左右的各位置损伤时的基本位移图

当损伤程度在 20%左右时，各基本位移图如下：

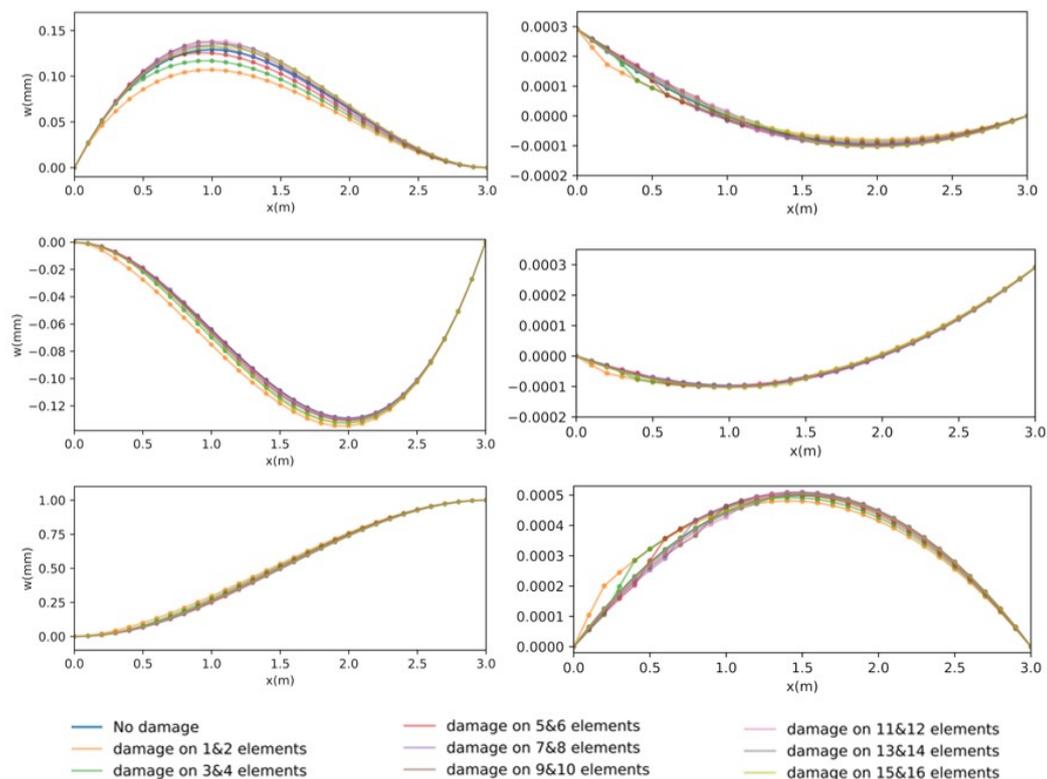


图 4.35 损伤程度在 20%左右的各位置损伤时的基本位移图



当损伤程度在 30%左右时，各基本位移图如下：

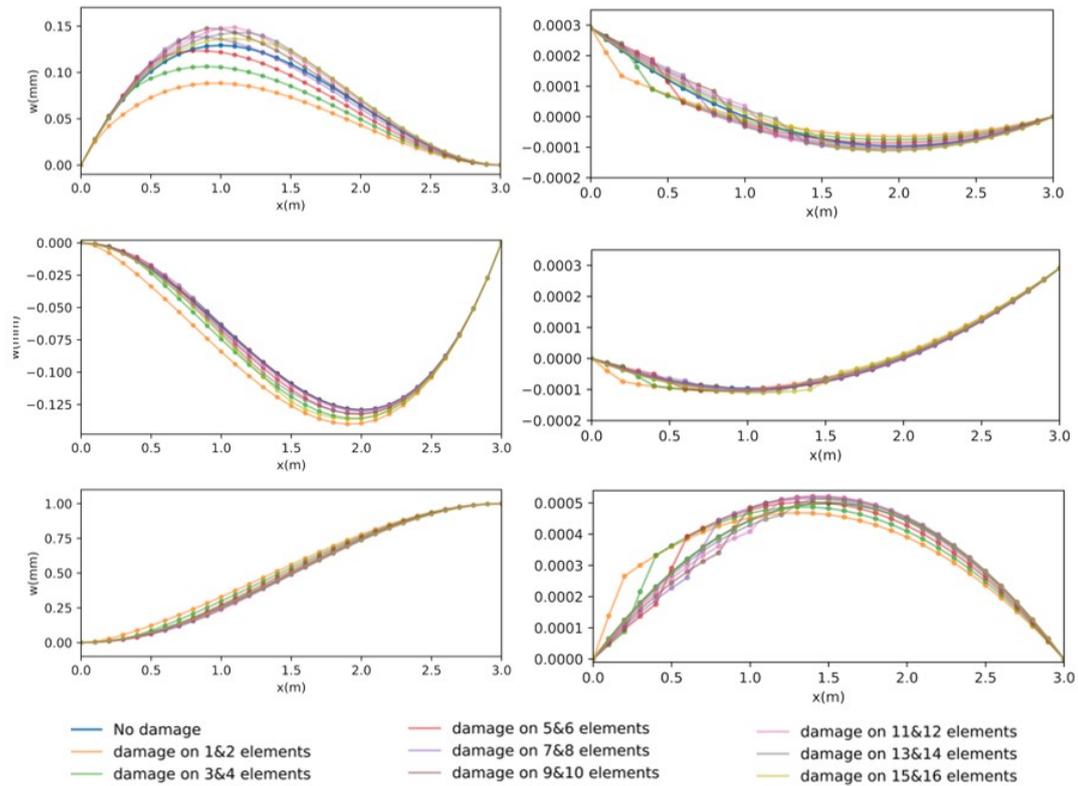


图 4.36 损伤程度在 30%左右的各位置损伤时的基本位移图

由上述结果可以得出，我们可以重点通过损伤侧发生单位转角的挠度图和转角图以及两端发生单位位移差的转角图，定性判断损伤发生的位置（其中损伤侧发生单位转角的转角图和两端发生单位位移差的转角图会在损伤位置附件出现明显的折线，损伤侧发生单位转角的挠度图会发生较明显的下降）。进而定位问题、预测结构行为、优化维护策略、及时采取措施以避免潜在的安全风险和事故发生。

4.5 工程实际中的流程

根据前序章节的研究，我们可以在实际工程中形成系统化流程化的噪声数据识别、基本位移函数识别和损伤判断，具体如下：

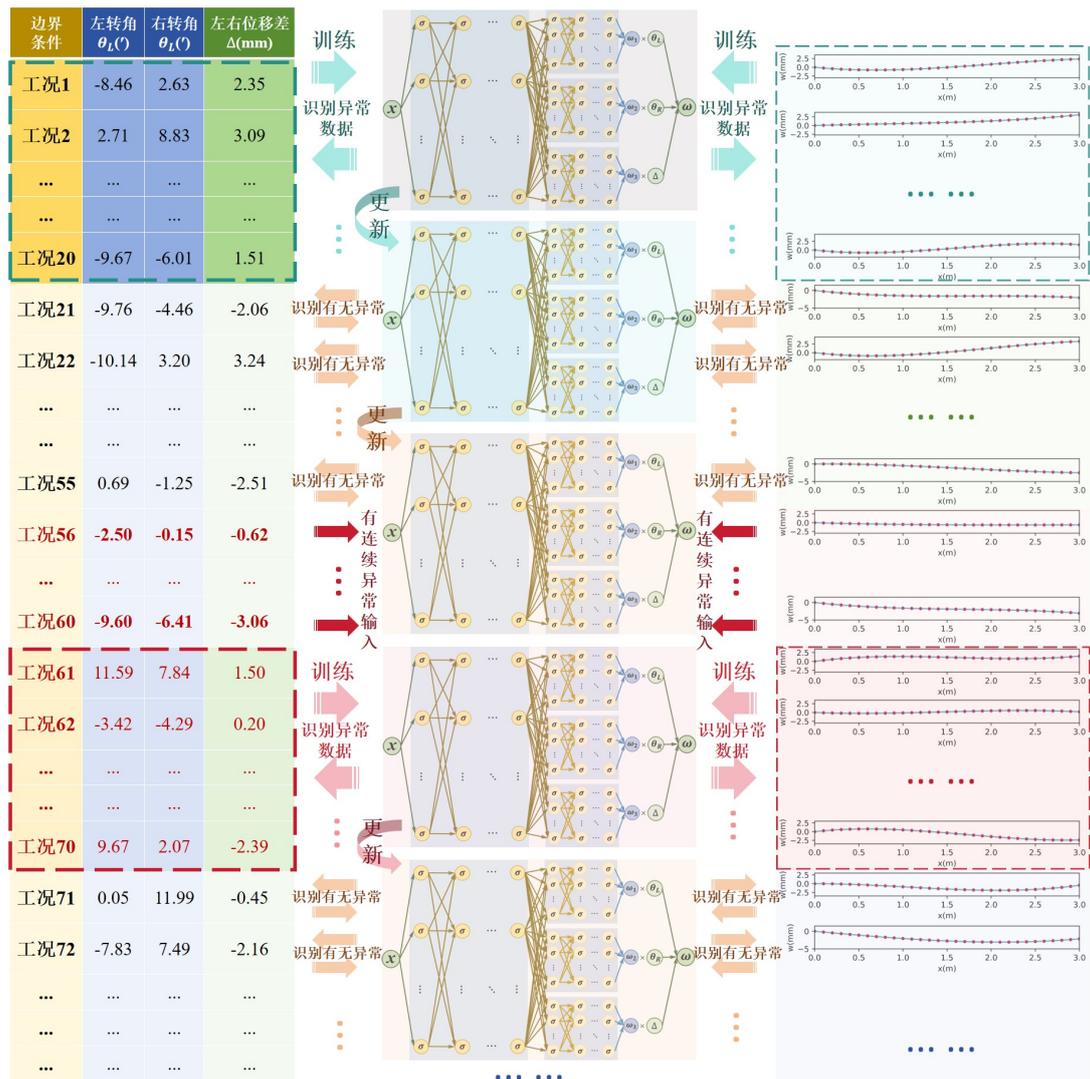


图 4.37 工程实际中的流程图

在移位工程开始阶段，根据少量输入工况及数据集对网络进行训练，并识别异常数据、去除噪声。随着工况的增多，通过更新好的模型实时识别异常和损伤的出现。当有连续异常数据输入时，需根据新的工况重新训练网络，并与之前网络进行对比，得到损伤情况，之后开始新一轮异常识别。

4.6 本章小结

托盘梁对于移位建筑至关重要，是上部结构的“根基”。由于托盘梁有力荷载未知、“位移荷载”已知的特点，基于 PDE 的物理信息神经网络在进行托盘梁损伤识别时存在一定的局限性。本章尝试了将叠加原理和位移与转角关系作为一种特殊的“物理信息”引入神经网络，提出了一种基于深度学习的结构基本位



24 3484 01

第4章 基于深度学习的移位关键构件位移函数及损伤识别

移函数及损伤识别方法。通过模拟梁在不同工况下的挠曲线，设计了含有三个子网络的神经网络结构，并进行了敏感性检验和数据噪声识别。研究表明，在实际工程中可以通过系统化流程化的方法识别噪声、基本位移函数和损伤位置，以提前预警和采取措施，从而达到控制移位结构关键构件在监测中的风险，确保结构安全。



第 5 章 基于无监督施工状态识别结果智能监测

5.1 引言

相较于移位结构整体姿态、关键构件的监测，对移位结构的特殊构件、动力水平和环境荷载的监测通常会根据项目对象不同而有较大差异。考虑到施工状态的不同会极大程度影响结构整体姿态并最终反应至监测数据，本章提出基于无监督施工状态识别结果智能监测，旨在通过无监督算法根据移位结构整体姿态监测数据识别施工状态。施工状态的准确识别，不仅可以帮助监测者及时发现潜在问题或异常情况，还可以指导特殊构件动力响应监测，有效控制移位结构特殊构件、动力水平、环境荷载监测风险，让整个监测系统的监测资源和边缘计算的算力可以更合理的分配，节约数据的存储空间。因此，施工状态识别对于保障工程项目的顺利进行、提高工程质量和安全性具有重要意义。

施工状态识别是监测数据获取和预处理后的重要信息挖掘步骤。以西安某博物馆某展室功能提升项目监测为例，在该项目监测过程中，石碑作为文物需要重点关注其受周围环境施工振动影响，但是对于四个展区百余块石碑都布设加速度（速度）传感器，显然是不现实的。如果可以基于沉降、倾角等静态数据进行初步判断，从而给振动监测一些简单的指导，同时可以让静态数据在不同的施工阶段有所侧重，会大大提升监测的质量和效率。

随着智能算法的发展，除了简单基于限值的判断和一些传统的统计算法之外，我们还使用智能算法来分析和评估从结构健康监测中获得的数据。现有研究中常见的方法包括基于循环神经网络 RNN（或改进的循环神经网络如 GRU、LSTM）和历史数据的未来数据预测和预警，基于 CNN 和图像的结构损伤识别，以及基于贝叶斯网络的结构舒适性和安全性评估。然而，这些较为常用的方法大多是监督式机器学习算法，面临着过度依赖数据质量和有标记的数据集、对算法设计和参数调整的要求高、对计算资源的需求大的问题。对于实际移位工程的监测过程来说，通过打标签的方式进行数据集构建，显然做不到实时的效果。因此，本章基于西安某博物馆某展室功能提升项目监测中遇到的问题，提出无监督算法来解决施工状态智能识别问题，以指导动态数据的监测和优化监测过程中监测资源的分配，并提出了以下流程：

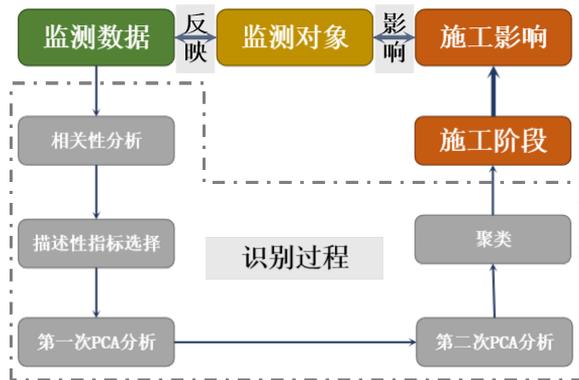


图 5.1 施工状态智能识别框架

5.2 项目背景

本章内容主要基于西安某博物馆某展室功能提升项目监测数据（项目背景详见 2.5.2），施工过程如下。

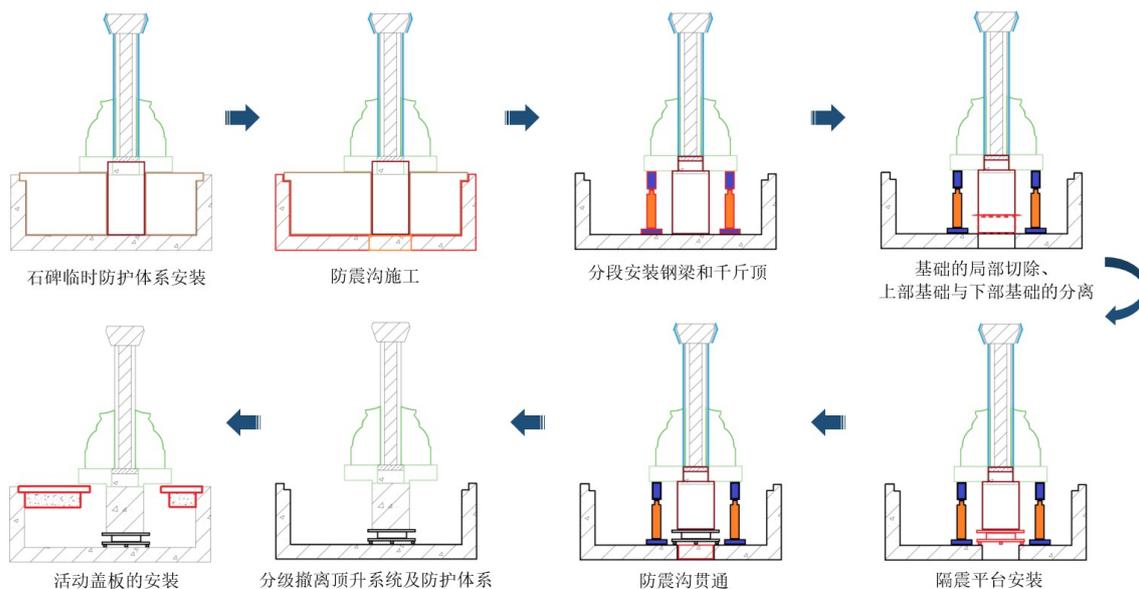


图 5.2 施工过程示意图

西安某博物馆某展室功能提升工程的重点是面向博物馆中的联排石碑开展防护平台设施安装。具体包括对示范展室的全部联排石碑开展一体化地震作用分析及整体防震设计，根据石碑的重量、形状等定制防震装置，采用在碑座底部加装防震装置，并刚性连接成联合隔震平台，通过延长整体系统的自振周期，降低地震作用，提升该展室地震直接风险防御能力。抗震性能提升建设的主要目标是在确保对石碑主体保护的基础上，用新的减震基础替换原始基础。具体的施工活动和过程监测在四个区域依次进行（施工区域划分及静态传感器布置情况详见



2.4.2 小节中相关传感器布置图)。涉及的关键施工流程和实际施工时间节点记录见下表:

表 5.1 项目关键流程时间节点

项目	D 区	C 区	B 区	A 区
临时防护措施安装	在 2023 年 2 月前全部完成			
安装临时防护措施系统安装	2.28-3.1	2.28-3.2	4.1-4.2	4.1-4.2
千斤顶就位	2.26	2.27	4.23	4.26
原始基础切割	3.2-3.4	3.5-3.9	4.23-4.25	4.27-4.29
部份混凝土基础拆除	3.3-3.5	3.11-3.17	4.25-4.27	4.30-5.2
开挖至垫层底部	3.6 前完成	3.19 前完成	4.30 前完成	5.3 前完成
基础凿碎(剔凿)	3.7 前完成	3.19 前完成	4.28 前完成	4.30 前完成
钢筋绑扎和混凝土浇筑	3.15 前完成	3.22 前完成	5.6 前完成	5.4 前完成
安装隔振支座	3.19	3.26	5.6	5.8
拆除千斤顶	3.24	3.29	5.9	5.12
传感器移除	3.26		5.25	

本项目移位对象具有一定的特殊性,首先石碑本身是一种较为特殊且有重要的文化价值、科学价值和历史价值的文物。其次石碑有多重放置方式,部分直接放于地面,部分碑座下浇筑混凝土支座埋置于地基中,形成一种较为特殊的结构形式。最后,项目的施工工艺(将石碑切割、托换、顶起后施工)有一定的特殊性。本项目也具有一般性,对于博物馆来说,施工是难以避免的。在博物馆施工过程中,需要考虑石碑的设防指标。防止工业振源引起的地面振动对石结构类古建筑产生有害影响,现存规范《古建筑防工业振动技术规范》中有对石质结构的容许速度按照重要性等级的规定。

表 5.2 古建筑石结构的容许振动速度 (mm/s)

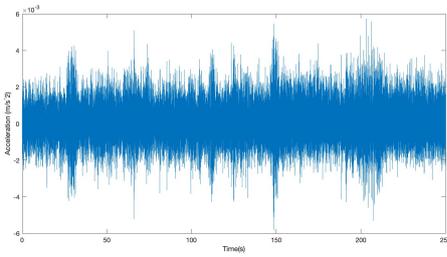
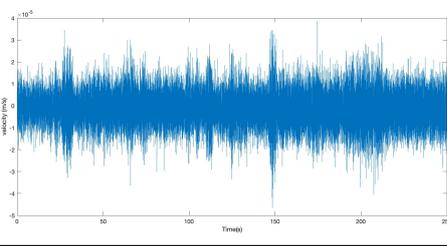
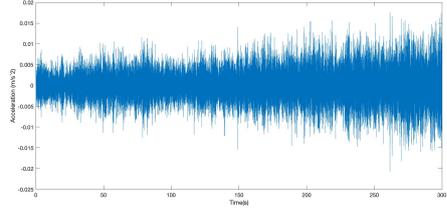
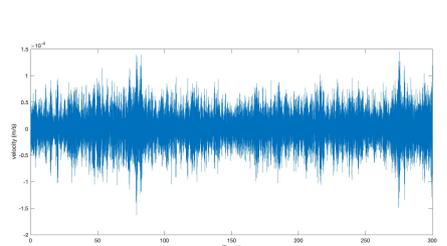
保护级别	控制点位置	控制点方向	石砌体 v_p (m/s)		
			< 2300	2300~2900	> 2900
全国重点文物保护单位	承重结构最高处	水平	0.20	0.20~0.25	0.25
省级文物保护单位	承重结构最高处	水平	0.36	0.36~0.45	0.45
市、县级文物保护单位	承重结构最高处	水平	0.60	0.60~0.75	0.75

《馆藏文物防震规范》^[138]中的规定也体现了“浮放”石碑类文物受震时更易发生倾覆破坏:

$$a_{h0} \leq \frac{g - 0.65a_{v0}}{k_0 (h/b)} \quad (5.1)$$

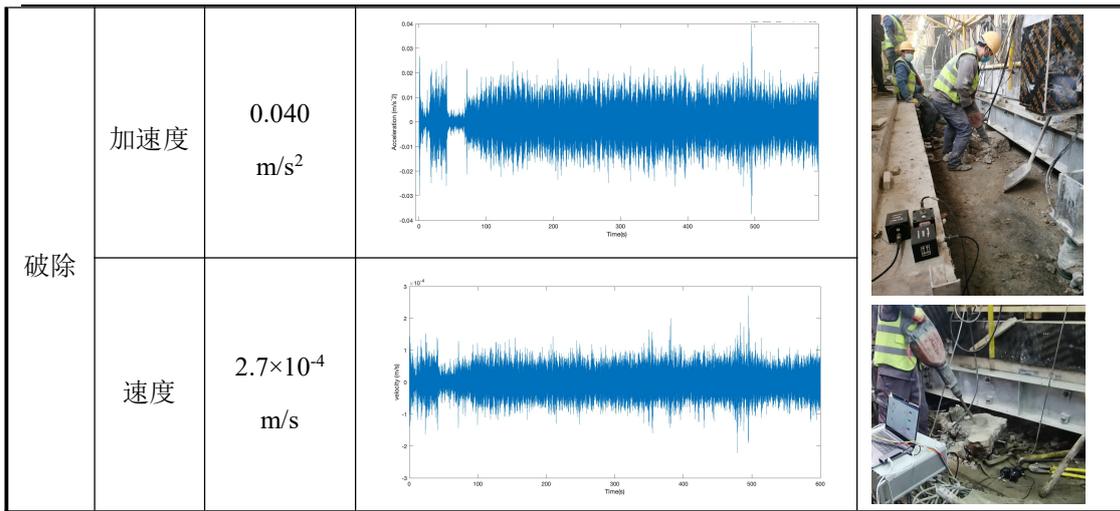
其中 a_{h0} 为浮置物体水平加速度最大值； a_{v0} 为竖向地震加速度最大值； g 为重力加速度； k_0 为抗倾覆安全系数，取 1.2~1.6，当防震设防等级高时取大值； h/b 为浮置物体的高宽比。由此可见，相较于一般建筑来说，包括石碑在内的文物和需要重点保护的历史文化建筑对动力响应（速度、加速度）更为“敏感”。而对于移位过程中动力响应是与现场施工（过程）紧密相关联的。为了进一步说明这一点，在项目监测前模拟了典型的施工过程包括混凝土切割、剔凿、破除时产生的动力响应：

表 5.3 不同工况下的动力响应测试

工况	响应	最大值	响应谱	现场情况
切割	加速度	0.0058 m/s ²		
	速度	4.7×10 ⁻⁵ m/s		
剔凿	加速度	0.028 m/s ²		
	速度	1.7×10 ⁻⁴ m/s		



第 5 章 基于无监督施工状态识别结果的智能监测



动力响应除了和具体的施工操作有关,还与测点与施工的相对位置有关。在所有施工过程中,使用电镐进行混凝土破除产生了最显著的振动激励(加速度相较于速度更显著)。因此,模拟了三组控制实验,观察了在电镐进行混凝土破除时地面、石碑底部的托换钢梁以及石碑顶部的振动情况。

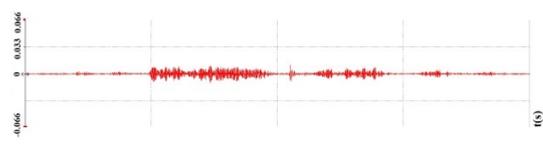
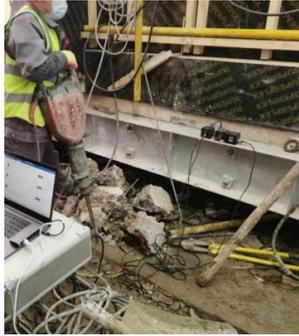
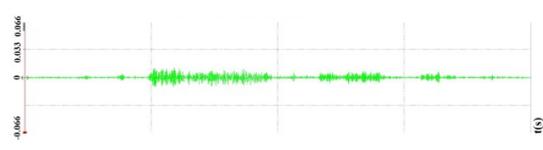
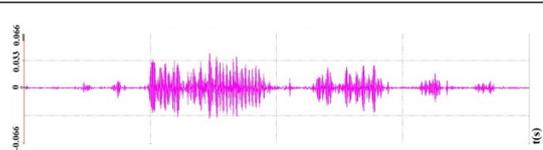
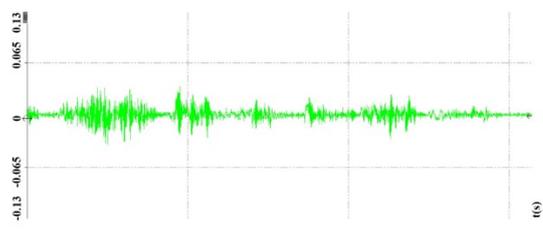
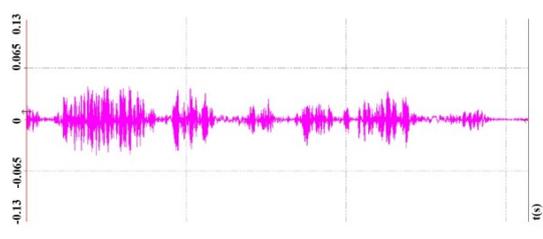
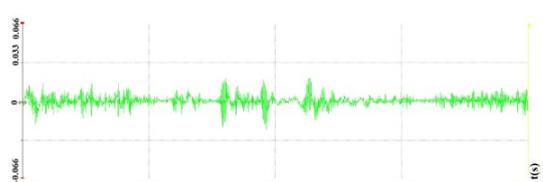
第一组实验测量了地面上东西、南北和垂直三个方向的加速度,在靠近破碎的混凝土块附近(对应于测试 1-1、测试 1-2、测试 1-3)。尽管在混凝土破碎过程中,地面上略微有颤动感觉,但最大加速度仍然保持在 0.02g 以下。

第二组实验评估了在纪念碑底部靠近破碎的混凝土块旁的钢梁的动态响应(对应于测试 2-1、测试 2-2、测试 2-3)。当使用电镐进行混凝土破碎作业时,与其他施工过程相比,纪念碑底部钢梁的振动加速度显著增加,但仍小于第一组实验数据。

第三组实验测量了靠近破碎的混凝土块的纪念碑顶部的动态响应(对应于测试 3-1、测试 3-2、测试 3-3)。由于纪念碑顶部的约束较小,在水平方向上的加速度超过了当传感器放置在混凝土底部钢梁上所记录的加速度。然而,它仍然保持在第一组数据观察到的水平以下。

表 5.4 混凝土破除时不同位置的动力响应测试

编号	最大值	响应谱	现场情况
测试 1-1	0.047 m/s ²		
测试 1-2	0.096 m/s ²		
测试 1-3	0.162 m/s ²		

测试 2-1	0.012 m/s ²		
测试 2-2	0.012 m/s ²		
测试 2-3	0.042 m/s ²		
测试 3-1	0.024 m/s ²		
测试 3-2	0.037 m/s ²		
测试 3-3	0.045 m/s ²		

综上所述，施工的工作阶段、施工具体操作、测量位置与振动源的相对位置都会影响动力响应。而石碑整体隔震改造工程包括了多个工作阶段，临时支护、开挖、托换、截断基础、安装隔震支座、落位等阶段，涉及到支撑体系的转换，在这些阶段中又包括了多种施工作业操作，切割、打孔、剔凿、混凝土破除等。再加上施工范围包含四个区域，涉及上百块石碑。结构动态响应并无法做到时刻监测到每一个点位，而是通过判断关键施工节点进行机动监测。

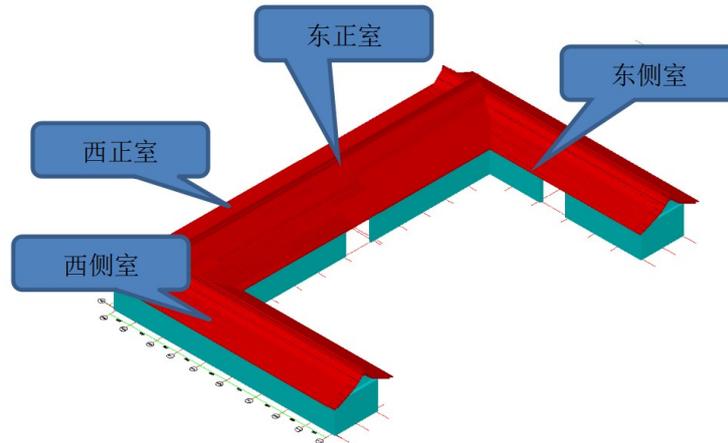


图 5.3 施工区域整体效果图

而通过判断监测人员判断关键施工节点进行监测的方式具有一定的主观性，再基于所有的静态测点都是提前布设在所有预先设计的监测点位可以实时监测并获得数据。因此，展开通过静态数据进行施工状态识别的研究，并通过识别结果，指导动态响应监测。

5.3 监测数据预处理及施工状态智能识别算法

在所有数据分析和挖掘之前都需要进行数据预处理操作。在分析过程中，排除异常值保留最能代表石碑变化的数据是预处理的重要一步。为了实现这一目标，我们根据实际观察将各种异常情况进行分类，并针对不同的异常情况提出相应的处理方法：

表 5.5 项目中常见的数据异常类型及处理异常数据的方法

数据异常类型	数据特征	处理方法
仪器读数异常	所有监测点数据都产生较大变化	使用滤波算法滤波
由于外部环境变化导致的仪器读数异常	所有监测点数据都产生小幅度变化并很快恢复	分析环境异常程度，减去异常部分
仪器系统错误（例如，水准仪水管中的气泡）	一个监测点产生较大变化，很快所有监测点都受到影响	分析系统误差效应的程度，减去异常部分
施工影响	一个监测点发生巨大变化，其它监测点位无明显变化	根据其它数据校准

对所有数据进行可靠性分析，考虑到在石碑两侧有多个全站仪监测点，在监测过程中选择来自水准仪、倾角仪和全站仪测量数据进行比较和分析，以验证数

据的准确性。以 3 月 18 日上午 8:30 至 11:30 之间在 C 区域收集的数据为例：

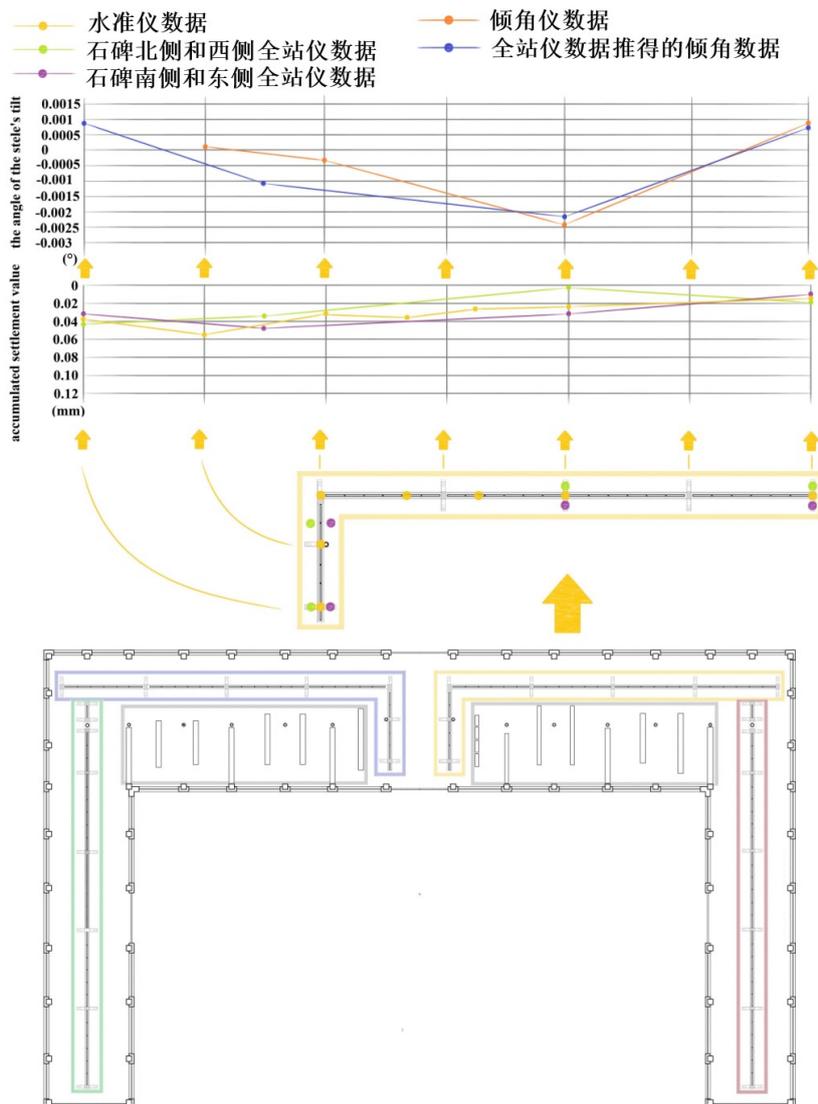


图 5.4 监测数据可靠性分析

显然，石碑两侧的全站仪数据所得到的倾斜数值与石碑顶部倾斜仪测量的数据非常接近。同样，碑两侧的全站仪数据所得到的沉降数值与碑顶部水准仪测量的数据吻合良好。水准仪、倾斜仪和全站仪之间的互相确认确立了数据的可靠性（C 区域本身石碑排列形式和测点分布较其它区域更不规则，这里以 C 区域为例，其它区域所有时间段都按照该流程进行可靠性分析）。

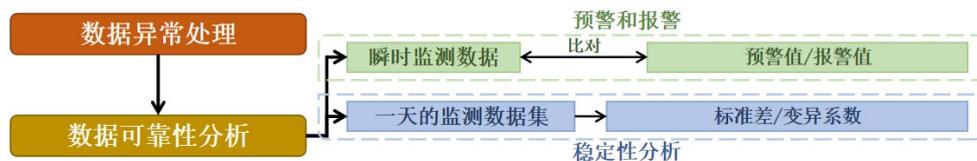


图 5.5 数据统计学特征分析



此外这里也特别说明，由于需要每天评估石碑的状况并生成报告提交给文物保护单位相关部门，因此制定了基于流程的静态数据预分析流程。在获取数据后，将识别并拒绝实时异常。然后通过选择每个时段（取决于施工阶段，关键施工阶段，如切割和顶升阶段，对每小时的数据进行分析；一些次要阶段，如落位后的稳定阶段则选取每周的数据进行分析）的若干个典型时刻来分析数据的可靠性。对于实时数据变化，将与警告和报警值进行比较以实现实时监测。对于每个时段的监测数据集，将计算统计指标，如标准差、变异系数等，以分析数据在该时段内的稳定性。

经过数据预处理和分析，可以获得一段时间内具有相当可靠性的静态数据，进行施工状态分析。初始步骤涉及描述性指标的选择，在大数据处理和统计学中，数据描述指标主要包括三个方面：数据集的中心趋势（众数、平均数、中位数）、数据离散程度（最大值、最小值、极差、方差、标准差、变异系数）和数据分布（峰度和偏度）。考虑到监测数据在通道数量维度较小，首先排除众数、中位数和分布指标。平均值被选择为数据集的中心趋势的代表值。通过分析这些代表值（选取 2000 组典型数据）之间的内在含义和相关性，发现最大值、最小值和极差之间存在较明显的相关性（极差本身从数值上也等于，最大值减最小值），而方差、标准差和变异系数则也表现出一定的相关性。

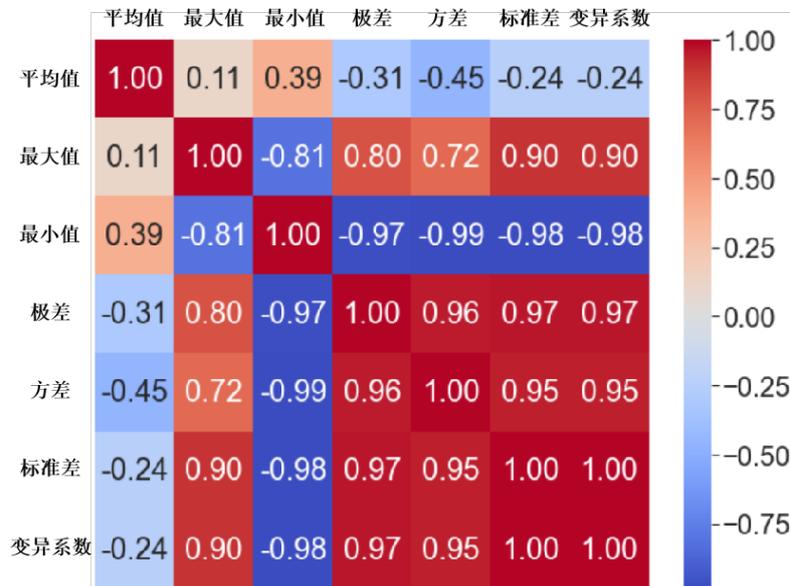


图 5.6 描述性指标关系热图

因此，极差和标准差被选为离散度的表征值。综上，平均值、极差和标准差被选为每个时段上数据集的代表值。实际上，平均值反映了数据随时间的变化幅度，与该时期的累积变化呈正相关。极差反映了在时间范围内变化的最大范围，标准差表示了时间范围内变化的离散程度。在描述性指标统计之后，每个时段



的数据集都被这三个描述性统计指标取代，从而提供了对数据集的更明确表示指标，同时显著减少了数据量。

之后，涉及数据主成分的识别。主成分分析（PCA，Principal Component Analysis）方法可以系统地识别数据集内部变化的主要方向，并将其投影到一个新的坐标系上。第一个主成分捕捉到数据中存在的最大方差，接着是第二个主成分，它捕捉到与第一个主成分正交的第二大方差。这个过程不断迭代，展开后续的主成分。在实际计算中，平均值、极差和标准差之间存在着稳定的相关性，尤其是在样本量有限的数据集中，极差和标准差呈现出明显的线性关系。通常，我们会将解释率（或称方差解释比例，PVE，Proportion of Variance Explained）以百分比的形式呈现，以便更直观地理解主成分对数据方差的贡献程度。一般地，当 $PVE > 80\%$ 则认为主成分分析已经较好地保留了原始数据的信息。

经过描述性指标选择和主成分分析，我们已经得到一个能充分表征原始数据特点的维度更低的数据集。此时数据在每个维度上都有较明显的区分，对数据集进行 K-Means 聚类收效更好（下节详述）。在聚类过程中，簇的数量和每个簇的含义则可以通过对簇的特征和聚类结果进行分析和解释来确定。

表 5.6 基于无监督施工状态识别算法

算法：基于无监督施工状态识别

- 第 1 步. 对待识别数据进行数据预处理（异常处理、可靠性分析）。
 - 第 2 步. 描述性指标选择。
 - 第 3 步. 相同通道内主成分分析。
 - 第 4 步. 不同通道间主成分分析。
 - 第 5 步. 聚类成不同的簇，与实际施工状态进行对比。
-

5.4 施工状态识别过程

根据实际项目（项目背景详见第 2 章第 4 节第 2 部分西安某博物馆某展室功能提升项目监测），选择 A 区域的数据作为示例进行处理，以说明方法的有效性。以下是使用实际数据进行实验的流程图：



24 3484 01

第 5 章 基于无监督施工状态识别结果的智能监测

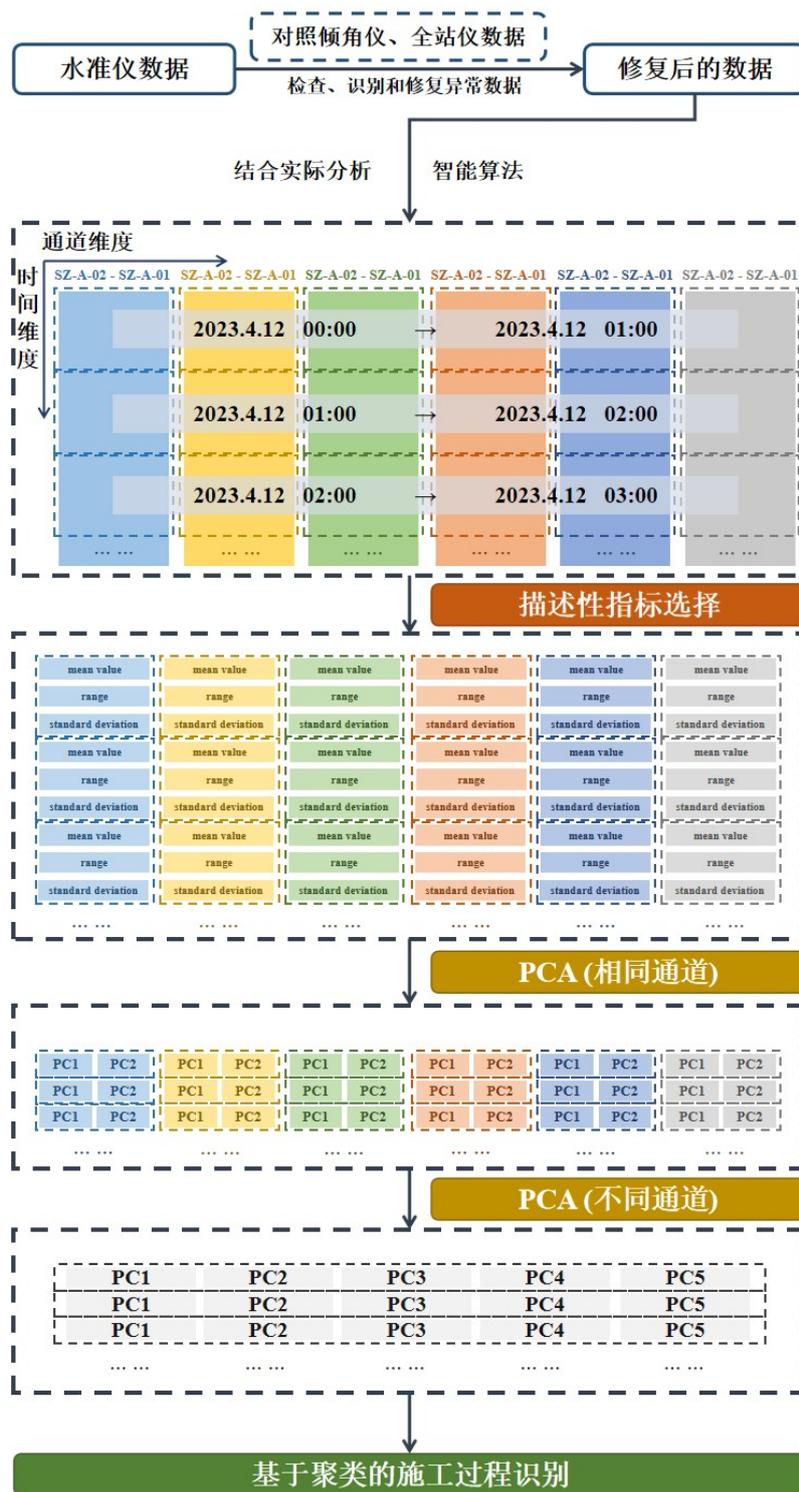


图 5.7 施工状态识别流程图

其中，区域 A 的 2023 年 4 月 12 日 0:00 到 2023 年 4 月 29 日 24:00 的水准仪数据集被用作训练集。训练集中的所有数据都经过倾斜仪和全站仪的校准，并在时间维度选择 1 小时作为一组数据，在空间维度上，两个相邻水准位置之间的相对高程变化数据构成了不同的通道。例如，通道“SZ-A-02 - SZ-A-01”的数据集



“2023 年 4 月 12 日 00:00 → 2023 年 4 月 12 日 01:00”包含了 2023 年 4 月 12 日 00:00 到 2023 年 4 月 12 日 01:00 期间在区域 A 中第 2 点和第 1 点之间的高程差异变化（实际水准读数每五分钟采集一次，每组数据点为 11 个）。准备好数据集后，进行两次主成分分析，以下是部分结果：

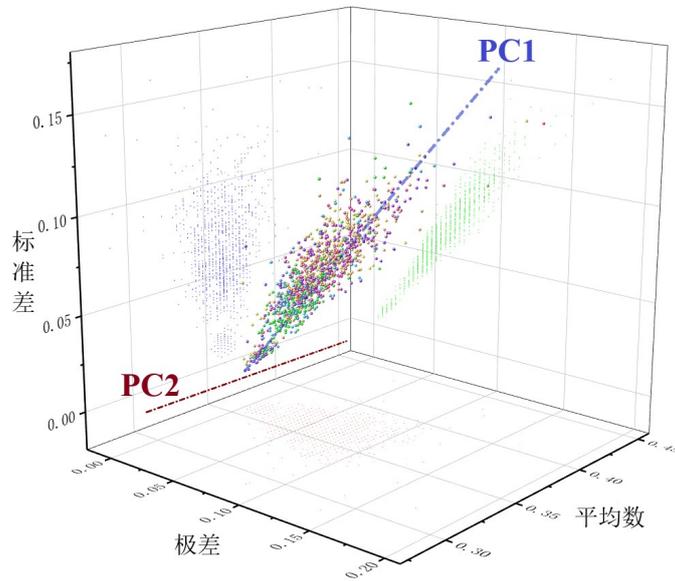


图 5.8 第一次 PCA 示意图

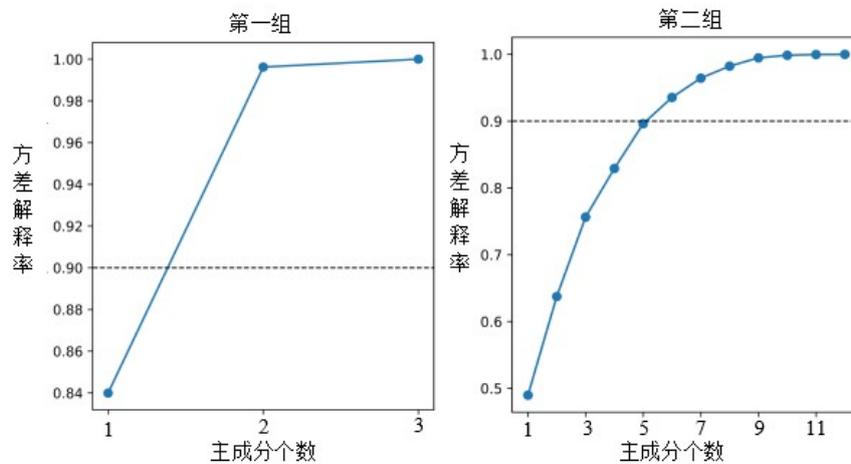


图 5.9 主成分分析方差解释率

数据集第一次主成分分析为通道内描述性指标主成分分析，三个统计描述性值在前两个主成分表示时，达到了超过 99%的解释率（从可视化的结果，可以看出第一个主成分主要表示了数据的极差和标准差，描述了数据的离散程度，第二个主成分主要表示了数据的平均值，描述了数据整体的大小）。这个过程为每个单位时间段产生了六个通道，每个通道包含两个数据点。随后，对这 12 个数据点进行了第二次（通道间）主成分分析，结果显示前 5 个主成分能够充分解释约



90%的方差。因此，选择了前五个主成分来描述该特定时间段内 A 区内的石碑的状态。

5.5 识别结果

基于前一节生成的数据集进行聚类，分别选择 2、3、4、5、6 和 7 个簇进行聚类。与实际数据和相应的施工场景进行比较后发现，将数据划分为 2、3、4 和 5 类时分类不足，将数据划分为 7 类时存在冗余。在 6 类的聚类方法。

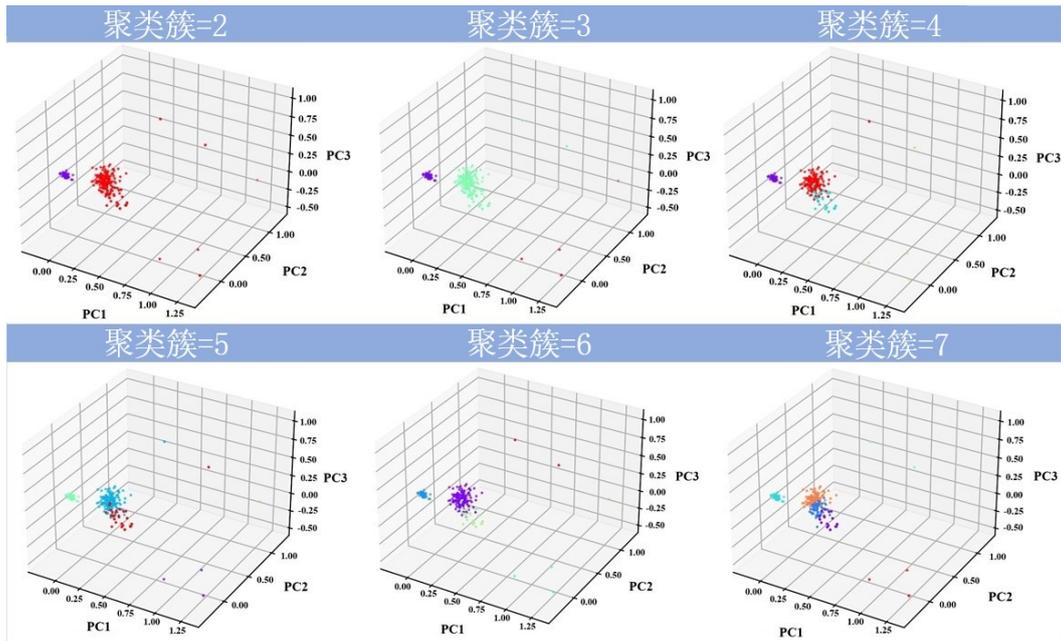


图 5.10 择 2、3、4、5、6 和 7 个簇进行聚类结果

基于前一节生成的数据集进行聚类，分别选择 2、3、4、5、6 和 7 个簇进行聚类。与实际数据和相应的施工场景进行比较后发现，将数据划分为 2、3、4 和 5 类时分类不足，将数据划分为 7 类时存在冗余。在选择 6 类进行聚类时，可以较好的将每一类数据的时间特点和数据特点相对应。

表 5.7 聚类成 6 簇时各类簇数据特点

	数目	时间特点	数据特点
第 1 类	160	对整体进行切割或是剔凿、拆除混凝土这类不直接作用石碑上的施工	联排石碑， 南北两端变化较明显，极差在 0.1~0.2， 中部变化明显极差在 0.15~0.35
第 2 类	26	针对石碑某个具体的点进行基础打孔或者石碑花芽基础拆除的施工	联排石碑， 南北两端变化较明显，极差在 0.1~0.2， 中部变化明显极差在 0.15~0.35



第 5 章 基于无监督施工状态识别结果的智能监测

第 3 类	63	全天（无论白天黑夜）对象石碑附近无对石碑有明显影响的施工	各点位极差都在 0.1 以内
第 4 类	3	中间有较大变化	局部极差达到 0.5 以上
第 5 类	2	北边有较大变化	局部极差达到 0.5 以上
第 6 类	1	南边有较大变化	局部极差达到 0.5 以上

A 区用于训练的数据跨越了从 2023 年 4 月 30 日 0 时至 2023 年 5 月 21 日 24 时的时间段。然而，鉴于大部分西侧室内的基础施工工作已在 2023 年 4 月 12 日 0 时至 2023 年 4 月 29 日 24 时之间完成，随后的时间段呈现出更平稳的趋势，没有发生误识别。在与五月第三日之前的三个时间间隔内，与地面开挖有关的中央和北部地区出现了异常，其中出现了显著的变化，但仍低于警报阈值。为了补充之前聚类结果，算法生成了与六种工程条件相对应的数据集，每种条件包括 12 组数据。这些数据集通过机器学习过程进行了聚类。在识别过程中只有三个点被错误识别，识别效率超过 95%。值得注意的是，错误识别的点集中在两个类的交叉点附近，这表明了之前的训练过程的有效性。

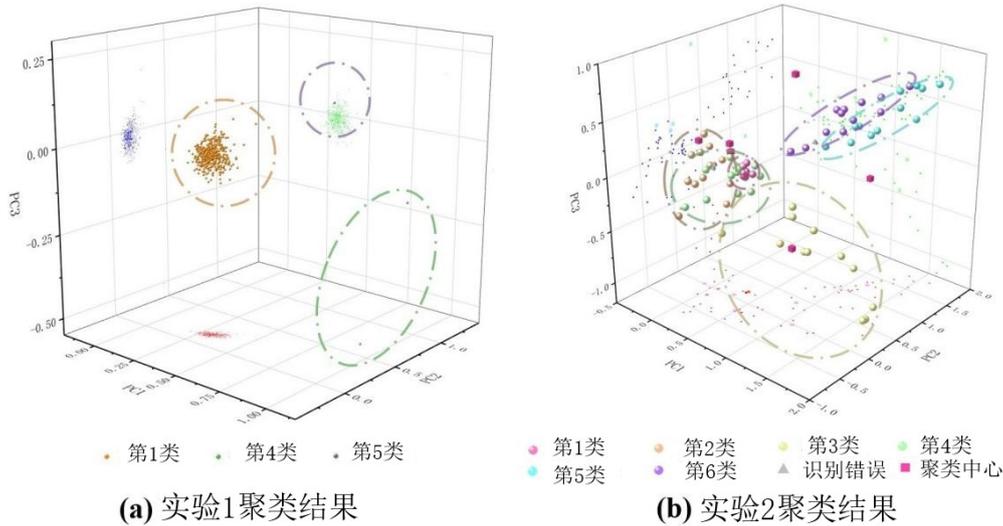


图 5.11 对工程实际和人工构造的验证集进行验证

此外，实验 1 和实验 2 都存在数据方面的缺陷。实验 1 中的数据显然不足，但与实际情况更为接近。相反，实验 2 中由算法生成的数据与实际数据有所偏差。这种差异影响了聚类中心，使其与每个类的中点不一致。然而，这两个实验相互补充，弥补了各自的缺点，增强了它们的总体发现。两种实验结合的认识效率超过 98%。

本章提出的无监督机器学习智能判别方法可以有效应用于工程领域，与现实场景相辅相成。事实上，在西安某博物馆某展室功能提升项目 D 区（西侧室）监测过程中我们简单应用了这种结合静态数据并基于无监督施工状态识别的方法指导动态响应的监测。首先，结合模拟结果和其它类似工程的经验结果构造了



数据集并进行聚类。聚类得到无施工、不同位置有轻微振动施工、不同位置有中等振动施工和不同位置有较大振动施工的聚类中心。之后实时收集静态数据并进行分析，全程有四次识别到有中等振动的施工（后文对应 4 个加速度监测点位）。这里简要展示根据 D 区识别结果进行监测的动力响应结果和现场情况。

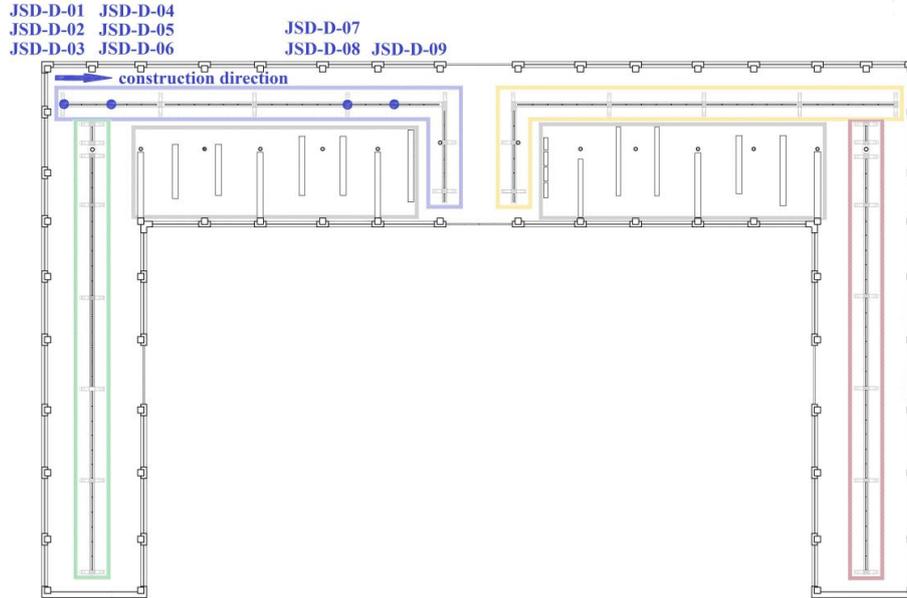


图 5.12 D 区加速度监测测点

在第一和第二组石碑的顶部安装两个水平加速度传感器 JSD-D-01 和 JSD-D-02，以及一个垂直加速度传感器 JSD-D-03。石碑的短边方向的水平加速度超过了垂直方向和长边方向的水平加速度，但基本上保持在 0.03m/s^2 以下，低于预设的 $0.02g$ 警戒值。

在第一组石碑的中间顶部位置安装两个水平加速度传感器 JSD-D-04 和 JSD-D-05，以及一个垂直加速度传感器 JSD-D-06。从西到东开始切割，直至第二个石碑的切割完成。东西方向和垂直方向的最大加速度约为 0.017 m/s^2 ，而北南方向，沿着纪念碑的短轴方向，由于受到较少限制，加速度较大，最大值约为 0.033 m/s^2 。所有这些值都保持在设置的警告阈值以下。

在区域 D 的东侧，在南北方向上放置一个垂直加速度传感器 JSD-D-07 和一个水平加速度传感器 JSD-D-08，以及另一个垂直传感器 JSD-D-09。在某日上午 10:38 至 11:18 之间，对应工况为测点 JSD-D-07 位置附近的切割、凿击和钻孔。在此期间加速度值的突然变化可能由于工地施工作业而引起的纪念碑底部钢梁的振动。JSD-D-09 垂直方向的加速度超过了 JSD-D-07 垂直方向的加速度，这是由于在 JSD-D-09 加速度传感器下方进行切割作业导致。



表 5.8 D 区不同位置的动力响应

编号	最大值	响应谱	现场情况
JSD-D-01	0.013 m/s ²		
JSD-D-02	0.021 m/s ²		
JSD-D-03	0.09 m/s ²		
JSD-D-04	0.017 m/s ²		
JSD-D-05	0.033 m/s ²		
JSD-D-06	0.032 m/s ²		
JSD-D-07	0.036m /s ²		
JSD-D-08	0.107 m/s ²		
JSD-D-09	0.081 m/s ²		

5.6 本章小结



24 3484 01

施工状态识别是数据挖掘的重要部分。对于本章的背景工程来说，通过静态的移位结构整体姿态监测数据准确识别施工对施工对象的影响可以指导特殊结构动态数据的监测，让动力监测更加有针对性同时节约“算力”和监测资源。本章首先分析了工业振源引起的地面振动对古建和文物（石碑）的影响，并指出动力监测的必要性。由于结构动态响应并不能做到时刻监测整个展室中四个区域百余块石碑，只能选择通过判断关键施工节点进行机动监测。基于上述背景提出了一种基于静态数据和无监督算法进行施工状态智能识别的方法指导动态响应监测，并提出了相应的流程。在算法细节方面，通过描述性指标选择和主成分分析，实现了对数据集的维度降低和特征提取。随后，采用 K-Means 聚类方法对数据进行分类，进一步识别施工状态。实验结果表明，该方法在施工状态识别方面取得了较好的效果，能够有效应用于实际工程监测数据分析中。最后，简要展示了目标区域根据识别结果进行监测的动力响应结果和现场情况。



第6章 全文总结与展望

6.1 全文总结

本文的研究工作初步探讨了监测系统建立及数据处理与信息挖掘方法,并初步应用于两项实际移位工程。主要成果与结论如下:

(1) 以两项典型移位工程项目为背景,进行基于移位工程风险的移位监测系统设计。具体分析研究了移位过程中的监测参数选择、布点优化、设备选型、数据处理原则和移位施工数字化建议等问题,基于移位监测过程中的五个方面(整体姿态、关键构件、特殊构件、动力水平、环境荷载)的风险,提出了监测系统的构架,并详细介绍了实际监测过程。

(2) 在结构整体姿态监测过程中,受到施工的影响,易出现数据缺失问题,这将不利于移位结构整体姿态获得。针对移位监测系统产生的整体姿态监测数据缺失问题,首先讨论了实际移位过程数据缺失情况。之后,基于不同的缺失机制构建缺失数据集,供后续验证使用。随后,根据工程实际情况提出了两种基于机器学习的数据填补方法。结果证明用机器学习算法的填补效果比传统统计学方法填补效果好,特别是在填补时间维度上变化较大的顶升阶段的缺失数据过程中,机器学习填补方法远优于统计学填补方法。而在准备阶段,数据本身变化较小,甚至在短时间内没有变化,使用统计学方法和神经网络方法都比较适合。通过对这两种机器学习填补方法的有效性验证,实现对移位结构整体姿态监测过程的风险控制。

(3) 通过结构关键构件监测数据对结构托盘梁进行损伤识别可以实现对移位结构关键构件监测的风险控制。通过定期进行损伤识别和评估,可以确保结构的安全性和可靠性,延长其使用寿命,并节约维护成本。针对典型移位结构托盘梁,构建多个子网络相耦合的深度学习网络,并对其进行网络敏感性检验,实验发现,三种工况下的挠度数据即可将三组基本边界条件下的位移曲线解耦,更多的工况可以让识别的损失下降更快。总体而言,数值实验表明该网络在识别数据噪声和基本位移函数方面表现出色。而不同位置和程度的损伤都会反应在结构基本位移函数上,通过基本位移函数的变化,我们能够定性判断损伤发生的位置。

(4) 对经过预处理后的数据进行深入的信息挖掘,可以有效控制移位特殊构件、动力水平、环境荷载监测风险。考虑到施工状态的不同会极大程度影响结构特殊构件姿态并最终反应至监测数据,提出基于无监督学习的施工状态智能识别方法。通过描述性指标选择和主成分分析等方法识别数据集特征向量,对得到



的特征向量进行聚类分析。分别选择 2、3、4、5、6 和 7 个簇进行聚类。与实际数据和相应的施工场景进行比较后发现，将数据划分为 2、3、4 和 5 类时分类不足，将数据划分为 7 类时存在冗余。6 个聚类簇的分类方法可以将聚类结果与实际施工状态进行一一对应。最后，在实际监测获得的数据集上验证了方法的有效性，并详细介绍了该方法在工程监测应用的实例。

6.2 研究展望

本文对移位全过程监测及监测数据处理与挖掘技术展开研究，获得了一些初步成果，算法效果及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) 本论文第三章提出的基于多源数据融合神经网络的移位结构整体姿态监测数据缺失修复方法对缺失数据点的相关通道依赖性强，泛化性仍然需要提升。未来可以考虑引入物理信息加强数据点之间的关联。

(2) 本论文第四章提出的基于深度学习的结构基本位移函数及损伤识别方法，只考虑了单一时刻点上的数据。未来可以考虑从时序角度入手，从数据改变量的角度探讨“损伤”发生的过程和具体情况。

(3) 本论文第五章提出的基于无监督学习的施工状态智能识别方法在未来研究中仍然可以引入更多的施工状态，建立移位工程的“知识图谱”。

(4) 受限于作者的时间和精力，虽然本文所有的方法都是基于作者完成的实际工程项目提出的，且在实际收集的监测数据集上得到了充分验证，但是在方法提出后并未应用于新的工程项目。因此在行文过程中，在第二章先介绍了工程背景，后文中有的方法是在工程监测过程中提出并进行简单的应用(第五章方法)有的方法是在项目结束后进行的深入研究只在已有数据集或模拟数据中进行验证(第三、四章方法)。所有方法的鲁棒性、广泛适用性和灵活性仍需在实际工程中检验，并在实际“再应用”过程中进行改进和完善。



参考文献

- [1] 吴二军, 李爱群, 张兴龙. 建筑物整体移位技术的发展概况与展望[J]. 施工技术, 2011, 40(06): 1-7.
- [2] 梁峰, 卢文胜. 移位技术与建筑结构安全问题[J]. 结构工程师, 2004(05): 24-27.
- [3] 吴二军, 陈竹, 赵琼娟, et al. 复杂移位工程托换结构施工不利工况内力分析[J]. 施工技术, 2011, 40(06): 35-38.
- [4] 都爱华. 框架结构移位托换节点受力机理的研究[D]. 山东大学, 2011.
- [5] 郑华奇, 蓝戊己, 朱启华. 上海音乐厅整体迁移限位技术的研究与应用[J]. 施工技术, 2004(02): 9-11.
- [6] 百年古刹移步不换形: 玉佛禅寺大雄宝殿整体移位项目[J]. 建筑科技, 2019, 3(01): 2-4.
- [7] Zhang, Xue, Xie, et al. Structural Monitoring and Safety Assessment during Translocation of Mahavira Hall of Jade Buddha Temple[J/OL]. Sustainability, 2019, 11(19): 5477. <https://doi.org/10.3390/su11195477>.
- [8] 张睿, 谢丽宇, 卢文胜, et al. 玉佛禅寺大雄宝殿移位监测系统(I): 监测系统的设计与实现[J]. 结构工程师, 2020, 36(04): 196-203.
- [9] 谢丽宇, 张睿, 卢文胜, et al. 玉佛禅寺大雄宝殿移位监测系统(II): 结构形变监测数据的分析[J]. 结构工程师, 2020, 36(04): 10-15.
- [10] 罗尧治, 赵靖宇. 空间结构健康监测研究现状与展望[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(10): 16-28.
- [11] Housner G W, Bergman L A, Caughey T K, et al. Structural Control: Past, Present, and Future[J/OL]. Journal of Engineering Mechanics, 1997, 123(9): 897-971. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(1997\)123:9\(897\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(1997)123:9(897)).
- [12] 李宏男, 高东伟, 伊廷华. 土木工程结构健康监测系统的研究状况与进展[J]. 力学进展, 2008(02): 151-166.
- [13] Cicero T, Cawley P, Simonetti F, et al. Potential and Limitations of a Deconvolution Approach for Guided Wave Structural Health Monitoring[J/OL]. Structural Health Monitoring, 2009, 8(5): 381-395. <https://doi.org/10.1177/1475921709102086>.
- [14] 向阳, 杜君. 桥梁健康监测系统中的大数据分析与研究[J]. 铁路计算机应用, 2020, 29(1): 44-48, 54.
- [15] 李惠, 鲍跃全, 李顺龙, et al. 结构健康监测数据科学与工程[J]. 工程力学, 2015, 32(8): 1-7.
- [16] Hooda Y, Kuhar P, Sharma K, et al. Emerging Applications of Artificial Intelligence in Structural Engineering and Construction Industry[J/OL]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1950(1): 012062. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1950/1/012062>.
- [17] Fadlullah Z Md, Tang F, Mao B, et al. State-of-the-Art Deep Learning: Evolving Machine Intelligence Toward Tomorrow's Intelligent Network Traffic Control Systems[J/OL]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2432-2455. <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2707140>.
- [18] Zhao R, Yan R, Chen Z, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J/OL]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.05.050>.



24 3484 01

参考文献

- [19] 《建(构)筑物移位工程技术规程》JGJ / T 239-2011[S]. 2011.
- [20] 张鑫, 徐向东, 都爱华. 国外建筑物整体平移技术的进展[J]. 工业建筑, 2002(07): 1-3+6.
- [21] Lamar K, Pan D, Stan B. University of IOWA Work[J]. The Structural Mover, 1999, 17(1): 11-14.
- [22] Repair and renewal of buildings[M/OL]. Thomas Telford Publishing, 1983[2024-03-08]. <http://www.icevirtuallibrary.com/doi/book/10.1680/rarob.01725>.
- [23] 张鑫, 岳庆霞, 贾留东. 建筑物移位托换技术研究进展[J]. 建筑结构, 2016, 46(05): 91-96.
- [24] 喻昌荣. 外滩天文台塔体整体移位施工技术[J]. 上海建设科技, 1994(01): 15~16.
- [25] 尹天军, 朱启华, 郑华奇. 北京英国使馆旧址整体平移工程设计与实施[J]. 建筑技术, 2005, 36(6): 412~415.
- [26] 贾留东, 张鑫, 孙剑平. 临沂市国家安全局 8 层办公楼整体平移设计[J]. 工业建筑, 2002(07): 7~10+13.
- [27] 李爱群, 卫龙武, 吴二军. 江南大酒店整体平移工程的设计[J]. 建筑结构, 2001(12): 3~5+8.
- [28] 郑华奇, 蓝戊己. 刘长胜故居整体平移工程的设计与施工[J]. 建筑技术, 2003(06): 414~416.
- [29] 尹天军, 朱启华, 蓝戊己. 吴忠宾馆整体平移工程设计与实施[J]. 建筑结构, 2006(09): 1-7.
- [30] Gromysz K. Rectification an 11-Storey Vertically Deflected Residential Building[J/OL]. Procedia Engineering, 2013, 57: 382-391. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2013.04.050>.
- [31] 夏风敏, 谭天乐, 贾留东, et al. 文昌鲁能淇水湾度假综合体整体移位设计[J]. 建筑结构, 2020, 50(06): 29-33.
- [32] 雷鹰, 刘丽君, 郑翥鹏. 结构健康监测若干方法与技术研究进展综述[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2021, 60(03): 630-640.
- [33] Cho H N, Lim J K, Choi H H. Reliability-based fatigue failure analysis for causes assessment of a collapsed steel truss bridge[J/OL]. Engineering Failure Analysis, 2001, 8(4): 311-324. [https://doi.org/10.1016/S1350-6307\(00\)00020-0](https://doi.org/10.1016/S1350-6307(00)00020-0).
- [34] 杨冰. 韩国三丰百货店倒塌事件——质量缩水致 502 人死亡[J]. 现代班组, 2017, 126(6): 24.
- [35] Li S, Zhu S, Xu Y L, et al. Long-term condition assessment of suspenders under traffic loads based on structural monitoring system: Application to the Tsing Ma Bridge[J/OL]. Structural Control and Health Monitoring, 2012, 19(1): 82-101. <https://doi.org/10.1002/stc.427>.
- [36] Guo Y L, Kareem A, Ni Y Q, et al. Performance evaluation of Canton Tower under winds based on full-scale data[J/OL]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2012, 104-106: 116-128. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2012.04.001>.
- [37] Bartelletti R, Fiorentino G, Lanzo G, et al. Behavior of the Leaning Tower of Pisa: Analysis of Experimental Data from Structural Dynamic Monitoring[J/OL]. Applied Mechanics and Materials, 2016, 847: 445-453. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.847.445>.
- [38] 祝博, 邱宇, 张博文. 基于智能方法的结构性能评估与优化设计技术[J]. 人工智能, 2023, 32(01): 88-100.
- [39] 孙鸿敏, 李宏男. 土木工程结构健康监测研究进展[J]. 防灾减灾工程学报, 2003(03): 92-98.
- [40] 易卓然, 薛松涛, 谢丽宇, et al. 无源无线加速度计的系统设计与仿真[J]. 哈尔滨工程大



- 学学报, 2023, 44(02): 211-218+234.
- [41] Wang L, Liu G, Wang G, et al. M-PINN : A mesh-based physics-informed neural network for linear elastic problems in solid mechanics[J/OL]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2024: e7444. <https://doi.org/10.1002/nme.7444>.
- [42] 胡永利, 孙艳丰, 尹宝才. 物联网信息感知与交互技术[J]. *计算机学报*, 2012, 35(06): 1147-1163.
- [43] 唐小军, 宋晓玲. 我国建筑物整体移位研究现状及需解决的问题[J]. *工业建筑*, 2005(S1): 834-836+878.
- [44] 吴二军, 黄镇, 李爱群, et al. 江南大酒店平移工程的静态和动态实时监测[J]. *建筑结构*, 2001(12): 11-14.
- [45] 贾留东, 夏风敏, 张鑫, et al. 莱芜高新区 15 层综合楼平移设计与现场监测[J]. *建筑结构学报*, 2009, 30(06): 134-141.
- [46] 许锦林, 陈蕃鸿, 许祎斌, et al. 厦门后溪长途汽车站建筑物平移加固技术研究[J]. *施工技术*, 2021, 50(01): 25-27.
- [47] 谢丽宇, 管帅, 卢文胜, et al. 厦门后溪长途汽车站移位监测系统的设计与实现[J]. *结构工程师*, 2022, 38(06): 144-151.
- [48] 黄超, 陈蕃鸿, 许锦林. BIM 和物联网技术在大型建筑位移监控量测中的应用[J]. *建筑施工*, 2021, 43(01): 115-118.
- [49] 李学龙, 龚海刚. 大数据系统综述[J]. *中国科学:信息科学*, 2015, 45(01): 1-44.
- [50] 刘明吉, 王秀峰, 黄亚楼. 数据挖掘中的数据预处理[J]. *计算机科学*, 2000(04): 54-57.
- [51] 孙利民, 尚志强, 夏焯. 大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J]. *中国公路学报*, 2019, 32(11): 1-20.
- [52] Bao Y, Tang Z, Li H, et al. Computer vision and deep learning-based data anomaly detection method for structural health monitoring[J/OL]. *Structural Health Monitoring*, 2019, 18(2): 401-421. <https://doi.org/10.1177/1475921718757405>.
- [53] 荆根强. 桥梁结构监测系统在线校准方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2023.
- [54] 姜绍飞. 结构健康监测-智能信息处理及应用[J]. *工程力学*, 2009, 26(S2): 184-212.
- [55] 吴晓婷, 闫德勤. 数据降维方法分析与研究[J]. *计算机应用研究*, 2009, 26(08): 2832-2835.
- [56] Doebling S W, Farrar C R, Prime M B. A Summary Review of Vibration-Based Damage Identification Methods[J/OL]. *The Shock and Vibration Digest*, 1998, 30(2): 91-105. <https://doi.org/10.1177/058310249803000201>.
- [57] Lin Y, Nie Z, Ma H. Structural Damage Detection with Automatic Feature-Extraction through Deep Learning[J/OL]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(12): 1025-1046. <https://doi.org/10.1111/mice.12313>.
- [58] 罗尧治, 钟舟能. 国家体育场健康监测信息可视化设计[J]. *钢结构*, 2012, 27(04): 16-21+52.
- [59] 朱芳. 基于支持向量机的桥梁健康监测系统残缺数据填补[D]. 重庆: 重庆大学, 2013.
- [60] 唐健元, 杨志敏, 杨进波. 临床研究中缺失值的类型和处理方法研究[J]. *临床研究中缺失值的类型和处理方法研究*, 2011, 28(03).
- [61] 刘艳玲. 调查数据无回答的插补方法及模拟比较[D]. 天津: 天津财经大学, 2013.
- [62] 罗永峰, 叶智武, 郭小农. 钢结构施工过程监测数据缺失机理与处理方法[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2014, 42(06): 823-829+923.
- [63] Bertsimas D, Pawlowski C, Zhou Y D. From predictive methods to missing data imputation:



- an optimization approach[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2017, 18(1): 7133-7171.
- [64] 金勇进, 朱琳. 不同差补方法的比较[J]. *数理统计与管理*, 2000(04): 50-54.
- [65] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum Likelihood from Incomplete Data Via the EM Algorithm[J/OL]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1977, 39(1): 1-22. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1977.tb01600.x>.
- [66] Ghahramani Z, Jordan M I. Supervised learning from incomplete data via an EM approach[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems*. 1994: 120-127.
- [67] 张宏东. EM 算法及其应用[D]. 山东: 山东大学, 2015.
- [68] Rahman Md G, Islam M Z. Missing value imputation using a fuzzy clustering-based EM approach[J/OL]. *Knowledge and Information Systems*, 2016, 46(2): 389-422. <https://doi.org/10.1007/s10115-015-0822-y>.
- [69] Ogbeide E M. A new iterative imputation method based on adaptive expectation maximization[J]. *Science-Tech Journal*, 2018, 3(1): 133-142.
- [70] Razavi-Far R, Cheng B, Saif M, et al. Similarity-learning information-fusion schemes for missing data imputation[J/OL]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 187: 104805. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.06.013>.
- [71] Rao J N K, Shao J. Jackknife variance estimation with survey data under hot deck imputation[J/OL]. *Biometrika*, 1992, 79(4): 811-822. <https://doi.org/10.1093/biomet/79.4.811>.
- [72] Ozturk A. Accuracy improvement in air-quality forecasting using regressor combination with missing data imputation[J/OL]. *Computational Intelligence*, 2021, 37(1): 226-252. <https://doi.org/10.1111/coin.12399>.
- [73] 庞新生. 缺失数据插补处理方法的比较研究[J]. *统计与决策*, 2012(24): 18-22.
- [74] 金勇进. 缺失数据的插补调整[J]. *数理统计与管理*, 2001, 20(6): 47-53.
- [75] 杨晓倩. 缺失数据插补方法的选择研究[D]. 兰州: 兰州财经大学, 2016.
- [76] 咎昕武, 平春蕾, 符欲梅. 基于神经网络及时间序列混合模型的桥梁健康监测系统缺失数据填补[J]. *重庆理工大学学报 (自然科学版)*, 2011, 25(4): 79-85.
- [77] Jerez J M, Molina I, García-Laencina P J, et al. Missing data imputation using statistical and machine learning methods in a real breast cancer problem[J/OL]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 50(2): 105-115. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2010.05.002>.
- [78] Shi H, Wang P, Yang X, et al. An Improved Mean Imputation Clustering Algorithm for Incomplete Data[J/OL]. *Neural Processing Letters*, 2022, 54(5): 3537-3550. <https://doi.org/10.1007/s11063-020-10298-5>.
- [79] Nikfalazar S, Yeh C H, Bedingfield S, et al. Missing data imputation using decision trees and fuzzy clustering with iterative learning[J/OL]. *Knowledge and Information Systems*, 2020, 62(6): 2419-2437. <https://doi.org/10.1007/s10115-019-01427-1>.
- [80] 朱芳, 符欲梅, 陈得宝. 基于 SVR 的桥梁健康监测系统缺失数据在线填补研究[J]. *传感技术学报*, 2018, 31(5): 726-732.
- [81] Elman J L. Finding Structure in Time[J/OL]. *Cognitive Science*, 1990, 14(2): 179-211. https://doi.org/10.1207/s15516709cog1402_1.
- [82] Jiang X, Adeli H. Dynamic Wavelet Neural Network for Nonlinear Identification of Highrise Buildings[J/OL]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2005, 20(5): 316-330. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2005.00399.x>.
- [83] Jeong S, Ferguson M, Hou R, et al. Sensor data reconstruction using bidirectional recurrent



参考文献

- neural network with application to bridge monitoring[J/OL]. *Advanced Engineering Informatics*, 2019, 42: 100991. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2019.100991>.
- [84] Zhang Y F, Thorburn P J, Xiang W, et al. SSIM—A Deep Learning Approach for Recovering Missing Time Series Sensor Data[J/OL]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6618-6628. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2909038>.
- [85] Ni F, Zhang J, Noori M N. Deep learning for data anomaly detection and data compression of a long-span suspension bridge[J/OL]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2020, 35(7): 685-700. <https://doi.org/10.1111/mice.12528>.
- [86] Oh B K, Park Y, Park H S. Seismic response prediction method for building structures using convolutional neural network[J/OL]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(5)[2024-03-08]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/stc.2519>.
- [87] Oh B K, Glisic B, Kim Y, et al. Convolutional neural network-based data recovery method for structural health monitoring[J/OL]. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(6): 1821-1838. <https://doi.org/10.1177/1475921719897571>.
- [88] 赵一男, 公茂盛, 杨游. 结构损伤识别方法研究综述[J]. *世界地震工程*, 2020, 36(02): 73-84.
- [89] Kammer D C. Optimum approximation for residual stiffness in linear system identification[J/OL]. *AIAA Journal*, 1988, 26(1): 104-112. <https://doi.org/10.2514/3.9857>.
- [90] Fritzen C P, Jennewein D, Kiefer T. DAMAGE DETECTION BASED ON MODEL UPDATING METHODS[J/OL]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1998, 12(1): 163-186. <https://doi.org/10.1006/mssp.1997.0139>.
- [91] Zheng Z D, Lu Z R, Chen W H, et al. Structural damage identification based on power spectral density sensitivity analysis of dynamic responses[J/OL]. *Computers & Structures*, 2015, 146: 176-184. <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2014.10.011>.
- [92] Lu Z, Wang L. An enhanced response sensitivity approach for structural damage identification: convergence and performance[J/OL]. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 2017, 111(13): 1231-1251. <https://doi.org/10.1002/nme.5502>.
- [93] Box G E P, Wilson K B. On the Experimental Attainment of Optimum Conditions[J/OL]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1951, 13(1): 1-38. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1951.tb00067.x>.
- [94] Fang S E, Perera R. A response surface methodology based damage identification technique[J/OL]. *Smart Materials and Structures*, 2009, 18(6): 065009. <https://doi.org/10.1088/0964-1726/18/6/065009>.
- [95] Kim J T, Ryu Y S, Cho H M, et al. Damage identification in beam-type structures: frequency-based method vs mode-shape-based method[J/OL]. *Engineering Structures*, 2003, 25(1): 57-67. [https://doi.org/10.1016/S0141-0296\(02\)00118-9](https://doi.org/10.1016/S0141-0296(02)00118-9).
- [96] Guan H, Karbhari V M. Improved damage detection method based on Element Modal Strain Damage Index using sparse measurement[J/OL]. *Journal of Sound and Vibration*, 2008, 309(3-5): 465-494. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2007.07.060>.
- [97] Cawley P, Adams R D. The location of defects in structures from measurements of natural frequencies[J/OL]. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, 1979, 14(2): 49-57. <https://doi.org/10.1243/03093247V142049>.
- [98] Ji X, Fenves G L, Kajiwara K, et al. Seismic Damage Detection of a Full-Scale Shaking Table Test Structure[J/OL]. *Journal of Structural Engineering*, 2011, 137(1): 14-21.



24 3484 01

参考文献

- [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)ST.1943-541X.0000278](https://doi.org/10.1061/(ASCE)ST.1943-541X.0000278).
- [99] 杨秋伟. 基于振动的结构损伤识别方法研究进展[J]. 振动与冲击, 2007, 26(10): 86-91.
- [100] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J/OL]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995. <https://doi.org/10.1098/rspa.1998.0193>.
- [101] Grossmann A, Morlet J. Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape[J/OL]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 1984, 15(4): 723-736. <https://doi.org/10.1137/0515056>.
- [102] A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems[M/OL]//BASAR T. Control Theory. IEEE, 2009[2024-03-12]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5311910>.
- [103] Pathirage C S N, Li J, Li L, et al. Structural damage identification based on autoencoder neural networks and deep learning[J/OL]. Engineering Structures, 2018, 172: 13-28. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.05.109>.
- [104] Cofre-Martel S, Kobrich P, Lopez Droguett E, et al. Deep Convolutional Neural Network-Based Structural Damage Localization and Quantification Using Transmissibility Data[J/OL]. Shock and Vibration, 2019, 2019: 1-27. <https://doi.org/10.1155/2019/9859281>.
- [105] Venkatasubramanian V, Chan K. A neural network methodology for process fault diagnosis[J/OL]. AIChE Journal, 1989, 35(12): 1993-2002. <https://doi.org/10.1002/aic.690351210>.
- [106] Hou J, Li Y, Ying S. Enhancing PINNs for solving PDEs via adaptive collocation point movement and adaptive loss weighting[J/OL]. Nonlinear Dynamics, 2023, 111(16): 15233-15261. <https://doi.org/10.1007/s11071-023-08654-w>.
- [107] Kim S, Choi J H, Kim N H. Data-driven prognostics with low-fidelity physical information for digital twin: physics-informed neural network[J/OL]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2022, 65(9): 255. <https://doi.org/10.1007/s00158-022-03348-0>.
- [108] 王浩. 地下工程监测中的数据分析和信息管理、预测预报系统[D]. 武汉: 中国科学院研究生院(武汉岩土力学研究所), 2007.
- [109] 余波, 邱洪兴, 王浩, et al. 苏通大桥结构健康监测系统设计[J]. 地震工程与工程振动, 2009, 29(04): 170-177.
- [110] 刘朝山. 青岛海湾大桥结构健康监测研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2010.
- [111] 《建筑结构检测技术标准》GB/T 50344-2019: GB/T 50344-2019[S].
- [112] 《工业建筑可靠性鉴定标准》GB 50144-2019: GB 50144-2019[S].
- [113] 《民用建筑可靠性鉴定标准》GB 50292-2015: GB 50292-2015[S].
- [114] 《古建筑木结构维护与加固技术标准》GB/T50165-2020: GB/T50165-2020[S].
- [115] 《非烧结砖砌体现场检测技术规程》JGJ/T 371-2016: JGJ/T 371-2016[S].
- [116] 《砌体结构通用规范》GB55007-2021: GB55007-2021[S].
- [117] 《混凝土结构现场检测技术标准》GB/T 50784-2013: GB/T 50784-2013[S].
- [118] 《高强混凝土强度检测技术规程》JGJ/T 294-2013: JGJ/T 294-2013[S].
- [119] 《钢结构现场检测技术标准》GB/T 50621-2010: GB/T 50621-2010[S].
- [120] 《近现代历史建筑结构安全性评估导则》WW/T 0048-2014: WW/T 0048-2014[S].
- [121] 建(构)筑物托换技术规程: CECS 295 : 2011[S]. 中国计划出版社, 2011.
- [122] 《建筑地基基础工程施工质量验收规范》GB 50202[S].
- [123] 《混凝土结构工程施工质量验收规范》GB 50204[S].



24 3484 01

参考文献

- [124] 《建筑结构加固工程施工质量验收规范》GB 50550[S].
- [125] 结构监测及评估技术标准（送审中）[S].
- [126] 伊廷华. 结构健康监测教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2021.
- [127] 李志强. 金茂大厦的结构健康监测研究[D]. 上海: 同济大学, 2007.
- [128] 徐亚明, 周建国, 张鹏, et al. 无线传感器网络变形监测研究综述[J]. 测绘地理信息, 2016, 41(05): 1-7.
- [129] 建筑与桥梁结构监测技术规范[S]. 2014.
- [130] 胡军. 荆岳大桥结构健康监测系统研究及应用[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2012.
- [131] Huadong Hospital[EB/OL]//Wikipedia. https://en.wikipedia.org/wiki/Huadong_Hospital.
- [132] Goded T, Irizarry J, Buform E. Vulnerability and risk analysis of monuments in Málaga city's historical centre (Southern Spain)[J/OL]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2012, 10(3): 839-861. <https://doi.org/10.1007/s10518-011-9321-z>.
- [133] Despotaki V, Silva V, Lagomarsino S, et al. Evaluation of Seismic Risk on UNESCO Cultural Heritage sites in Europe[J/OL]. International Journal of Architectural Heritage, 2018, 12(7-8): 1231-1244. <https://doi.org/10.1080/15583058.2018.1503374>.
- [134] 古建筑防工业振动技术规范[S]. 北京, 2008.
- [135] Li X, Xie L, Lu W, et al. Structural health monitoring of a historic building during uplifting process: system design and data analysis[J/OL]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(5): 3165-3188. <https://doi.org/10.1177/14759217221135351>.
- [136] 周艺彪, 姜庆五, 赵根明. 调查研究中数据缺失的机制及处理方法[J]. 中国卫生统计, 2005(05): 318-321.
- [137] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(06): 1229-1251.
- [138] 馆藏文物防震规范[S]. 2015.



24348401

致谢

致谢

轻舟已过万重山，感谢自己学生时代遇到的所有老师、同学和同路人。感谢所有朋友和家人。

特别地，感谢我的导师薛松涛老师，薛老师有着渊博的学识和丰富的工程经验，平易近人，儒雅随和，这些都深深影响着我。感谢我的副导师谢丽宇老师，谢老师认真负责，三年来时刻关心着我的成长，无论是科研还是生活上都给予了我诸多耐心的引导和帮助。另外还要感谢唐和生老师给我论文宝贵的意见、卢文胜老师在项目上的耐心指导，皆让我受益匪浅。

同时，也感谢李宪之师兄，带我接触了第一个移位项目并给我科研上提供很多帮助；感谢刘雯月师姐，一起在西安碑林并肩作战是我难忘的时光；感谢盼盼，我的好哥们，多年后我还会想起那些无助时候一起遛弯的夜晚；感谢涵哥静姐夫妇，在“爱学习”群里督促我好好学习；感谢雪岩、孟贤师弟，智能算法三人组永远在，希望你们前程似锦；同时，感谢我的舍友川、聪哥；感谢仝运佳、班鑫磊、张力、谢雅娟、杨虎、郑志泉、黎思维、郭泰昆、龚玲、曹跃辉、廖洋洋、王泽宇、何展朋、车兴儒师兄（师姐）；感谢庞琳、吴通海、丁宁、杜宇坤、范永瑞琛、赵锦桐、纳米等同门；感谢李泽宇、陈千禧、李度、王郝丽、杨梓健、张嘉慧和 23 级及教研室所有师弟（师妹）。

感谢圆儿姐、哲哥、soul mate 于孟洋、张辛佳、老袁、卫凡、老龚……

感谢我的父母和家人们，愿你们健康幸福。

感谢孟欣媛，愿我们所愿皆所得。

此行又山高路远，希望自己变得成熟也能保持善良，有机会，记得拯救世界。

史钦豪

2024 年 5 月



24348401

个人简历、在读期间发表的学术成果

个人简历：

史钦豪，男，1999年3月出生。

2021年7月毕业于中国农业大学 土木工程专业获工学学士学位（数学与应用数学双学位）。

2021年9月入同济大学攻读硕士研究生。

已发表论文：

[1] **史钦豪**，薛松涛，谢丽宇. 基于多源数据融合神经网络的移位结构监测缺失数据修复. 同济大学土木工程学院全日制专业学位硕士研究生论文集，2024（已接收）

待发表论文：

[1] Songtao Xue, **Qinhao Shi**, Liyu Xie, et al. Outlier Detection of Monitored Data and Unsupervised Recognition of Construction Activities During Seismic Performance Enhancement of Historic Stone Monuments. Structural Health Monitoring, 2024.（审稿中）

研究报告：

[1] 吕西林，卢文胜，谢丽宇，李宪之，**史钦豪**. 华东医院南楼整体顶升工程监测报告. 2021.

[2] 卢文胜，谢丽宇，刘雯月，**史钦豪**. 珠海横琴房屋状况调研报告. 2023.

[3] 卢文胜，谢丽宇，**史钦豪**，刘雯月，陈雪岩. 西安碑林博物馆防震平台施工过程监测报告. 2023.



24 3484 01

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文《基于机器学习的移位工程风险控制研究》，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责任由本人承担。

学位论文作者签名：史钦豪

日期：2024年 5 月 28 日

同济大学学位论文授权使用授权书

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；学校有权保存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：史钦豪

日期：2024年 5 月 28 日

指导教师签名：薛松涛

日期：2024年 5 月 28 日



24348401

七、学位论文答辩委员会决议

姓名	史钦豪	学号	2132259	所在学科/专业	土木水利
指导教师	薛松涛	答辩日期	2024.5.28	答辩地点	土木楼B203
论文题目	基于机器学习的移位工程风险控制研究				
答辩委员会共 5 人, 经表决, 5 人建议授予申请人硕士学位。根据《同济大学学位授予工作细则》 ^[注] (在□内划“√”):					
<input checked="" type="checkbox"/> 建议授予申请人硕士学位。 <input type="checkbox"/> 建议不授予申请人硕士学位。					
是否推荐为同济大学优秀硕士学位论文: <input type="checkbox"/> 是 <input checked="" type="checkbox"/> 否					
答辩委员会决议 史钦豪同学申请工程硕士学位论文《基于机器学习的移位工程风险控制研究》针对移位结构监测系统和监测数据处理的问题, 开展了移位工程的风险控制研究, 论文选题具有一定的工程参考价值, 论文的主要工作及成果如下: (1) 归纳了移位工程面临的风险, 总结了移位工程监测系统的设计依据, 并应用于两项典型移位工程项目中, 指导了移位监测系统的设计。 (2) 基于不同的缺失机制构建缺失数据集, 提出了两种基于机器学习的数据填补方法来改善数据质量, 通过实测数据验证了有效性。 (3) 构建了多个子网络相耦合的移位结构托盘梁深度学习网络, 通过基本位移函数的识别, 能够定性判断损伤发生的位置。 (4) 通过描述性指标选择和主成分分析方法构建移位结构的特征空间, 采用聚类分析建立了基于无监督学习的施工状态识别方法。 论文内容丰富, 撰写规范, 技术路线合理, 试验和模拟结果可信, 研究成果具有一定工程参考价值。论文工作表明, 史钦豪同学具备一定的科研工作能力。答辩过程中叙述清楚, 答辩委员会对其回答问题满意。经答辩委员无记名投票, 全票 (共 5 票) 同意通过硕士学位论文答辩, 5 位答辩专家委员中, 5 位同意建议授予其 工程 硕士学位。					
答辩委员会 2024年5月28日 谢丽宇					
答辩委员会主席签名: 谢丽宇 2024年5月28日					
答辩委员会成员签名	职务	姓名	职称	单位	签名
	主席	谢丽宇	副教授	同济大学	谢丽宇
	委员	薛松涛	教授	同济大学	薛松涛
	委员	唐和生	副教授	同济大学	唐和生
	委员	张瑞甫	副教授	同济大学	张瑞甫
委员	赵志鹏	助理教授	同济大学	赵志鹏	
秘书	张力	博士后	同济大学	张力	张力

注: 根据《同济大学学位授予工作细则》第十一条规定: 1. 申请人获得全体答辩委员会成员三分之二以上 (含) 同意票, 为建议授予申请人硕士学位; 2. 申请人获得全体答辩委员会成员二分之一以上 (含)、三分之二以下 (不含) 同意票, 申请人可在一年内修改论文, 申请重新答辩一次; 3. 申请人获得全体答辩委员会成员二分之一以下 (不含) 同意票, 为建议不授予申请人硕士学位。