

学校代号 10532

学 号 S2201W0034

分 类 号 TU446.3

密 级 公 开



湖南大学

HUNAN UNIVERSITY

硕士学位论文

基于天-空-地一体化监测的渡槽结构轻量化状态评估研究

学位申请人姓名 汪柏焯

培 养 单 位 土木工程学院

导师姓名及职称 周云教授 谈忠坤高级工程师

学 科 专 业 土木水利

研 究 方 向 结构健康监测

论文提交日期 2025年5月 日

学校代号：10532
学 号：S2201W0034
密 级：公开

湖南大学硕士学位论文

基于天-空-地一体化监测的渡槽结构 轻量化状态评估研究

国家自然科学基金（51878264，52278306）
湖南省水利厅科技项目（XSKJ2023059-31）
湖南省自然科学基金项目（2023JJ70003）
湖南省重点研发计划项目（2022SK2096）

学位申请人姓名：汪柏煊
导师姓名及职称：周云教授 谈忠坤高级工程师
培 养 单 位：土木工程学院
专 业 名 称：土木水利
论文提交日期：2025年5月 日
论文答辩日期：2025年5月 日
答辩委员会主席：黄远教授

**Research on Lightweight Condition Assessment of Aqueduct
Structures Based on Space-Air-Ground Integrated
Monitoring**

by

Wang Bo Xuan

B.E. (China University of Science and Technology Beijing)2022

A thesis submitted in partial satisfaction of the

Requirements for the degree of

Master of Engineering

in

Civil and Hydraulic

in the

Graduate School

of

Hunan University

Supervisor

Professor ZHOU Yun, Senior Engineer TAN Zhongkun

May, 2025

湖南大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名：

日期： 年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权湖南大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，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

- 1、保密，在___年解密后适用本授权书。
- 2、不保密.

(请在以上相应方框内打“√”)

作者签名： 日期： 年 月 日

导师签名： 日期： 年 月 日

摘 要

渡槽作为我国水利基础设施体系中的关键构成部分，在水资源科学调配及农业灌溉领域发挥着举足轻重的作用。然而，随着服役年限增长，既有渡槽普遍呈现材料老化与结构性能退化现象。传统以人工巡检为主的渡槽健康诊断方法存在效率低下、实施难度大、安全性欠佳等诸多缺陷，致使渡槽运维成本大幅提高，同时安全隐患显著增加。无人机倾斜摄影、合成孔径雷达干涉测量、机器视觉等先进技术，能够以非接触式手段实现渡槽的逆向建模、变形预警、偏移识别与损伤检测等工作，以高效性、便捷性和安全性等优势，对传统诊断方法形成有力补充。因此，本文提出了一种融合天-空-地一体化的渡槽健康诊断及状态评估方法，通过创新性融合天空地多源数据，借助数字化、智能化技术手段，有效解决传统健康评价方法效率低、成本高、风险大、数据完整性差等缺陷，实现渡槽结构低成本、轻量化和可持续的健康状态评价工作。本文的主要研究内容如下：

(1) 基于“七视+包裹”航线优化的无人机倾斜摄影技术，开展渡槽逆向建模研究。针对复杂背景下逆向建模中常见的模型空洞与偏移问题，提出了一种“七视+包裹航线”的影像采集策略，所建模型几何误差控制在 0.5% 以内，建模精度得到了明显提升。针对数据处理难题，提出了一种融合区间密度梯度与灰度信息的构件级语义分割方法，有效解决了模型数据量大、计算成本高等问题，为后续研究提供精简的点云模型。

(2) 基于曲率与区间密度信息融合的特征点云提取技术，开展渡槽结构偏移识别研究。借助主成分分析算法与区间密度梯度算法，精准提取特征边界点云与特征面点云，对渡槽槽身与排架进行非接触式偏移识别。针对边界点云识别时常见的边界收缩问题，提出了一种基于邻边双向修正的边界识别优化方法，提取的边界精度达到毫米级。将所提方法测量结果及工作成本，与人工测量方法进行对比，验证了其准确性与高效性。

(3) 采用多策略随机增广算法优化的 YOLOv8 深度学习技术，开展渡槽结构表面损伤自动识别研究。以 YOLOv8 架构为基础训练损伤识别模型。针对模型泛化能力不足等问题，提出了一种基于多策略融合的自适应随机增广算法，通过对原始数据集进行多样化随机增强丰富数据集，训练所得模型识别精度达 86.55%，相较初始模型提升约 28.7 个百分点。在此基础上，开发了一个损伤识别可视化平台，为渡槽损伤检测工作提供了高效的数字化技术手段。

(4) 融合天-空-地一体化智能监测数据，采用 AHP-模糊综合评价法实现渡槽健康状态综合评价。依据相关文献资料及行业标准规范，搭建起一套递阶层次评价体系，并运用层次分析法科学确定各指标的权重分配。在此基础上，创新性

融合天空地一体化监测数据，基于 InSAR 技术实现渡槽变形长期监测及预警，并借助倾斜摄影、逆向建模、点云提取、深度学习等技术，为结构健康诊断提供高效的解决方案。最终，基于模糊评价法确定渡槽健康状态等级为Ⅲ级，与已有资料中结果一致，证明了所提方法的科学性与有效性。

关键词：天-空-地一体化技术；逆向建模；偏移识别；深度学习；模糊综合评价

Abstract

As a crucial component of China's water conservancy infrastructure system, aqueducts play a pivotal role in the scientific allocation of water resources and agricultural irrigation. However, with the increase in service life, existing aqueducts generally exhibit phenomena such as material aging and structural performance degradation. Traditional health diagnosis methods for aqueducts, which mainly rely on manual inspections, have many drawbacks, including low efficiency, high implementation difficulty, and poor safety. These shortcomings have led to a significant increase in the operation and maintenance costs of aqueducts and a remarkable rise in potential safety hazards. Advanced technologies such as UAV (Unmanned aerial vehicle) oblique photography, Interferometric Synthetic Aperture Radar (InSAR), and machine vision can achieve tasks such as reverse modeling, deformation early warning, offset identification, and damage detection of aqueducts through contactless means. With the advantages of high efficiency, convenience, and safety, they provide a powerful supplement to traditional diagnosis methods. Therefore, this paper proposes an aqueduct health diagnosis and condition assessment method that integrates space-air-ground technologies. By innovatively integrating multi-source data from space, air, and ground and leveraging digital and intelligent technical means, it effectively addresses the defects of traditional health evaluation methods, such as low efficiency, high cost, high risk, and poor data integrity, and realizes a low-cost, lightweight, and sustainable health status evaluation of aqueduct structures. The main research contents of this paper are as follows:

(1) Research on the reverse modeling of aqueducts was carried out based on the UAV oblique photography technology optimized by the "seven-view + wrapping" flight path. Aiming at the common problems of model voids and offsets in reverse modeling under complex backgrounds, an image acquisition strategy of "seven views + wrapping flight path" was proposed. The geometric error of the constructed model was controlled within 0.5%, and the modeling accuracy was significantly improved. To solve the problem of data processing, a component-level semantic segmentation method that integrates interval density gradient and grayscale information was proposed. This method

effectively addressed issues such as large model data volume and high computational costs and provided a streamlined point cloud model for subsequent research.

(2) Research on the offset identification of aqueduct structures was conducted based on the feature point cloud extraction technology that fuses curvature and interval density information. By means of the Principal Component Analysis (PCA) algorithm and the interval density gradient algorithm, feature boundary point clouds and feature surface point clouds were accurately extracted, and contactless offset identification of the aqueduct body and piers was carried out. Aiming at the common problem of boundary shrinkage during the identification of boundary point clouds, a boundary identification optimization method based on bidirectional correction of adjacent edges was proposed, and the accuracy of the extracted boundary reached the millimeter level. The measurement results and work costs of the proposed method were compared with those of the manual measurement method to verify its accuracy and efficiency.

(3) Research on the automatic identification of surface damage to aqueduct structures was carried out based on the deep learning technology that integrates YOLOv8 and the multi-strategy random augmentation algorithm. A damage identification model was trained based on the YOLOv8 architecture. Aiming at problems such as insufficient generalization ability of the model, an adaptive random augmentation algorithm based on multi-strategy integration was proposed. By diversifying and randomly augmenting the original dataset to enrich it, the identification accuracy of the trained model reached 86.55%, which was an increase of about 28.7 percentage points compared with the initial model. On this basis, a damage identification visualized platform was developed, providing an efficient digital technical means for the damage detection of aqueducts.

(4) By integrating intelligent monitoring data from space-air-ground integration and using the AHP-fuzzy comprehensive evaluation method, a comprehensive evaluation of the health status of aqueducts was realized. According to relevant literature materials and industry standards and specifications, a hierarchical evaluation system was established, and the Analytic Hierarchy Process (AHP) was used to scientifically determine the weight distribution of each indicator. On this basis, it innovatively integrates

space-air-ground integrated monitoring data, realizes long-term deformation monitoring and early warning of aqueducts based on InSAR technology, and provides efficient solutions for structural health diagnosis by means of oblique photography, reverse modeling, point cloud extraction, deep learning and other technologies. Finally, based on the fuzzy evaluation method, the health status grade of the aqueduct was determined to be Grade III, which was consistent with the results in existing materials, proving the scientificity and effectiveness of the proposed method.

Key words: Space-Air-Ground integrated technology; Reverse modeling; Offset identification; Deep learning; Fuzzy comprehensive evaluation

目 录

学位论文原创性声明	I
学位论文版权使用授权书	I
摘 要	II
ABSTRACT	IV
目 录	VII
插图索引	X
附表索引	XII
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及选题意义	1
1.2 渡槽结构健康检测监测技术国内外研究现状	3
1.2.1 无人机逆向建模研究现状	3
1.2.2 点云语义分割研究现状	6
1.2.3 结构位移测量研究现状	7
1.2.4 结构损伤识别研究现状	8
1.3 渡槽结构健康状态评价研究现状	11
1.4 本文主要研究内容	12
第 2 章 基于无人机倾斜摄影的渡槽逆向建模研究	15
2.1 引言	15
2.2 无人机影像采集质量影响因素	15
2.2.1 影像采集策略规划	15
2.2.2 影像重叠度	16
2.2.3 运动模糊	17
2.3 无人机逆向建模关键技术	17
2.3.1 特征点提取与匹配	17
2.3.2 区域网平差空中三角测量	18
2.3.3 多视图影像匹配	19
2.4 基于“七视+包裹”航线的渡槽影像采集策略	20
2.5 模型点云预处理	21
2.5.1 改进双边滤波降噪	22
2.5.2 改进距离阈值下采样	22
2.5.3 融合区间密度梯度与灰度的点云构件级语义分割方法	23
2.6 实例验证	25

2.6.1	实验设备	26
2.6.2	三维点云逆向建模	26
2.6.3	稠密点云预处理	28
2.6.4	模型精度验证	29
2.6.5	渡槽构件级语义分割	30
2.7	本章小结	33
第 3 章	基于特征点云提取的渡槽偏移识别研究	34
3.1	引言	34
3.2	基于特征线提取的槽身偏移识别方法	34
3.2.1	基于 PCA 提取特征边界点云	34
3.2.2	基于邻边双向修正的特征边界优化提取方法	36
3.3	基于特征面拟合的排架偏移识别方法	38
3.4	渡槽偏移识别试验验证	40
3.4.1	槽身偏移识别	40
3.4.2	排架偏移识别	43
3.4.3	结果验证	45
3.5	本章小结	48
第 4 章	基于深度学习的渡槽损伤识别研究	49
4.1	引言	49
4.2	目标检测算法	49
4.3	损伤识别模型训练与分析	51
4.3.1	损伤类型定义	51
4.3.2	数据集构建	52
4.3.3	基于多策略融合的自适应随机增广算法	55
4.3.4	环境搭建及训练	59
4.3.5	模型评价指标	60
4.3.6	结果分析	61
4.4	损伤识别可视化平台建立	64
4.5	本章小结	65
第 5 章	基于 AHP-FCE 的渡槽健康状态综合评价	67
5.1	引言	67
5.2	AHP-模糊综合评价法基本步骤	67
5.2.1	建立递阶层次评价体系	68
5.2.2	基于层次分析法确定各层指标权重	68
5.2.3	模糊综合评价	70

5.3 工程实例.....	71
5.3.1 建立渡槽递阶层次评价体系	72
5.3.2 确定渡槽各指标权重	72
5.3.3 评价等级确定.....	74
5.3.4 基于 PS-InSAR 技术的渡槽变形长期预警	75
5.3.5 现场检测	78
5.3.6 确定指标隶属度	85
5.3.7 渡槽健康状态综合评价	89
5.4 本章小结.....	90
结论与展望	92
参考文献.....	95
致 谢	103

插图索引

图 1.1 春华渡槽概述图及部分病害示意图	2
图 1.2 研究内容	13
图 2.1 五视倾斜摄影示意图	16
图 2.2 影像重叠度示意图	17
图 2.3 渡槽结构影像采集策略	20
图 2.4 斜面航线现场规划	20
图 2.5 距离阈值下采样原理图	23
图 2.6 区间密度梯度分割示意图	24
图 2.7 灰度数据分割示意图	25
图 2.8 目标实验槽段示意图	25
图 2.9 DJIM300 无人机	26
图 2.10 拱圈建模效果对比	27
图 2.11 排架建模效果对比	27
图 2.12 春华渡槽稠密点云模型	28
图 2.13 预处理效果对比图	29
图 2.14 精度验算参数	29
图 2.15 渡槽单跨结构示意图	30
图 2.16 交界面点云提取	31
图 2.17 构件级语义分割	31
图 2.18 单跨槽身点云语义分割	32
图 3.1 标准随机点云验算模型	35
图 3.2 边界提取效果对比	36
图 3.3 边界拟合收缩效应	37
图 3.4 邻边双向收缩示意图	37
图 3.5 示例点云示意图	38
图 3.6 特征点云提取	39
图 3.7 排架偏移示意图	40
图 3.8 试验跨示意图	40
图 3.9 特征边界选取示意图	41
图 3.10 槽身水平偏移	42
图 3.11 槽身垂向偏移	42
图 3.12 排架偏移形式示意图	43

图 3.13 最佳视野段点云选取	43
图 3.14 背景杂点剔除	43
图 3.15 排架偏移形式示意图	44
图 3.16 特征点云提取	44
图 3.17 槽身测点布置图	45
图 3.18 排架测点布置	46
图 4.1 两阶段目标检测模型	50
图 4.2 YOLOv8 模型架构	51
图 4.3 渡槽表面损伤示意图	52
图 4.4 多源数据采集	53
图 4.5 数据集预处理	54
图 4.6 数据集标注	54
图 4.7 图像平移	55
图 4.8 图像翻转	56
图 4.9 图像裁剪	56
图 4.10 图像旋转	57
图 4.11 模拟运动模糊	57
图 4.12 增加高斯噪声	58
图 4.13 色彩调整	58
图 4.14 数据增广效果图	59
图 4.15 原始数据集训练所得模型性能评价指标	61
图 4.16 增广数据训练所得模型性能评价指标	62
图 4.17 模型损伤识别结果	63
图 4.18 损失识别可视化平台	65
图 4.19 可视化平台损伤识别效果图	65
图 5.1 AHP-模糊综合评价法基本路线	68
图 5.2 渡槽解构健康状态递阶层次评价体系	68
图 5.3 渡槽健康状态递阶评价体系	72
图 5.4 杨氏双缝干涉实验示意图	75
图 5.5 PS-InSAR 流程示意图	76
图 5.6 Sentinel-1 升轨卫星影像	76
图 5.7 垂向位移数据分析提取	77
图 5.8 钢筋锈蚀检测过程	78
图 5.9 碳化检测过程	81
图 5.10 混凝土保护层厚度检测过程	82

附表索引

表 2.1 模型误差计算	30
表 2.2 点云数据精简效果表	33
表 3.1 边界拟合精度验证	36
表 3.2 边界拟合修正效果验证	38
表 3.3 特征边界参数对比	41
表 3.4 槽身水平偏移分析	42
表 3.5 槽身垂向偏移分析	42
表 3.6 排架偏移计算分析表	45
表 3.7 槽身轴线偏移测量记录表	45
表 3.8 槽身高程偏移测量记录表	46
表 3.9 排架位移测量记录表	47
表 3.10 槽身偏移识别结果对比表	47
表 3.11 排架偏移识别结果对比表	47
表 3.12 工作成本对比	47
表 4.1 数据采集设备参数表	52
表 4.2 YOLOv8 各版本模型参数	59
表 4.3 模型训练环境设备及软件配置	60
表 4.4 损伤识别模型评价指标	60
表 4.5 YOLOv8 损伤识别性能	62
表 5.1 重要度赋值及含义	69
表 5.2 判断矩阵	69
表 5.3 <i>RI</i> 取值表	70
表 5.4 准则层指标判断权重矩阵	72
表 5.5 安全性对象层指标判断权重矩阵	73
表 5.6 适用性对象层指标判断权重矩阵	73
表 5.7 耐久性对象层指标判断权重矩阵	73
表 5.8 渡槽指标权重汇总表	73
表 5.9 一致性检验结果表	74
表 5.10 对象层指标等级划分	74
表 5.11 渡槽健康状态评定标准	75

表 5.12 测区一检测结果	79
表 5.13 测区二检测结果	79
表 5.14 测区三检测结果	79
表 5.15 渡槽混凝土抗压强度检测结果	80
表 5.16 渡槽混凝土碳化深度检测结果	81
表 5.17 钢筋保护层厚度检测结果	83
表 5.18 钢筋混凝土厚度允许偏差表	84
表 5.19 槽身高度测量记录表	85
表 5.20 槽身偏移隶属度确定	86
表 5.21 排架倾斜隶属度确定	86
表 5.22 保护层厚度隶属度确定	87
表 5.23 混凝土强度隶属度确定	88
表 5.24 渡槽各项指标隶属度	89
表 5.25 渡槽各指标权重及隶属度汇总	89
表 5.26 准则层模糊关系矩阵计算	90

第1章 绪论

1.1 研究背景及选题意义

渡槽作为关键的水利基础设施，主要采用钢筋混凝土构筑，通过桥式、隧洞或明渠等结构形式实现跨区域输水功能。该工程措施能显著改善水文地理分布失衡状况，有效解决人均用水量不足及农业主产区灌溉用水短缺等现实问题。国家“十四五”规划纲要明确提出推进水利工程智能化改造，构建“天空地一体化”监测感知网，重点覆盖大坝、渡槽、堤防等关键设施。其中，构建现代化水网体系需重点推进两大任务：一是建立科学的水资源调配机制，二是系统化实施相关工程建设方案。《国家水网建设规划纲要》提出，建设“数字孪生水网”，推动水利工程全生命周期数字化管理，智能化监测是核心支撑。在跨流域调水工程体系中，渡槽结构承担着不可替代的作用。保证渡槽结构安全、稳定、高效的运转，全面完善优化水资源配置体系，对于实现可持续发展、协调地区发展和畅通南北经济循环等工作具有重大意义。

在役渡槽结构大多处于复杂环境，受水流侵蚀、温差循环荷载、冻融、钢筋锈蚀等病害作用，对结构安全造成了严重影响。因此，对渡槽实施结构健康监测、损伤评估等工作，具有十分关键的现实价值。已有调查结果显示，我国渡槽结构老化情况十分严重，根据水利部针对全国 195 处大型灌区开展的调查数据显示，在抽样调查的 10213 座渡槽中，老化程度较为严重的渡槽数量达 2882 座，其中已发生失效情况的渡槽有 973 座，已判定为报废状态的渡槽有 683 座。进一步统计分析表明，需进行大修、部分重建以及改建等处理措施的渡槽数量，占所调查渡槽总数的 45%，而总体结构健康状态较差的渡槽占比超过 50%。随着时间的推移和损伤的演化，渡槽结构的损伤情况愈发严重^[1]。自投入运行多年以来，这些渡槽出现了槽身开裂以及临水面混凝土剥落等状况。比如河南省济源市的东方红渡槽，于 1967 年 10 月开始投入使用，其高度为 51 米，全长 400 米。如今，该渡槽已出现了多处不同程度的混凝土剥落、钢筋锈蚀、开裂等问题。1970 年建成的浙江滚河渡槽，其全长 2060m，跨度 15m，于 1974 年因强风影响，9 跨槽身出现倒塌。由于渡槽结构老化产生的影响日渐增大，国家近些年对部分地区投入了大量人力物力财力对老化渡槽进行维修、加固、改建。

春华渡槽建于 1978 年，位于长沙县春华镇春华村，是红旗水库灌区总干渠上的重要建筑，起始于武塘大队夷山的东侧，途径高山大队徐家洲，横跨捞刀河，越过春华村港，最终止于天鹅山南坡。渡槽整体走向呈 N72° W，槽顶标高处于

52.02 至 53.34 米之间（呈现东高西低的态势），平均高度达 25 米。渡槽采用双曲拱肋下撑式钢筋混凝土薄壳结构，总长度为 1967.5 米，单跨长 20.32 米。整个渡槽由进出口端、95 节槽身段以及 94 个支撑结构（排架）共同构成。其中，进口槽台矩形渠段长 26.7 米，出口槽台矩形渠段长 11.4 米，槽身段长度则为 1929.4 米，宽为 1.85 米。双曲拱单跨为 16.7 米，拱间距 4 米，槽身过水净宽 1.5 米，净深在 1.42 至 1.55 米之间。渡槽接头运用钢板搭配橡胶止水带进行止水，槽顶设有栏杆，可供行人通行。

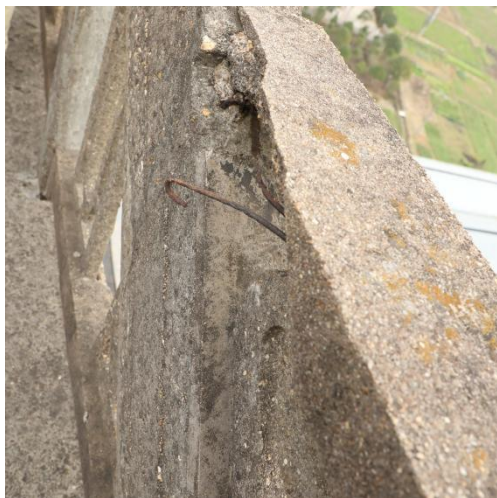
春华渡槽作为湖南最长、国内保存最完整的在役渡槽，见证了春华镇从贫瘠之地到鱼米之乡的转变，是研究上世纪 60 至 70 年代农业生产和水利设施的重要实物载体。春华渡槽投入使用后灌溉农田 2 万余亩，在当地农田水利建设方面发挥了重要作用，具有重要的历史价值。如今，春华渡槽已被冠以“三湘第一渡”的美誉，于 2005 年 8 月 30 日被列为市级文物保护单位，并于 2011 年列入第九批湖南省级文物保护单位。



a) 渡槽整体示意图



b) 柱整体示意图



c) 露筋示意图



d) 护栏脱落示意图

图 1.1 春华渡槽概述图及部分病害示意图

但在服役过程中，受水流、风力侵蚀、温差变化等复杂环境长期影响，春华渡槽结构老化的情况愈发严重，先后出现槽身偏移、支撑结构横向开裂、混凝土护栏脱落、露筋、止水带损坏等严重病害（如图 1.1 所示），政府在 2010~2012 年三年期间花费了大量资金更换止水带、补刷防水胶、修补破损栏杆，2021 年起又开展了槽段应急纠偏、槽底挂网防坠等工作，但渡槽仍处于严重老化的危险状态。

利用智能化、轻量化的检监测手段，定期评估渡槽结构健康状态，发现损伤以及破坏趋势后及时维修加固，就可以避免结构进一步破坏甚至垮塌等危险性事件发生。因此，围绕渡槽结构开展全生命周期结构损伤诊断和健康综合评估，有利于为业主制定管养决策提供数据支持，是保障其安全和正常高效运转的切实举措。

1.2 渡槽结构健康检监测技术国内外研究现状

传统渡槽结构损伤诊断工作往往采用人工现场测量的方式开展，从偏移测量、结构性能检测、混凝土损伤检测等多方面综合评判结构健康状态。此类方法虽在精度上有所保证，但存在成本高、效率低、危险系数大等局限性，特别是对于渡槽此类大跨度结构，顶部难以上人，底部测量则存在大型设备难以运输、安装困难等缺点，给测量工作带来了极大的挑战性^[2]。

近年来，无人机技术与遥感技术凭借其机动性与广域性在桥梁监测领域得到了广泛应用^[3]，大幅降低了大跨结构健康评估工作的成本与风险。由于渡槽结构与中小跨桥梁结构在结构形式、受力状态、所处环境等各方面皆具有极高的相似性，所以本文拟结合无人机技术与遥感技术，围绕渡槽现状及特点，建立一套“智能化”、“轻量化”、“精确化”的渡槽检监测体系，通过多源数据融合，以多尺度检监测数据探究结构健康状态，提出针对渡槽结构的健康综合评价方法，为渡槽结构健康监测与运维领域的发展添砖加瓦。

1.2.1 无人机逆向建模研究现状

随着倾斜摄影技术与点云重建技术的快速发展，结构逆向建模技术也得到了越来越广泛的应用与关注^{[4]-[6]}。三维点云逆向建模是一种利用数据采集与数据分析技术对现有对象进行数字模型重建的过程，其主要流程涵盖数据采集、点云处理和三维重建。近年来，伴随逆向建模技术持续进步，像桥梁、渡槽之类的水利工程逆向建模受到了日益增多的关注^[7]，而无人机以其具备灵活、高效、成本低等特点，在工程逆向建模领域彰显出了极大的发展潜力。为提升逆向建模效率与精度，国内外学者围绕工程逆向建模领域，从航线规划、信息融合、点云配准、数据降噪等方面开展了一系列研究。

1981年, Longuet-Higgins^[8]以视觉信息为基础, 首次提出了运动恢复结构 (Structure From Motion, SFM) 算法, 该算法可利用两个空间关系未知的透视投影计算场景三维结构, 为基于视觉的三维建模提供了基础理论指引。

2018年, Khaloo^[9]通过融合无人机航线规划、数据采集与分析等技术, 以最大限度的精细化三维模型, 并通过与激光扫描模型对比, 证明了无人机建立的模型可以满足桥梁的损伤检测。

2018年, Kim^[10]利用无人机倾斜摄影技术构建桥梁三维点云模型, 并基于卷积神经网络 (R-CNN) 的深度学习算法实现裂缝厚度与长度的计算, 最终进行了野外试验证明了该方法的有效性。

2019年, Pan^[11]基于无人机技术, 建立了一个建筑外观模型的半自动化生成框架。并采用了从上至下的方式, 实现桥梁结构的分割, 借助运动恢复结构算法, 进一步构建了桥梁的高精度三维模型, 再利用分类树和桥梁几何形状识别对桥梁构件进行系统识别及表面建模。

2019年, Chen^[12]提出了基于无人机扫描影像的桥梁三维重建流程, 通过点云拟合、质量评估、损伤识别等技术实现了低成本、非接触式的桥梁检测, 为桥梁数字化检测提供了全流程方案, 较人工巡检在安全性、经济性上具有显著优势。

2019年, Wen 等^[13]为解决逆向建模过程中常见的模型不完整、细节缺失等问题, 提出将倾斜摄影重建点云与多源激光点云深度融合实现高精度建模。无人机技术的引入大幅提升了数据采集效率, 而多源激光点云则有效弥补了细节信息的不足。融合多元点云的 LoD3 重建方法, 在精度和效率方面均展现出显著优势。

2020年, 俞建康^[14]将无人机倾斜摄影测量技术运用到城市桥梁场景中, 成功构建了立交桥场景的三维可测量模型, 并通过对比实测坐标与三维模型坐标数据, 证明模型平面误差控制在 2.68cm 以内, 高程误差控制在 2.31cm, 皆满足规范要求, 验证了所提方法的科学性与可行性。

2020年, 王树臻^[15]等通过协同整合无人机倾斜摄影测量与地面激光扫描 (TLS) 的异构数据源, 构建了一种高精度建筑建模框架。该方法采用 Context Capture 平台完成多视角点云的空间配准, 并基于迭代最近点 (ICP) 算法实现亚厘米级精度的数据融合, 最终建立符合 LoD4 标准的建筑信息模型。与单一技术所建模型相比, 该方法在建模精度上显著提升。

2020年, Arba^[16]基于无人机倾斜摄影技术实现了工程施工的数字化进度监督。通过开发自动化建筑检测报告框架, 收集无人机扫描数据, 构建场景三维模型, 并与各施工阶段建筑信息模型 (BIM) 进行比对, 实现施工进度实时监控与管理。

2020年, Pepe^[17]对某双孔石拱桥进行了多视角影像采集, 通过运动恢复结构算法构建了毫米级精度的三维点云模型, 并基于 IFC (Industry Foundation

Classes) 标准对砌体结构的材料参数进行标准化定义, 继而采用有限元逆向分析技术建立了该桥梁的力学仿真模型, 实现了对该桥的健康状态评估。

2020 年, 詹总谦^[18]开发了一种多尺度点云滤波框架, 该框架融合区域生长算法与高斯金字塔分解策略, 以上层种子点为基础对下层种子点进行循环迭代滤波, 解决了传统三角网加密滤波算法的误差累积问题, 提高了地面模型拟合精度。

2021 年, Qin 等^[19]结合无人机倾斜摄影技术及几何特征提取算法, 提出了基于点云的参数化 BIM 全自动重建方法, 通过在点云模型中提取结构特征参数精准重建桥梁几何特征, 实现了动态可调的工业化桥梁 BIM 模型构建, 为桥梁施工移交与设施管理提供了高精度数字化解决方案。

2021 年, 吴俊威^[20]针对点云滤波中点云收缩及精度缺失问题, 提出了一种邻域自适应选择的算法。该算法通过邻域自适应选择保持特征点云精度, 并基于最大似然估计筛选最佳滤波方案, 能在保证三维点云精度的前提下实现高效滤波。

2021 年, 夏峰等^[21]开发了基于经验小波变换 (Empirical Wavelet Transform, EWT) 的遥感影像降噪框架。该方法通过构造 Littlewood-Paley 自适应小波基函数, 精准提取无人机航摄影像中的多模态噪声频谱特征, 并基于二维小波变换实现逆重构, 实现了露天矿无人机影像的快速降噪。

2023 年, 李斯等^[22]依托无人机倾斜摄影技术与现场测绘调查数据, 实现了矿山地质环境的预测建模和预测评估, 并以此为基础提出合理的塌陷区域治理方法, 为矿区生态环境的修复工作给予了坚实可靠的依据。

2023 年, Xiong 等^[23]提出了一种借助控制点进行引导的仿射 ICP 算法, 运用分层迭代的方法, 按照从粗略到精细的顺序, 达成点云集的非刚性配准。该方法首先利用迭代划分点子集更新各自子集的形状控制点, 在通过提出的仿射 ICP 算法求解局部仿射变换, 提升了逆向建模中点配准的精度和收敛性。

2023 年, 张玉涛等^[24]通过低空环绕航摄、近景摄影获取高纹理数据, 结合激光点云坐标转换与配准, 以融合多源数据的方法完整扫描拱桥细节点云, 解决了复杂拱桥底部结构点云缺失等问题, 进一步提高了结构逆向建模的精度与完整度。

综上所述, 依托于无人机倾斜摄影的逆向建模技术与非接触式检测技术凭借其高效率、高精度及低成本等显著优势, 在桥梁工程健康检测领域已得到广泛应用。鉴于渡槽与桥梁在结构特征上具有相似性, 将该项技术应用于渡槽工程健康检测具有良好的前景。如何以无人机倾斜摄影技术为基础, 通过合理规划航线以最大限度减少无人机扫描死角, 进而优化数据采集效果、提高逆向建模的精度, 仍需开展进一步地深入研究。

1.2.2 点云语义分割研究现状

基于倾斜摄影生成的稠密视觉点云具有极大的数据量，对于渡槽此类大跨度大型结构，其大体量与复杂背景则会使点云数据进一步激增，这将给后续的数据分析与处理带来巨大的计算成本与时间成本。高精度的点云语义分割技术作为点云数据处理的关键环节，能够对海量点云数据实施高效分类与标注，可显著提升数据处理的效率，为后续的变形检测及缺陷识别工作提供高效且精准的数据支持^[25]。国内外学者围绕这一技术已开展了系列研究。

2007年，Schnabel^[26]基于随机采样一致性（RANSAC）的方法进行点云的分割。规定大致的形状（如长方体、圆柱等）对点云集中的最小集合进行随机采样拟，该方法存在极其大的计算量，对于简单模型的分割有着较好的表现，但在复杂庞大的模型中，该方法并不适用。

2013年，Walsh^[27]提出了一种区域增长算法（RegionGrowing, RG）来进行点云的分类。该方法首先需要人工选择种子点，从种子点出发基于点云相似性寻找下一目标点直到到达边界。该方法成功实现了桥梁点云的语义分割，但存在边界点云错误识别的现象。

2015年，Golparvar-Fard^[28]对RG算法进行了优化，通过多尺度特征检测描述点云表面粗糙度和曲率，然后基于种子点自适应搜寻与区域生长实现点云分割。该方法能有效应对同一场景中点云曲率、密度的快速变化，在处理曲面、粗糙表面时表现良好，但在有遮挡区域存在过分割现象。

2018年，Dong等^[29]基于相邻点云法向量夹角以及种子点曲率作对点云进行分类，但该方法对阈值选取的要求较高，高阈值将导致交界处分割不完全，影响分割精度，低阈值则会造成点云被误识别为噪声点云。

2019年，Pan等^[11]提出了一种基于超体素结构特征的语义分割方法。该方法通过在桥梁点云模型中构建超体素，并依据超体素之间的连续性、相似性以及邻近度等特征对超体素进行分类，从而实现了桥梁构件的自动分类。

2021年，Qin等^[19]借助结构点云在单一方向上点云密度的突变特征，通过计算点云区间密度梯度，实现了桥梁点云的高效分类。在此基础上，结合堆叠投影算法，进一步实现了桥体点云与不规则地面点云的自动分割。对于具有规则结构的桥梁，该方法展现出简单高效的优点，能够显著提升点云处理的效率和准确性。

2019年，Narazaki等^[30]应用45层卷积层建立语义分割算法，对桥梁构件进行自动识别。该算法识别精度高达99%，能有效在复杂场景中分类桥梁构建。但该算法需要现有数据与人工注释数千幅图像构建训练数据集，工作量极大，应用成本较高。

2020年，Saovana等^[31]对采集的数据集通过亮度调整、旋转等方法进行拓

展，成功提高了训练模型的泛化程度与识别精度，训练的 CNN 深度学习模型可用于自动识别图像中的目标区域，实现了植被、巨石等复杂背景点云的高效剔除。

2022 年，王利媛等^[32]针对点云密度不均匀的特点，以 Transformer 网络模型为基础，通过引入点云卷积算子（Point Conv）与注意力机制模块，增强网络对不同点云的识别能力，提高点云语义分割精度，并且利用室外机载点云数据集，对所提出方法的有效性进行了验证。

2023 年，施庭雨^[33]为解决传统区域生长点云算法中种子点选择、生长策略规划不合理等问题，构建了基于图像边缘融合的点云区域生长分割算法。该算法利用所得图像目标区域边缘点作为种子点，并根据边缘特性设置适合的生长策略，在一定程度上避免了过分割与欠分割现象。

总的来说，基于深度学习的语义分割方法自动化程度高，但由于缺乏开源数据、依赖大量的人工训练，并且受环境影响较大，需要消耗较大的时间、人力成本。而基于密度、体素、区域生长等方法的语义分割方法较为简单，但真实的渡槽几何形状复杂，用单一的传统分割方法进行渡槽点云的自动分割存在精度低、效率低等缺陷。为实现高效、高精度的语义分割工作，需结合具体工程，综合考虑多种因素来选择合适的语义分割方法。

1.2.3 结构位移测量研究现状

现有结构位移测量方法以水准仪、全站仪测量为主，耗时耗力，受环境因素限制大。基于模型点云数据的数字化位移测量方法是近年来的研究热点。该方法以倾斜摄影或激光扫描等方法建立的高精度三维模型为基础，从中提取结构特征点云，围绕特征点云提取结构形变信息，从而实现结构位移的非接触式测量。目前常用的基于点云的位移测量方法有模型数字化比对、点到面距离计算、特征点云线型提取等。近年来，国内外专家围绕基于点云的结构位移测量技术展开了系列研究。

2020 年，Kwiatkowski^[34]以波兰某铸铁悬索桥为对象，综合应用激光扫描（TLS）与近景摄影测量技术，系统监测其结构形变特征。通过将三维点云数据与数字影像分析结果同传统全站仪测量数据进行对比验证，发现其形变监测精度可达毫米级，显著提升了桥梁微变形的识别能力。

2021 年，Guo^[35]结合 LiDAR 与无人机近景摄影测量技术实现了大跨度钢结构变形的高精度监测，钢柱垂直偏移测量偏差控制在 0.5% 以内，较传统人工监测在效率与数据完整性上显著提升，解决了复杂钢结构全域变形难以精准量化的问题，为大型建筑安全评估提供了自动化、高可靠性的监测方案。

2021 年，骆义^[36]运用三维激光扫描仪建立了拱桥的三维点云模型，借助 Alpha-shapes 算法对其拱轴的线型进行识别，并通过 Pratt 算法识别结构产生的

位移形变，实现了桥梁结构变形的高效监测，精度达到毫米级。

2022 年，Graves^[37]通过相机对某座公路桥梁进行了前后两期模型的高效建立，通过精确的点云配准技术实现双模型数据的精准匹配，并基于 M3C2 算法识别桥上测量点的形变数据。经实验验证，该方法的误差在 1.3mm 以内，充分证明了该方法在桥梁结构位移测量中的可行性。

2022 年，王贝^[38]基于三维激光扫描技术建立了跨江大桥三维模型，并通过长期点云数据切片处理与几何拟合算法，实现了桥梁钢结构与桥墩的高程、平面双向偏移的精准监测，精度达到厘米级。

2022 年，Xu^[39]提出了一种基于无人机视觉的桥梁线型高效检测方法。采用多视角影像数据对桥梁局部构件进行三维重构，通过集成深度学习框架的目标识别方法与基于欧式距离的空间聚类分析技术，实现了桥梁子结构的高精度建模，在此基础上实现对桥梁几何线型的高效、准确测量。

2023 年，王浩琛^[40]基于三维激光扫描技术建立曲线公路桥梁三维点云模型，并通过点云降噪预处理、桥梁轴线自动提取与坐标系转换，实现了公路曲线桥梁变形参数的批量提取，为曲线桥梁复杂结构的变形检测提出了高效解决方案。

综上所述，对于桥梁、渡槽等大跨结构而言，结构位移往往能够反映其健康状况，对此类结构进行定期位移测量具有重要意义。以三维点云模型为基础，通过特征点云提取结构面、线来实现结构的偏移、变形识别在效率与安全性上具有显著优势。但目前该技术在渡槽结构上应用较少，本文将以建成的三维点云模型为基础，综合渡槽结构特性，研究一套适合于渡槽结构的数字化偏移识别方法，以克服传统人工测量的高风险和低效率问题。

1.2.4 结构损伤识别研究现状

渡槽结构长期遭受水流侵蚀、温差循环荷载、冻融等恶劣环境因素的侵袭，导致裂纹、混凝土脱落、钢筋锈蚀等损伤问题日益严重，对结构安全构成了严重威胁。因此，对在役渡槽结构开展定期的损伤检测具有极其重要的意义。近年来，随着无人机技术与计算机技术的飞速发展，基于图像的损伤识别技术在建筑结构损伤检测领域的重要性日益凸显^[41]。该技术以各类滤波算法为核心，其中基于阈值、基于边缘检测、基于区域生长的算法应用最为广泛，众多学者围绕这一技术的运用开展了大量深入的研究。

2014 年，Li^[42]采用边缘检测算法检测桥梁子结构裂缝，该方法利用长距离图像采集设备和集成图像处理方法精确提取裂缝，能有效提高检测精度并减少运行时间，但无法实现裂缝轮廓的完整识别。

2016 年，Liu^[43]提出了一种将 2D 图像处理与 3D 场景重建结合的裂缝评估方法，先从 2D 图像中获取裂缝信息，再通过 3D 重建确定裂缝边缘的 3D 位置，

以实现裂纹边缘的精确坐标定位。

2016年, Amhaz^[44]鉴于路面裂缝对比度不高、连续性欠佳等特性, 提出了一种全新的自动检测算法, 用于检测二维路面图像中的裂缝。此算法以最小代价路径搜索为基础, 全面考量了路面图像的光度以及几何方面的特征, 能够精准地对路面裂缝进行定位, 识别精度达到83%。

2016年, Shi^[45]提出一种新型裂缝识别方法, 通过融合积分通道特征(ICF)的增强表征与随机结构森林(RSF)的分类机制, 构建了高效的裂缝检测系统。此外, 通过提出的新裂缝描述符区分裂缝与噪声, 对于复杂裂纹的识别有良好表现, 识别精度达到95%。

2016年, Talab等^[46]提出了一种结合大津(Otsu)与多重滤波算法的裂缝检测方法。该方法通过灰度转换、Sobel滤波器检测裂缝边缘, 设置阈值分类像素并过滤小面积区域, 最后用Otsu方法去除噪声并检测主要裂缝, 但该方法精度易受环境影响。

2018年, 王耀东^[47]为应对地铁隧道内复杂场景以及弱光环境所导致的全局图像检测精度较低这一问题, 提出了多目高速线阵相机的图像采集方案, 同时还提出了分块图像局部纹理处理算法。并且通过开展相关实验, 证明对于隧道裂缝的识别精度达到84%, 验证了所提方法的可靠性。

2019年, Yu等^[48]针对现有裂缝检测方法未考虑成像环境(如邻近效应)的问题, 提出利用邻近效应的特性辅助检测暗目标。通过设计低-高阈值检测策略检测裂缝, 并结合邻近效应计算阈值。该方法在裂缝与背景图像灰度差异较大时有良好表现, 裂缝监测精度达到95%。

尽管目前对基于图像的损伤识别技术已开展了广泛研究, 但此类技术在实际应用中仍面临诸多挑战。由于其对光照、背景、噪声等因素较为敏感, 导致其泛化能力不足。在大型建筑物的损伤识别工作中, 光照条件和背景环境往往变化较大, 这使得基于图像的损伤检测方法在兼顾精度与效率方面面临较大困难, 难以满足实际工程的需求。

随着深度学习技术的不断发展, 以深度学习为基础的损伤识别技术日益成为结构损伤自动检测领域中关键的研究方向。众多学者在前期对损伤及其边缘图像特征的深入研究基础上, 将提取到的图像特征输入深度学习模型进行训练, 从而实现损伤的自动识别, 进一步提高损伤识别的自主性及效率^[49]。

2017年, Chen^[50]提出了一种以深度学习为基础的裂纹识别技术。该方法以视频为输入数据, 结合CNN和朴素贝叶斯(Naïve Bayes)技术提高裂缝检测的准确性和鲁棒性, 并通过实验验证了其在裂缝检测任务中的有效性和性能优势。

2018年, Cha^[51]提出了一种借助区域-卷积神经网络(R-CNN)的结构视觉检测方法, 针对涵盖钢筋锈蚀现象在内的5类结构损伤问题, 展开系统性的分类

鉴别以及精准检测工作，并在此基础上开发了实时损失检测框架，以此实现对结构损伤状况的有效把控与评估。

2018年，Kim^[52]提出了一种基于深度学习技术的裂缝自动识别与检测方法。该方法以卷积神经网络为基础架构，通过旋转、模糊和颜色调整等数据增强技术丰富了图像的多样性和数量。基于所得数据集，使用CNN分类器在混凝土墙的实时视频上进行了性能评估，精确率与召回率均高于90%。

2020年，Lau^[53]提出了一种改进的U-Net网络裂纹识别架构，通过预训练ResNet-34编码器与SCSE注意力模块融合，结合周期性学习率策略及渐进式图像尺寸训练，实现了路面裂纹高精度分割。通过对拍摄的道路裂缝图像进行验证试验，所提方法的识别精度高达96%。

2020年，Zhang等^[54]提出了基于改进YOLOv3的桥梁裂缝识别方法，通过融合深度可分离卷积（MobileNet）与CBAM注意力模块，实现了桥梁裂缝实时高精度检测，检测精度达92%。

2020年，Ren^[55]创新性地构建了CrackSegNet深度学习框架，专用于隧道混凝土结构裂缝的智能识别与分割。该架构基于全卷积神经网络设计，整合了特征提取主干网络、多尺度空间金字塔等核心模块，通过这种层级化设计，系统实现了从局部细节到全局语义的多层次特征学习，在保持空间分辨率的同时显著提高了裂缝像素级分割的准确性，裂缝识别精度达到99%，分割精度达到72%。

2022年，尹冠生^[56]针对隧道衬砌表面存在不均匀光照、渗水和噪声等强视觉干扰问题，提出了一种基于图像分块的裂缝检测算法。该方法通过自适应直方图均衡操作和局部阈值分割，强度裂缝细节图像，既能保证裂缝完整性，又能保留细节，裂缝识别准确度达90%。

2023年，刘星^[57]为提升低算力平台进行地表裂缝检测时的稳定性与速率，提出PeleeNet与YOLOv3结合的算法。该算法通过融合不同局部特征实现运算效率的提升，并使用深度可分离卷积代替标准卷积来减小参数计算量，模型参数仅为原始30%。经测试，在AP50达到97.68%的同时，检测速度达30帧/s，适用于低算力平台的损伤检测工作。

2023年，Inam^[58]提出了结合YOLOv5和UNet的二阶段算法，算法基于YOLOv5进行桥梁裂缝的定位分类，结合U-Net实现像素级分割与量化，并通过实验证明了其预测精度达到99%，为低成本桥梁健康评估提供了可行的数字化解决方案。

2023年，李雯雯^[59]创新性地开发了一种混合智能识别系统，通过将全卷积神经网络（FCN）的语义分割能力与朴素贝叶斯概率模型的决策融合机制相结合，实现了混凝土桥梁裂缝的自动化检测。在此基础上，通过高精度图像采集和数据增广丰富数据集，经大量训练后，该模型能在复杂环境下稳定识别裂缝，裂

缝尺寸提取的相对误差控制在 10%以内，满足工程要求。

2024 年，武广臣^[60]针对无人机影像强边缘信息干扰问题，提出基于 GrabCut 算子的裂缝识别方法。该方法能排除干扰实现自动识别，优于其他算法，可多尺度检测，研究成果可用于路面裂缝定位、设施检测及灾害评估等领域。

2024 年，岳清瑞院士^[61]通过系统研究基于深度学习的裂缝识别与监测方法，构建了一种面向实时场景的多任务协同识别框架，并设计了一套完整的模型推理效能评估体系，基于所提方法提取的裂缝尺寸误差可控制在 7%以内。结果表明，该方法能够有效追踪裂缝的产生和演化过程，为桥梁结构损伤的科学量化评估提供准确的数据支持。

总体而言，传统基于图像的损伤识别方法受环境因素影响较大，其泛化能力难以满足复杂环境下大型建筑损伤识别工作的要求。相比之下，基于深度学习的损伤识别方法在精度和效率方面均有良好表现，YOLO、Transformer 等模型已在建筑损伤识别领域得到广泛应用。然而，这些模型的性能在很大程度上依赖于数据集的质量和规模，丰富的数据集能够显著提升模型的识别精度与泛化能力。因此，如何通过低成本手段获取足量且有效的数据集，并在此基础上搭建高性能的损伤识别模型，有待进一步深入研究。

1.3 渡槽结构健康状态评价研究现状

结构健康状态评价作为反映结构健康状况的核心手段，通过对影响结构健康的各项关键指标进行检测与分析来实现结构健康等级评定。该方法能够及时掌握结构的整体健康等级及其发展趋势，从而为结构未来的运维管养工作提供重要依据。早期的渡槽结构健康状态评价工作主要依据相关规范，例如《渡槽安全评价导则》^[62]、《渡槽安全鉴定规程》^[63]等，对渡槽部分健康指标进行人工现场检测，并依据检测结果主观判定其健康状态。然而，渡槽是一个受多因素影响的非线性动态系统，此类方法难以综合考虑各项指标之间的联系，也难以准确判断其整体状态。近年来，层次分析法、模糊综合评价法等方法通过建立健康状态评价数学模型，能够全面客观的分析结构健康状态，在解决非线性综合评价问题具有显著优势。围绕此类先进评价方法，国内外科学家展开了一系列深入的研究

2015 年，陈晶等^[64]依据桥梁的结构特性以及所处环境的特征，构建了在役混凝土桥梁耐久性评估指标体系。通过运用改进的三标度层次分析法来明确指标权重，借助模糊可拓理论来判定耐久性等级。

2018 年，张文剑等^[65]初步建立了渡槽的模糊综合评价模型，并在陕西省某渡槽进行了实践运用，高效实现了渡槽结构的模糊综合评价，为后续渡槽管理工作提供了有效数据指引，证明了所提方法的可行性。

2019 年，祝彦知等^[66]针对处于服役状态的大型钢筋混凝土渡槽结构，构建

了一个以时间因素为基础变量，同时兼顾变量随机性与模糊性的渡槽构件衰减模型。并且结合渡槽所允许的碳化深度，搭建起极限状态劣化模型，以此实现对在役渡槽结构的时变模糊可靠度分析。

2020年，尚峰等^[67]针对已有的钢筋混凝土渡槽结构，借助一次二阶矩法，构建起适用于渡槽结构中底板与侧墙部位的抗裂随机模糊可靠度模型，并利用概率网络估算技术（PNET）针对某渡槽工程进行了系统模糊可靠度分析。

为提升模糊综合评价中各指标权重的客观性与科学性，相关学者针对赋权算法提出了多种优化方法。

2020年，Cheng等^[68]运用云理论对多级模糊评价方法做出了改进。改进后此方法可以全面综合地考量随机组合所带来的不确定性，以及各影响因素之间相互作用呈现出的模糊性，进而克服常规模糊评价方法存在的弊端。

2021年，田洁等^[69]通过改进的粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization, IPSO）优化投影寻踪模型，以提高评价指标的可靠性和客观性，证实了该方法在渡槽安全性评价中的适用性。

2021年，罗日洪^[70]针对渡槽结构，运用基于指数标度的层次分析法来算出各指标的主观权重，再将其与通过基于熵权法得到的专家自身客观权重相结合，以此对主观权重加以优化，从而有效减小了主观偏差，提升了健康状态综合评价的客观性。

2023年，周海怡^[71]为综合评估城市桥梁可靠性，以1-9标度法和自然指数标度法为依据来确定主观权重，同时运用熵权法（Entropy Weight Method, EWM）来明确客观权重。通过把这两种方法进行结合并赋予权重，增强了指标权重确立的客观性。

2025年，冯玉涛^[72]针对通航桥梁船桥碰撞风险评价问题，提出了一种基于层次分析-熵权法的模糊综合评价方法。该方法通过搭建风险评价指标体系，将层次分析法与熵权法（EWM）相结合来确定复合权重，从而进一步提升了评价的客观性与科学性。

综上所述，模糊综合评价法凭借其体系完整、评价客观等优点，在复杂结构健康状态综合评价中展现出了突出优势，已被广泛应用于渡槽、桥梁等大型结构的健康状态评价工作中。然而，在现有的渡槽健康状态模糊评价案例中，普遍采用传统的检测方式对评价体系各项指标展开分析，存在效率低、成本高、受限大等局限性。

1.4 本文主要研究内容

本文的研究选题基于国家自然科学基金项目——《基于星载 InSAR 变形测量和信息共享平台数据的大跨度桥梁结构状态评估方法》、湖南省水利厅科技项

目——《基于“天-空-地”一体化的渡槽结构损伤检测及状态评估研究》、湖南省自然科学基金——《基于天-空-地一体化的基础设施结构安全监测技术研究》等基金项目研究内容，重点聚焦于渡槽结构的高效健康状态综合评价。为提升渡槽结构健康状态评估效率，降低评估成本，本研究深入开展基于无人机技术的点云逆向建模与偏移识别、基于深度学习的损伤识别方法研究。通过融合“天-空-地”多源检测数据，建立一套适用于渡槽的结构健康数字化健康诊断体系，以智能化、轻量化技术改善人工检测存在的低效率、高成本、高风险等问题，以实现渡槽健康状态的综合评价。主要研究内容如下：

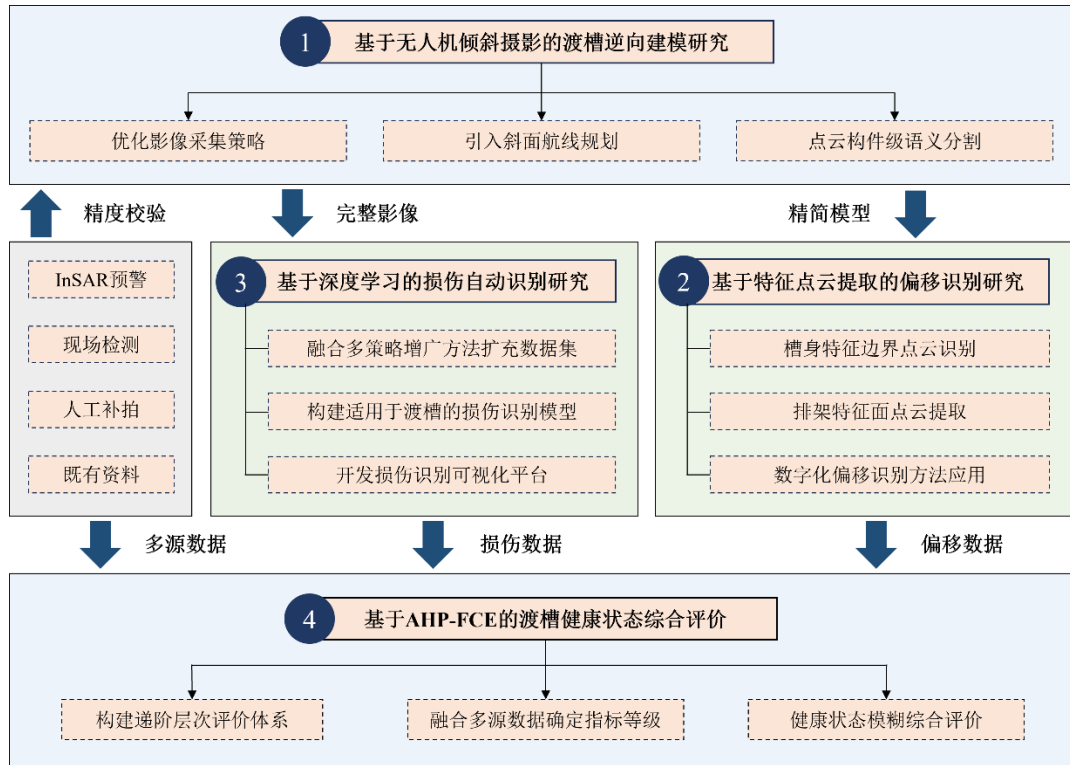


图 1.2 研究内容

(1) 基于“七视+包裹”航线的优化影像采集，实现渡槽结构高效逆向建模。基于现有倾斜摄影技术，结合渡槽结构特征及重点区域，提出一种改进的无人机影像采集方法，并引入斜面航线规划技术实现航线的现场实时布置，提高影像采集、逆向建模的精度及效率。围绕模型建立一套适用于渡槽的构件级语义分割方法，利用区间密度梯度、灰度等点云特征，精确分割点云模型，为后续相关研究提供精简准确的数据。

(2) 融合点云曲率与区间密度特征信息，开展渡槽结构高精度偏移识别研究。运用主成分分析（Principal components analysis, PCA）算法以及密度梯度算法，对槽身的特征边界点云与排架的特征面点云进行提取，并通过拟合特征点云计算分析渡槽槽身及排架的偏移状况。在此基础上，为进一步提升特征边界的提取精度，基于点云边界收缩原理提出一种边界点云优化方法，并通过随机示

例点云试验与野外试验验证其鲁棒性。

(3) 融合多策略随机增广算法与 YOLOv8 深度学习技术, 开展渡槽表面损伤自动识别研究。以无人机采集影像为基础, 综合图像分割和随机分类算法, 构建初始损伤数据集。为进一步提升 YOLOv8 模型的泛化能力与识别精度, 结合渡槽所处环境特征, 提出一种基于多策略融合的自适应随机增广算法对初始数据集进行多维度的扩充与增广, 在此基础上训练适用于渡槽表面损伤识别的深度学习模型。此外, 开发一个损伤检测可视化平台, 通过提供便捷、用户友好的操作界面, 实现损伤检测任务的高效执行。

(4) 基于“天-空-地”多源数据, 实现渡槽结构健康状态的轻量化综合评价。结合相关文献规范与渡槽结构特点, 构建一套适用于渡槽的健康评价指标体系, 并在此基础上利用层次分析法(AHP)有效确定体系中各评价指标的权重。融合多源数据, 结合 InSAR 变形预警、逆向建模、偏移识别、损失识别等领域的研究成果, 构建一套低成本、高效率、低风险的渡槽健康检测体系, 并基于模糊评价法开展渡槽健康状态综合评价工作, 为渡槽的运维与管理提供科学依据。

第2章 基于无人机倾斜摄影的渡槽逆向建模研究

2.1 引言

本章节系统分析了无人机倾斜摄影技术在构建高精度点云模型中的理论基础，并针对复杂环境下渡槽点云模型的精细化构建提出了一种改进方法。考虑到渡槽结构的复杂性与密集性，尤其是其上部结构中小型构件的众多，以及渡槽所在区域背景的复杂性（包括大面积水域、村庄和树木），这些因素对特征点匹配与背景识别构成了显著挑战，导致传统五视图倾斜摄影技术在该类环境下的应用受限，主要表现为模型解算困难、模型偏移及空洞现象。为解决上述问题，本章从倾斜摄影技术的理论出发，结合斜面航线规划技术，探索一种适用于渡槽结构的高效影像采集方法，以显著提升复杂环境下特征点的匹配精度与模型重建质量。同时，针对渡槽这类大跨度结构，逆向建模生成的高密度点云数据具有庞大的数据量，导致计算资源消耗极大。为优化点云数据结构并提升后续分析处理效能，本章拟开展稠密点云的高效语义分割研究。针对渡槽结构特点，分别基于区间密度梯度、堆叠投影、灰度等点云特征信息，对模型进行构件级语义分割，为后续的偏移识别与有限元逆向建模研究提供精简、可靠的数据基础。本研究以春华渡槽为案例开展野外实验，对比渡槽三维模型提取参数与实测参数，验证所提建模方法的精度与鲁棒性。

2.2 无人机影像采集质量影响因素

本节将系统性地探讨基于无人机平台的渡槽精细化建模关键技术。高质量影像采集作为逆向建模的重要前提，其获取质量直接影响三维重建的精度。为此，本研究从多视角影像采集策略、影像重叠率控制、运动模糊剔除等方面展开研究，为后续生成高精度点云数据提供了可靠的影像基础^[73]。

2.2.1 影像采集策略规划

基于倾斜摄影的逆向建模技术在影像采集时，通常采用“五视倾斜摄影”的方法对目标对象进行多视图的影像采集，需要分别从左、右、下、前、后五个视角对目标结构进行图像扫描，拍摄过程中需对无人机云台预先设定合理的倾角，必要时需要手动操控，保证无人机在采集点时镜头对准采集目标，从而完整、清晰地采集各立面详细纹理信息，如图 2.1 所示^[74]。

在渡槽的影像采集工作时，首先必须精确确定渡槽的位置，并全面掌握渡槽的基本情况及其周边环境。依据地形特征对飞行路径进行必要的调整和优化。

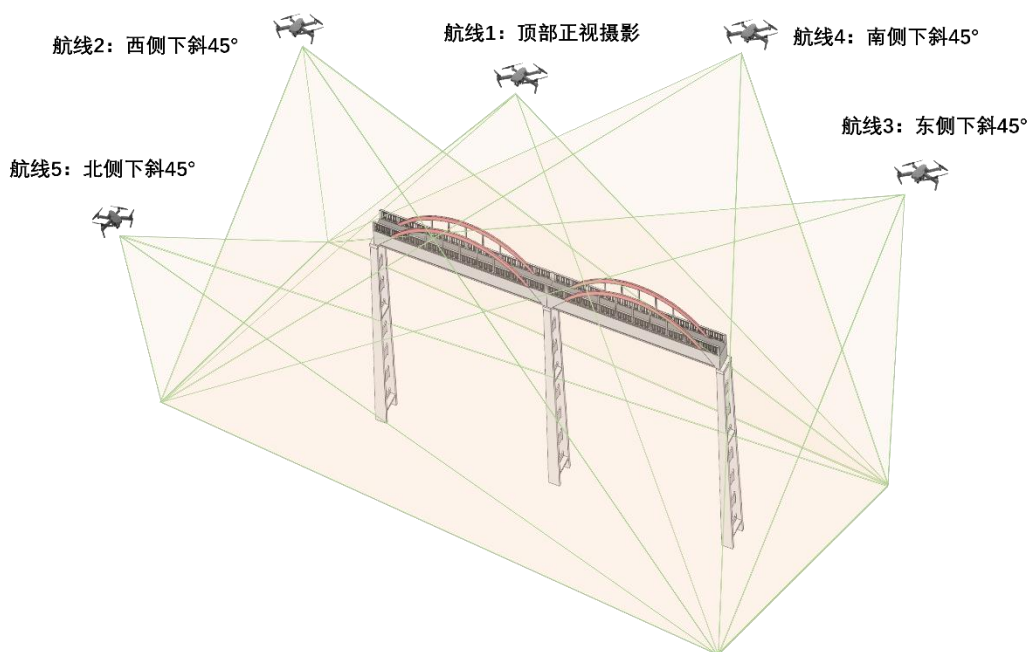


图 2.1 五视倾斜摄影示意图

同时，还需细致调整飞行参数，以适应渡槽的数据需求。在采集渡槽影像过程中，若自动飞行模式无法满足特定需求，应随时准备切换至手动飞行模式以确保数据采集的精确性和完整性。在数据扫描过程中，无人机的飞行高度在一定程度上决定了图像采集的精度，其计算方法见式（2.1）^[75]：

$$P \times f \times L = L_s \times D \quad (2.1)$$

式中， L_s 代表传感器宽度（mm）， L 为影像大小（Px）， f 代表焦距（m）， P 代表精度（m/Px）， D 代表无人机高度。由此可知，相同条件下，无人机飞行高度越低，影像精度越高。所以在航线规划过程中，应尽量降低影像采集高度，同时应保证镜头角度正对采集目标。但以上参数均需在确保无人机安全的情况下进行设置，对于处于复杂环境中的渡槽来说，航线设计时应充分考虑周围水源、房屋、电线、树木遮挡，必要时通过手动操作来补齐特殊区域的图像。

2.2.2 影像重叠度

为确保数据获取的连续性，以至于逆向建模过程中特征点能被高效、精确的识别与配准，根据现行国家标准 GB/T39612-2020《低空数字航空摄影测量技术规范》的技术要求，无人机航摄作业应满足以下重叠度标准：

- 1) 航向重叠度基准范围为 65%-75%，最低阈值不得低于 53%；
- 2) 旁向重叠度基准范围为 30%-45%，最低阈值不得低于 8%。

在结构逆向建模工作中，为满足精度需求，影像航向与旁向重叠度分别设置在 75%与 70%以上，以确保数据的质量和准确性。通过这种细致的重叠度控制，可以优化影像采集的质量，为后续的数据处理和分析打下坚实的基础，采集重叠度示意图见图 2.2。

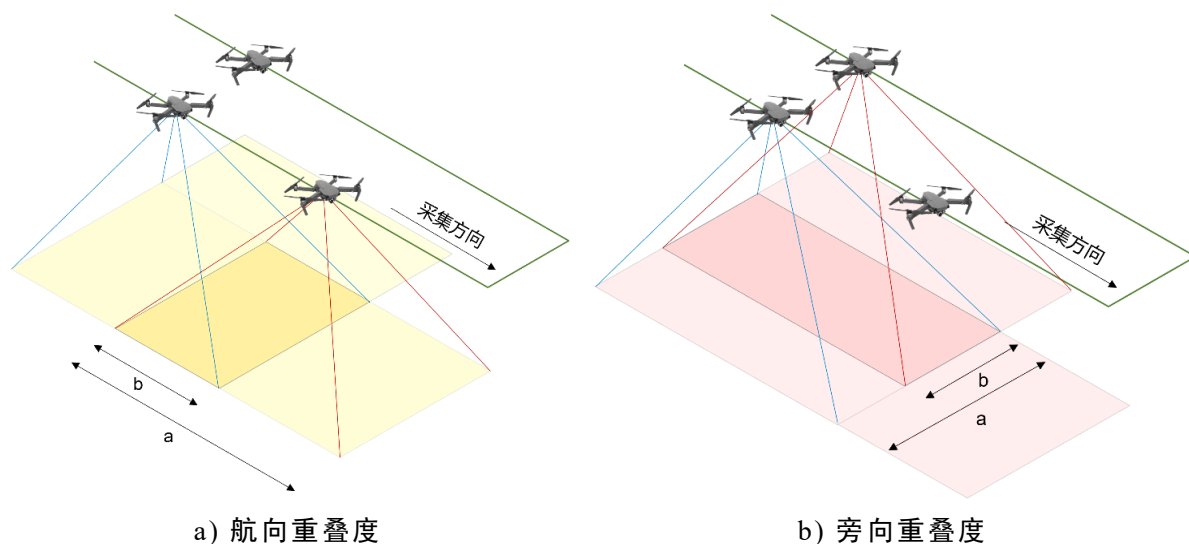


图 2.2 影像重叠示意图

其中，航向重叠度 e 和旁向重叠度 f ，可按照以下公式计算^[75]：

$$e = \frac{b}{a} \quad (2.2)$$

$$f = \frac{d}{c} \quad (2.3)$$

式中， a 为影像宽度， b 为影像宽度方向上相邻两幅图像的重叠长度； c 为影像长度， d 为影像长度方向上相邻两幅图像的重叠长度。

2.2.3 运动模糊

在数据采集过程中，运动模糊是一个重要的概念，它指的是在影像拍摄过程中，由于物体或相机的运动导致影像中出现模糊的现象。这种现象在动态场景中尤为常见，比如行驶的车辆、飘动的旗帜或者随风摇曳的树木等。运动模糊会对影像的清晰度和后续的数据处理产生影响，尤其是在特征点匹配和三维重建过程中。运动模糊的计算可参考下式^[75]：

$$S = V \times T \quad (2.4)$$

式中， S 为无人机单次曝光时间内移动距离 (m)， V 为无人机飞行速度 (m/s)， T 为单次曝光时间 (s)。

运动模糊受相机快门速度、相机稳定性曝光时间、物体移动速度等多因素影响，为降低此影响，在航行设计过程中也需要考虑到飞行速度和稳定性，尽量保持无人机匀速与直线飞行。

2.3 无人机逆向建模关键技术

2.3.1 特征点提取与匹配

本研究采用尺度不变特征变换算法，旨在从无人机拍摄的图像序列中提取关

键特征点，并准确确定它们的方向。首先，通过高斯核函数对原始图像（ $I(x, y)$ ）进行卷积操作，生成高斯尺度空间，其中尺度空间因子（ σ ）用于控制图像的平滑程度。具体地，高斯函数（ $G(x, y, \sigma)$ ）在每个尺度上与图像进行卷积，以构建图像的高斯金字塔^[75]。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (2.5)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.6)$$

式中， (x, y) 为影像像素坐标数据， $*$ 为卷积运算符。

随后，利用差分高斯（Difference of Gaussians, DoG）方法在高斯金字塔上进行特征点的极值检测，从而实现特征点的尺度空间定位。这一过程确保了特征点的提取不受尺度变化的影响，为无人机影像序列的分析提供了一种鲁棒的方法，如式（2.7）所示^[75]。其中 k 的含义是相邻高斯尺度空间的比例因子。

$$D(x, y, \sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y) - G(x, y, \sigma) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2.7)$$

在进行图像特征的描述和匹配过程中，本研究为每个关键特征点设定了一个参考方向。通过分析图像梯度，能够确定每个特征点的主导方向，这样做可以确保特征点的识别不受图像尺寸和方向的影响，从而提高无人机在倾斜摄影建模中的鲁棒性。通过对高斯金字塔中检测到的特征点进行细致的分析，收集这些点在其邻域窗口内的梯度信息和方向数据，能有效减少由于环境因素引起的尺度变化、图像畸变和旋转等问题，这些问题在逆向建模过程中十分常见。通过这种方法，能够为特征点提供一个稳定的方向描述，从而增强了特征匹配的准确性和可靠性^[75]。

$$d(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.8)$$

$$\alpha(x, y) = \arctan \frac{L(x+1, y) - L(x-1, y)}{L(x, y+1) - L(x, y-1)} \quad (2.9)$$

其中 $d(x, y)$ 代表梯度模值， $\alpha(x, y)$ 代表其方向。

基于无人机影像获取系统采集的位置与姿态参数，构建了影像空间拓扑关联。通过引入 k 最近邻搜索算法，显著提升了特征点匹配的效率，从而快速准确地识别出对应的同名像点。这种方法不仅提高了匹配速度，而且增强了匹配的准确性，为无人机图像处理和分析提供了一种有效的技术手段。

2.3.2 区域网平差空中三角测量

该技术以摄影中心、物点与像点构成的光束线作为基础的平差单元，通过应用中心投影的共线条件方程，进行系统的平差处理。通过这种方法，基于中心投

影几何原理，本研究采用共线条件方程构建整体平差模型，同步解算多视影像的外方位元素及加密点的三维空间坐标。这一过程不仅提高了平差的准确性，也为地理信息的精确提取提供了强有力的技术支持。计算方法如式（2.10）所示^[77]。

$$\begin{cases} x - x_0 + \Delta x + f \frac{a_1(X - X_s) + b_1(Y - Y_s) + c_1(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} = 0 \\ y - y_0 + \Delta y + f \frac{a_2(X - X_s) + b_2(Y - Y_s) + c_2(Z - Z_s)}{a_3(X - X_s) + b_3(Y - Y_s) + c_3(Z - Z_s)} = 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

其中， X 、 Y 、 Z 表示的是像点坐标相对应的物方坐标， (x, y) 表示像点坐标； (x_0, y_0) 代表像主点坐标， X_s 、 Y_s 、 Z_s 代表成像投影中心坐标， $(a_i, b_i, c_i, i=1, 2, 3)$ 表示三个姿态角对应的方向余弦， f 代表影像内方位元素。在已知内参矩阵的条件下，对上述方程进行线性化处理，可推导得出如下误差方程^[77]。其中， v_x 代表 x 向误差数， v_y 代表 y 向误差数， l_x 代表 x 向共线方程近似值与实际值差值， l_y 代表 y 向共线方程近似值与实际值差值。

$$\begin{aligned} v_x = \frac{\partial x}{\partial a} \partial a + \frac{\partial x}{\partial b} \partial b + \frac{\partial x}{\partial c} \partial c + \frac{\partial x}{\partial X} \partial X + \frac{\partial x}{\partial Y} \partial Y + \frac{\partial x}{\partial Z} \partial Z - l_x + \frac{\partial x}{\partial X_s} \partial X_s \\ + \frac{\partial x}{\partial Y_s} \partial Y_s + \frac{\partial x}{\partial Z_s} \partial Z_s \end{aligned} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} v_y = \frac{\partial y}{\partial a} \partial a + \frac{\partial y}{\partial b} \partial b + \frac{\partial y}{\partial c} \partial c + \frac{\partial y}{\partial X} \partial X + \frac{\partial y}{\partial Y} \partial Y + \frac{\partial y}{\partial Z} \partial Z - l_y + \frac{\partial y}{\partial X_s} \partial X_s \\ + \frac{\partial y}{\partial Y_s} \partial Y_s + \frac{\partial y}{\partial Z_s} \partial Z_s \end{aligned} \quad (2.12)$$

基于区域网整体平差理论框架，通过建立无人机影像平差单元的空间连续性约束模型，结合最小二乘估计解算误差残差方程组，最终可迭代生成满足精度要求的稀疏三维点云数据集合。

2.3.3 多视图影像匹配

利用多视图立体视觉匹配算法加密此前获得的稀疏点云，通过高斯差分算子（DoG）与 Harris 角点检测器的协同运算机制，计算图像特征点，基于匹配算法计算稀疏三维点云结构，再定义这些匹配点作为种子面片^[78]。此外，优化光度差异函数 $g(p)$ 实现最小化，通过这一优化过程，能够对初始的种子面片进行有效地扩展，同时排除错误的的面片。通过迭代的扩散过程，构建了一个稠密的面片结构，进而实现了从图像数据到密集点云的精确重建。这种方法不仅提高了重建的准确性，还增强了面片结构的鲁棒性，为三维建模提供了坚实的基础。

2.4 基于“七视+包裹”航线的渡槽影像采集策略

传统的倾斜摄影测量领域研究通常聚焦于建筑物和斜坡等结构，这些对象的影像采集过程相对简单，并且由于其丰富的纹理特征，使得特征点的提取相对容易，因此建模过程并不复杂。此外，在桥梁逆向建模的现有研究中，主要关注的是古桥、立交桥或者大型桥梁。这些桥梁的下部通常是陆地或小范围水域，地面和建筑的纹理特征明显，并且简单且规则的上部结构使得软件在处理时能够高效准确地识别特征点，从而使得建模结果较为理想，避免了如空洞等常见问题的出现。在对渡槽进行无人机倾斜摄影建模时，由于背景复杂，上部结构存在大量小而密集的构件，生成的模型极易产生缺失、重叠等问题，同时传统的“五视倾斜摄影”对排架内测的信息采集不够，造成排架内部的解算出错，极易出现点云整体偏移、错位等情况。

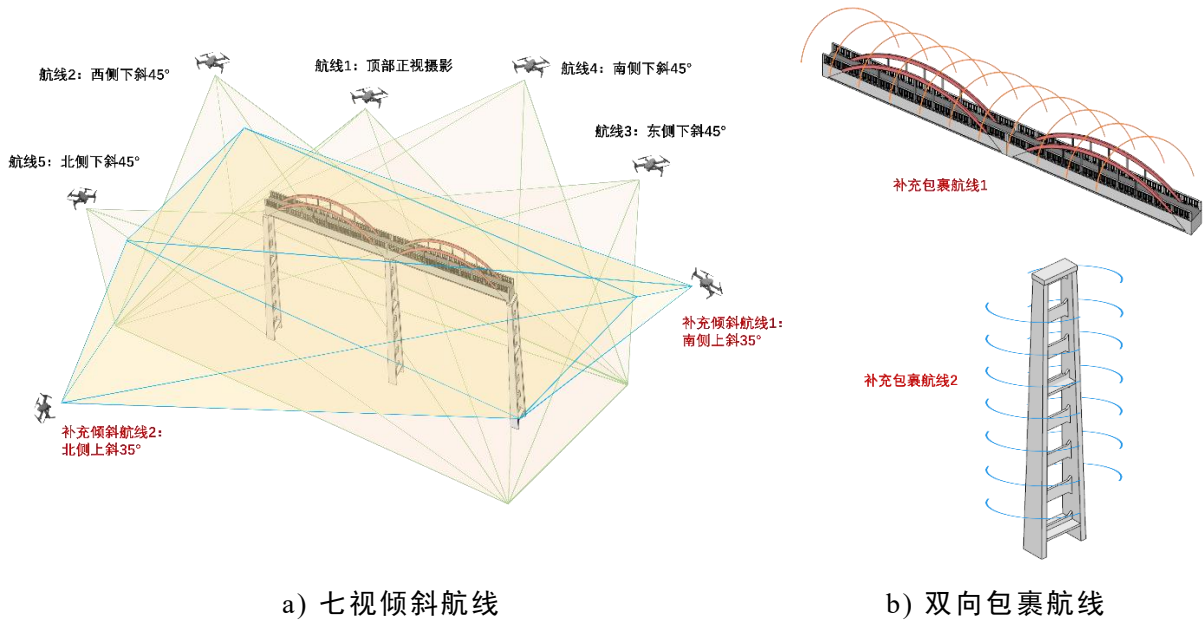


图 2.3 渡槽结构影像采集策略



图 2.4 斜面航线现场规划

综合考虑渡槽结构特征、复杂背景影响、后续研究重点区域等多方面因素，

本研究提出了一种基于“七视+包裹”航线的影像采集策略。该方法在“五视倾斜航线”的基础上，增加北侧上斜 35° 、南侧上斜 35° 两条倾斜航线，以获取槽底高清影像数据，实现全区域的影像数据采集（图 2.3-a），以提升逆向建模精度及完整性。航向重叠度设置为 80%，旁向重叠度为 75%；同时，采用“包裹航线”的方法采集排架内侧及上部结构影像（图 2.3-b）。对排架的包裹航线以排架顶端东侧为起点，飞行距离设置为 10m，起点处无人机与排架呈 -60° ，环绕排架每隔 3m 拍摄一张影像，确保排架处于图像中心位置，直至无人机到达排架西侧 60° 处，下降 3m，重复环绕拍摄过程，在确保安全距离的情况下，完整获取排架内部数据。对槽身的包裹航线与之类似，从槽身东侧南端俯角 60° 拍摄，环绕槽身每隔 3m 拍摄一张影像，直至无人机到达槽身东侧北侧 60° 处，向东 3m，重复环绕拍摄过程。通过“包裹式”摄影方式，能完整采集槽身上部信息与排架内侧信息，避免出现整体偏移、点云缺失的情况。

若采用传统的航线规划方法获取渡槽的高精度数据，需人工手飞无人机采集数据，或者先采集粗模数据再规划精细化航线。前者难度较高，且较为主观，无法保证重叠度与稳定性，后者则较为繁琐，效率低。本研究首次将 Mavic3E 斜面航线功能应用到渡槽影像采集工作，可实现快速、自动、简单地获取渡槽立面的高精度数据，如图 2.4 所示。对于提取设计好的航线，可直接在 Pilot2App 上根据渡槽现有情况和周遭环境规划航线，根据虚拟被摄面调整距离和长度，效率、安全性、精确性都得到了较大提升。对于斜面航线无法数据采集的区域，采用手飞的方法进行补拍。

2.5 模型点云预处理

在复杂环境下，无人机采集的点云数据易受传感器噪声、环境干扰及数据采集不稳定性影响，包含大量噪声点，这些噪声点会显著降低后续数据处理的准确性和效率。因此，点云模型的降噪技术是确保数据质量的关键步骤。此外，前期获取的稠密点云数据密度高、数据量庞大，这会大大增加后期数据处理的计算负担。

为解决这些问题，本研究基于系列点云处理技术，包括改进双边滤波、距离阈值降采样、区间密度梯度分割和灰度数据分割，以提高点云数据的准确性和精简性。改进双边滤波方法能够在保留点云关键几何特征的同时有效去除噪声，避免过度平滑导致的细节丢失。距离阈值降采样通过筛除不携带重要信息的点云，显著降低数据量，从而减少后续处理步骤中的计算量，同时降低数据存储和传输需求。区间密度梯度分割和灰度数据分割方法则进一步优化了点云数据的结构，使其更易于后续分析。这种优化后的点云数据处理流程对于处理大规模点云数据尤为重要，能够有效降低后期计算分析的成本和复杂性，为渡槽结构的健康状态

评估提供了高质量的数据支持。

2.5.1 改进双边滤波降噪

双边滤波最初以其在平滑噪声的同时保持边缘特征的能力在图像处理和计算机视觉领域得到广泛应用，该技术方案已成功应用于三维点云降噪领域。经典滤波算法在实现数据平滑时多采用邻域均值计算策略，这种操作容易引发目标点过度平滑化的问题，从而导致重要几何特征的衰减。作为对比解决方案，双边滤波机制采用基于距离和强度双重权重的计算框架，通过赋予邻近点差异化的影响因子，有效抑制了非相关区域的干扰作用^[79]。对于本次研究来说，改进双边滤波的方法能够有效地减少噪声，同时最大限度地保留渡槽点云的结构特征，确保数据的完整性和准确性，对后期的参数提取、偏移识别等工作有着十分重要的意义，具体实现方法为：

(1) 计算改进双边滤波因子^[80]：

$$\frac{\sum_{P_j \in N(p_i)} W_c(\|p_i - p_j\|) W_s(\|\langle n_i - n_j \rangle - 1\|) \langle p_i - p_j, n_i \rangle}{\sum_{P_j \in N(p_i)} W_c(\|p_i - p_j\|) W_s(\|\langle n_i - n_j \rangle - 1\|)} \quad (2.13)$$

$$W_c(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma_c^2}} \quad (2.14)$$

$$W_s(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma_s^2}} \quad (2.15)$$

(2) 计算点的位移并更新其位置^[80]：

$$P_i = P_i - an \quad (2.16)$$

其中， W_c 为光顺滤波权重函数， W_s 为特征保持权重函数， σ_c 代表考虑相邻点距离对种子点的影响大小。 σ_s 代表相邻点法向信息对种子点的影响因子， P_i 为原始点坐标， P 为降噪后的点坐标， a 是双边滤波因子， n 是该点法向量^[79]。

2.5.2 改进距离阈值下采样

距离阈值下采样是一种点云数据下采样技术，通过设定距离阈值来决定哪些点被保留在处理后的点云中。该方法需要选取一个种子点，并设置一个内点集合，每次从点云中不属于内点的集合搜索距离内点最远的点，如果两个点之间的距离小于预设的距离阈值 d ，则剔除该点。距离阈值下采样方法的优势在于其在显著减少数据量、降低后续处理的计算成本的同时，能够最大程度保持点云数据主要特征，这对于保留渡槽结构边界点云信息具有十分重要的意义。

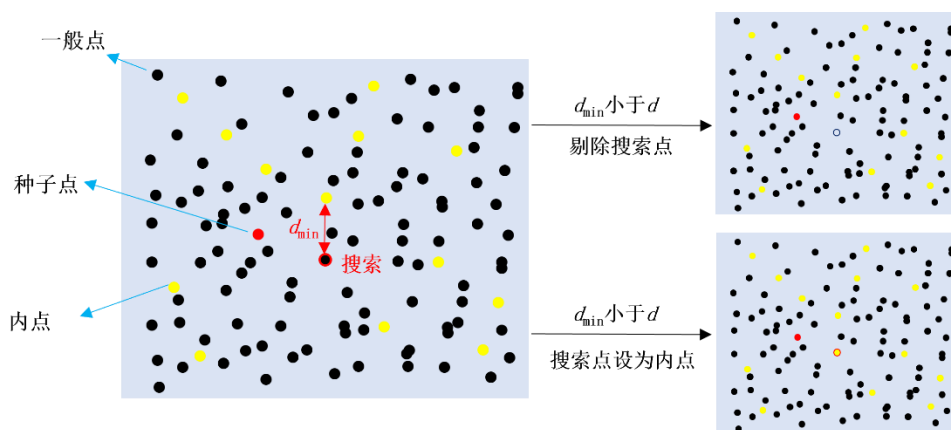


图 2.5 距离阈值下采样原理图

如图 2.5 所示，对一般点云进行遍历搜索，记录搜索点与内点距离，选取最小值为 d_{\min} ，如果 d_{\min} 小于 d ，则剔除该点，如果 d_{\min} 大于 d ，则保留该点，并设置为内点。

在三维模型中，曲率越大的区域往往包含着更丰富的边界信息，此区域点云对结构后续处理与分析十分重要，在下采样时需保留更多的点来控制几何结构特性。相反，对于曲率较小的区域，在下采样过程中可以进行更少的取样，来实现整体数据量的精简，从而降低计算量。通过对距离阈值的下采样方法进行改进，基于计算点云领域曲率将点云划分为特征区域与一般区域，对特征区域降低距离阈值选取更多取样点，使采样结果的抗噪性更强，具有更准确的几何特征。

改进距离阈值法的基本原理是：选取种子点，计算邻域 C 的法线信息，并与领域点云的法线比较，计算法线夹角值，夹角越大代表有更大的曲率。通过设定曲率阈值 α 对点云进行分类，邻域法线夹角值大于 α 的区域定义为特征区域，小于 α 的区域定义为一般区域。对模型特征区域与一般区域分别展开基于距离的下采样工作，距离阈值分别设置为 d_n 与 d_0 。

2.5.3 融合区间密度梯度与灰度的点云构件级语义分割方法

基于区间密度梯度的点云分割方法是一种通过分析点云中局部密度变化实现分割的技术。该方法在三维重建等领域的场景分割中展现出显著优势，其主要特点包括算法简单、计算高效且对噪声具有较强的鲁棒性。然而，该方法的性能对邻域尺寸、梯度阈值及点云质量较为敏感，且在处理不规则复杂结构点云时存在一定的局限性。因此，在应用该方法时，需确保点云数据质量较高，并且相邻构件在某一方向上存在明显的区间密度变化。

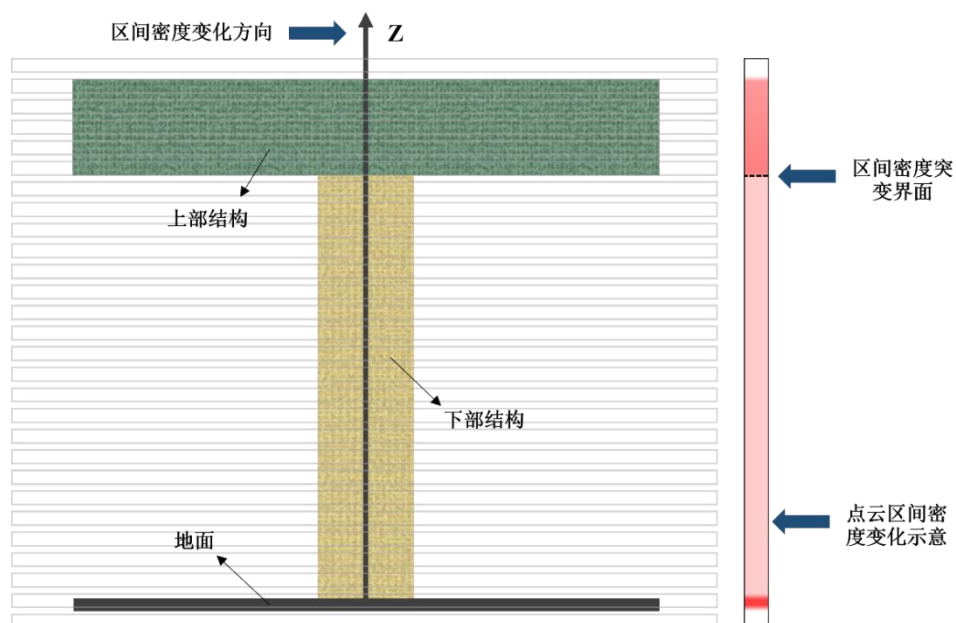


图 2.6 区间密度梯度分割示意图

该方法的核心原理在于利用模型不同构件的点云密度分布差异在交界处形成显著的密度梯度变化^[81]。首先，确定密度计算的最优邻域尺寸，通过邻域搜索计算每个点的局部密度，并利用有限差分法或高斯核估计方法，计算每个点的密度梯度方向和大小，密度梯度反映了局部密度变化的速率和方向。然后，识别梯度幅值超过预设阈值的区域，将其作为潜在的构件交界面，通过提取这些高密度梯度点云，可以精确定位构件之间的交界区域。最后，对提取的交界面点云进行拟合，形成连续的交界面，基于点云与交界面的距离正负性，将点云分割为不同的构件部分。

如图 2.6 所示示例结构点云为例，其点云数据可分为上部结构、下部结构及地面点云。在 Z 轴方向上，上部结构与下部结构的交界面、下部结构与地面的交界面均存在明显的密度突变。通过基于区间密度梯度的分割方法，可以高效地实现点云的构件级语义分割。该方法在处理规则结构点云时表现出色，能够高效地实现构件级语义分割。但对于复杂结构，则需结合其他方法以实现精确分割。

基于灰度数据的点云语义分割方法通过融合点云的三维几何信息与点云灰度（或强度）属性，实现高精度的语义分割。灰度数据主要反映目标表面的材质、反射率或光学特性，在结构的某些细节方面可以表现出巨大差异，从而为点云的语义分割提供良好的判断依据。因此，该方法在结构点云分割、遥感等领域得到了广泛应用，尤其在处理复杂场景（如密集植被、城市建筑群）时，灰度信息可有效补充几何特征的不足。然而，点云灰度数据易受环境干扰，光照变化、雾霾等环境因素会对分割结果造成较大影响。此外，灰度数据跨设备兼容差，对于不同设备扫描获取的点云在灰度标定上存在一定差距，这样会对相邻区域的点云灰度可靠度造成影响，进一步造成分割错误等现象。因此，在使用该方法对点云进

行语义分割时，应充分考虑点云质量，尽量选用单一设备在短时间内（避免光照等环境产生变化）完成点云采集。

该方法典型流程包括三个步骤：首先，通过无人机获取点云的三维坐标与灰度值，并进行归一化预处理；其次，将点云灰度数据作为标量输入，与点云几何特征拼接，或通过注意力机制动态加权不同模态特征，融合点云物理信息与灰度信息；最后，基于分割网络或人工选取分割阈值，对不同灰度区域定义分类标签，实现点云语义分割。此外，可采用多阶段优化实现细分割。例如先通过灰度差异进行粗分割，再结合几何信息拟合特征区域或细化边界，再基于拟合面或边界实现进一步的细分割。这种多阶段优化策略能够有效提升分割精度，尤其是在处理复杂场景时，通过逐步细化分割结果，可以显著减少误分类现象，提高分割结果的鲁棒性和可靠性。

如图 2.7 所示，缝隙点云与相邻区域的主体点云 A 及主体点云 B 在灰度特征上表现出显著差异性，此时，基于灰度数据可高效实现缝隙点云与主体点云的初步分类。在此基础上，围绕缝隙点云数据进行进一步处理，能够进一步实现主体点云 A 与主体点云 B 的高精度分割。

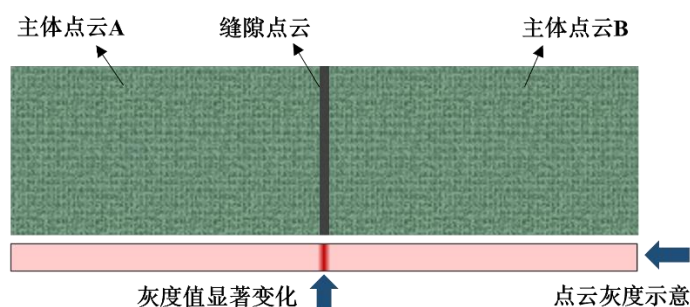


图 2.7 灰度数据分割示意图

2.6 实例验证



图 2.8 目标实验槽段示意图

为验证以上理论与技术的可行性，本研究围绕春华渡槽展开试验验证，以渡

槽实际排架编号为参考，选取 51 号排架至 54 号排架间的三跨作为实验跨进行建模工作，如图 2.8 所示。

2.6.1 实验设备

本次试验设备采用 DJIM300 无人机，最长飞行时间达 46 分钟，最大抗风速度达 12 米/秒，搭载有禅思 H30 相机，传感器宽度 12.7mm，影像分辨率为 5184×3888 ，其最大有效像素 2000 万，等效焦距 31.7mm，快门速度可达 $1/8000s$ 。搭载云台可实现 -120° 至 60° 的俯仰控制。



图 2.9 DJIM300 无人机

2.6.2 三维点云逆向建模

春华渡槽跨度达 1967.5m，对渡槽进行整体数据采集具有极大的工作量，难以实现。本研究综合考虑成本、渡槽状态、飞行条件、安全性及便捷性，选取了春华渡槽 51-54 号排架间的三跨槽段开展影像采集工作。

本次数据采集于 2024 年 5 月进行，选择上午 9:00 至下午 5:30 这个时间段进行采集，天气晴朗，光线良好，温差小。数据采集采用 DJIM300 无人机搭载禅思 H30 相机。基于公式 (2.1) 计算可得，若需保证采集精度达到 $5\text{mm}/\text{px}$ ，采集高度应低于 64.70m。根据公式 (2.2)，无人机飞行速度需设定为 $5\text{m}/\text{s}$ ，扫描间隔时间内，无人机最大行驶距离为 $1/1600\text{m}$ 。

采集过程中，在保证数据完整的同时，为避免过多影像带来的数据处理慢的问题，设置航向重叠度为 80%，旁向重叠度为 75%。采集过程在信号良好，环境安全的前提下进行。

本研究综合考虑建模进度、计算机性能要求、计算速度等条件，选择使用 Metashape 进行空三计算，再将计算结果导入 Smart3D 进行进一步的稠密点云计算工作。Metashape 的空三计算正确率普遍比 Smart3D 更高，更适用于大量航摄影像的处理，通过电脑独立 CPU 可以进一步提高计算速度，并且其空三计算成果可以极为方便地导入 Smart3D，这为后续的三维重建提供了便利。Smart3D 在

稠密点云计算中的优势在于其高效的算法、单机处理能力、高还原度和精度、广泛的数据源兼容性以及多元化成果输出等方面。并且软件在计算过程中提供了包括可信度分析、覆盖率、分辨率等多种可视化数据，便于初步验证模型精度，提高建模效率。

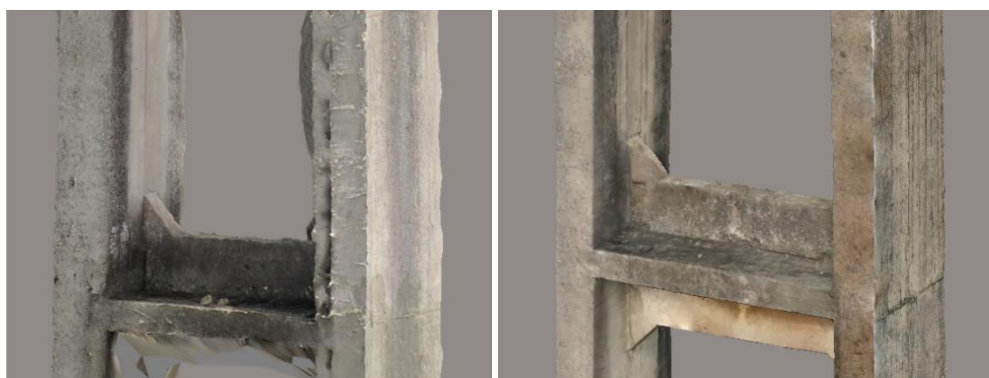
本文通过“七视+包裹航线”丰富槽底、排架内部、槽身内部影像数据，提高解算精度，避免空洞、点云偏移等问题。与“五视航线”相比，“七视+包裹航线”在更注重槽身内部、排架内部、槽底等关键区域的影像采集的同时，合理降低采集密度，在保证数据精简的同时，能更好的采集关键区域数据，为后续的深入研究奠定了坚实基础。



a) 五视航线

b) 七视+包裹航线

图 2.10 拱圈建模效果对比



a) 五视航线

b) 七视+包裹航线

图 2.11 排架建模效果对比

对比基于本文方法与基于“五视航线”所建模型（图 2.10、图 2.11），可以发现基于本文方法所建模型在质量上有很大的提升，特别是在排架内侧及上部密集结构处，新增的包裹航线有效补充了缺失数据，改善了点云偏移、错位、毛刺等现象，解算出的稠密模型具有清晰、明显、精确的结构特征，可以认为本研究提出的“七视+包裹航线”的影像采集策略能够有效提高在复杂背景下渡槽结构的建模质量和完整性。所建模型整体效果图见图 2.12。



a) 节段整体模型



b) 底部细节模型



c) 顶部细节模型



d) 模型正面图

图 2.12 春华渡槽稠密点云模型

2.6.3 稠密点云预处理

由于所建立的渡槽稠密点云数据量极大，单跨点云数达到 9 亿，这给后期数据处理及计算带来了极大的挑战。本研究通过改进距离阈值下采样的方法对稠密点云进行下采样，在保证模型边界特征的前提下显著减小数据量，并通过改进双边滤波方法进行降噪处理，进一步提高模型的精确性。预处理后单跨点云数量精简至 0.14 亿，预处理前后模型对比见图 2.13。可以看出，模型在点云密度大幅

减低的同时，较好保留了模型的特征与纹理信息。

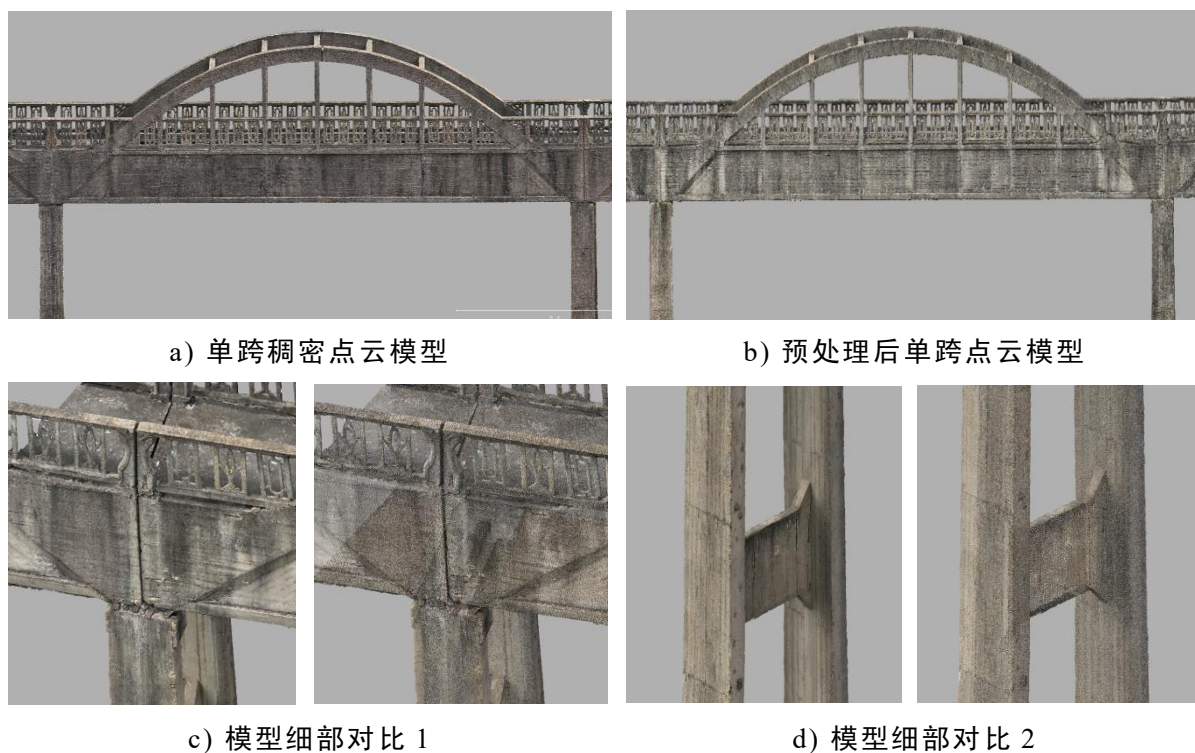


图 2.13 预处理效果对比图

2.6.4 模型精度验证

为验证三维点云模型精度，现场对 52-53 跨槽身护栏部分竖杆进行尺寸测量，所选测点如图 2.14 所示。将实验测量数据与理论模型的计算值进行对比分析，采用均方根误差评估两者差异，并以均方根误差与实际数据平均值的比值作为相对误差率，以量化模型的准确性。以测点 A 与测点 C 之间 X 向、Y 向、Z 向距离误差代表模型 X 向、Y 向、Z 向精度。计算结果见表 2.1。

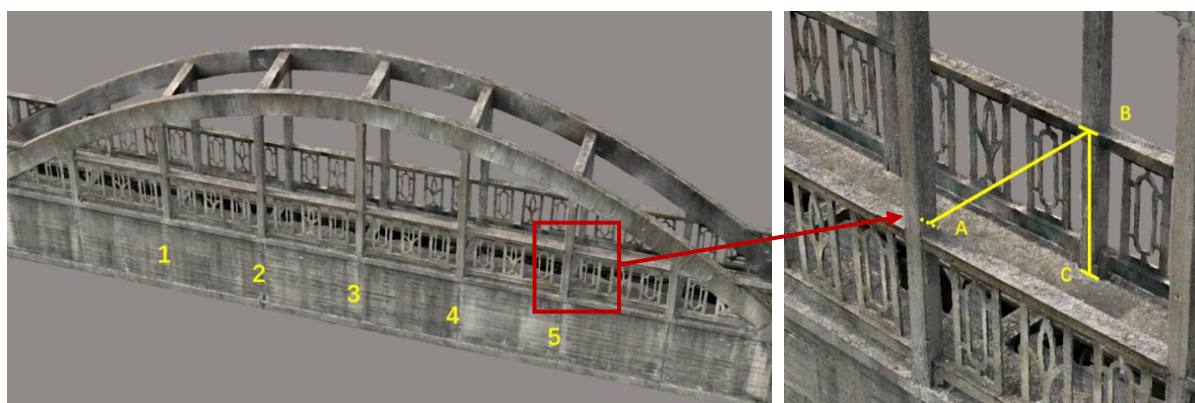


图 2.14 精度验算参数

表 2.1 模型误差计算

	ΔXY_{AB} (mm)		ΔZ_{BC} (mm)		三维 (mm)
	实测值	计算值	实测值	计算值	
1	1487	1483	1106	1110	
2	1495	1491	1099	1106	
3	1507	1502	1113	1108	—
4	1502	1499	1088	1100	
5	1523	1513	1099	1102	
均方根误差	6.099		6.971		9.262
误差率	0.406%		0.633%		0.497%

2.6.5 渡槽构件级语义分割

由于稠密点云数据量极大，尽管前期进行了下采样的预处理工作，但单跨点云数据量仍达 0.14 亿，这对后期的数据提取、计算、分析工作带来了极大的挑战。为进一步将点云数据精简化，提高后期特征信息提取及计算分析的效率，本研究基于区间密度梯度与灰度数据对渡槽点云进行构件级的语义分割，将单跨点云分割成排架、槽身、护栏及拱圈几部分。

2.6.5.1 基于区间密度梯度的语义分割

春华渡槽作为标准的连续梁式渡槽结构，下部排架部分与上部槽身部分沿 Z 轴方向的区间密度差距很大，从图 2.15 中可以明显看出，在排架与槽身交界面处，单位区间内的点云数量突然增大，发生了明显突变。此外，在槽身主体结构上表面与护栏底面交界面上，单位区间内的点云数量也发生了突变。由此，可以以 Z 轴方向上的区间密度梯度为基础，实现渡槽点云构件级语义分割的第一步，将排架部分、槽身部分、护栏及拱圈部分进行高效地分割^[81]。

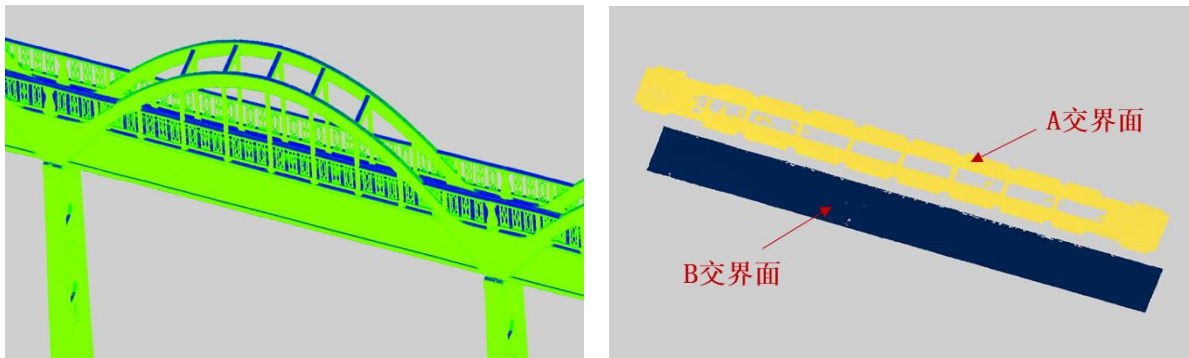


图 2.15 渡槽单跨结构示意图

首先需要提取点云 Z 值，将点云沿 Z 轴方向均匀分割成 N 个区间，每个区间长度设置为 a 。需要尽可能保证 a 足够小，这样能够具有较高的灵敏度来体现区间密度的突变。但同时也需要保证 a 大于点云密度，避免出现空点区间，对分析结果造成影响^{[82][83]}。平均点云密度 ρ 的计算可采用 Kd 树邻域法计算，挑选部

分点云 ($B_1, B_2, B_3, \dots, B_i$) 作为圆心, 在半径 R 内搜索点云, 记录点云数量 K_{Bi} , 综合多个点云的邻域点云数量的搜索结果, 即可通过式 (2.17) 计算得到平均点云密度 ρ ^[82], 其中, b 代表区域内点云总数。此外, 不同获取方式、类型、密度的点云的最优计算半径 R 也存在不同, 需根据测试来确定。 R 的选取应保证密度计算结果趋于稳定。

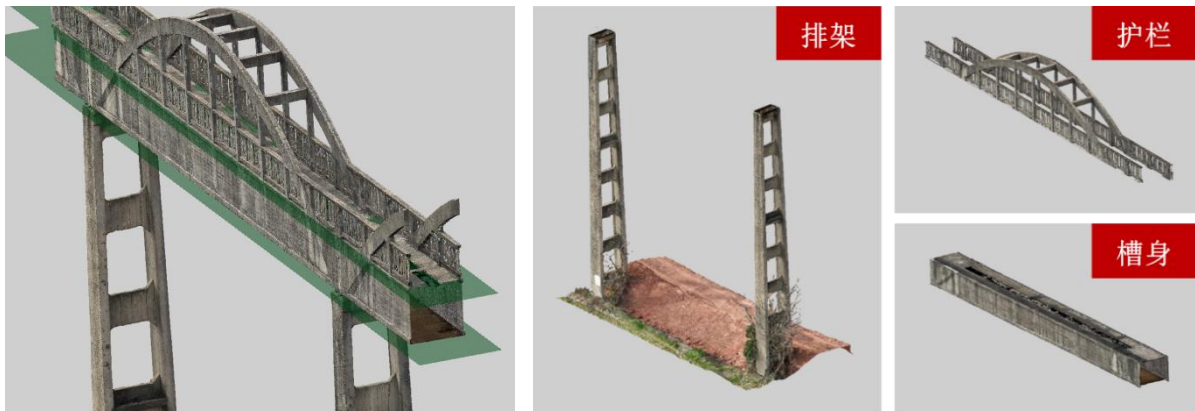
$$\begin{cases} \rho = \sum \frac{(K_{Bi}(R^2 * \pi))}{b} (i \in (1, b)) \\ a > n > \rho \end{cases} \quad (2.17)$$



a) 计算区间密度梯度

b) 提取极值点

图 2.16 交界面点云提取



a) 平面拟合

b) 分割结果

图 2.17 构件级语义分割

通过以上计算, 选择合适的 n 值, 计算每个区间内的点云数量, 基于结果计算点云区间密度变化梯度, 计算结果如图 2.16-a 所示。

可以看出, 在排架与槽身下表面交界面 A 与槽身上表面与护栏下部交界面 B 这两个区域, 点云区间密度梯度最大 (图中绿色代表梯度小, 蓝色代表梯度大)。可以通过阈值设定的方法将大梯度点云分割, 分割结果见图 2.16-b, 并以此代表目标分割区域的分界面。

对于上交界面 A 与下交界面 B 的点云, 分别使用随机抽样一致算法 (RANSAC) 算法进行平面拟合, 得到平面如图 2.17-a 所示。再通过点云与交

界面之间距离的正负性即可实现点云的分割，分割结果见图 2.17-b。

2.6.5.2 基于灰度数据的语义分割

前期通过区间密度梯度的方法实现了槽身与排架、护栏等区域的分割，但得到的槽身点云实际是与邻跨相连的，这对后期的有限元建模的参数提取工作会带来不便。

为得到单跨槽身点云，采用基于灰度数据的语义分割方法进行分割。由于在逆向建模工作中，会错误地将邻跨之间的缝隙识别成槽身，并生成点云。与外部光线良好区域相比，缝隙处点云颜色明显变深。所以，可以通过灰度数据识别缝隙点云，并进一步将缝隙点云与槽体点云区分，以提取的缝隙点云为基础实现邻跨点云的分割。

具体流程包括，首先统计槽身点云的灰度信息，并选取合适阈值提取液缝隙点云并进行标记；再利用 RANSAC 算法对缝隙点云进行平面拟合，基于所得平面对两侧已剔除缝隙点云的槽身点云进行分割，定义为不同跨的槽身点云。由此，即可成功实现单跨槽身点云的语义分割。

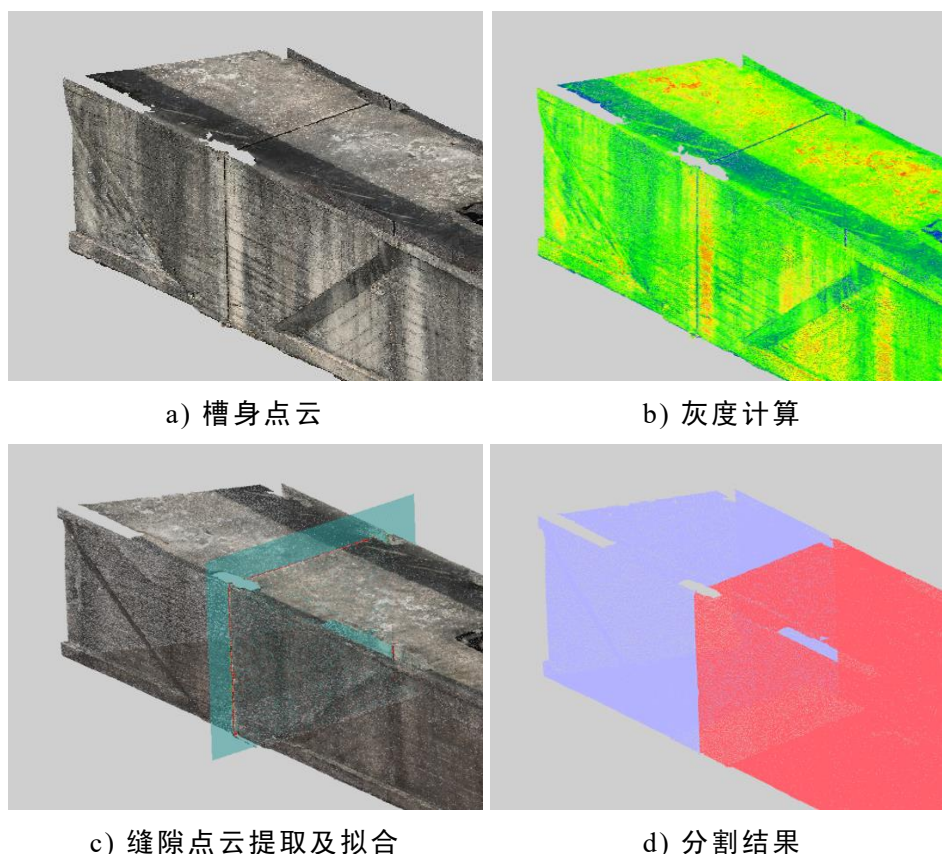


图 2.18 单跨槽身点云语义分割

借助融合区间密度梯度与灰度信息的点云语义分割方法，成功实现了对主体点云、排架点云、护栏及拱圈点云的高精度划分。此方法有效精简了点云数据，在后续针对构件尺寸提取、特征点云信息获取等研究工作中，仅需选取相关构件的点云进行分析计算，便可显著提升系统响应速度，大幅降低计算成本，点云数

据精简效果见表 2.2。此外，基于该语义分割方法所得到的构件点云，完整保留了渡槽结构的基本特征，从而有效避免了对后续计算分析结果产生干扰，确保了分析结果的准确性与可靠性。

表 2.2 点云数据精简效果表

统计参数	原始模型		下采样模型		分割后模型	
点云数据量 (万)	单跨整 体模型	90000	单跨整 体模型	1360	单跨主体结构	247
					单跨排架结构	903
					单跨护栏及拱圈	210

2.7 本章小结

本章节针对渡槽工程逆向建模的特殊需求，开发了基于无人机倾斜摄影的成套解决方案。通过优化多视角影像采集策略，结合春华渡槽的结构特性与周围环境特征，提出了一种针对复杂背景下渡槽精细化建模的稠密点云逆向建模方法，并在此基础上提出了一套适用于渡槽结构的语义分割方法，成功实现了渡槽稠密点云的高精度构件级语义分割。主要内容总结如下：

(1) 提出了一种“七视+包裹航线”的影像采集优化策略，通过完整准确采集渡槽影像数据，显著改善了逆向建模中常见的模型空洞与偏移问题，为高精度逆向建模提供数据支撑。通过与传统五视影像采集方法所建模型进行对比，验证了所提方法对数据完整性的贡献，并通过与实测数据对比，所建模型几何误差小于 0.5%，验证了所提方法的准确性与可行性。

(2) 融合改进双边滤波与距离阈值降采样的方法，实现了点云数据的有效精简。综合考虑光学点云特征与环境因素影响，采用改进双边滤波的方法对点云进行降噪处理，并基于一种改进的距离阈值降采样方法对稠密点云进行简化处理，可在保持点云数据主要特征的前提下有效简化 98% 的点云数据量，降低后续工作的计算成本。实验结果表明，优化后的点云模型在关键结构尺寸参数上的误差控制 1% 以内。

(3) 提出了一种融合区间密度梯度与灰度信息的构件级点云语义分割方法。首先通过计算点云区间密度梯度，对渡槽排架结构、槽身以及上部护栏结构进行有效分割；继而基于灰度数据，完成对相邻槽身点云的精细分割。该方法有效解决了整体模型数据量庞大、计算成本高昂等难题，能够为后续研究提供精简且优质的点云模型。

第3章 基于特征点云提取的渡槽偏移识别研究

3.1 引言

随着服役时间的增长及复杂环境的长期作用，渡槽整体结构与构件逐渐老化，不可避免地出现槽身偏移、偏转及排架倾斜等问题，这些问题对结构的安全性、耐久性及稳定性造成了显著影响，严重时可能导致开裂、断裂甚至倒塌，对周边居民、房屋及交通安全构成严重威胁。因此，开展渡槽偏移检测工作，为后续的纠偏与修复提供科学依据，具有至关重要的现实意义。传统偏移检测方法主要依赖人工接触式单点测量，需依据结构特点设置参考点与测点，并通过人工逐点测量获取数据，存在主观性强、效率低下等缺陷。此外，多数渡槽结构的槽身无法直接通行，即使槽面可供人员通行，其空间也极为狭窄，导致顶面信息采集困难，检测设备运输不便，通常需要大型设备辅助完成工作，成本高昂且安全性低。鉴于传统方法的局限性，采用非接触式偏移测量方法具有重要的现实意义。本研究基于前期获取的春华渡槽稠密点云模型，提出了一种结合主成分分析（PCA）、邻边双向修正及区间密度梯度算法的特征边界及特征面点云的提取方法，用于计算渡槽槽身与排架的偏移量，对春华渡槽开展野外实验，将本文方法所得偏移数据与实测偏移数据进行对比分析，验证所提算法的精度与鲁棒性。

3.2 基于特征线提取的槽身偏移识别方法

传统偏移识别方法中，采用基于区间切片技术的偏移检测方法在处理简单结构时效果显著，然而，该技术依赖于结构的规律性，面对结构复杂或点云数据不完整的情况时，其检测精度往往不够理想。利用深度学习模型来提取点云中的边界和边缘特征，可通过分层结构在不同尺度上提取特征提取高精度边界点云，但很大程度上依赖于训练数据的质量和多样性。本研究采用基于特征线提取的方法实现槽身的偏移分析与识别，从结构的点云数据中提取局部特征，并以此分析结构的偏移情况，该方法适用范围广，对于简单结构有着高效率高质量的优点。首先基于主成分分析法（PCA）算法提取边界点云，通过邻边双向修正的方法对边界收缩效应进行修正，再对得到的高精度边界点云进行线性拟合，通过分析线性数据实现槽身的偏移识别。

3.2.1 基于 PCA 提取特征边界点云

PCA 是一种常用的数据降维方法，其主要原理是通过把高维数据特征映射到新坐标系下的低维特征上来降低数据处理量，适用于处理大型结构点云数据。

在坐标变换后的特征空间中，各主轴方向的数值离散程度由对应特征向量的方差表征，其中具有最大特征值的协方差矩阵特征向量定义了第一主成分轴^[84]。在曲率计算过程中，以点云集 $A=\{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ 为例，按式 (3.1) 建立种子点 a_n 与相邻点 a_{ni} 之间的拓扑关系，对每个种子点构造协方差矩阵 C ，求出特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ ，令 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ ，可按式 (3.2) 计算得到点云曲率 ρ ^[85]。

$$C = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R (a_{ni} - \bar{a}_n)(a_{ni} - \bar{a}_n)^T \quad (3.1)$$

$$\rho = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (3.2)$$

其中， R 代表种子点 a_n 相邻点数量， \bar{a}_n 代表领域质心。

由于点云在边界处曲率较大，通过计算点云曲率，设定合适阈值，即可筛选出结构特征边界点云。为有效验证其精度，本研究基于随机条件筛查算法建立了一个 $3000\text{mm} \times 2000\text{mm} \times 1000\text{mm}$ 的标准长方体随机点云模型，为保证随机点云模型与本文所建模型的相似性，将表面误差设定为 $\pm 0.025\text{mm}$ ，点云表面强度为 4500，如图 3.1 所示。

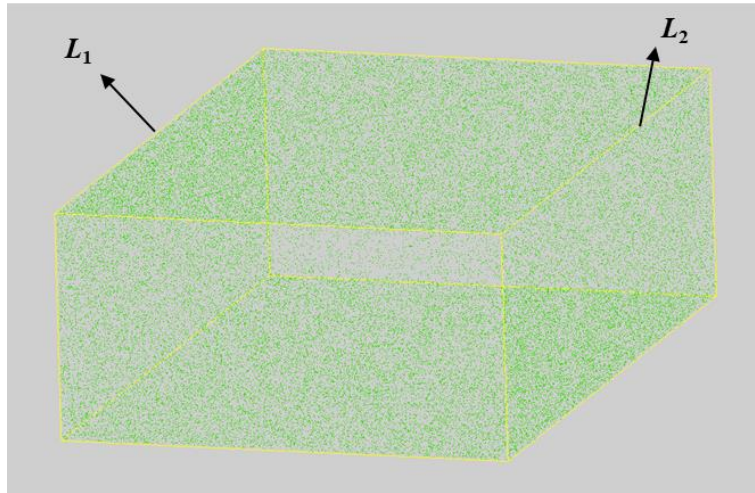


图 3.1 标准随机点云验算模型

此外，同时计算了点云的平均曲率、高斯曲率以及法曲率，并以此进行边界点云提取，对比验证本文方法的可行性。通过图 3.2 可明显看出，基于 PCA 的边界点云提取方法杂点较少、边界点完整清晰。

同时，基于最小二乘法对边界点云进行线性拟合，将所得边界线与实际边界进行对比，对比结果见表 3.1。根据对比结果可以看出，所得拟合边界的最大误差保持在 4mm 以内，具有较高的精度。同时，通过与其它三种方法所得结果进行对比，在平均误差值及最大误差值两个维度上，本文所提基于 PCA 的边界提取方法都有着更优异的表现，进一步证明了基于 PCA 的特征边界提取方法的有效性。

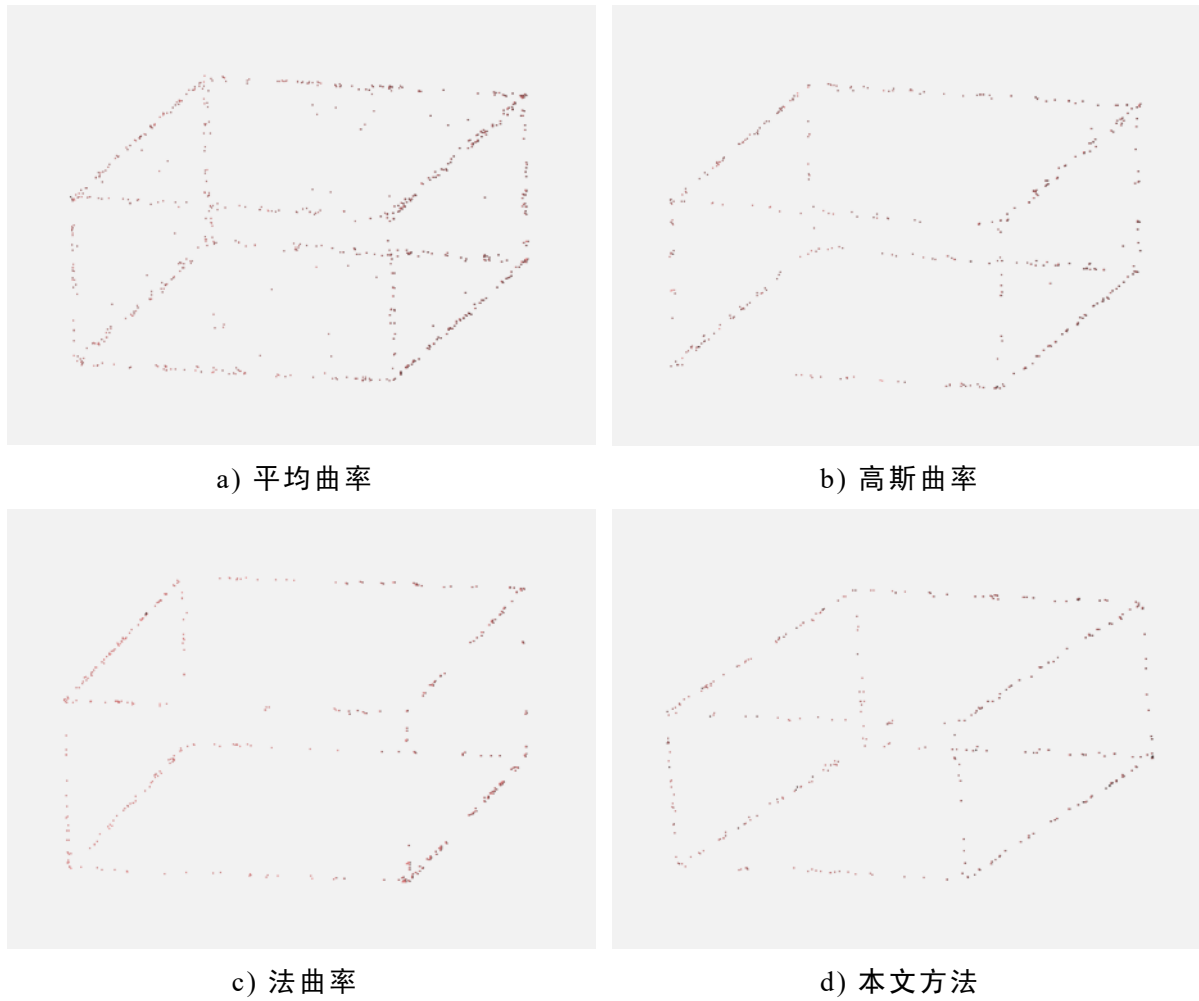


图 3.2 边界提取效果对比

表 3.1 边界拟合精度验证

提取方法	边界编号	拟合边界	实际边界	平均误差 (mm)	最大误差 (mm)
平均曲率	L ₁	$y=0.000210x+1.99632$	$y=2$	-3.365	-3.680
		$z=-0.000438x+0.00453$	$z=0$	3.873	4.530
高斯曲率	L ₁	$y=-0.002220x+2.00016$	$y=2$	-3.170	-6.500
		$z=0.002501x+0.00102$	$z=0$	4.770	8.520
法曲率	L ₁	$y=-0.000623x+1.99571$	$y=2$	-5.225	-6.159
		$z=-0.000711x+0.00887$	$z=0$	7.803	8.870
本文方法	L ₁	$y=-0.000715x+1.99832$	$y=2$	-2.752	-3.825
		$z=-0.000500x+0.00392$	$z=0$	3.170	3.920

3.2.2 基于邻边双向修正的特征边界优化提取方法

在点云边界识别工作中，由于算法的局限性，通过各类信息筛选得到的边界点云都无法精确到点，这就造成识别得到的边界点云不是严格意义上的边界线，而是基于参数设置计算出的具有边界特征点云域，通过图 3.3 可以较为明显地看出。究其原因，主要是在前期曲率计算过程中，点云曲率通过邻域 R 内的所有

点云信息计算得到，这就造成靠近边界处的点云也会表现出边界特征，而边界点云向内部泛化，就会导致拟合边界线产生图 3.3 所示的 a 轴偏移 Δr_a 与 b 轴偏移 Δr_b ，从而引起边界整体的收缩。理论上可以通过控制参数来精简边界点云，但邻域与曲率区间等参数选择过小会造成边界不连续、缺失等情况。为此，本研究提出了一种基于邻边双向修正的方法对拟合的边界进行修正处理。

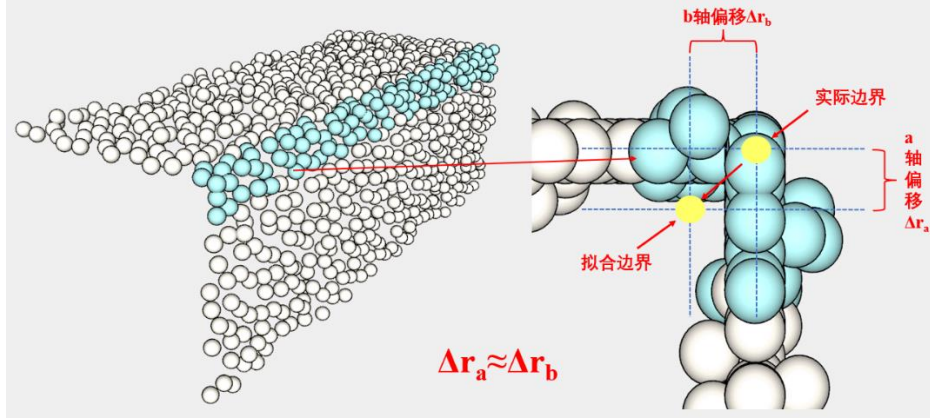


图 3.3 边界拟合收缩效应

考虑到边界收缩效应的影响因素主要为摄像环境、点云密度以及相关参数设置。所以，在保证以上情况相同的前提下，不同的边界产生的收缩数值也应相近。如图 3.4 所示，假设处在同一 z 平面上的两条相邻边界的具有相同的收缩值，但收缩方向相反。也就是说， Δr 、 Δr_1 、 Δr_2 、 Δr_3 、 Δr_4 在大小上基本相同，即可通过式 (3.3) 计算出 Δr 。

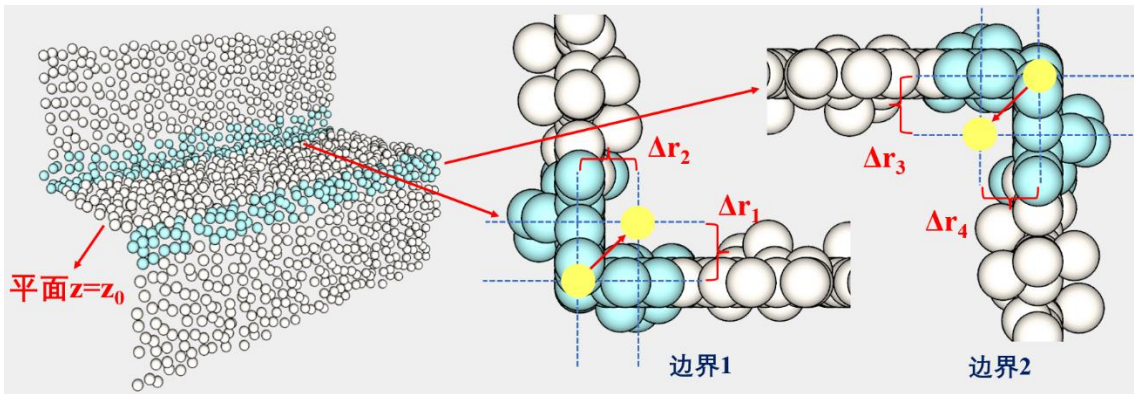


图 3.4 邻边双向收缩示意图

$$\begin{cases} z_1 = z_0 + \Delta_{r1} \\ z_2 = z_0 - \Delta_{r3} \\ |\Delta_r| = (z_1 - z_2) / 2 \end{cases} \quad (3.3)$$

式中， z_0 为平面 z 坐标值， z_1 代表边界 1 拟合线型的平均 z 值， z_2 代表边界 2 拟合线型的平均 z 值。

为验证该方法的可靠性，按模型表面点云特性创建了一个相似的随机示例点云，点云基本信息如图 3.5 所示。首先基于 PCA 进行特征边界点云提取，拟合

得到初始边界拟合函数。随后通过邻边双向修正的方法对所得边界进行优化，将优化后的边界拟合线型结果与未优化线型、设计线型进行对比分析，对比结果见表 3.2。从对比结果可以发现，邻边双向修正的方法大幅降低了边界识别平均误差，成功将边界拟合精度控制在了 1mm 以内。

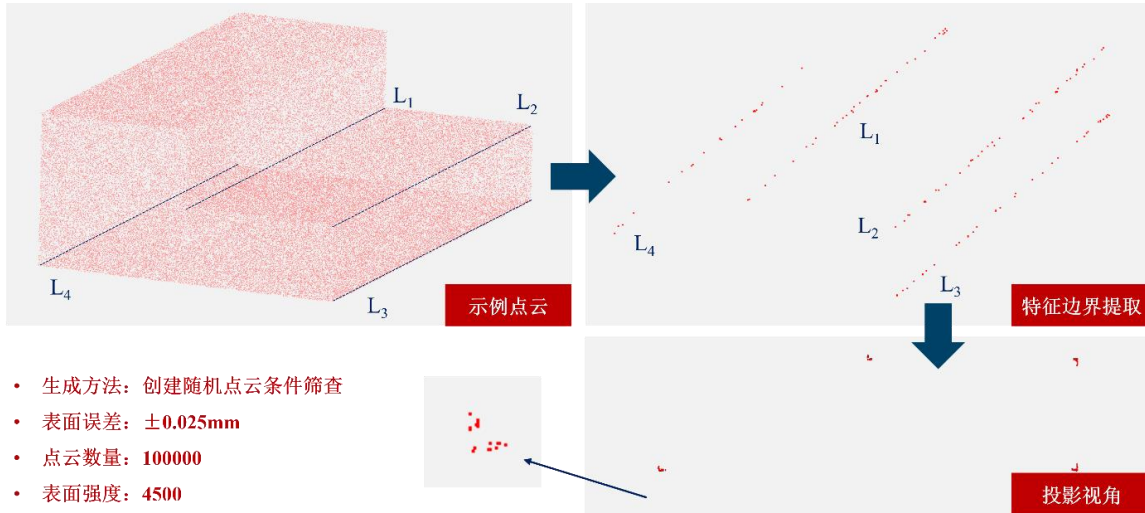


图 3.5 示例点云示意图

表 3.2 边界拟合修正效果验证

编号	原始函数	初始拟合函数	平均误差 (mm)	平均化处理	$\Delta r(\text{mm})$	修正后函数	平均误差 (mm)	误差平均降幅
L_1	$y_1=1.0$	$y_1e=-$ $0.0005377x_1+0.996900$	-3.906	$y_1=0.996094$	$ \Delta_r $ $= 3.932$	$y_1=-$ $0.0005377x_1+1.000823$	0.026	99.33%
	$z_1=0.5$	$z_1e=-$ $0.0002087x_1+0.503900$	+4.213	$z_1=0.504213$		$z_1=0.0002087x_1+0.500000$	0.281	93.33%
L_2	$y_1=0.0$	$y_2e=-$ $0.0006126x_2+0.004812$	+3.893	$y_2=0.003893$	$ \Delta_r $ $= 3.932$	$y_2=-$ $0.0006126x_2+0.000889$	-0.039	99.00%
	$z_1=0.5$	$z_2e=-$ $0.0003659x_2+0.495800$	-3.651	$z_2=0.496349$		$z_2=0.0003659x_2+0.499719$	0.281	92.30%
L_3	$y_1=0.0$	$y_3e=-$ $0.0005926x_3+0.004575$	+3.686	$y_3=0.003686$	$ \Delta_r $ $= 3.932$	$y_3=-$ $0.0005926x_3+0.000643$	-0.246	93.33%
	$z_1=0.0$	$z_3e=-$ $0.0003119x_3+0.005023$	+4.555	$z_3=0.004555$		$z_3=-$ $0.0003119x_3+0.001091$	0.623	86.32%
L_4	$y_1=2.0$	$y_4e=-$ $0.0004835x_4+1.996008$	-4.717	$y_4=1.995283$	$ \Delta_r $ $= 3.932$	$y_4=-$ $0.0004835x_4+1.999931$	-0.785	83.36%
	$z_1=0.0$	$z_4e=-$ $0.0003818x_4+0.005071$	+4.213	$z_4=0.004213$		$z_4=-$ $0.0003818x_4+0.001139$	0.281	93.33%

3.3 基于特征面拟合的排架偏移识别方法

在排架等结构的偏移识别工作中，最常见的困难是无人机难以完整拍摄排架内侧信息，导致存在内部点云缺失、稀疏等问题，给偏移识别工作造成了较大的困难。在常见的排架偏移识别方法中，切片拟合的方法基于对点云切片分割后的中心点拟合实现偏移监测，对于外轮廓复杂的排架结构，边界拟合提取工作量大，内部边界提取困难，精度较低；基于堆叠投影的方法对排架边界光滑程度要求高，老旧渡槽的非平整表面会带来较大误差，内部点云的缺失、不均匀也会对中心线

拟合精度造成影响。本研究基于特征面拟合的方法，通过分析特征面信息实现排架偏移的识别，既避免了内部点云质量低的影响，又大大减少了工作量，为排架结构的偏移识别工作提供了新的思路。

首先，采用密度梯度滤波的方法提取特征面点云，原理在 2.5.3 节已经介绍，此处不在具体阐述。然而，由于排架走向并不严格沿坐标轴方向，故无法直接通过密度梯度滤波的方法进行计算。所以在计算梯度密度前，需先对排架点云整体绕 x、y 轴进行坐标转换，使其主方向对其坐标轴，坐标转换公式如式 (3.4) [86] 所示。在此基础上，计算点云密度，利用点云在 x、y 轴方向上密度变化梯度的差异，将目标面的点云筛选出来，实现特征面点云的提取。

$$\begin{cases} R_x(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & \sin\theta \\ 0 & -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \\ R_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \end{cases} \quad (3.4)$$

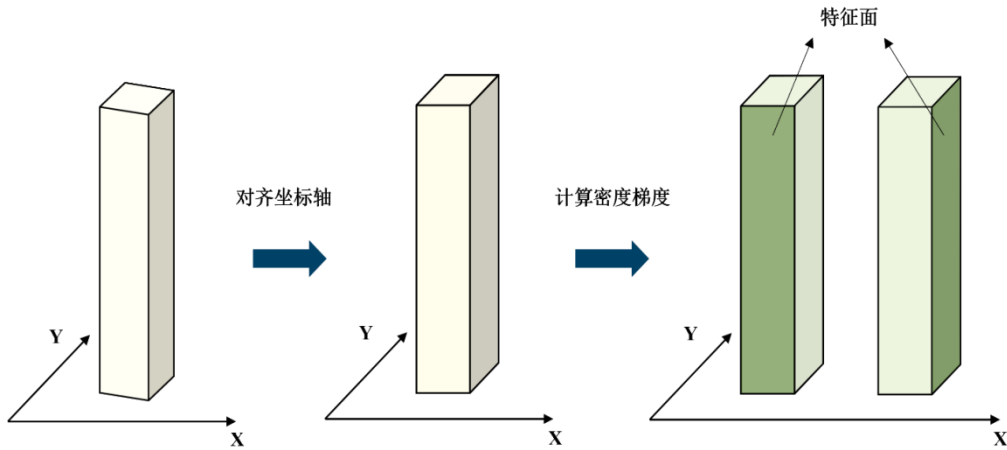


图 3.6 特征点云提取

$$\begin{cases} \varphi_{1e} = \varphi_1 + \theta \\ \varphi_{2e} = \varphi_2 + \theta \\ \theta = \frac{\varphi_{1e} + \varphi_{2e}}{2} \end{cases} \quad (3.5)$$

对于提取的特征点云，采用 RANSAC 方法进行平面拟合，得到排架结构的特征面。通过计算特征面法向量，实现排架偏移的定量分析。以图 3.7 为例，假设排架设计完全对称，则可知 $\varphi_1 = -\varphi_2$ ，得到排架外侧两个特征面的法线信息后，通过式 (3.5) 可直接计算出排架在该方向产生的偏移角 θ ，无需与原始设计数据进行对比，即可简单高效地完成排架偏移识别工作。

式中， φ_1 为左侧特征面与水平面初始夹角， φ_2 为右侧特征面与水平面初始夹角， φ_{1e} 为排架偏移后左侧特征面与水平面夹角， φ_{2e} 为排架偏移后右侧特征面

与水平面夹角， θ 为排架产生的偏移角度。

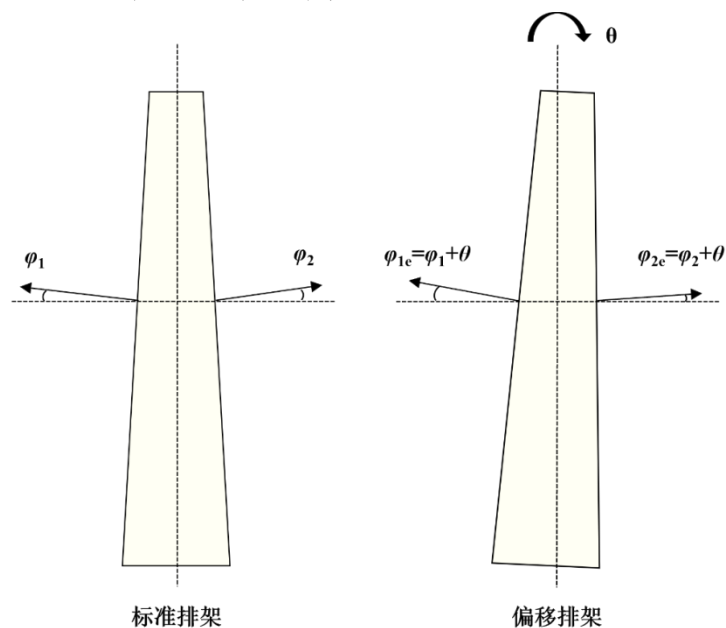


图 3.7 排架偏移示意图

3.4 渡槽偏移识别试验验证

针对以上提出的方法与理论，本研究综合考虑人工检测与数字化检测的可行性，以春华渡槽 51-54 跨槽段为研究目标，开展了野外现场试验。野外实验受光照、风速等多方面因素影响，通过试验能验证所提方法的鲁棒性。

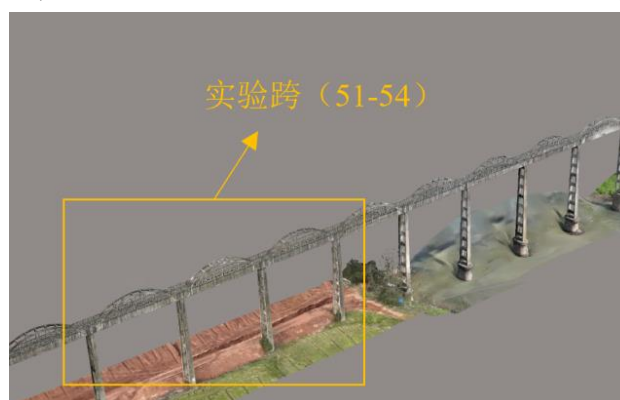


图 3.8 试验跨示意图

3.4.1 槽身偏移识别

本研究基于所述方法，针对前期语义分割所得槽身点云展开偏移量分析，以 51-54 跨渡槽槽身为例进行计算。

3.4.1.1 特征边界选取

根据 3.2 节所提方法，槽身偏移的识别主要依靠特征边界的提取、拟合与分析来实现。在选取特征边界时，在保证边界能代表槽身整体走向的前提下，还需综合考虑其点云均匀性、完整性、准确性。以春华渡槽为例，上部点云受护栏等

部分遮挡，边界点云存在缺失的情况，底部点云由于光线问题，存在一定的锯齿状边界，以上现象都会给试验结果造成一定的影响。而槽身侧面突出结构边界（图 3.9 中 L_1 、 L_3 ）相比之下更加平滑且完整，故选取位于槽身两侧的突出边界作为特征边界。此外，从设计图可以看出， L_1 与相邻边界 L_2 处于同一设计水平面，并且距离很近，故可近似认为两条边界在实际情况中也处于同一水平面上， L_3 与 L_4 同理。所以，选取 L_2 与 L_4 作为邻边双向修正的辅助边界。

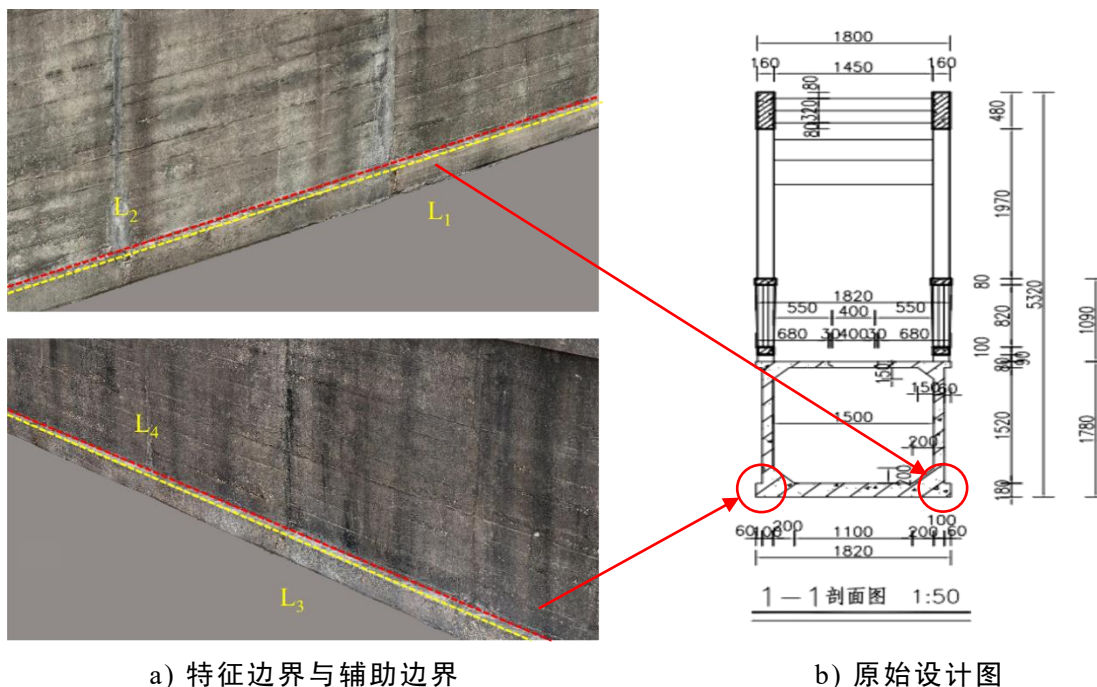


图 3.9 特征边界选取示意图

表 3.3 特征边界参数对比

初始距离(mm)	修正后距离(mm)	设计距离 (mm)	初始误差(mm)/ 误差率	修正后误差(mm)/ 误差率
$d_0 = \frac{ d_1 - d_2 }{\sqrt{1+k^2}} = 1808.5$	$d_1 = d_0 + 2\Delta r = 1817.4$	1820.0	11.5/0.63%	2.6/0.14%

本研究将提取的 L_1 、 L_3 边界的计算距离与实际距离进行对比，再次验证边界识别的准确性。对比数据如表 3.3 所示，可以明显看出，通过邻边双向修正之后，特征边界之间的距离误差大大减小，成功提高了边界特征提取的精度。

3.4.1.2 槽身偏移分析

根据前期现场调研可知，受不均匀沉降、材料老化、长期复杂环境等因素影响，渡槽槽身在服役过程中极易产生水平偏移（x、y 平面偏移）、垂向偏移（z 轴方向）两类偏移（图 3.10，图 3.11），并且随着时间推移，偏移普遍呈现出日益严重的趋势，对渡槽安全性与耐久性造成了极大影响。

基于 3.2 节所提方法，提取槽身侧面边界信息，分别分析边界水平线型与垂直线型，即可计算得到 51-54 号三跨槽身的双向偏移情况。水平偏移分析结果见

表 3.4，垂向偏移分析结果见表 3.5。根据设计资料，春华渡槽整体走向为 W18° N，即西偏北 18°。本研究以渡槽设计走向为基准，检测结果中水平偏移角度以逆时针为正，顺时针为负；垂向偏移以向上为正，向下为负。

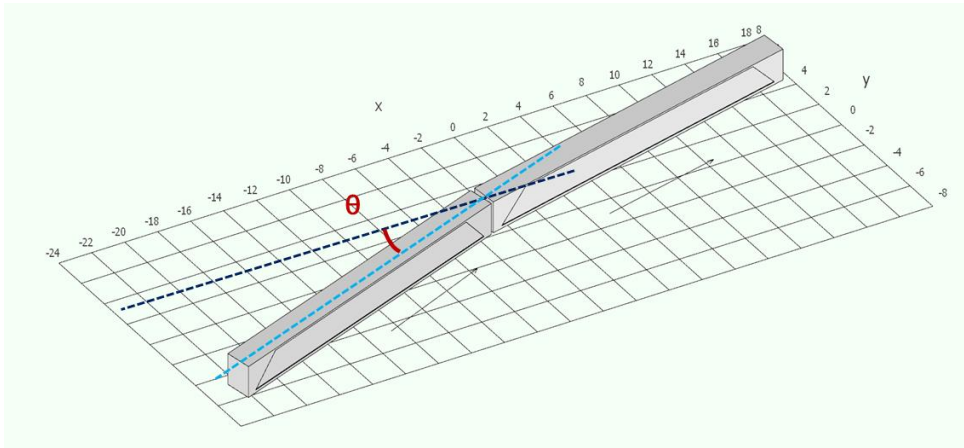


图 3.10 槽身水平偏移

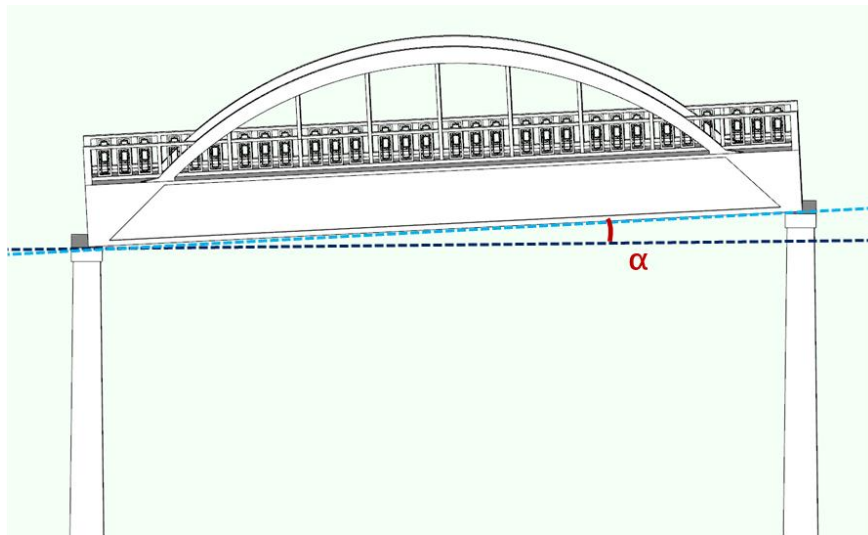


图 3.11 槽身垂向偏移

表 3.4 槽身水平偏移分析

槽身编号	水平角 θ	邻跨相对水平角	设计值 θ_0	水平偏移角 $\Delta\theta$	折算偏差值 (mm)
51-52	17.073°	/		-0.057°	>10.1
52-53	17.481°	0.408°	17.130°	0.351°	>62.2
53-54	17.558°	-0.077°		0.301°	>53.4

表 3.5 槽身垂向偏移分析

槽身编号	垂向角 α	邻跨相对垂向角	设计值 α_0	垂向偏移角 $\Delta\alpha$	折算偏差值 (mm)
51-52	-0.138	/		-0.100°	>17.7
52-53	0.064°	0.202°	-0.038°	0.101°	>17.9
53-54	-0.145°	-0.209°		-0.107°	>19.0

3.4.2 排架偏移识别

排架结构在服役过程中易沿 x 轴与 y 轴产生两种形式的偏移，偏移形式示意图见图 3.12。针对两种偏移模式，同样基于前文所述方法，使用前期语义分割所得排架点云数据进行偏移量分析，以 51-54 号排架为例进行计算。

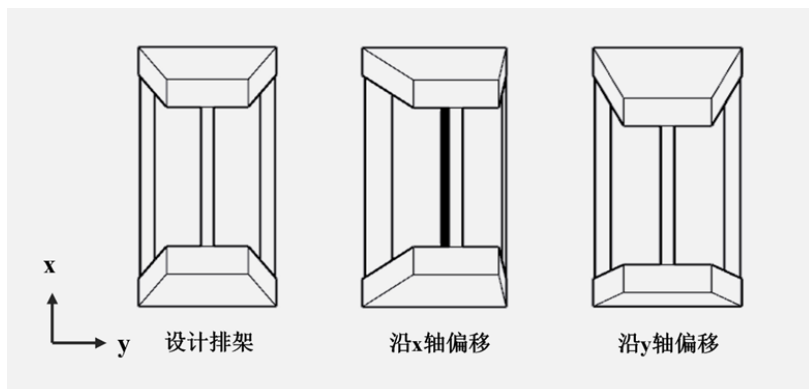


图 3.12 排架偏移形式示意图

3.4.2.1 提取最佳视野段点云

在进行春华渡槽排架偏移识别的过程中，数据的选取至关重要，需综合考量数据获取的难易程度、数据的完整性以及数据的准确性。鉴于春华渡槽周围环境的复杂性，如树木和水源等因素的干扰，排架底部的点云数据在完整性和精度上难以达到预期要求。因此，在执行排架偏移识别工作时，为保证计算结果可靠性，剔除下部质量较差的排架点云数据，仅保留视野最佳、数据质量最高的部分进行计算，如图 3.13 所示。



图 3.13 最佳视野段点云选取

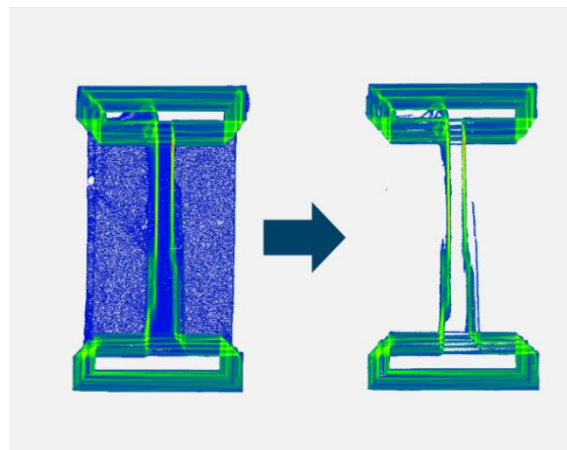


图 3.14 背景杂点剔除

随后，基于堆叠投影的方法剔除剩余杂点。将排架点云沿 z 轴方向向下投影到同一平面，随后对点云整体进行圆域密度计算，由于杂点在空间上极为分散，而排架点云在 z 轴空间上分布密集，堆叠投影后，两类点云密度会展现较大差异，可以基于密度差异实现外部杂点的进一步剔除。从图 3.14 中可以看出，该方法成功剔除了外部杂点，内部由于结构复杂性，点云出现了不连续现象，但由于该

方法无需使用内部点云，故不作进一步处理。

3.4.2.2 特征面拟合

针对两种不同的偏移形式，分别在排架的外表面两侧选取特征面进行偏移计算。特征面的选择示意图见图 3.15。理论上，面 1 与面 2、面 3 与面 4、面 5 与面 6、面 7 与面 8 应当具有相同的倾角。为了进一步提升计算的精确度并减少计算结果的不确定性，本研究在排架的每个侧边选取了两个特征面（例如面 1 和面 2），并计算这两个特征面的倾角平均值，以此作为排架单侧的倾角值。这种方法有助于提高测量的可靠性，并确保偏移识别结果的准确性。

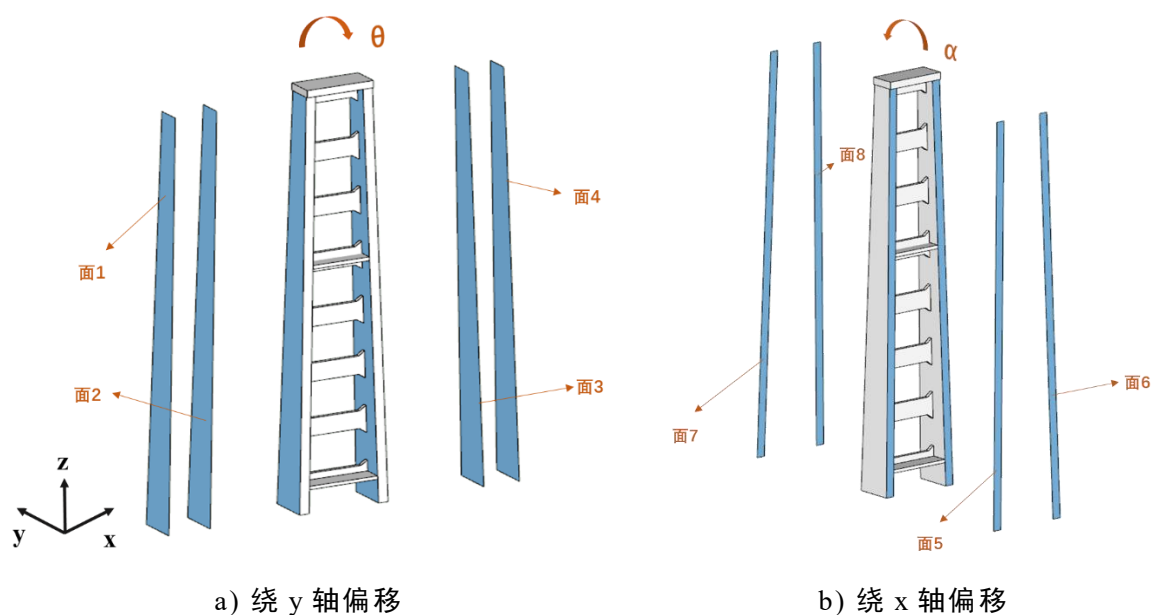


图 3.15 排架偏移形式示意图

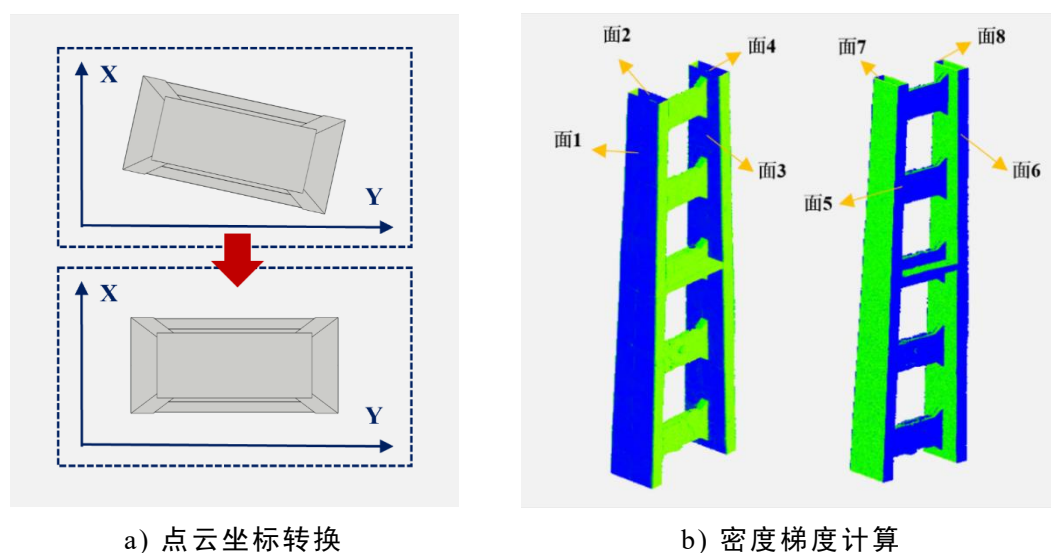


图 3.16 特征点云提取

首先，对排架点云进行整体坐标转换，使其两个主方向与 X 轴、Y 轴对齐，如图 3.16-a 所示，在此基础上，按照在 3.3 节介绍的具体计算步骤，分别从 X 轴、Y 轴两个方向计算点云区间密度梯度，此处不作重复说明。在此基础上，即

可成功提取结构特征面点云，如图 3.16-b 所示，通过区间密度梯度分割算法，实现体现排架倾斜度的八个特征面点云的高效分割。

3.4.2.3 排架偏移分析

首先基于 RANSAC 算法对特征面进行拟合，并提取各特征面倾角数据。在此基础上，按 3.3 节所提计算方法计算各排架绕 y 轴、绕 x 轴的偏移量，并以此进一步计算排架的顶端轴线偏差及垂直度。其中，顺时针偏移为正，逆时针偏移为负。计算结果见表 3.6。

表 3.6 排架偏移计算分析表

排架编号	偏转方向	偏转角	高差 (m)	顶端轴线偏差 (mm)
51	绕 y 轴	$\gamma=0.0630^\circ$	21.322	23.445
	绕 x 轴	$\delta=0.0578^\circ$		21.510
52	绕 y 轴	$\gamma=0.0254^\circ$	21.209	9.402
	绕 x 轴	$\delta=0.0826^\circ$		30.576
53	绕 y 轴	$\gamma=-0.0510^\circ$	21.372	-19.024
	绕 x 轴	$\delta=0.1244^\circ$		46.403
54	绕 y 轴	$\gamma=0.0784^\circ$	20.152	27.575
	绕 x 轴	$\delta=0.0156^\circ$		5.487

3.4.3 结果验证

对 51-54 跨槽身及排架进行现场偏移测量，并与基于本研究所得偏移结果对比，验证本研究所提方法的准确性。

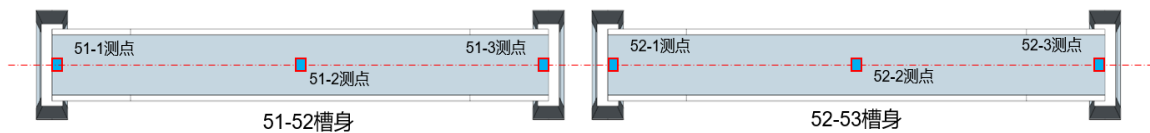


图 3.17 槽身测点布置图

表 3.7 槽身轴线偏移测量记录表

点位	北坐标 X (m)	东坐标 Y (m)	水平偏移角 (顺时针为一, 逆时针为+)			
			水平角	相对偏移角	设计值	水平偏移角
51-52	602.393	317.409	17.049°	—		-0.081°
	596.585	298.470				
52-53	596.410	297.890	17.324°	0.275°	17.130°	0.194°
	590.572	279.215				
53-54	590.395	278.432	17.270°	-0.054°		0.140°
	584.555	259.870				

将春华渡槽 51-54 跨槽身的每个槽身段视为 1 个构件，根据现场条件，每个槽身两端与跨中设置 3 个测量点，例如 51-52 跨的测点分别为 51-1、51-2、51-

3, 如图 3.17 所示 (图中以 51-51、52-53 两跨为例)。测量点设置在每节槽身前后两个横断面与跨中的中点位置, 现场使用全站仪分别对测点高差与偏移进行测量。测量结果如表 3.7 与表 3.8 所示。

表 3.8 槽身高程偏移测量记录表

点位	高程 H (m)	垂向偏移角 (偏下为一, 偏上为+)				
		偏移值 (mm)	垂向角	相对偏移角	设计值	垂向偏移角
	26.546	25.668				
51-52	26.528	14.054	-0.150°	—		-0.112°
	26.493	-14.245				
	26.488	17.832				
52-53	26.489	7.245	0.101°	0.251°	-0.038°	0.138°
	26.492	-1.173				
	26.518	18.832				
53-54	26.489	2.547	-0.115°	-0.216°		-0.078°
	26.471	-8.731				

此外, 将春华渡槽 51-54 号排架每个排架视为 1 个构件, 根据现场条件, 在每跨排架 a 面与 b 面分别设置 2 个测量点, 测量点设置在排架上部的中点位置和下部的中点位置, 如图 3.18 所示。在渡槽排架垂直方向, 离渡槽排架高度约 1.5m 远的地方架设全站仪, 垂直视线瞄准渡槽排架顶部中点位置, 利用全站仪投测到渡槽排架底部, 做一标记, 量出与底部中点的距离, 用正倒镜投点法观测两个测回, 取平均值, 记录检测结果如表 3.9 所示。

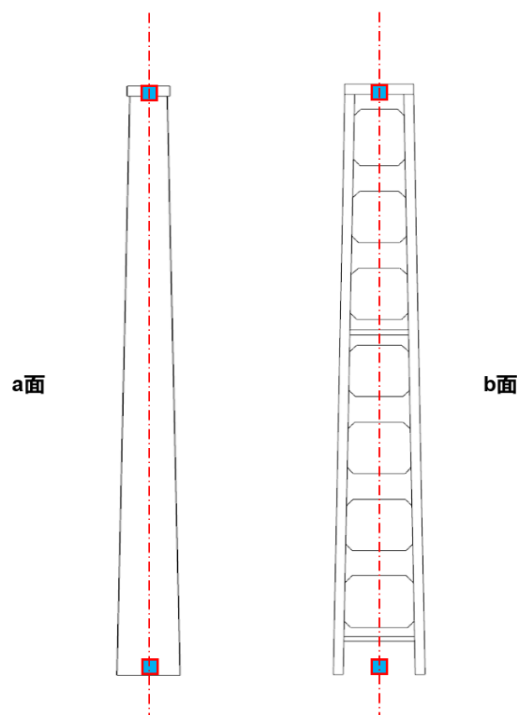


图 3.18 排架测点布置

表 3.9 排架位移测量记录表

点位	a 面轴线偏差 (偏左为-, 偏右为+)			b 面轴线偏差 (偏左为-, 偏右为+)		
	高差 (m)	偏差值 (m)	偏差角	高差 (m)	偏差值 (m)	偏差角
51	21.713	0.030	0.079°	21.212	0.015	0.040°
52	19.899	0.036	0.104°	21.209	0.018	0.049°
53	21.247	0.045	0.122°	21.372	-0.007	-0.019°
54	20.781	0.043	0.119°	21.152	0.012	0.033°

将现场检测所得槽身、排架偏移结果与基于本文方法所得数据进行对比, 分析本文所提方法的可靠性。具体的数据对比如表 3.10、表 3.11 所示。

根据表中对比结果可知, 基于无人机倾斜摄影所得数据, 通过特征线、特征面等特征数据提取与拟合进行渡槽槽身与排架的偏移识别, 具有较高的准确性, 与人工实测数据对比, 槽身的水平偏移识别误差保持在 0.2° 以内, 槽身垂向偏移误差以及排架双向偏移误差皆保持在 0.05° 以内, 并且各项偏移识别结果皆能准确反映渡槽实际偏移方向, 从而有效地评估渡槽实时偏移状态。若进一步提高无人机配套设施的分辨率、提高采集密度、优化航线布置、提高点云质量, 基于上述方法的偏移识别技术精度有望得到进一步提升。

表 3.10 槽身偏移识别结果对比表

槽身编号	水平偏移角 $\Delta\theta$			垂向偏移角 $\Delta\alpha$		
	计算值	实测值	误差	计算值	实测值	误差
51-52	-0.057°	-0.081°	0.024°	-0.100°	-0.112°	0.012°
52-53	0.351°	0.194°	0.157°	0.101°	0.138°	-0.037°
53-54	0.301°	0.140°	0.161°	-0.107°	-0.078°	-0.029°

表 3.11 排架偏移识别结果对比表

排架编号	y 轴偏转角 γ			x 轴偏转角 δ		
	计算值	实测值	误差	计算值	实测值	误差
51	0.0632°	0.0405°	0.0225°	0.0578°	0.0792°	-0.0214°
52	0.0254°	0.0486°	-0.0232°	0.0826°	0.1036°	-0.0210°
53	-0.0510°	-0.0188°	-0.0322°	0.1244°	0.1224°	0.0020°
54	0.0784°	0.0978°	-0.0194°	0.0156°	0.0328°	-0.0172°

表 3.12 工作成本对比

测量方法	工作量		人工成本	安全风险	其他限制
	外业	内业			
人工测量	约 1 天	约 2h	3 人	存在安全风险	部分槽段难以开展测量工作
本文方法	约 2h	约 2h	1 人	无安全风险	无

从工作量、人工成本、风险等方面, 对基于人工的现场偏移测量方法与本文

所提出的偏移识别方法进行对比，结果如表 3.12 所示。对比可知，本文方法在人工成本与工作量方面均有明显降低，并且本文方法所需点云数据同时也可应用在其他测量工作。此外，本文所提方法几乎不存在安全风险，受环境等因素约束也大大减小。综上，本文所提算法能有效完成渡槽偏移识别工作，能在工程实践中推广应用。

3.5 本章小结

本章主要介绍了基于点云特征信息提取的渡槽偏移识别方法。该方法利用第 2 章所得渡槽稠密点云模型及构件级语义分割成果，针对渡槽点云数据，分别采用特征边界提取与特征面拟合的方法，以信息化手段获取结构偏移数据，有效克服了人工检测方法存在的效率低、成本高等问题。最后，通过与人工实测偏移数据对比，验证了本研究所提出的渡槽偏移识别方法的有效性、高效性与鲁棒性。

(1) 首先，采用 PCA 算法精准提取槽身特征边界点云，并提出了一种基于邻边双向修正的边界优化提取方法，有效克服了边界收缩现象，使边界提取误差降低 80%以上，精度达到毫米级；同时，借助区间密度梯度算法提取排架特征面点云，通过随机采样一致等算法对特征边界点云与特征面点云进行拟合，从而实现渡槽槽身与排架的非接触式偏移识别。

(2) 通过构建随机点云模型，对本文所提出的结构偏移识别方法进行了初步可行性验证。在此基础上，开展野外实验进一步探究该方法在实际工程中的有效性。实验结果表明，运用本文所提方法能够精确计算并分析渡槽的偏移数据，槽身水平偏移角的最大误差控制在 0.2° 以内，槽身垂向偏移以及排架双向偏移的误差均维持在 0.05° 以内，并且所得结果能够精准反映渡槽的实际偏移方向。

(3) 将本文所提方法与传统人工测量方法工作成本方面展开对比分析。在相同任务完成量下，人工测量需 3 人协同作业 1 天，而本文所提方法仅需 1 人作业 4h 即可完成。此外，本文方法数据获取受环境因素约束小，无需进行设备搬运和繁琐的布点工作，从而显著提高了渡槽偏移识别的工作效率，大幅降低了工作成本，并在最大程度上规避了安全风险。

第4章 基于深度学习的渡槽损伤识别研究

4.1 引言

混凝土裂缝检测是建筑工程领域中的关键研究课题。随着基础设施服役时间增长与老化加剧，裂缝、剥落等病害的出现不仅威胁结构稳定性和安全性，还显著降低建筑物耐久性与美观性。传统的损伤检测方法主要依赖人工进行，这种方法不仅耗费大量的人力和时间，而且效率低下，检测效果也不尽如人意。近年来，数字图像处理技术结合无人机平台的非接触式数据采集方法，为损伤识别提供了高效、安全的解决方案^[86]。基于深度学习的目标检测算法通过实时处理大量图像数据，能够快速识别微小损伤，并在不同环境条件下保持较高的检测精度。其灵活性使其适用于多种类型的损伤检测，能够有效解决传统方法在复杂环境中的局限性。本研究旨在构建适用于渡槽结构的 YOLOv8 损伤自动识别模型，并在此基础上开发损伤识别平台，为渡槽健康综合评价体系中损伤相关指标的检测提供一种智能化、数字化的技术手段，从而提高渡槽结构表面损伤检测的精度与效率。

4.2 目标检测算法

主干网络作为深度学习模型中用于特征提取的关键部分，其性能关系到识别效率及精度。目前常用的主干网络主要分为两阶段目标检测算法(Two-stage)和一阶段目标检测算法(One-stage)^[88]。其中，两阶段目标检测算法的核心步骤主要包括两个部分：首先，通过滑动窗口技术在图像中识别出潜在的目标区域，并评估这些区域包含目标的概率；其次，对这些候选区域进行尺寸调整，以便将它们输入到卷积神经网络中进行深入的特征分析和目标识别。对于 R-CNN 和 MaskR-CNN 这类复杂的两阶段检测算法，其工作流程较为繁琐，具体如图 4.1 所示。这些算法首先依赖区域提议网络(Region Proposal Network, RPN)来生成候选区域，随后对这些区域进行分类及边界框的精细化调整。MaskR-CNN 在 R-CNN 的基础上进一步增加了实例分割的能力，能够生成目标的精确分割掩码^[89]。虽然两阶段目标检测算法由于 RPN 的引入导致计算成本较高，处理速度相对较慢，但它们在检测精度上具有优势，特别适用于对精确度要求较高的应用场合，例如医学图像处理 and 卫星图像分析等。

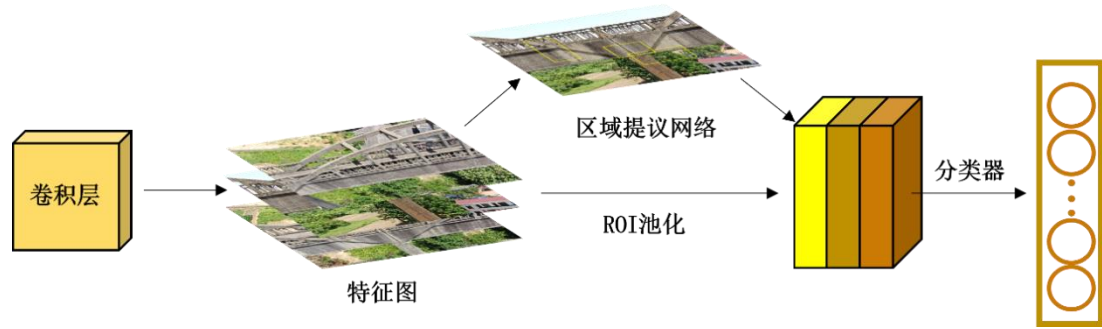


图 4.1 两阶段目标检测模型

相比之下，一阶段目标检测算法采用端到端的架构，能够在单一网络框架内一步到位地实现目标检测，无需额外的区域提议过程。这类算法的典型代表包括 Retina Net 和 YOLO (You Only Look Once)。其中，Retina Net 算法为克服单阶段方法常见的分类不均衡缺陷，引入了 Focal Loss 模块，大大提高了检测精度^[90]。YOLO 系列则把对象识别工作看作回归问题来解决，通过网络的最后一层直接输出目标的类别和位置信息，以其快速的实时检测能力而闻名。这些算法通过降低计算负担，实现了目标检测的高效率，并在多种实际应用中证明了其有效性。YOLO 和 Retina Net 在工作原理上有所区别，Retina Net 使用特征金字塔网络 (FPN)，这使得它在处理多尺度目标时表现更好。相比之下，YOLO 通过将图像分割成网格，每个网格负责识别本区域内的目标，利用单一卷积网络直接预测边界框和类别概率，因此检测速度极快，在计算机视觉领域应用前景广泛。

YOLOv8 作为 YOLO 系列中最具代表性的模型，继承了前几个版本的优点，将目标检测工作视为回归问题，一次性预测所有目标的位置类别信息，采用单阶段的检测设计在效率与准确性中实现了良好平衡。为了提高目标检测的准确性，YOLOv8 在技术架构上进行了多项创新。在骨干网络的设计上，YOLOv8 基于原有跨级结构 (Cross Stage Partial, CSP) 针对 YOLOv5 模型中 C3 模块进行优化，引入了更为精简的 C2f 模块，并继续采用 YOLOv5 中的 SPPF 模块，在模型的头部设计上，YOLOv8 采用解耦头结构，分步处理检测与分类任务，这一策略有效地提升了模型的检测精度和运算效率。YOLOv8 还引入了无锚点 (Anchor Free) 技术，这一技术避免了依赖于预设锚点框问题，允许模型直接预测目标的边界框，增强了模型在目标检测中的灵活性^[91]。

此外，YOLOv8 将 VFL Loss 作为模型的分损失函数，并且结合了 CIoU Loss 与 DFL (Distribution Focal Loss) 来优化回归损失，这样的组合有助于提高模型在分类和定位方面的性能^{[90][92]}。在训练过程中的数据增强策略上，YOLOv8 沿用了 YOLOx 中所提方法，在最后 10 个 epoch 中取消了 Mosaic 增强，这一调整有助于进一步提升模型的检测准确性。在一系列技术创新推动下，YOLOv8 的目标检测性能得到了大幅提升。

同时，YOLOv8 支持多种网络架构和骨干网络，使其能够适应多样化的应

用需求。作为一种高效的目标检测框架，YOLOv8 在深度学习领域实现了快速且精准的目标识别，特别是在混凝土裂缝检测领域，YOLOv8 能够有效地识别裂缝的位置和尺寸，为相关应用提供了强有力的技术支持。通过持续的技术迭代和优化，YOLOv8 在目标检测的准确性方面取得了显著的进步，这也让 YOLOv8 在桥梁、建筑等混凝土结构的损伤检测工作中已得到了广泛应用。

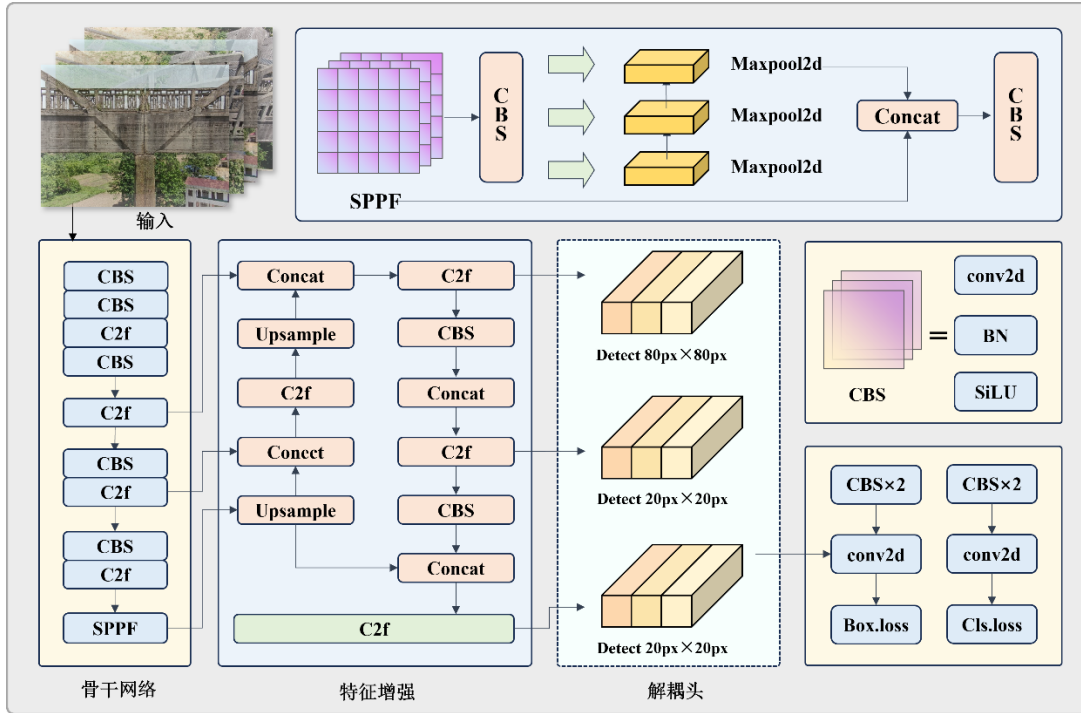


图 4.2 YOLOv8 模型架构

总而言之，YOLOv8 作为目标检测领域的最新研究成果，在多个方面展现了其卓越的性能。该算法在保持快速计算的同时，确保了高精度的检测结果，使其能够在资源受限的硬件配置和多变的环境条件下，有效地执行损伤检测任务。因此，本研究选择 YOLOv8 作为主干网络，对渡槽开展表面损伤自动识别工作，提高损伤检测工作的效率、安全性及稳定性。

4.3 损伤识别模型训练与分析

4.3.1 损伤类型定义

本研究基于春华渡槽结构健康检测项目的实地勘察数据，经损伤机理分析与形态学特征比对，发现该渡槽混凝土结构主要存在五类典型表面损伤（图 4.3）：
 （1）材料剥落：表层混凝土与基体脱离形成片状缺损；（2）棱角缺损：构件边缘因应力集中导致的块状脱落；（3）表皮剥离：浅层砂浆脱落形成麻面状纹理；（4）孔洞侵蚀：化学腐蚀形成的穿透性孔洞；（5）裂缝扩展：荷载作用下产生的混凝土开裂延伸。基于损伤机理统一性与形态相似性原则，本研究采用二级分类体系进行损伤标注：将前四类具有共性破坏特征（材料离散性损失导致三维几

何缺失) 的损伤统一归类为“混凝土脱落”, 而裂缝类损伤单独划分为“结构开裂”。

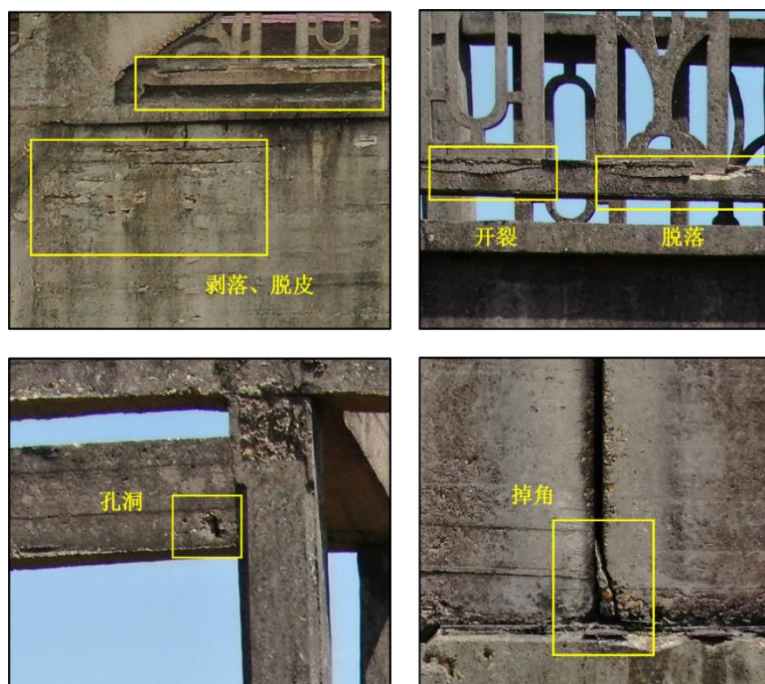


图 4.3 渡槽表面损伤示意图

4.3.2 数据集构建

4.3.2.1 数据采集

在开展模型训练工作之前, 必须确保收集到充足的混凝土结构病害图像数据, 以构建一个具有代表性和覆盖面广的数据集。本研究所使用的数据集基于先前逆向建模项目中所采集的图像, 如图 4.4-a 所示。在数据采集阶段, 对于渡槽表面损伤的高发区域, 进行了密集的图像采集, 以确保所收集数据集在质量和数量上均能满足研究需求, 如表 4.1 所示。数据采集设备选用了 DJIM300 无人机, 并搭载了禅思 H30 相机, 这款相机以其高分辨率和变焦能力而闻名, 非常适合于高精度的图像采集工作。

表 4.1 数据采集设备参数表

参数名称	参数值
最长飞行时间/min	46
最大抗风速度/m·s ⁻¹	12
最大俯角/°	120
最大仰角/°	60
传感器宽度/mm	12.7
影像分辨率	5184×3888
等效焦距/mm	31.7
快门速度/s	1/8000

为了确保后期损伤识别的准确性，在数据采集阶段必须保证损伤数据的完整。对于无人机难以到达或者采集数据存在缺失的区域，例如槽身内侧和护栏内侧，我们采取了现场补拍的方式来补充数据，如图 4.4-b 所示。通过这种综合运用无人机拍摄和现场补拍的方法，共得到了 1 万余张渡槽高清图，构建了一个全面且精确的数据集，为损伤识别模型的训练和评估提供了坚实的基础。



a) 无人机采集



b) 人工补拍

图 4.4 多源数据采集

4.3.2.2 数据集预处理

在进行模型训练之前，必须确保收集到的混凝土结构病害照片数量充足且质量达标。由于无人机和相机采集的照片尺寸通常较大（前期无人机采集影像尺寸达 $5184*3888$ ），而裂缝、脱落等损伤信息在照片中所占比例可能极小，有时不足千分之一，加之背景复杂，直接使用这些原始照片进行训练会导致计算速度缓慢，且训练效果不理想。为了解决这一问题，采取将原始图像分割成相似大小的小图像，尺寸保持在 $800*800$ 左右，并从中筛选出包含损伤信息的图像作为训练数据集的训练数据。这种预处理策略有助于提高模型训练的效率 and 效果，因为它通过减少无关背景信息的干扰，使得模型能够更加专注于学习损伤特征。此外，

这种方法还能够提高模型对于损伤特征的识别能力，尤其是在损伤面积较小或者与背景对比度不高的情况下。通过这种方式，能够构建一个更加精准和高效的目标检测模型，以应对实际应用中的挑战。具体流程如图 4.5 所示。

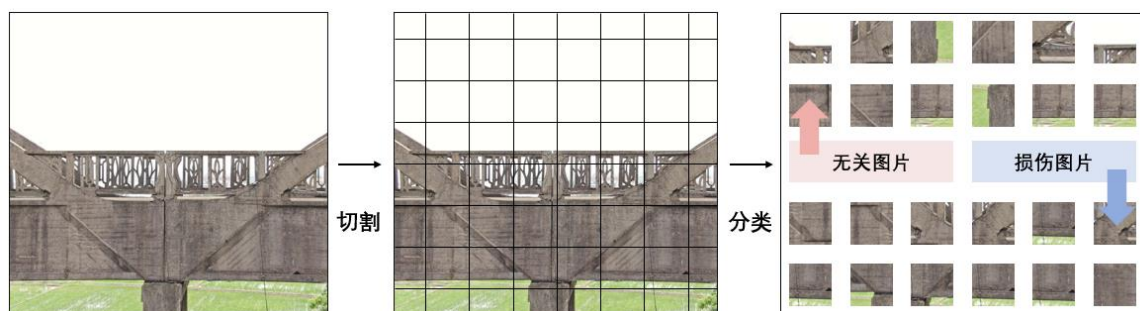


图 4.5 数据集预处理

4.3.2.3 数据集标注及划分

在开展模型训练任务之前，数据标注是一项繁杂且意义重大的工作。在标注工作中，所标注内容必须准确反映图像中对象的真实位置和尺寸，标注框需尽量贴合检测目标的边界。在整个标注流程中，应遵循统一的标准和规则，以避免因标注风格不一致而导致模型训练效果不佳。此外，需要注意的是，每张图像的标注需保证完整性，对于图像中出现的目标需全部标注，确保没有遗漏，这对于模型学习识别所有相关特征至关重要。



图 4.6 数据集标注

本研究采用 Labelimg 软件对数据集图像进行标注（图 4.6），该软件适用于目标检测训练集的标注工作，手工设置标注框后，利用该软件将标注信息转换为 VOC 格式，以便于后续模型训练使用。

通过对前期无人机采集影像及人工采集影像进行切割、分类、标注处理后，共得到相关损伤图像 1 千余幅。为保证数据集划分的随机性，保证模型训练及验证的有效性，本研究采用随机划分算法，将原始数据集按 8:1:1 的比例分配，分别生成训练集 842 张、验证集 106 张和测试集 105 张。其中，训练集训练模型学习特征识别，验证集实时反馈训练动态并调整学习策略，测试集则作为最终性能评估的基准，避免数据泄露导致的评估偏差，验证模型的精确性及效率。

4.3.3 基于多策略融合的自适应随机增广算法

深度学习算法在目标检测中的性能很大程度上依赖于大规模且多样化的数据集。数据集越庞大、越丰富，模型的识别能力及鲁棒性就越强。然而，数据采集是一个既耗时又费力的过程，常常受到人力、时间、特定应用场景和缺陷类型等因素的影响，使得获取足够多样化的数据集变得困难。在本研究中，受设备、人力等因素影响，所获取的渡槽损伤照片有限，为了解决这一问题，本文综合考虑渡槽结构图像高遮挡、高模糊、环境复杂、数据源单一等问题，拟采用图像平移、翻转、旋转、裁剪等常规增广策略生成新的图像样本，并通过添加动态模糊、引入高斯噪声、色彩调整等增广策略模拟复杂环境，更好反映实际拍摄情况下容易遇到的问题，从而提高模型的精确性与鲁棒性。下文对以上六种增广策略展开了详细描述。

（1）平移

图像平移作为一种常用的数据增广技术，涉及在图像的二维空间内进行平移操作，并采用插值技术来处理位移后超出原图边界的区域，以此确保所得图像的连续性和完整性。在本研究中，选择将图像在水平（x 轴）和垂直（y 轴）方向上进行 -15 至 15 像素的随机平移，以此来扩充数据集。经过平移处理的图像与原图的对比展示在图 4.7 中。

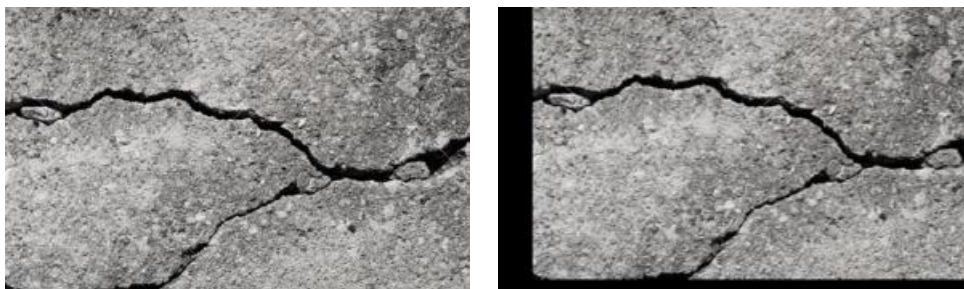


图 4.7 图像平移

（2）翻转

图像翻转是一种基础而有效的数据增强技术，它通过在水平或垂直方向上反

转图像来生成新的样本。这种方法对于提高模型识别不同方向损伤的能力至关重要，因为它模拟了从不同视角观察到的损伤特征。在这样的处理不仅增加了数据集的多样性，还有助于模型得到更加全面的学习，从而提高模型的精度与泛化能力。图 4.8 展示了原始图像及其经过翻转处理后的效果。

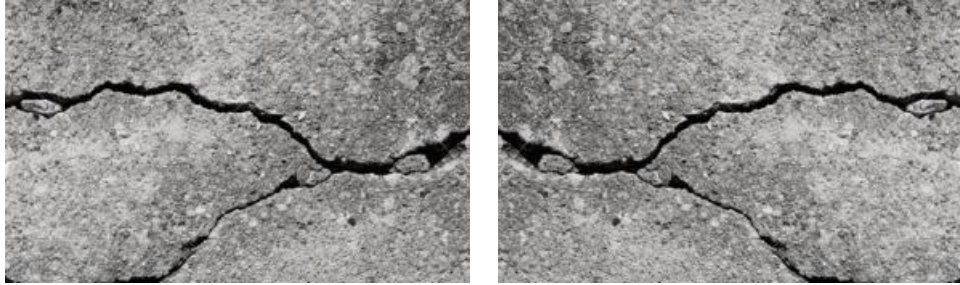


图 4.8 图像翻转

(3) 裁剪

在数据增广工作中，随机裁剪是一种生成多样化训练样本的有效方法。该方法通过随机裁去图像的一部分来模拟不同的视野与观察角度，这有助于训练模型在面对不同场景时的适应能力与泛化能力。同时，裁剪可以促使模型关注图像局部特征，从而减小对全局特征的依赖，加强重点区域关注度，有利于提高模型目标检测能力。图 4.9 展示了原始图像及其经过裁剪处理后的效果。

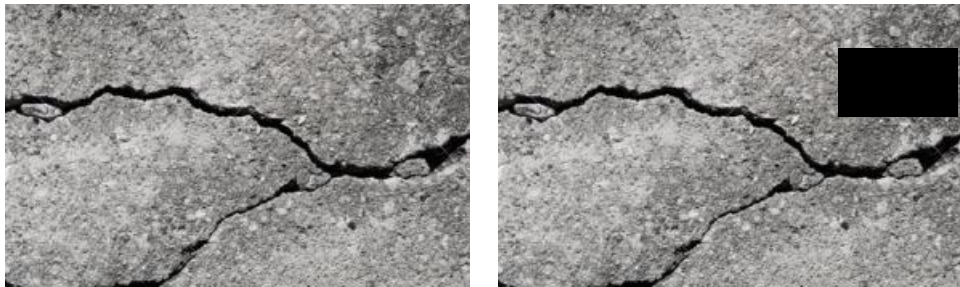


图 4.9 图像裁剪

(4) 旋转

图像旋转是数据增强中一种有效的方法，它通过改变图像的朝向来创建多样化的视觉样本。具体来说，这一过程涉及以一个预设的中心点为旋转轴，按照一定的角度转动图像，从而得到新的视角下的图像样本。在本研究中，我们通过在 -45° 至 45° 的范围内对图像进行旋转，以增强数据集。图 4.10 展示了旋转效果的实例，包括原始图像及其旋转后的版本。这种旋转操作不仅增加了样本的多样性，还有助于提高模型对于不同方向损伤目标的识别能力。

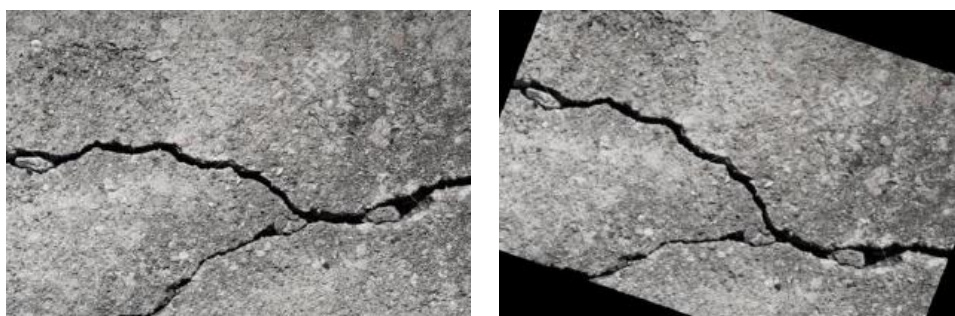


图 4.10 图像旋转

(5) 模拟动态模糊

在数据采集过程中，渡槽周围环境条件极其复杂，这使得无人机飞行状态复杂且不可控，数据采集的质量也会受到一定影响。因此，对图像进行模拟动态模糊，能够更为高效地对有限的的数据资源加以运用。通过添加动态模糊，不仅可以弥补数据量的不足，还能够一定程度上丰富数据的多样性，进而为模型的训练进程以及实际应用提供更强大的数据支撑。有关动态模糊的效果展示，可详见图 4.11，这种方法能够模拟实际环境中的运动模糊，增强模型对复杂环境下损伤识别的适应能力。

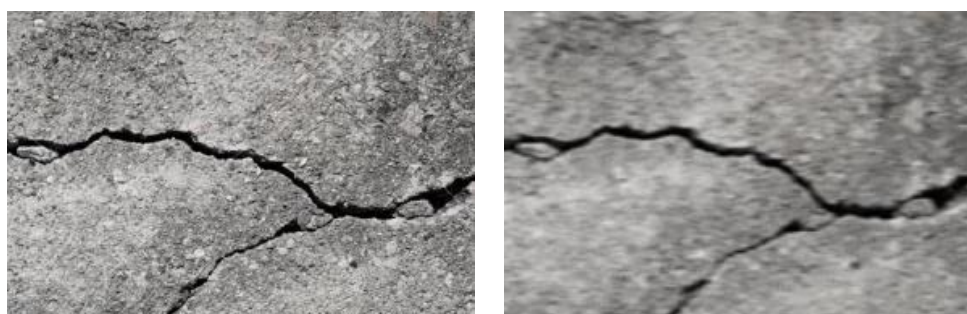


图 4.11 模拟运动模糊

(6) 增加高斯噪声

在无人机实施数据采集作业过程中，极易遭受来自其他信号源的干扰，致使所采集的数据混杂各类噪声。其中，高斯噪声具有鲜明特征，其噪声值遵循高斯分布规律，外在呈现为像素强度值出现无规律的随机起伏。因此，将高斯噪声引入数据增广环节，是一种提升深度学习模型在混凝土结构损伤检测任务中性能表现的有效策略。它通过模拟真实环境中的噪声干扰，增强了模型对不同条件下损伤特征的识别能力，提高了模型的鲁棒性和泛化力，同时也为模型提供了学习和适应复杂环境变化的机会，从而在实际应用中实现更准确和可靠的损伤检测。增加高斯噪声的效果图见图 4.12。

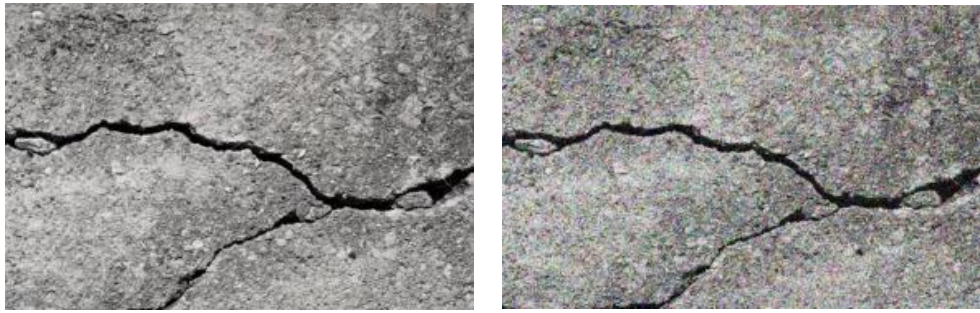


图 4.12 增加高斯噪声

(7) 色彩调整

通过对影像对比度、亮度等色彩属性的改变，对处于不同光照等条件下的环境进行模拟。这使得模型能够接触到更多样化的数据，从而提高其泛化能力。同时，对于一些需要对色彩进行精细识别的任务，如图像分类、目标检测等，色彩调整可以迫使模型更加关注图像的色彩特征，从而提高识别的准确性。

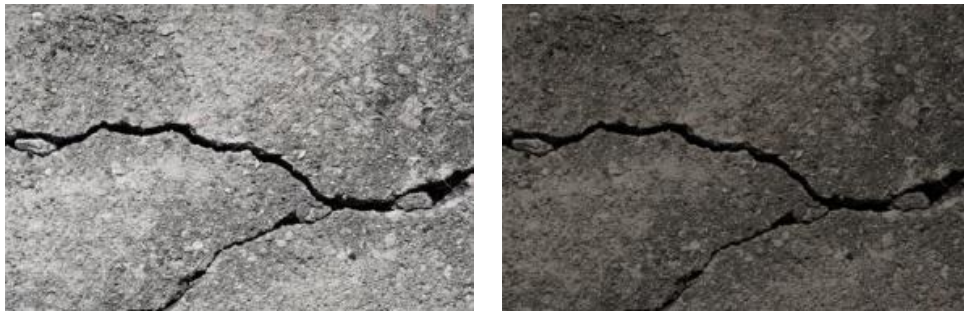


图 4.13 色彩调整

本研究针对深度学习模型训练中数据增广效率与多样性不足的问题，提出了一种基于多策略融合的自适应随机增广算法。如图 4.14 所示，该算法构建了包含几何变换（翻转、旋转、裁剪）、色彩调整（亮度、对比度、饱和度）、噪声注入、仿射变换（平移、缩放）等增广策略的算法库，并通过引入随机机制实现自动化处理流程。在算法架构层面，首先通过策略选择器进行首层随机化，根据预设的概率分布从以上策略中动态选取 1-3 种组合策略。第二层参数采用随机化动态范围生成器，通过设定各策略参数的均匀分布区间。

该算法可随机选取多个增广策略，在设定范围内对原始图像进行增广，并在处理图像的同时对标注框进行同步处理，无需对增广数据重新标注。本研究在最初的 1 千余张图像中选取了 300 张典型的病害图，对每张图像基于算法自动生成 10 张增广图像，以此进一步丰富损伤识别模型的训练数据。

通过对原始数据集进行增广处理后，共得到相关损伤图像 4 千余幅。同样采用随机划分算法，将原始数据集按 8:1:1 的比例分配，分别生成训练集 3242 张、验证集 405 张和测试集 406 张。

针对标注数据同步问题，本算法基于仿射变换矩阵实现了标注框的自适应转换。该技术通过建立原始图像坐标系与增广图像间的映射关系，可以对每张原始

图像自动生成 10 张不同增广策略下带准确标注的增广后图像，与传统人工标注方式相比，效率得到了大大提升。

图 4.14 的对比效果显示，增广后的图像在保留关键目标特征与标注框的同时，呈现出光照条件、空间位置及环境干扰等多维度变化，大幅提升了数据集的丰富性，证明了所提算法的有效性和实用性。

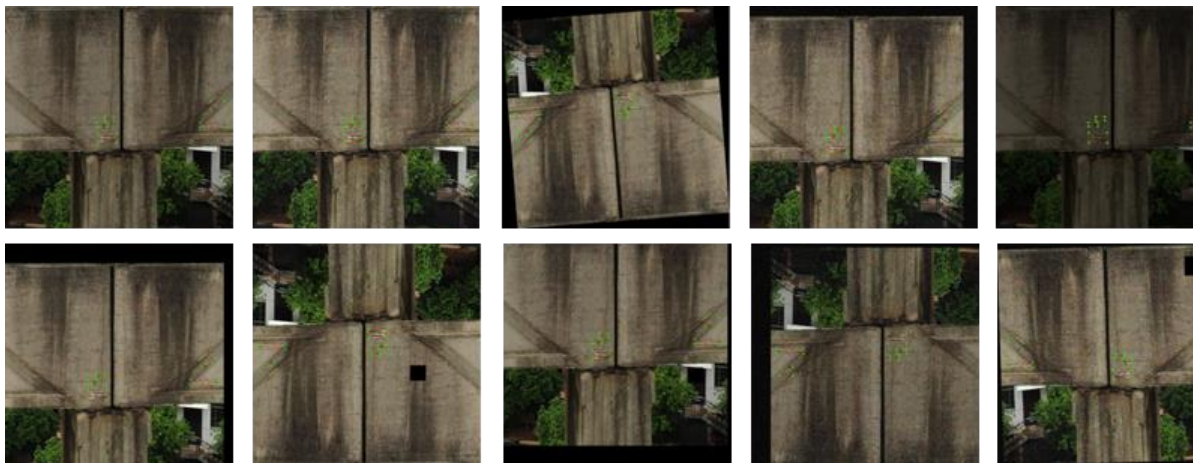


图 4.14 数据增广效果图

4.3.4 环境搭建及训练

YOLOv8 算法家族涵盖了 n、s、m、l 和 x 五种不同规模的版本，这些不同版本模型主要区别体现在结构深度 (d)、特征宽度 (w)、比例因子 (r)、参数量级及主干网络通道容量上。通过调整关键参数，可动态调整整体运算速度与性能。表 4.2 中详细列出了各个版本的网络模型参数配置，通过这种方式，YOLOv8 能够为不同的应用场景和硬件条件提供灵活的网络选择。

表 4.2 YOLOv8 各版本模型参数

模型	d	w	r
YOLOv8n	0.33	0.25	2.00
YOLOv8s	0.33	0.50	2.00
YOLOv8m	0.67	0.75	1.50
YOLOv8l	1.00	1.00	1.00
YOLOv8x	1.00	1.25	1.00

相比之下，大模型的多参数特征决定了较大的计算量，模型训练、计算、识别的效率较低。而轻量级模型通常具有更高的推理速度，能较快地完成训练与计算，时候配置较低的设备使用。所以，本研究选用轻量级模型 YOLOv8n 作为初始模型进行训练。

在整个模型训练流程中使用单一设备，配备有 NVIDIA GeForce GTX1050Ti 显卡及 Intel(R)Core(TM)i5-8300H CPU@2.30GHz 处理器，内存 24G。模型训练参数设置方面，batch 批数量设置为 40，epochs 训练次数为 300，imgsz 图像

输入尺寸为 640，相似度设置为 0.010。具体配置信息见表 4.3。

表 4.3 模型训练环境设备及软件配置

参数名称	参数设置值
CPU	Intel(R)Core(TM)i5-8300H CPU@2.30GHz
GPU	NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti
初始模型	YOLOv8n
python	3.8.5
Pytoch	1.8.0

4.3.5 模型评价指标

损伤识别模型评价皆在检验模型对图像种损伤识别的能力，其基本评价指标如下：真阳性指标（True Positive, T_P ）反映模型正确识别并精确定位实际存在的损伤区域，假阳性指标（False Positive, F_P ）反映将背景纹理或结构接缝等非损伤区域误判为损伤；假阴性（False Negative, F_N ）指损伤未成功识别的漏判情况；真阴性（True Negative, T_N ）则体现模型准确排除非损伤区域的判别能力。

表 4.4 损伤识别模型评价指标

预测结果	实际有损伤	实际无损伤
预测有损伤	T_P	F_P
预测无损伤	F_N	T_N

为准确评价模型对渡槽表面损伤的识别性能，在基本评价指标基础上，本研究采用以下核心指标评估模型性能：

- (1) 精度（P）：预测为正类的样本中实际为正类的比例
- (2) 召回率（R）：真实正类样本被正确识别的比例
- (3) F1 分数：查准率与查全率的调和平均数
- (4) 平均精度（mAP）：多类别检测任务的综合精度度量

各指标计算公式为^[93]：

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (4.1)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (4.2)$$

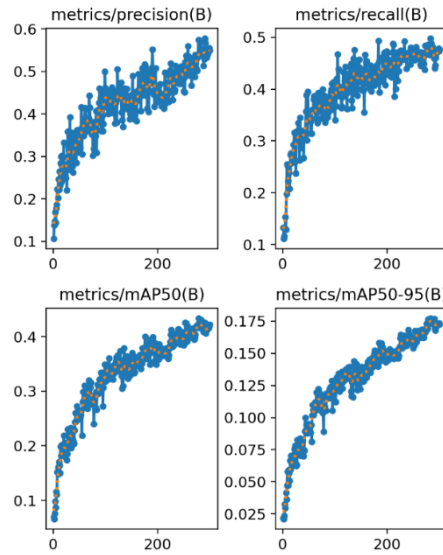
$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (4.3)$$

$$P_{AP} = \int_0^1 P(R) dR \quad (4.4)$$

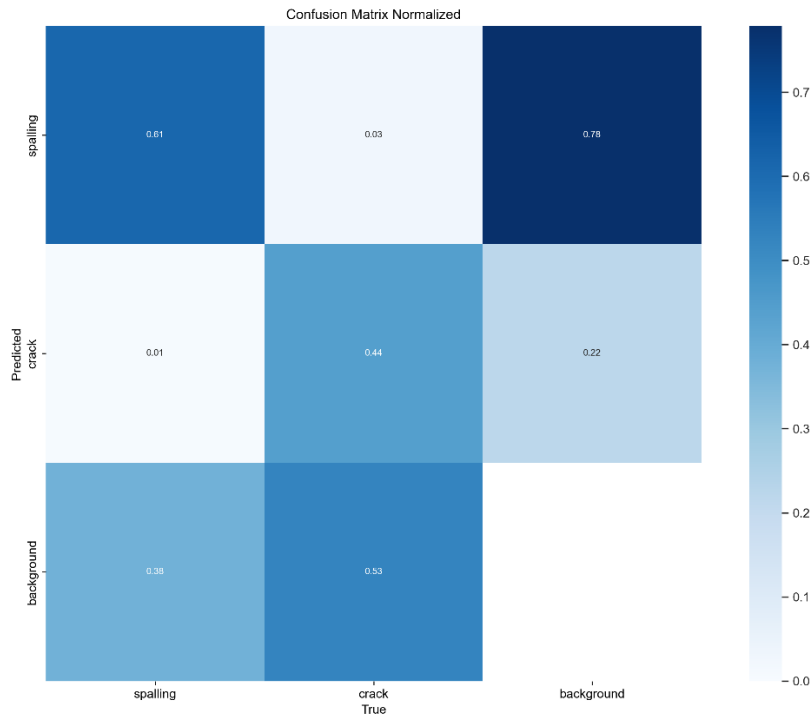
$$P_{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N P_{APi} \quad (4.5)$$

4.3.6 结果分析

以采集、划分、增广所得的 3242 张训练集、405 张验证集和 406 张测试集为基础展开训练，训练结果如图 4.16、图 4.17 所示。

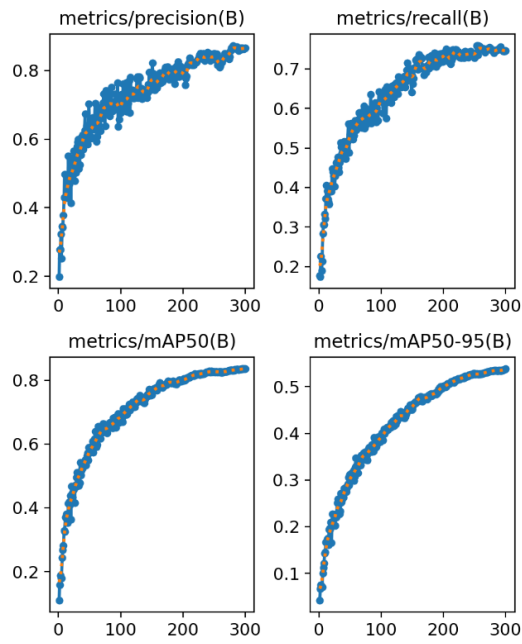


a) 评价指标表

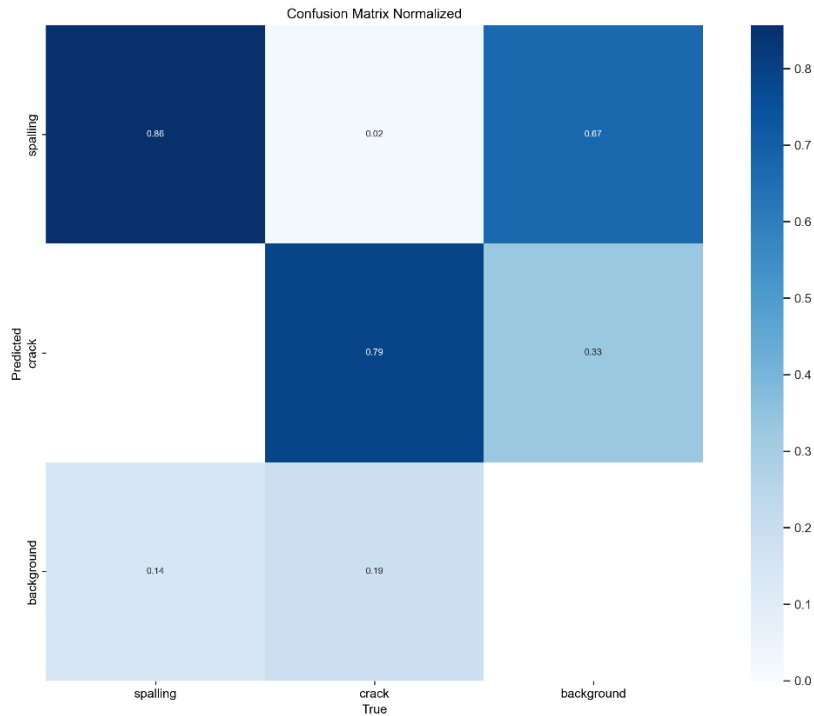


b) 归一化混淆矩阵

图 4.15 原始数据集训练所得模型性能评价指标



a) 评价指标表

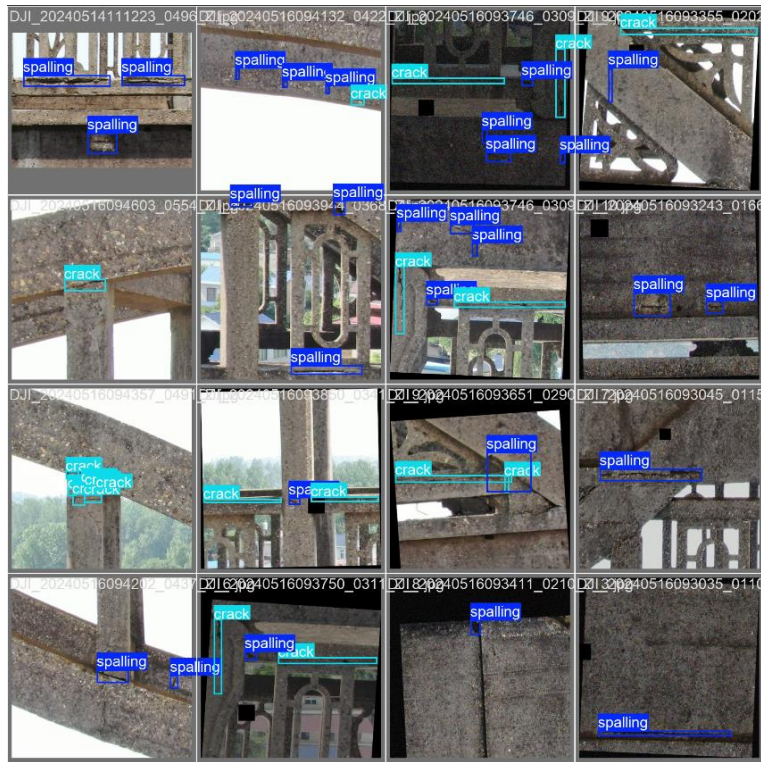


b) 归一化混淆矩阵

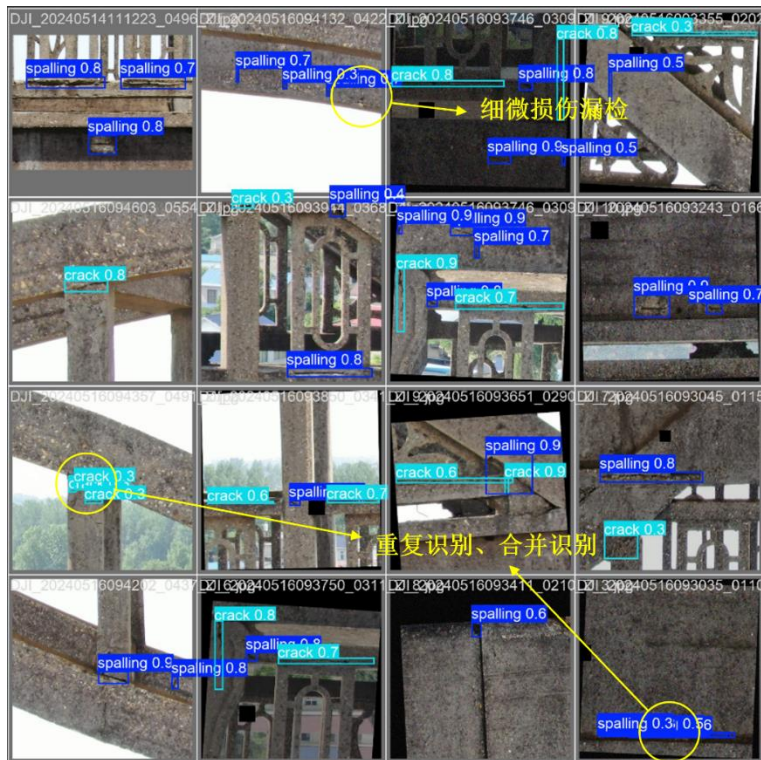
图 4.16 增广数据训练所得模型性能评价指标

表 4.5 YOLOv8 损伤识别性能

模型	精度/%	召回率/%	F1/%	mAP50/%
数据增广前	57.81	47.69	53.17	42.25
数据增广后	86.55	74.74	80.21	83.56



a) 人工标注损伤



b) 模型预测结果

图 4.17 模型损伤识别结果

从图 4.16 中归一化混淆矩阵可以看出，模型能够准确判别两类损伤，将裂缝识别为混凝土脱落的概率仅为 0.02，混凝土脱落识别为裂缝的概率小于 0.01，这表明该模型已经具备了准确区分两类损伤的能力，但仍存在较多将背景误识别

为损伤以及将损失误识别为背景的情况。

从图 4.17 中可以看出,除个别暗角处与极其微小的损伤没有检测到,其余损伤基本都能由模型成功识别。但由于渡槽外表面老化严重,多处相邻的多个细小损伤被识别为同一损伤,以及同一损伤被误判成多个细小损伤。以上两种情况,本质原因是渡槽外表面不够光滑,细小剥落、裂缝较多,损伤之间距离近,并且损伤实际边界难以准确界定,这就造成了网络难以判断单一损伤与相邻损伤,出现重复识别以及合并识别的情况,这也就对模型的精度、召回率等指标造成了一定影响。

同时,基于原始的 1053 张数据集在相同方法、相同参数下展开训练,训练结果如图 4.15 所示。将所得结果与基于本文方法所得模型进行对比(详见表 4.5)。结果显示,模型各项指标均得到显著提升。其中,损伤识别精度百分比提升约 28.7%。这充分表明,通过所提的多策略随机增广方法构建数据集,能够有效增强模型的泛化能力与识别精度,使模型在复杂环境下对于细微损伤也能具备良好的识别表现。总的来说,训练模型能够基本完成损伤识别及分类的工作,但在区分单一损伤与临近损伤上还存在进步的空间。

4.4 损伤识别可视化平台建立

在先前模型训练工作的基础上,本研究采用 PySide6 作为图形用户界面(GUI)开发框架,利用 Python 编程语言开发了一个用户友好、操作简便的渡槽损伤自动识别可视化平台。该平台的设计旨在提供一个直观的界面,从而使用户能够快速、高效地进行损伤检测任务,如图 4.18 所示。平台的核心功能是集成了之前基于 YOLOv8 网络训练得到的损伤识别模型,不仅能够对静态图片进行损伤识别,还能实现对视频流的实时损伤检测。

通过将深度学习模型与 PySide6 框架的结合,为用户提供了一个集成化平台,用于自动化检测渡槽结构中的损伤,这种集成方法不仅提高了损伤检测的效率,还降低了对专业操作技能的依赖,使得非专业人员也能轻松使用该平台进行损伤检测。平台的设计十分简单,确保了用户能够通过简单的操作流程完成复杂的损伤识别任务。

在完成模型训练并筛选出性能最优的损伤识别模型后,将该模型框架嵌入集成化平台,即可在平台内实现模型功能。该平台涵盖静态图片检测以及视频实时检测等多模态检测模式。在检测过程中,平台基于所接模型的目标识别能力,运用标注框对当前图像中的损伤进行精准标识,并详细展示损伤类别与数量统计信息,借助直观的可视化界面设计,为用户提供清晰、准确的检测结果呈现方式。

以图 4.19 所示的示例为证,该平台在损伤识别任务中展现出了较高的精度,能够迅速且准确地识别图片中的各类损伤,并在界面左下角以结构化的方式清晰

罗列损伤类别及对应数量。这一功能不仅极大地提升了损伤检测的效率，还显著降低了人工判读的工作量和误差，为后续的损伤检测工作提供了高效、便捷且可靠的技术支持，有效增强了损伤检测流程的自动化和智能化水平。

此外，该一体化平台具有良好的通用性和扩展性，适用于多种结构的损伤检测场景。平台内部设有模型切换功能，当应用于不同结构的损伤检测时，可根据目标结构的独特几何特征、材料特性以及常见损伤模式，针对性地采集影像数据，以此扩充和完善数据集，进一步优化模型性能，提升模型对不同结构损伤特征的识别能力。随后，将优化后的新模型接入平台，能够显著增强集成平台的泛化能力，使其在面对多样化的结构损伤检测任务时，均能保持较高的准确性和适应性，为各类结构的健康监测和安全评估提供强有力的技术保障。

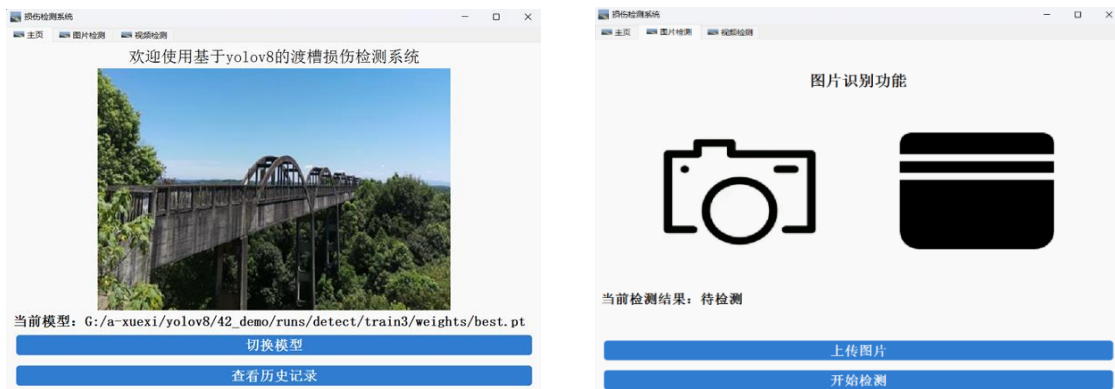


图 4.18 损失识别可视化平台



图 4.19 可视化平台损伤识别效果图

4.5 本章小结

本章基于 YOLOv8 算法，深入研究了渡槽结构表面损伤的自动识别方法。利用前期无人机扫描和人工补拍的影像资料构建初始数据集，并运用多策略随机

增广算法与随机划分算法进行数据的扩充与划分。通过系统性的训练和全面的结果分析，验证了本研究提出方法的有效性，并在此基础上成功建立了损伤识别可视化平台，实现了渡槽损伤的高效、简便识别。

(1) 针对数据集不足导致的模型泛化能力不足的问题，提出了一种基于多策略融合的自适应随机增广算法。该算法融合了平移、翻转、旋转、裁剪、添加动态模糊、添加高斯噪声、调整色彩等多种增广策略，并基于随机机制及仿射变换矩阵，高效实现影像与标注框的同步增广，有效避免了重复标注的工作量，成功将数据集扩充至四千余幅，显著提升了数据集的规模与多样性。

(2) 实验结果表明，以多策略增广数据集为基础，训练所得的损伤识别模型能够有效识别并精准分类绝大多数损伤，整体识别精度达到 86.55%，较初始模型提升约 28.7 个百分点。此外，模型整体识别召回率达到 74.74%，混凝土开裂与脱落两类损伤混淆率低于 2%。以上数据表明，模型基本实现了渡槽结构表面损伤的自动化识别与分类，充分验证了所提方法的有效性和实用性。

(3) 为进一步提升损伤检测工作的便捷性，基于 PySide6 框架开发了一款损伤识别可视化平台。该平台以训练完成的损伤识别模型为核心，以可视化技术让用户能够便捷、高效地执行损伤检测任务，为渡槽损伤检测工作提供了强有力的数字化技术手段。

第5章 基于 AHP-FCE 的渡槽健康状态综合评价

5.1 引言

渡槽结构由主体结构（槽身）、支承结构（排架）及基础结构等关键要素构成，形成一个受多种因素影响的复杂非线性动态系统。针对渡槽的安全评价，由于其涉及的不确定性和非线性特征，该领域的研究始终面临巨大挑战。传统数值模拟技术在全面捕捉渡槽实际安全状况方面存在局限性，难以充分反映其复杂性。基于层次分析法（Analytic Hierarchy Process, AHP）的模糊综合评价法（Fuzzy Comprehensive Evaluation, FCE）在处理难以用精确数学和力学模型描述的复杂非线性综合评价问题时，展现出独特优势，能够有效整合多源信息，量化不确定性，为渡槽安全评价提供系统化解决方案。本研究聚焦春华渡槽当前的安全问题，以递阶层次评价体系为基础，综合前期获取的多源异构数据及相关研究成果，运用 AHP-FCE 方法对其进行全面的健康状态综合评价。通过构建递阶层次评价体系，将渡槽安全评价问题分解为目标层、准则层和指标层，明确各层次之间的逻辑关系；运用 AHP 确定各层次元素的相对权重，反映其对上层元素的重要性；借助 FCE 处理指标层的模糊性和不确定性，将模糊信息转化为量化评价结果。该方法不仅能够准确评估渡槽的安全状况，还能识别关键安全因素，为后续的维护和管理策略制定提供科学依据。

5.2 AHP-模糊综合评价法基本步骤

层次分析法是由美国运筹学家 Thomas L. Saaty 提出的多准则决策方法，通过构建目标层、准则层与方案层的层次结构模型，结合专家经验构建判断矩阵，采用特征向量法计算权重并进行一致性检验（ $CR < 0.1$ ），最终实现复杂问题的定量化决策。该方法兼具结构化分解与主客观数据融合特性，可系统性解决工程管理、资源分配等场景中多目标权衡问题，其模块化流程与可视化表达优势为复杂系统决策提供了可复用的理论框架。而模糊评价法是以模糊数学理论为基础的多属性决策算法，由美国控制论专家 Lotfi A. Zadeh 提出，其核心通过构建隶属度函数量化模糊信息，利用模糊关系矩阵与权重集进行多级模糊合成运算，最终将定性指标转化为定量评价结果。该方法通过定义因素集、评语集及模糊算子，有效解决了传统评价中边界不清、主观性强的问题，尤其适用于工程风险评估、环境质量分级等存在信息不确定性的场景。

AHP-模糊综合评价法首先通过层次分析法（AHP）对评价指标重要性进行排序，以此确定各指标归一化权重，再通过相关标注规定确定底层指标隶属度的

模糊集合，最后基于模糊数学中的最大隶属度原则计算渡槽健康状态最大隶属类别，实现渡槽健康状态的综合评价。基本路线见图 5.1。

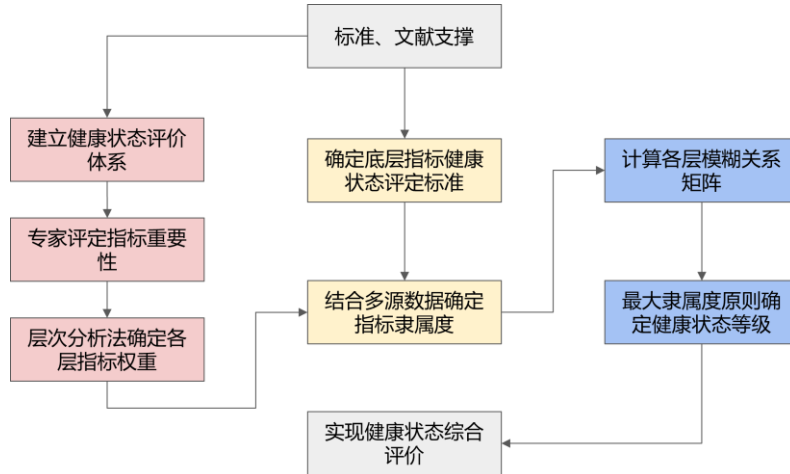


图 5.1 AHP-模糊综合评价法基本路线

5.2.1 建立递阶层次评价体系

从相关标准规范出发，构建结构健康状态递阶层次评价体系。AHP-模糊综合评价法由于能够综合考虑结构各方面安全性能与状态，在结构健康评估领域被广泛应用。而作为 AHP-模糊综合评价法的首要步骤，递阶层次评价体系必须在保证指标层次性的同时，确保指标完整，能够覆盖影响结构安全的各个方面。在构建递阶评价体系时，首先确定目标层，目标层只有一个，即实现结构健康状态综合评价。该层涵盖结构健康状态的若干关键维度。通常而言，结构健康状态可从安全性、耐久性和适用性三个维度进行系统分析，此三者构成递阶层次评价体系的准则层。最后为对象层，该层分别从准则层三个维度出发，囊括影响结构健康状态的各项指标，需具体体现体系完整性，且该层各项指标需与上级准则层指标相匹配。

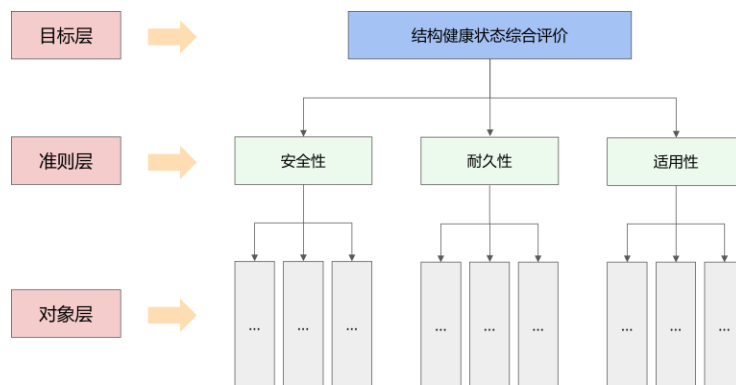


图 5.2 渡槽解构健康状态递阶层次评价体系

5.2.2 基于层次分析法确定各层指标权重

依据构建的渡槽健康状态评价体系，采用层次分析法（AHP）对各评价因

素进行成对比较，以确定它们之间的相对重要性。专家评定团队负责提供渡槽各评价指标相对重要性的评分，并据此构建相应的比较矩阵，在此基础上计算最大特征值与特征向量，完成指标权重的确定工作。构建判断矩阵目的在于客观、准确判断各准则层指标、各对象层指标的相对重要程度，将各项指标对整体健康状态的影响进行量化计算，从而得出各项指标的影响权重。本研究采用1~9标度法对指标重要程度赋值，标度值含义如表5.1所示（表中以指标*i*与指标*j*为例），进一步对各指标赋值，构建判断矩阵*A*，如表5.2所示，其中*a_{ij}*代表指标*i*相对于指标*j*的重要度。

表 5.1 重要度赋值及含义

重要度赋值	含义
1	两指标重要性相同
3	指标 <i>i</i> 重要性稍高于指标 <i>j</i>
5	指标 <i>i</i> 重要性明显高于指标 <i>j</i>
7	指标 <i>i</i> 重要性远高于指标 <i>j</i>
9	指标 <i>i</i> 与指标 <i>j</i> 相比，重要性极高
2、4、6、8	介于上述重要度中值

表 5.2 判断矩阵

指标	<i>A</i> ₁	<i>A</i> ₂	...	<i>A</i> _{<i>j</i>}
<i>A</i> ₁	<i>a</i> ₁₁	<i>a</i> ₁₂	...	<i>a</i> _{1<i>j</i>}
<i>A</i> ₂	<i>a</i> ₂₁	<i>a</i> ₂₂	...	<i>a</i> _{2<i>j</i>}
...
<i>A</i> _{<i>i</i>}	<i>a</i> _{<i>i</i>1}	<i>a</i> _{<i>i</i>2}	...	<i>a</i> _{<i>i</i><i>j</i>}

接下来，计算各项指标权重，主要步骤如下^[65]：

a. 指标行赋值相乘，得到

$$C_i = \prod_{j=1}^n a_{ij} (i=1,2,\dots,n) \tag{5.1}$$

b. 对上式所得结果取 *n* 次方根，*n* 为指标个数。

$$p_i = \sqrt[n]{C_i} (i=1,2,\dots,n) \tag{5.2}$$

c. 将向量 $p_i = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_n)^T$ 按式 (5.3) 进行归一化处理，即可得到权重向量 $B_n = (p_1, p_2, p_3, p_n)^T$ 。

$$p_i = \frac{P_i}{\sum_{i=1}^n P_i} (i=1,2,\dots,n) \tag{5.3}$$

为保证各位专家对指标重要性判断合理有效，需对各判断矩阵开展一致性检验工作，其过程及结果如下^[94]：

a. 计算判断矩阵最大特征值 λ_{\max}

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{(AP)_i}{np_i} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(AP)_i}{p_i} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}p_j}{p_i} \quad (5.4)$$

b. 计算一致性指标 CI (n 代表指标个数)

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (5.5)$$

c. 计算一致性比率 CR ，其中 RI 依据表 5.3 进行取值

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (5.6)$$

表 5.3 RI 取值表

n	1	2	3	4	5	6	7	8
RI	—	—	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41

若一致性判别矩阵的一致性比率 $CR < 0.1$ ，可判定判断矩阵满足一致性要求。研究表明，一致性指标值 CR 与权重合理性呈显著负相关，若初始计算结果未达此要求，则需要反复调整验证，直到获得可以接受的一致性。

5.2.3 模糊综合评价

模糊评价法依据多种影响因素根据相对重要性，构建一个综合的评价体系，该方法先从评价单一影响因素出发，再通过模糊变换原理，实现对渡槽健康状态进行综合评价。

(1) 确定隶属度

在模糊评价法中，确定隶属度是核心环节，隶属度的准确性直接影响最终模糊综合评价的结果。在隶属度确定过程中，对于一般可量化指标，可基于相关规范进行检测与计算分析，通过分析结果确定隶属度；对于难以量化的指标，则需在此基础上结合相关领域专家对该指标检测结果的客观分析来综合确定。综上可实现对底层指标中各指标的单独评价，确定渡槽健康状态对应的对象层指标的隶属度，得到评价指标到评价等级的模糊映射，形成对象层指标隶属度矩阵 W_n 。

(2) 建立模糊关系矩阵

得到对象层单一指标隶属度后，将对象层权重向量 B_n 与隶属度矩阵 W_n 相乘，即可得到准则层模糊关系矩阵 A_n ，进一步可建立准则层总模糊关系矩阵 A ，如式 (5.7) 所示^[66]。其中， A_n 表示各对象层指标对评价级别的隶属度。

$$A = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \quad (5.7)$$

(3) 计算渡槽健康状态综合评价矩阵

将得到的准则层总模糊关系矩阵 A 与准则层权重向量 R 相乘, 可得到渡槽健康状态综合评价矩阵 Q , 如式 (5.8) 所示^[66]。基于最大隶属度原则对综合评价矩阵进行判断, 即可实现渡槽健康状态的模糊综合评价。

$$Q = R \cdot A = (r_1 \ r_2 \ \cdots \ r_n) \cdot \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

其中, r_n 代表准则层各项指标相对归一化权重。

AHP-模糊综合评价法以递阶层次体系中最底层指标为起点, 通过结合底层指标的等级隶属度及其与上级指标构建的权重向量, 逐层进行模糊运算, 将结果传递至上层指标, 并重复上述过程直至完成最顶层指标的综合计算, 从而完成结构健康状态的科学评价。最终得到的评价结果以多个分值形式呈现, 每个分值对应结构健康状态对相应评价等级的隶属度。

针对最终评价等级的确定, 可在综合评价矩阵的基础上, 采用最大隶属度、加权平均、最大接近度等方法进行判定。其中, 加权平均法通过综合各隶属度的加权和确定最终等级; 最大接近度法则依据隶属度向量与理想解的距离判定等级; 最大隶属度法则以隶属度最高的等级为最终评价结果。这些方法能够有效整合多维度信息, 确保评价结果的科学性和可靠性。

5.3 工程实例

通过对渡槽结构开展健康状态评价工作, 可以确定渡槽安全等级, 从而对现有安全状态进行分析评估, 从而实现合理的运维, 保证结构安全、稳定与正常运转。本研究首先基于标准规范及相关文献要求, 综合考虑春华渡槽现有状态, 建立渡槽递阶层次评价体系, 以结构健康状态综合评价为目标, 从安全性、耐久性及应用性三个维度设立准则层, 并细化至对象层的具体检测指标, 为后续健康状态综合评价提供系统化框架。其次, 利用 PS-InSAR 技术处理 Sentinel-1A 影像数据, 分析渡槽形变信息, 通过时序分析实现渡槽变形的初步预警, 针对渡槽目标槽段采用现场检测方法对钢筋锈蚀、抗压强度、碳化深度、保护层厚度、过流能力、槽下净空、槽身变形、排架倾斜等关键指标进行量化分析。最后, 利用无人机扫描、InSAR 预警、深度学习等技术, 结合现场检测数据及现有资料, 确定各关键指标健康等级, 并基于模糊评价法实现渡槽健康状态的综合评价。

5.3.1 建立渡槽递阶层次评价体系

在评价渡槽的健康状况时，涉及的指标众多且复杂，它们之间存在明显的层次关系。因此，首要任务是构建一个层次结构模型来反映这些指标之间的关系 [72]。

首先，渡槽的健康状态设定为评价体系的最高目标，即目标层。进一步地，将安全性、耐久性和适用性作为次级目标，构成评价体系的准则层，并将这些准则层相对于总目标的权重集合表示为向量 M_1 、 M_2 和 M_3 。接下来，确定影响渡槽安全性、适用性和耐久性的各个因素，这些因素构成了评价体系的对象层，它们的权重向量分别表示为 N_1 、 N_2 、 $N_3 \dots$ ，通过参考《渡槽安全评价导则》(T/CHES22-2018) [62] 与《水工混凝土建筑物缺陷检测和评估技术规程》(DL/T5251—2010) [95]，将安全性子目标确定为结构的静力安全、排架倾斜和抗震安全，耐久性指标确定为混凝土开裂、混凝土缺失、混凝土强度、钢筋锈蚀以及混凝土碳化，适用性指标确定为槽身偏移、渡槽过流能力以及槽下净空。综合以上指标，建立渡槽递阶层次评价体系，详见图 5.3。

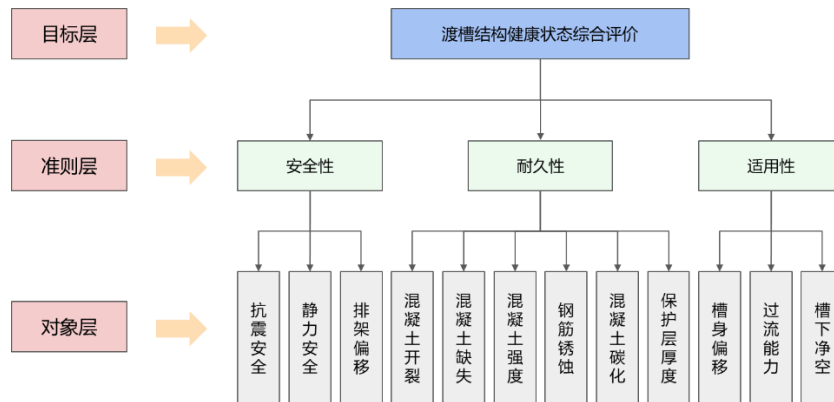


图 5.3 渡槽健康状态递阶评价体系

5.3.2 确定渡槽各指标权重

依据 5.3.1 节所构建的渡槽递阶层次评价体系，基于层次分析法对各层指标权重值进行计算。首先，邀请结构安全相关领域专家，在充分了解工程资料的情况下，由自身经验评判出指标相对重要值。其次，统计各专家对指标重要性评定意见，通过沟通形成综合性指标权重评定结果。各指标权重列于表 5.4~表 5.7 中。最后，汇总各层权重矩阵，如表 5.8 所示。

表 5.4 准则层指标判断权重矩阵

指标	安全性	耐久性	适用性	权重
安全性	1	2	3	0.54
耐久性	1/2	1	2	0.30
适用性	1/3	1/2	1	0.16

表 5.5 安全性对象层指标判断权重矩阵

指标	抗震安全	静力安全	排架倾斜	权重
抗震安全	1	1/3	1	0.20
静力安全	3	1	3	0.60
排架倾斜	1	1/3	1	0.20

表 5.6 适用性对象层指标判断权重矩阵

指标	槽身偏移	渡槽过流能力	槽下净空	权重
槽身偏移	1	3	3	0.53
渡槽过流能力	1/3	1	2	0.28
槽下净空	1/3	1/2	1	0.19

表 5.7 耐久性对象层指标判断权重矩阵

指标	混凝土开裂	混凝土缺失	混凝土强度	钢筋锈蚀	混凝土碳化	保护层厚度	权重
混凝土开裂	1	3	1/2	1	2	2	0.20
混凝土缺失	1/3	1	1/3	1/3	1/2	1/2	0.07
混凝土强度	2	3	1	2	2	2	0.29
钢筋锈蚀	1	3	1/2	1	2	2	0.20
混凝土碳化	1/2	2	1/2	1/2	1	1	0.12
保护层厚度	1/2	2	1/2	1/2	1	1	0.12

表 5.8 渡槽指标权重汇总表

准则层指标	权重	对象层指标	权重
安全性	0.54	抗震安全	0.20
		静力安全	0.60
		排架倾斜	0.20
耐久性	0.30	混凝土开裂	0.20
		混凝土缺失	0.07
		混凝土强度	0.29
		钢筋锈蚀	0.20
		混凝土碳化	0.12
		保护层厚度	0.12
适用性	0.16	槽身偏移	0.53
		渡槽过流能力	0.28
		槽下净空	0.19

在此基础上，基于 5.2.2 节所提方法对指标权重计算结果进行一致性检验，一致性检验结果见表 5.9，可以看出，各层判断权重矩阵一致性比率皆小于 0.1，即通过一致性检验。

表 5.9 一致性检验结果表

权重矩阵	最大特征值 λ_{max}	一致性指标 CI	一致性比率 CR	是否通过一致性检验
准则层	3.009	0.005	0.008	是
安全性	3.000	0.000	0.000	是
耐久性	6.095	0.019	0.015	是
适用性	3.105	0.053	0.091	是

5.3.3 评价等级确定

表 5.10 对象层指标等级划分

对象层指标	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄
抗震安全 (f_1/f_2)	抗震安全性好, 富裕度大	抗震安全性较好	抗震安全性较差, 有某个方向稳定性不满足结构安全	抗震安全性差, 横向、纵向稳定性差
静力安全	结构承载能力富裕度大	承载能力满足结构安全	结构承载能力基本满足结构安全	结构承载能力不满足结构安全
排架倾斜 ($y_{实}/y_{允}$)	<0.2	0.2~0.5	0.5~1.0	≥1.0
混凝土开裂	龟裂或细微裂缝	表面或浅层裂缝	深层裂缝	贯穿性裂缝
混凝土缺失	基本无缺失	轻微缺失, 局部混凝土粗骨料外露	中度缺失, 混凝土磨损程度较大, 有不连续磨损面	严重缺失, 混凝土骨料外露, 磨损相连, 钢筋外露
混凝土强度 ($K_{实}/K_{设}$)	≥1.00	0.99~0.95	0.94~0.85	<0.85
钢筋锈蚀	钢筋状态良好, 未发现锈蚀	保护层状态良好, 钢筋有局部锈蚀	钢筋有大量锈蚀, 但尚未存在顺筋裂纹与混凝土脱落现象, 截面损失小于10%	钢筋绝大部分锈蚀, 存在顺筋裂纹与混凝土脱落现象, 截面损失大于10%或承载力失效
混凝土碳化	最大值低于保护层厚度一半	最大值达到保护层厚度1/2-3/4之间	最大值超过保护层厚度3/4	最大值超过保护层厚度
保护层厚度 ($P_{实}/P_{设}$)	≥1.00	0.99~0.95	0.94~0.85	<0.85
槽身偏移 ($n_{实}/n_{允}$)	<0.2	0.2~0.5	0.5~1.0	≥1.0
渡槽过流能力 ($Q_{实}/Q_{设}$)	≥1.00	0.99~0.95	0.94~0.90	<0.90
槽下净空	满足标准要求	槽下净空不足, 可通过工程措施解决	槽下净空不足, 难以通过工程措施或其他方式解决	槽下净空严重不足, 无法通过工程措施或其他方式解决

注：表中， $K_{实}$ 表示实测抗压强度； $K_{设}$ 表示设计抗压强度； $P_{实}$ 表示实测保护层厚度； $P_{设}$ 表示设计保护层厚度； $n_{实}$ 表示实测偏移量； $n_{允}$ 表示允许偏移量； $Q_{实}$ 表示实测过流量； $Q_{设}$ 表示设计过流量； $y_{实}$ 表示排架实测倾斜值； $y_{允}$ 表示排架允许倾斜值。

确定渡槽健康状态评价标准后，对上述底层对象层指标划分等级，便于后续各指标的评级工作。各指标等级划分标准参照规范^{[96][97]}及文献^[65]确定，具体划分标准如表 5.10 所示。

依据《渡槽安全评价导则》(T/CHES22-2018)^[62]，可按渡槽现有状况对渡槽健康状态评定，总计四个级别，各级别所表示含义如表 5.11 所示。

表 5.11 渡槽健康状态评定标准

评级	一类	二类	三类	四类
评定标准	整体运行状况良好，性能参数完全符合设计要求，无功能性缺陷或安全隐患。在规范的运维管理及常规养护条件下，可维持长期稳定运行状态。	整体运行状况基本符合设计要求，但部分性能参数未完全达标，存在轻微功能缺陷或局部损坏。经采取针对性维护措施后，系统可恢复并保持安全运行状态。	综合性能指标与设计标准存在显著偏离，主要系统组件存在结构性损伤或功能性失效，需开展全面的安全隐患排查	难以满足设计标准，结构损伤、老化问题十分严重，需降低标准运用，或者进行报废重建

5.3.4 基于 PS-InSAR 技术的渡槽变形长期预警

合成孔径雷达干涉测量 (InSAR) 技术起源于托马斯·杨的“双缝实验”。如图 5.4 所示，当点光源发出的光波通过两个狭窄的缝隙后，由于它们经历了不同的传播路径，到达白板同一位置时，光波的相位会出现差异。这种相位差异导致光波在特定区域相互叠加或相互抵消，从而在白板上形成一系列明暗相间的条纹，也就是我们所说的干涉图样。这种现象揭示了两个光波之间存在相位差异，而这种差异与它们通过狭缝后的传播路径长度成正比关系，具体关系可以通过公式 (5.9) 来表示^[98]。

$$\varphi = \frac{2\pi}{\lambda} (d_{M_2N} - d_{M_1N}) = \frac{2\pi}{\lambda} \Delta r \quad (5.9)$$

式中， λ 代表光的波长， d_{M_2N} 代表 M_2 点与 N 点之间的距离， d_{M_1N} 代表 M_1 点与 N 点之间的距离。

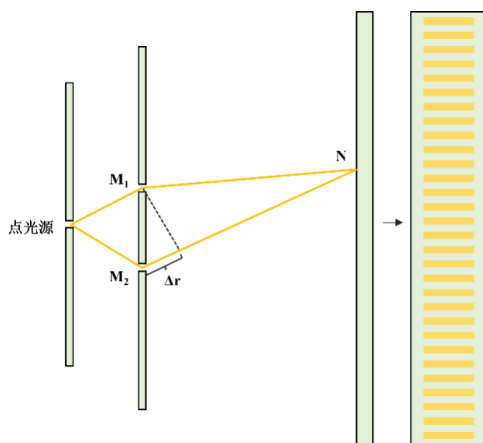


图 5.4 杨氏双缝干涉实验示意图

合成孔径雷达系统通过主动式传感机制，向地表发射微波脉冲并接收其后向散射信号，从而获取目标的电磁散射特征。这些观测数据以复数值矩阵形式存储在 SAR 影像中，同时包含了反映目标反射特性的幅度信息以及蕴含斜距几何关系的相位成分^[98]。

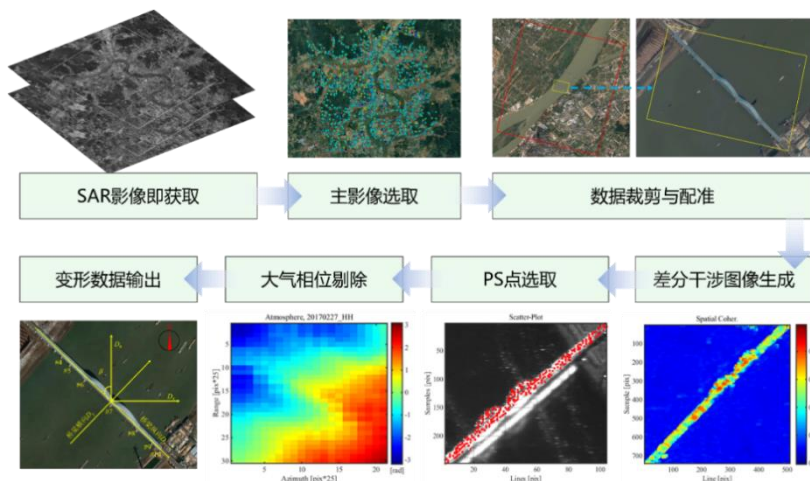


图 5.5 PS-InSAR 流程示意图

永久散射体干涉测量（PS-InSAR）的技术核心在于：对同一观测区域的多时相 SAR 影像序列进行时空相干性分析，通过统计显著性检验提取具有稳定散射特性的永久散射体（Persistent Scatterers）。基于这些优选目标点的干涉相位信息，建立形变-大气相位解耦模型，实现地表毫米级形变信号与大气延迟效应的分离（相关技术流程见图 5.5）。PS-InSAR 技术在变形监测工作中，相比 D-InSAR 受限少，获取的变形监测数据精度也更高。因此，本研究采用 PS-InSAR 技术来对春华渡槽开展初步的变形监测及预警。

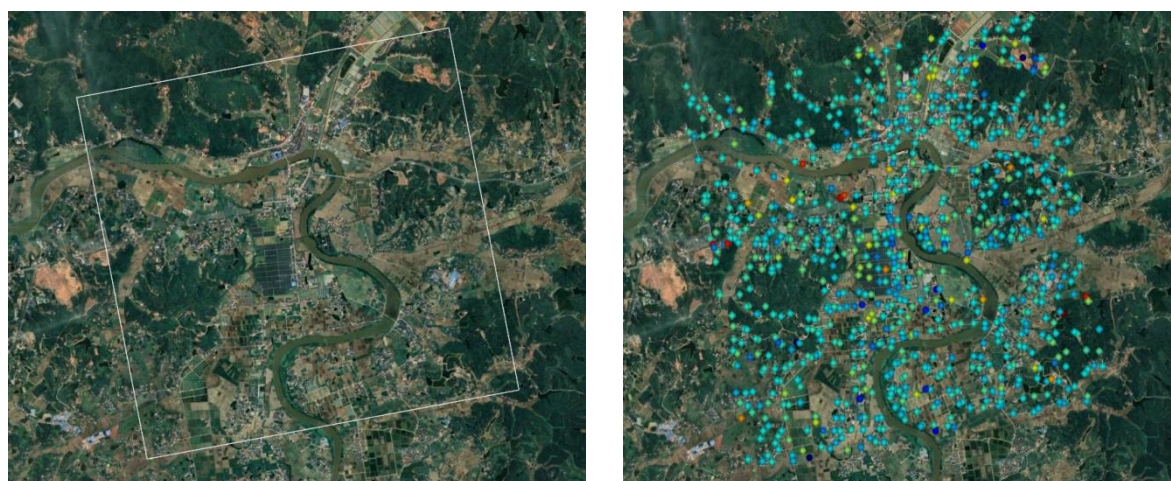
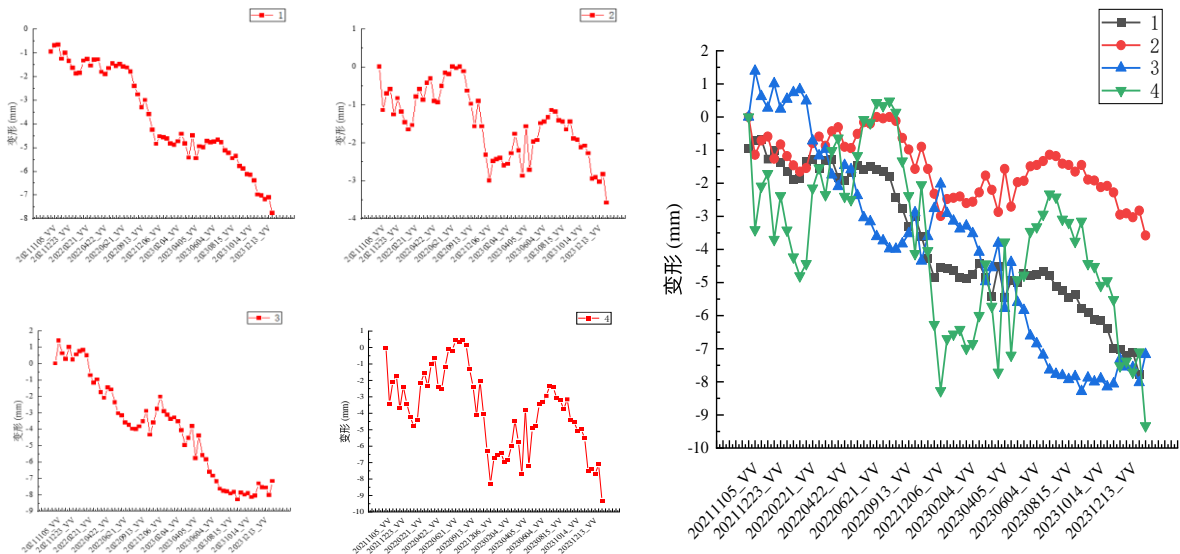


图 5.6 Sentinel-1 升轨卫星影像



a) 散射特性像素点选取



b) 垂向形变数据

图 5.7 垂向位移数据分析提取

本研究利用 Sentinel-1 升轨卫星在 2021 年 11 月 5 日至 2024 年 1 月 18 日期间获取的 63 幅影像，对春华渡槽进行了初步的变形监测。该方法不受天气和光照条件的限制，即使在恶劣天气或夜间也能进行测量，为春华渡槽的变形预警提供了一种有效的技术手段。获取的卫星影像如图 5.6 所示。

随后，提取位于春华渡槽上的稳定散射特性像素点，并进行形变分析。首先，对 PS 点进行相位差分计算，从干涉相位中分离出形变信号和大气相位的影响。这一过程主要对 SAR 数据进行预处理工作，包括地形校正、辐射校正与干涉处理，从而获取多幅干涉图像。接着，通过时间相关性分析筛选出不动点像素，并利用这些像素进行相位差分计算，最终得到高精度的形变监测结果。在形变分析中，使用如 LM 算法等技术对干涉图进行参数估计，以提取形变信息。这种方法不仅可以提高空间采样，还可以改善信噪比，从而能够获得春华渡槽的形变时间序列，评估结构稳定性和安全性。分析所得四个像素点的垂向形变数据如图 5.7 所示。

从图像分析中可以明显观察到，春华渡槽上的四个选定像素点在近年来均显

示出了一定的向下变形趋势，这一现象说明春华渡槽极有可能经历了沉降过程，需引起重视。然而，对于渡槽结构来说，粗糙的表面使其反射点数量有限，仅依赖 PS-InSAR 技术来精确量化其全方位变形及偏移存在一定的局限性。但 InSAR 技术在长期位移监测中具备精度与效率的显著优势，本研究将该技术应用于渡槽变形预警环节，通过持续监测获取结构变化趋势数据，在识别到不利形变时及时触发预警机制，并据此开展进一步的全面检测，综合评价渡槽健康状态，保障渡槽结构安全，提供更为精确的评估结果。

5.3.5 现场检测

针对渡槽递阶层次评价体系中的部分关键指标，依据相关规范对各项指标的检测技术要求对渡槽进行详细的现场检测，包括混凝土抗压强度检测、槽身过流能力检测、槽下净空检测等，为后续隶属度确定工作提供数据支撑。由于成本与人力有限，无法对所有槽段进行检测，为与 3.4 节中试验跨的选取保持一致性，围绕 51-54 三跨具有代表性的槽段展开现场检测工作。

5.3.5.1 钢筋锈蚀检测

钢筋锈蚀检测依据《建筑结构检测技术标准》GB/T50344-2019^[96]与《混凝土中钢筋检测技术规范》JGJ/T152-2019^[101]。

混凝土内钢筋锈蚀本质上是铁基材料的电化学反应过程，该过程会在钢筋-混凝土界面形成腐蚀原电池，产生显著的电势场分布。本项目采用自然电位法，使用 ZT101 钢筋锈蚀仪测量混凝土表面电位梯度，根据钢筋锈蚀产生的电位及其梯度大小，判断钢筋是否锈蚀或锈蚀程度。本研究在 51-52 跨选择一个无锈胀区域（测区一），52-53 与 53-54 跨分别选择一个有锈胀区域（测区二、测区三），共三个测区检测钢筋锈蚀情况，检测结果如表 5.12、表 5.13、表 5.14 所示。

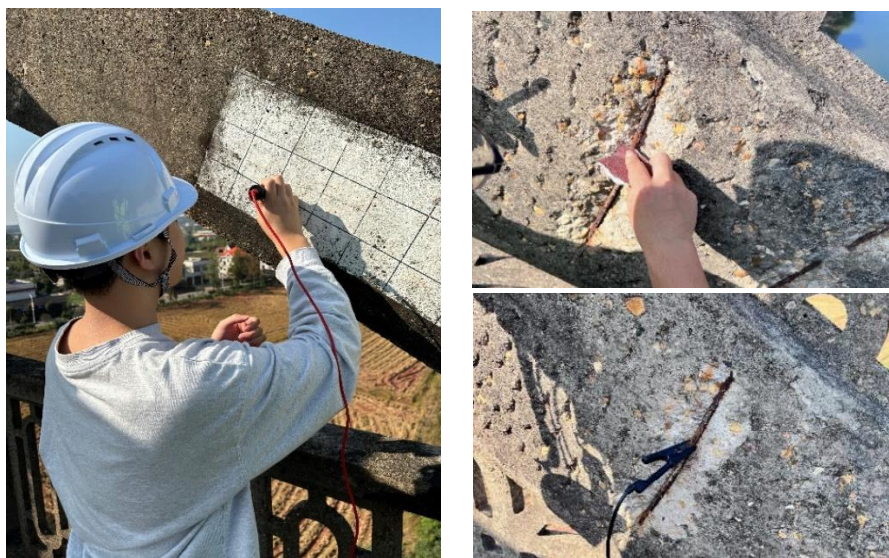


图 5.8 钢筋锈蚀检测过程

根据测量结果，依据 GB/T50344-2019《建筑结构检测技术标准》^[96]对钢

筋的锈蚀状况进行判别。在测区一、测区二、测区三分别设置了 35、40、30 个测点，平均电位值分别为-76、-246、-250，测量结果见表 5.12、表 5.13 及表 5.14。

表 5.12 测区一检测结果

电位水平 (mV)	测点个数	占比	检测结果
-200~0	35	100%	锈蚀概率较小，约为 5%
-350~-200	0	0%	锈蚀概率约为 1/2，有一定概率产生坑蚀
-500~-350	0	0%	钢筋发生锈蚀的概率为 95%

表 5.13 测区二检测结果

电位水平 (mV)	测点个数	占比	检测结果
-200~0	10	25%	锈蚀概率较小，约为 5%
-350~-200	30	75%	锈蚀概率约 1/2，有一定概率产生坑蚀
-500~-350	0	0%	钢筋发生锈蚀的概率为 95%

表 5.14 测区三检测结果

电位水平 (mV)	测点个数	占比	检测结果
-200~0	35	38%	锈蚀概率较小，约为 5%
-350~-200	58	62%	锈蚀概率约 1/2，有一定概率产生坑蚀
-500~-350	0	0%	钢筋发生锈蚀的概率为 95%

5.3.5.2 混凝土抗压强度检测

采用回弹法对混凝土抗压强度进行检测。槽墩排架外侧面受风雨侵蚀较大，混凝土老化最为严重，选取具有代表性且较为薄弱的外侧面部位进行检测。

其中，51、52、53、54 号排架中每个排架选取 10 个测区进行检测，分南北两侧的排架外侧面分别检测 5 个测区，从排架外侧面从上至下排列测区；51-52、52-53、53-54 号槽段每跨槽身选取 10 个测区进行检测，分南北两侧槽身的内侧面分别检测 5 个测区，每跨槽身上部护栏部分检测 10 个测区，均匀分布于梁柱结构内侧面下端部位，各测区记录 16 个回弹值。

通过混凝土各测区强度换算值的平均值、标准差，计算该构件的强度推定值。具体计算方法参照《回弹法检测混凝土抗压强度技术规程》(JGJ/T23-2011) [102]第 7.03 条。

春华渡槽排架结构原设计采用的 200#与 400#混凝土标号(依据旧标准 GBJ 10-89)已废止。根据现行《混凝土结构设计规范》(GB 50010-2010) [103]的强度等级进行换算，分别为 C18 与 C38 混凝土。

表 5.15 渡槽混凝土抗压强度检测结果

构件	设计强度等级	测区数	碳化深度 (mm)	混凝土抗压强度 (MPa)			
				平均值	标准差	最小值	推定值
51#渡槽排架	18	10	6.00	31.60	2.00	28.30	28.30
52#渡槽排架	18	10	6.00	37.50	4.24	28.50	30.50
53#渡槽排架	18	10	5.00	26.30	2.38	21.90	22.40
54#渡槽排架	18	10	5.00	24.90	1.93	22.40	21.70
51-52#渡槽槽身-南侧	38	10	4.00	40.10	3.82	36.40	33.80
51-52#渡槽槽身-北侧	38	10	6.00	45.60	6.22	31.50	35.40
52-53#渡槽槽身-南侧	38	10	4.00	45.50	2.13	41.30	42.00
52-53#渡槽槽身-北侧	38	10	6.00	53.00	3.70	47.20	46.90
53-54#渡槽槽身-南侧	38	10	6.00	44.60	4.79	37.80	36.70
53-54#渡槽槽身-北侧	38	10	6.00	41.90	3.60	33.60	36.00
51-52#渡槽护栏-南侧	18	10	3.50	36.30	2.33	31.60	32.50
51-52#渡槽护栏-北侧	18	10	4.00	44.20	5.50	34.90	35.20
52-53#渡槽护栏-南侧	18	10	3.50	27.30	2.38	24.40	23.40
52-53#渡槽护栏-北侧	18	10	3.00	44.60	2.73	40.80	40.10
53-54#渡槽护栏-南侧	18	10	3.50	30.10	2.97	25.50	25.20
53-54#渡槽护栏-北侧	18	10	3.00	42.40	4.33	34.70	35.30

经实测数据换算后，混凝土强度推定值详见表 5.15。从表中可以看出，检测结果基本满足设计要求，然而，根据《水工混凝土结构设计规范》(SL191-2008)^[97]中规定，水工混凝土强度等级需大于 C25，故渡槽部分区域的混凝土抗压强度不满足规范要求。

5.3.5.3 碳化深度检测

混凝土碳化是由于环境 CO₂通过孔隙扩散与水泥水化产物 Ca(OH)₂发生中和反应，这个过程也被称为中性化，因为它导致混凝土的碱度降低。未碳化的混凝土呈碱性，而碳化后的混凝土 pH 值会降低，从而影响混凝土的耐久性和钢筋的保护状态。由此，碳化深度作为表征混凝土结构退化程度的关键指标，其精确检测对渡槽工程的健康评估具有重要意义^[104]。



图 5.9 碳化检测过程

本研究采取酚酞指示剂法进行渡槽碳化深度的测量。在混凝土回弹值测量完毕后，在 51-54 号排架中、在 51-54 跨槽身南北侧、51-54 跨护栏南北侧分别各选一个测区，三跨共计选取 16 个具有代表性的测区，用于开展混凝土碳化深度测量工作。

表 5.16 渡槽混凝土碳化深度检测结果

构件	碳化深度检测值 (mm)	平均碳化深度 (mm)
51#渡槽排架	>6.00, >6.00, >6.00	>6.00
52#渡槽排架	>6.00, 5.50, 5.50	>6.00
53#渡槽排架	5.50, 5.00, 5.00	5.00
54#渡槽排架	5.00, 4.00, 5.50	5.00
51-52#渡槽槽身-南侧	4.00, 3.00, 5.50	4.00
51-52#渡槽槽身-北侧	3.50, >6.00, >6.00	>6.00
52-53#渡槽槽身-南侧	4.00, 3.50, 4.50	4.00
52-53#渡槽槽身-北侧	5.50, >6.00, >6.00	>6.00
53-54#渡槽槽身-南侧	5.00, >6.00, >6.00	>6.00
53-54#渡槽槽身-北侧	>6.00, >6.00, >6.00	>6.00
51-52#渡槽护栏-南侧	3.00, 3.50, 3.50	3.50
51-52#渡槽护栏-北侧	4.00, 5.00, 3.50	4.00
52-53#渡槽护栏-南侧	3.50, 3.50, 3.50	3.50
52-53#渡槽护栏-北侧	3.00, 3.50, 3.00	3.00
53-54#渡槽护栏-南侧	3.25, 4.00, 3.25	3.50
53-54#渡槽护栏-北侧	2.00, 3.50, 3.50	3.00

根据《回弹法检测混凝土抗压强度技术规程》(JGJ/T23-2011)^[102]第 4.3.2 条规定，检测结果需精确至 0.25mm，计算三次检测的均值作为最终的碳化深度

值，碳化深度平均值需精确至 0.50mm，检测结果见表 5.16。可以看出，结构碳化深度保持在 10mm 之内，抗碳化性能良好，满足规范要求。

5.3.5.4 保护层厚度检测

钢筋保护层厚度定义为混凝土表面至钢筋外缘的最小垂直距离，其设计值需综合考虑结构耐久性、钢筋锚固及防火要求，实际厚度受施工精度、环境侵蚀及材料性能等多因素影响。

保护层厚度的适宜性对结构的自重、承载能力和耐久性具有重要影响：过厚的保护层会增加结构的自重和荷载，影响结构的美观；而保护层厚度不足将导致钢筋与混凝土的粘结强度显著降低，显著影响结构的耐久性，故对钢筋保护层厚度的检测是确保结构安全和耐久性的重要环节。



图 5.10 混凝土保护层厚度检测过程

本研究采用基于电磁法的无损检测方法展开对渡槽保护层厚度的检测工作，该检测技术基于电磁感应原理，通过量化分析探头电磁场受钢筋扰动产生的强度变化，推定钢筋直径及其埋深位置。钢筋保护层厚度检测应严格遵循规范操作流程。为确保检测精度，两次测量值差异不应超过允许误差范围，最终取算术平均值作为该测点保护层厚度代表值。

本次检测在 51-54 号排架各选取 4 个测区检测，分别位于排架北侧、排架南侧、排架东侧、排架西侧，检测面为排架外侧面；51-54 跨每段槽身检测 4 个测区，分为槽身内侧的北侧小里程端、北侧大里程端、南侧小里程端、南侧大里程端，检测结果如表 5.17 所示。

根据《混凝土结构工程施工质量验收规范》(GB50204-2015)^[105]，纵筋保护层厚度的允许偏差应满足表 5.18 要求，同时满足以下要求：

- 1) 检测合格率大于 90%时，判定批次合格；
- 2) 检测合格率小于 90%但大于 80%，再次抽取重新检验，两次抽取合格率

大于 90%，则判定合格。

3) 任意测点偏差值不得超过 $\pm 1/4$ 保护层厚度。

表 5.17 钢筋保护层厚度检测结果

序号	检测部位	检测结果 (mm)	设计保护层厚度 (mm)	最大厚度 (mm)	最小厚度 (mm)	合格率 (%)
1	51#渡槽排架 北侧	42, 32, 47, 46, 38, 44, 40, 41	40	53	32	94%
	51#渡槽排架 南侧	43, 40, 49, 46, 46, 45, 43, 41				
	51#渡槽排架 东侧	49, 44, 45, 39, 41, 40, 38, 42				
	51#渡槽排架 西侧	42, 48, 45, 46, 47, 46, 52, 53				
2	52#渡槽排架 北侧	49, 50, 44, 47, 43, 52, 47, 44	40	56	32	78%
	52#渡槽排架 南侧	44, 52, 54, 55, 51, 56, 48, 44				
	52#渡槽排架 东侧	45, 36, 35, 39, 37, 42, 42, 40				
	52#渡槽排架 西侧	35, 39, 42, 45, 43, 32, 37, 41				
3	53#渡槽排架 北侧	44, 42, 45, 48, 46, 51, 52, 49	40	53	35	94%
	53#渡槽排架 南侧	41, 44, 44, 46, 45, 45, 49, 41,				
	53#渡槽排架 东侧	38, 37, 37, 35, 41, 43, 46, 50				
	53#渡槽排架 西侧	52, 49, 50, 53, 47, 46, 47, 41				
4	53#渡槽排架 北侧	46, 47, 45, 44, 41, 41, 44, 44	40	55	36	94%
	53#渡槽排架 南侧	50, 49, 48, 46, 50, 48, 47, 38				
	53#渡槽排架 东侧	40, 37, 38, 36, 41, 39, 41, 42				
	53#渡槽排架 西侧	42, 48, 41, 46, 45, 55, 55, 47				
5	51-52 槽身 北侧东端	37, 34, 29, 29, 26, 25, 22, 21	30	42	21	94%
	51-52 槽身 北侧西端	29, 28, 28, 30, 37, 35, 28, 24				
	51-52 槽身 南侧东端	30, 30, 27, 28, 33, 33, 26, 33				
	51-52 槽身 南侧西端	30, 29, 30, 42, 27, 36, 34, 31				

(续表)

6	52-53 槽身 北侧东端	36, 31, 33, 33, 33, 35, 30, 31	30	37	24	100%
	52-53 槽身 北侧西端	31, 32, 35, 32, 32, 33, 35, 32				
	52-53 槽身 南侧东端	30, 35, 32, 28, 30, 34, 31, 33				
	52-53 槽身 南侧西端	24, 37, 36, 33, 30, 27, 29, 34				
7	53-54 槽身 北侧东端	25, 26, 27, 28, 28, 29, 25, 23	30	35	21	97%
	53-54 槽身 北侧西端	31, 33, 35, 35, 28, 27, 29, 33				
	53-54 槽身 南侧东端	27, 26, 25, 24, 21, 25, 31, 24				
	53-54 槽身 南侧西端	25, 31, 29, 32, 31, 26, 27, 31				

根据所得数据，7个测区中有6个合格率达到90%以上，评定为合格，剩余1个测区合格率低于80%，判定为不合格。

表 5.18 钢筋混凝土厚度允许偏差表

构建类型	允许偏差 (mm)
梁	+10, -7
板	+8, -5

5.3.5.5 槽身过流能力检测

根据原设计资料及测量数据，渡槽槽身段长 $L=1967.5\text{m}$ ，设计流量 $2.0\text{m}^3/\text{s}$ ，加大流量 $2.6\text{m}^3/\text{s}$ ，槽身净宽 1.5m 。按照明渠均匀流公式得，渠道上游水深 $h_{\text{上}}=0.78\text{m}$ ，流速 $V_{\text{上}}=0.99\text{m/s}$ 。因 $L/h_1 > 15$ ，所以槽身过流按明渠均匀流公式计算，详见式 (5.10) [106]：

$$Q = \frac{1}{n} AR^{\frac{2}{3}} i^{\frac{1}{2}} \quad (5.10)$$

式中： Q ：渠道通过流量 (m^3/s)；

A ：渠道过水截面积 (m^2)；

R ：水力半径 (m)；

i ：纵向坡度， $i=6.685 \times 10^{-4}$ ；

n ：糙率系数，取 0.015。

经计算，当渡槽过设计流量 $Q=2.0\text{m}^3/\text{s}$ 时，设计水深 $h_{\text{设}}=1.25\text{m}$ ；当渡槽过加大流量 $Q=2.6\text{m}^3/\text{s}$ 时，设计水深 $h_{\text{加}}=1.55\text{m}$ 。

表 5.19 槽身高度测量记录表

测量点位	槽身高度 (m)	平均高度 (m)
1	1.533	
2	1.532	
3	1.530	
4	1.519	1.529
5	1.527	
6	1.534	

根据《灌溉与排水渠系建筑物设计规范》(SL482—2011)^[106]中对超高规定:在设计流量下,槽壁超高取计算水深 1/12 与 5cm 中的较大值,要求总高度不低于 1.40m;在加大流量工况时,需保证水面至拉杆底面净空不小于 10cm,相应总高度不低于 1.61m。本研究在 51-54 跨槽段每跨首尾选择一个测点进行槽身高度检测,检测结果见表 5.19,可得槽身平均高度约为 1.529m,大于设计流量时槽身最小高度要求,并且小于加大流量时槽身最小高度要求,不满足规范要求。

5.3.5.6 槽下净空检测

春华渡槽横跨捞刀河,捞刀河无通航要求。该河水深约 1.5-3m,河道宽 135m,河道宽约 80m,水面宽约 55m,因水利部门近年来实施了河岸治理工程,河岸护脚完好,无冲刷岸坡的现象,河势稳定,无河势演变的影响,渡槽河面净空满足要求。

X029 春龙公路从第 57 号槽段正下方通过,公路边缘离排架柱距离不小于 5.0m,公路现状宽度约 6.0m,等级为县道。根据《公路路线设计规范》(JTG D20-2017)^[107]第 6.6.2 条规定,春龙公路作为三级公路,其设计净高应不小于 4.5m,渡槽排架柱跨度 20.32m,净高约 23~25m,宽度及高度均满足现行规范要求。

根据《灌溉与排水渠系建筑物设计规范》(SL482—2011)^[106]中 5.2.3 条规定,乡村道路渡槽的净空设计需根据通行需求确定:人行通道净高 $\geq 2.2\text{m}$,畜力车/拖拉机通道 $\geq 2.7\text{m}$,农用汽车通道 $\geq 3.2\text{m}$,机动车通道 $\geq 3.5\text{m}$,且水平净宽 $\geq 4.0\text{m}$;跨河渡槽中,梁式渡槽底部距校核洪水位安全高度不小于 1.0m(非通航河流)/0.5m(渠道),拱式渡槽拱脚宜高于最高洪水位,双铰拱结构允许不超过 2/3 拱高被淹没,但需保证拱顶至洪水位净高 $\geq 1.0\text{m}$ 。综上,渡槽皆满足现行规范要求。

5.3.6 确定指标隶属度

接下来,本研究将融合天-空-地一体化数据,综合现场检测、已有资料等数据与前期逆向建模、偏移识别、损伤检测等领域的研究成果与所得数据,根据等

级划分标准对各项指标的安全状态进行评估，并对各项指标的隶属度开展评定工作。

这些基础层指标的评价标准可以划分为两类：定性标准和定量标准。对于那些依据定性标准评估的指标，需依据渡槽前期的检查结果、既定的相关评价准则以及专家的专业知识与经验来评估这些指标对评价标准的适应性。对于依据定量标准评估的指标，则依据数值分析结果和多源异构监测数据，运用数学统计技术来确定其隶属度。各指标具体评定方法参照表 5.10。

根据《混凝土结构工程施工质量验收规范》^[105]，轴线允许偏差为 10mm，垂直度允许偏差为 $H/30000+20\text{mm}$ ，高度偏差允许范围 $\pm 30\text{mm}$ 。结合第 3 章获取的排架、槽身偏移信息，结合表 5.10 中评定细则，确定排架偏移、槽身偏移两项隶属度，如表 5.20、表 5.21 所示。

表 5.20 槽身偏移隶属度确定

结构部位	偏移类型	实测偏差值 (mm)	允许偏差值 (mm)	评级	隶属度
51-52 槽身	水平偏移	10.1	± 10.0	S ₄	(0.00, 0.00, 0.50, 0.50)
	垂向偏移	17.7	± 30.0	S ₃	
52-53 槽身	水平偏移	62.2	± 10.0	S ₄	
	垂向偏移	17.9	± 30.0	S ₃	
53-54 槽身	水平偏移	53.4	± 10.0	S ₄	
	垂向偏移	19.0	± 30.0	S ₃	

注：表中偏移类型规定与第 3 章相同

表 5.21 排架倾斜隶属度确定

结构部位	偏移类型	实测偏差值 (mm)	允许偏差值 (mm)	评级	隶属度
51#排架	y 轴偏转	23.445	± 20.710	S ₄	(0.00, 0.25, 0.12, 0.63)
	x 轴偏转	21.510	± 20.710	S ₄	
52#排架	y 轴偏转	9.402	± 20.710	S ₂	
	x 轴偏转	30.576	± 20.710	S ₄	
53#排架	y 轴偏转	-19.024	± 20.710	S ₃	
	x 轴偏转	46.403	± 20.710	S ₄	
54#排架	y 轴偏转	27.575	± 20.710	S ₄	
	x 轴偏转	5.487	± 20.710	S ₂	

注：表中偏移类型规定与第 3 章相同

另外，混凝土开裂、混凝土缺失隶属度，则基于第 4 章研究成果分析确定；混凝土强度、钢筋锈蚀、混凝土碳化、保护层厚度、渡槽过流能力、槽下净空等指标的隶属度，由 5.3.5 节中现场检测工作所得数据分析确定；抗震安全、静力

安全相关指标隶属度，由前期相关评估资料分析确定。表 5.20~表 5.23 中，分别列出了槽身偏移、排架倾斜、保护层厚度及混凝土强度的隶属度计算过程及评定结果。

表 5.22 保护层厚度隶属度确定

结构部位	保护层设计厚度 (mm)	合格率 (%)	评级	隶属度
51#排架	40	94	S ₁	
52#排架	40	78	S ₃	
53#排架	40	94	S ₁	
54#排架	40	94	S ₁	(0.86, 0.00, 0.14, 0.00)
51-52 槽身	30	94	S ₁	
52-53 槽身	30	100	S ₁	
53-54 槽身	30	97	S ₁	

此外，对于其他指标，综合前期研究成果、现场检测结果、相关检测资料及专家经验与综合分析，隶属度判别如下：

(1) 槽身过流能力：根据 5.3.5 节现场检测结果，所有点位皆满足规范对最小槽身高度的要求，且余量较大，但均无法达到加大流量状态下的槽高要求。鉴于春华渡槽过流能力不足仅因为槽壁超高不够，且设计条件下无溢水情况，故隶属度评定为 (0.50, 0.50, 0.00, 0.00)。

(2) 槽下净空：根据 5.3.5 节检测结果，春华渡槽槽下净空情况满足规范对于河面上空、道路上空、铁路上空等多方面要求，故槽下净空隶属度评定为 (1.00, 0.00, 0.00, 0.00)。

(3) 混凝土开裂：根据第 4 章研究成果，对部分槽段开展裂缝检测工作。结果表明，各槽段均存在大量裂缝，其中部分槽段仅护栏、角部等处存在细微裂缝，而部分槽段在槽身出现了较严重的多发性宽裂缝，故隶属度评定为 (0.00, 0.30, 0.60, 0.10)。

(4) 混凝土缺失：根据第 4 章研究成果，对部分槽段开展混凝土缺失检测，所有槽段皆存在严重的混凝土脱落、掉角、钢筋外露现象，部分槽段存在连续的顺筋开裂剥落现象，但大多数情况出现在护栏等非重要构建处，故隶属度评定为 (0.00, 0.00, 0.50, 0.50)。

(5) 钢筋锈蚀：由 5.3.5 节现场检测结果可知，各测区均存在钢筋锈蚀情况，其中测区一的各测点电位水平皆大于 -200mV，测区二、测区三大部分测点电位水平在 (-350mV, -200mV) 区间，故钢筋锈蚀隶属度可确定为 (0.00, 0.33, 0.67, 0.00)。

(6) 混凝土碳化指标：由 5.3.5 节现场检测结果可知，各部位测点均存在

碳化现象，但碳化深度较小，均保持在 10mm 以内，碳化深度小于保护层厚度一半，表现出良好的抗碳化性能，基本满足规范要求，故隶属度确定为 (1.00, 0.00, 0.00, 0.00)。

(7) 抗震安全：依据已有检测报告中针对抗震安全的复核结果，工程区相应地震烈度为VI度，场地基本稳定，土层剪切波速大于计算上限波速，存在细砂层但不易发生地震液化。故工程抗震安全评定为 A 级，隶属度确定为 (1.00, 0.00, 0.00, 0.00)。

(8) 静力安全：根据已有检测报告中荷载试验结果，在各类工况下，应变校验系数 (0.42~0.87) 和挠度校验系数 (0.59~0.88) 均小于规范限值 1.0，证实结构强度与刚度满足设计要求；试验荷载作用下的最大相对残余应变 (0.18) 和残余变位 (0.13) 均低于 0.2 的允许阈值，验证结构在测试过程中保持弹性工作状态。此外，结构配筋率多处不满足现行规范要求。综上，静力安全隶属度确定为 (0.00, 0.30, 0.70, 0.00)。

最终确定的渡槽各项对象层指标隶属度列于表 5.24。

表 5.23 混凝土强度隶属度确定

结构部位	混凝土实测强度 (mm)	混凝土设计强度 (mm)	评级	隶属度
51#排架	28.3	18.0	s ₁	
52#排架	30.5	18.0	s ₁	
53#排架	22.4	18.0	s ₁	
54#排架	21.7	18.0	s ₁	
51-52 槽身南侧	33.8	38.0	s ₃	
51-52 槽身北侧	35.4	38.0	s ₃	
52-53 槽身南侧	42.0	38.0	s ₁	
52-53 槽身北侧	46.9	38.0	s ₁	(0.74, 0.13, 0.13, 0.00)
53-54 槽身南侧	36.7	38.0	s ₂	
53-54 槽身北侧	36.0	38.0	s ₂	
51-52 护栏南侧	32.5	18.0	s ₁	
51-52 护栏北侧	35.2	18.0	s ₁	
52-53 护栏南侧	23.4	18.0	s ₁	
52-53 护栏北侧	40.1	18.0	s ₁	
53-54 护栏南侧	25.2	18.0	s ₁	
53-54 护栏北侧	35.3	18.0	s ₁	

表 5.24 渡槽各项指标隶属度

准则层指标	对象层指标	隶属度
安全性	抗震安全	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)
	静力安全	(0.00, 0.30, 0.70, 0.00)
	排架倾斜	(0.00, 0.25, 0.12, 0.63)
耐久性	混凝土开裂	(0.00, 0.30, 0.60, 0.10)
	混凝土缺失	(0.00, 0.00, 0.50, 0.50)
	混凝土强度	(0.74, 0.13, 0.13, 0.00)
	钢筋锈蚀	(0.00, 0.33, 0.67, 0.00)
	混凝土碳化	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)
	保护层厚度	(0.86, 0.00, 0.14, 0.00)
	槽身偏移	(0.00, 0.00, 0.50, 0.50)
适用性	渡槽过流能力	(0.50, 0.50, 0.00, 0.00)
	槽下净空	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)

5.3.7 渡槽健康状态综合评价

在整合了指标层的权重、对象层的权重以及对象层指标的隶属度后，可对春华渡槽的健康状况进行全面评估。通过将各个层级的权重与相应的隶属度相结合，计算渡槽健康状态综合评级，从而反映出渡槽的整体健康状态。各指标隶属度汇总见表 5.25。

表 5.25 渡槽各指标权重及隶属度汇总

准则层指标	准则层权重	对象层指标	对象层权重	隶属度
安全性	0.54	抗震安全	0.20	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)
		静力安全	0.60	(0.00, 0.30, 0.70, 0.00)
		排架倾斜	0.20	(0.00, 0.25, 0.12, 0.63)
耐久性	0.30	混凝土开裂	0.20	(0.00, 0.30, 0.60, 0.10)
		混凝土缺失	0.07	(0.00, 0.00, 0.50, 0.50)
		混凝土强度	0.29	(0.74, 0.13, 0.13, 0.00)
		钢筋锈蚀	0.20	(0.00, 0.33, 0.67, 0.00)
		混凝土碳化	0.12	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)
		保护层厚度	0.12	(0.86, 0.00, 0.14, 0.00)
		槽身偏移	0.53	(0.00, 0.00, 0.50, 0.50)
适用性	0.16	渡槽过流能力	0.28	(0.50, 0.50, 0.00, 0.00)
		槽下净空	0.19	(1.00, 0.00, 0.00, 0.00)

由式 (5.11) 计算准则层模糊关系矩阵 $A_n^{[65]}$ ：

$$A_n = B_n \cdot W_n \quad (5.11)$$

式中， B_n 为对象层指标权重向量， W_n 为对象层指标隶属度矩阵。

计算结果如表 5.26 所示。

表 5.26 准则层模糊关系矩阵计算

准则层	对象层指标权重向量 B_n	对象层指标隶属度矩阵 W_n	准则层模糊关系矩阵 A_n
安全性	$B_1 = (0.20 \ 0.60 \ 0.20)$	$W_1 = \begin{pmatrix} 1.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.00 & 0.30 & 0.70 & 0.00 \\ 0.00 & 0.25 & 0.12 & 0.63 \end{pmatrix}$	$A_1 = (0.200 \ 0.230 \ 0.444 \ 0.126)$
耐久性	$B_2 = (0.20 \ 0.07 \ 0.29 \ 0.20 \ 0.12 \ 0.12)$	$W_2 = \begin{pmatrix} 0.00 & 0.30 & 0.60 & 0.10 \\ 0.00 & 0.00 & 0.50 & 0.50 \\ 0.74 & 0.13 & 0.13 & 0.00 \\ 0.00 & 0.33 & 0.67 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \\ 0.86 & 0.00 & 0.14 & 0.00 \end{pmatrix}$	$A_2 = (0.438 \ 0.164 \ 0.343 \ 0.055)$
适用性	$B_3 = (0.53 \ 0.28 \ 0.19)$	$W_3 = \begin{pmatrix} 0.00 & 0.00 & 0.50 & 0.50 \\ 0.50 & 0.50 & 0.00 & 0.00 \\ 1.00 & 0.00 & 0.00 & 0.00 \end{pmatrix}$	$A_3 = (0.330 \ 0.140 \ 0.265 \ 0.265)$

根据计算所得准则层模糊关系矩阵 A_n ，即可得到准则层总模糊关系矩阵 $A^{[66]}$ ：

$$A = \begin{pmatrix} 0.200 & 0.230 & 0.444 & 0.126 \\ 0.438 & 0.164 & 0.343 & 0.055 \\ 0.330 & 0.140 & 0.265 & 0.265 \end{pmatrix} \quad (5.12)$$

将准则层总模糊关系矩阵 A 与准则层权重向量 R 相乘，即可得到渡槽健康状态评价矩阵^[66]：

$$Q = R \cdot A = (0.54 \ 0.30 \ 0.16) \cdot \begin{pmatrix} 0.200 & 0.230 & 0.444 & 0.126 \\ 0.438 & 0.164 & 0.343 & 0.055 \\ 0.330 & 0.140 & 0.265 & 0.265 \end{pmatrix} = (0.292 \ 0.196 \ 0.385 \ 0.127) \quad (5.13)$$

计算可得，渡槽健康状态评价结果为 $Q = (0.292 \ 0.196 \ 0.385 \ 0.127)$ ，以最大隶属度为原则进行判定，春华渡槽属于Ⅲ级的概率为 38.5%，故判定渡槽健康状态为Ⅲ级，此结果与已有的工程检测报告相同，证明了本文所提评价方法的可靠性。该评价结果也说明了春华渡槽已经存在严重损坏，需加强运维管理，控制运用，经除险加固后，才能实现正常运行。

5.4 本章小结

本章介绍了基于 AHP-模糊评价的渡槽健康状态评价方法。根据相关文献资料与现行可靠标准，从安全性、适用性和耐久性三大维度出发，选取 12 项对渡槽结构健康状态有显著影响的关键指标。然后，运用 AHP 法构建渡槽递阶层次评价体系。同时，通过融合天-空-地多源数据，综合运用现场检测结果、已有资料信息以及前期在逆向建模、偏移识别、损伤检测等领域取得的研究成果，对春华渡槽全方位、深层次的分析，进而实现了各项指标隶属度的科学标定，最终依

托模糊评价法明确了渡槽健康状态等级，并将所得结果与已有报告中对渡槽健康状态的评定结论进行了对比，验证了所提方法的可行性。

(1) 本研究依据现行渡槽安全评价相关标准，针对影响渡槽结构健康状态的各项关键指标，设定了系统化的量化评级标准，并运用 AHP 法量化分析各项指标的相对重要性，确定了各指标的权重分配，实现了对底层指标的科学分级，确保了评价体系的科学性与实用性。

(2) 创新性融合天-空-地一体化数据，并借助数字化技术成功实现了槽身偏移、排架倾斜、混凝土开裂、混凝土缺失等关键重要指标的高效诊断，有效克服了传统健康诊断方法存在的风险大、受限多、成本高等诸多弊端，为结构健康诊断工作提供了切实有效的解决方案。

(3) 经模糊综合评价得出，春华渡槽健康状态归属于一级、二级、三级和四级的可能性分别为 29.2%、19.6%、38.5%和 12.7%。依据隶属度最大原则，春华渡槽被归类为Ⅲ级渡槽，这一结果与已有资料中评定结论高度一致，证明了所提方法的可靠性。该结果为后续的运维管养提供了明确的指引，为相关决策提供了科学依据，对保障渡槽的安全稳定运行具有重要意义。

结论与展望

渡槽作为我国基础水利设施的关键组成部分，在水资源输送等工作中发挥着重要作用，对于缓解水资源分布不均、人均水资源短缺以及农业灌溉用水不足等问题具有重要意义。然而，随着服役时间持续增加，大多数渡槽结构面临着复杂环境带来的严峻挑战，如水流冲刷、温度变化引起的循环荷载、冻融作用以及钢筋锈蚀等问题。这些不利因素严重威胁着渡槽的结构安全，同时也对周边环境安全构成隐患。随着国家经济不断发展，基础设施安全重要性日益凸显。因此，对渡槽结构开展健康状态综合评价工作刻不容缓，这不仅关乎渡槽的安全稳定运行，更是保障水资源合理利用、促进区域发展平衡的关键举措。当前，我国渡槽结构健康状态评价主要依赖人工定期巡检等方式进行，存在实施难度高、安全性不足等问题，致使渡槽运维成本大幅攀升。为此，本文提出了一种融合天-空-地一体化监测数据的渡槽结构轻量化健康评估方法。通过创新性融合天空地多源数据，借助数字化、智能化技术手段对渡槽开展高效、高质、安全的健康诊断工作，可显著降低渡槽健康状态综合评价的成本，有望为渡槽运维领域的发展贡献重要力量。

本文立足渡槽现状，依据相关文献及规范构建了渡槽健康状态综合评价指标体系，并借助无人机倾斜摄影、InSAR 遥感监测、特征点云提取、深度学习等先进技术，实现对渡槽变形预警、偏移识别、损伤检测等关键指标的精确诊断。同时，融合现场测量及相关资料信息，最终实现渡槽健康状态的综合评价。主要研究成果如下：

(1) 开展了基于无人机倾斜摄影技术的渡槽逆向建模研究。提出了一种基于“七视+包裹航线”的影像采集策略，解决了复杂背景影响下逆向建模常见的空洞、偏移等问题。在此基础上，建立了目标槽段高精度点云模型。通过与传统五视影像采集策略下所建模型进行对比，验证了所提方法对数据完整性的贡献，并通过与实测数据对比，所建模型几何误差小于 0.5%，证明了所提方法的准确性与可行性；通过改进双边滤波的方法对点云进行降噪处理，并基于改进距离阈值算法对点云进行降采样，可在保持点云主要特征的前提下有效减少数据量、降低后续处理的计算成本；结合渡槽结构特性，提出了一种融合区间密度梯度与灰度信息的模型构件级语义分割方法，有效解决了整体模型数据量庞大、计算成本高昂等难题，为后续研究提供了精简优质的点云模型。

(2) 开展了基于特征点云提取技术的渡槽结构偏移识别研究。借助 PCA 算法与区间密度梯度算法，实现对特征边界点云与特征面点云的精准提取，进而对渡槽槽身与排架进行非接触式偏移识别。针对边界提取过程中普遍存在的边界收

缩问题，提出了一种基于邻边双向修正的边界识别优化方法，该方法利用邻边双向收缩的特点抵消收缩效应，从而有效提升边界识别精度。通过示例点云对比试验，边界拟合误差降低 83%以上，精度达到毫米级，重复验证所提方法的优化效果。将基于所提偏移识别方法获取偏移结果与实测值对比，槽身水平偏移角最大误差保持在 0.2° 以内，槽身垂向偏移与排架双向偏移精度均保持在 0.05° 以内，且所得结果皆能准确反映渡槽的偏移方向，验证了所提方法的准确性与可行性。通过工作成本对比，在本文所提方法下，数据获取受环境因素约束小，同时省去了设备搬运及布点的繁琐工作，显著提升了渡槽偏移识别的工作效率，在大幅降低工作成本的同时，也在最大程度上规避了安全风险。

(3) 开展了基于深度学习的渡槽结构表面损伤自动识别研究。以 YOLOv8 架构为基础，训练适用于渡槽结构的损伤识别模型。鉴于原始数据集存在不足与缺失，致使模型泛化欠佳、精度受限等问题，提出了一种基于多策略融合的自适应随机增广算法。该算法通过对原始数据集进行多样化随机增强操作，实现数据集的泛化与增强。经验证，基于此方法训练所得模型能够有效识别并准确分类绝大多数损伤，整体识别精度达到 86.55%，相较初始模型提升约 28.7 个百分点，整体识别召回率达到 74.74%，混凝土开裂与脱落两类损伤混淆率低于 2%，基本实现了渡槽结构表面损伤的自动化检测与定位。为进一步提升损伤检测工作的便捷程度，基于 PySide6 框架开发了一款损伤识别可视化平台，该平台以训练成熟的损伤识别模型为基础，使用户能够以便捷、高效的方式执行损伤检测任务。

(4) 开展了融合天-空-地一体化数据的渡槽健康状态综合评价研究。依据文献资料和行业规范，本研究从安全性、适用性和耐久性三个核心维度出发，选取了 12 个关键指标构建了渡槽健康状态的递阶层次评价体系，并通过层次分析法确定各项指标的权重分配。在此基础上，针对传统健康诊断方法存在的风险大、受限多、成本高等诸多弊端，创新性融合天空地一体化监测数据，采用 InSAR 技术实现渡槽变形的长期监测与预警，并结合无人机倾斜摄影、特征点云提取、深度学习等领域研究成果以及现场检测数据与已有资料，实现了槽身偏移、排架倾斜、混凝土开裂、混凝土缺失等关键重要指标的高效诊断。最终，基于模糊评价法确定了春华渡槽健康等级为 III 级，与已有资料的评定结果一致，证明了所提评价方法的可靠性。该结果为渡槽未来运维管养提供了明确的指引，对保障渡槽的安全稳定运行具有重要意义。

尽管本文围绕渡槽结构健康评估展开系统性研究，综合运用无人机、InSAR、点云数据处理及深度学习等前沿技术，构建了信息化、高效化的健康状态指标检测体系，并通过理论建模与试验验证验证了所提方法的有效性。尽管研究取得了一定成果，但仍存在若干局限性，未来可从以下方面进一步完善

(1) 由于渡槽建成时间较长，相关设计资料不完备，本研究在抗震安全与

静力安全指标的判定中，依赖于近期已有检测报告的计算分析结果。未来可通过进一步搜集相关资料，结合逆向建模技术构建精细化有限元模型，通过静力与动力分析补充完善指标体系数据，提升评价结果的科学性与可靠性。

(2) 本研究开展的健康状态综合评价是以节选通过局部指标反映整体健康状态。未来可通过优化 InSAR 监测技术、无人机采集航线、特征点云提取算法，进一步提高相关指标的检测效率及覆盖范围，以在有限时间内完成更多槽段的检测工作，从而增强本文所提健康状态综合评价方法的鲁棒性、客观性。

(3) 本研究提出的渡槽表面损伤自动识别模型在细小损伤边界判定方面存在一定缺陷，导致重复识别与合并识别现象较为显著。考虑到渡槽表面损伤密集、多发的特点，为实现更高效、精准的损伤自动识别，未来可从以下方向优化：一是扩展训练数据集以增强模型泛化能力；二是改进模型架构，引入注意力机制以提升对局部特征的捕捉精度。

参考文献

- [1] 顾培英, 王岚岚, 邓昌等. 我国渡槽结构典型破坏特征研究综述[J]. 水利水电科技进展, 2017, 37(5): 1-8
- [2] 伊廷华. 结构健康监测教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2021: 303
- [3] Meneghini C, Parente C. Advantages of Multi GNSS Constellation: GDOP Analysis for GPS GLONASS and Galileo Combinations[J]. International Journal of Engineering and Technology Innovation, 2017, 7(1): 1-10
- [4] 刘春, 曾劲涛, 张书航等. 面向单体异形建筑的无人机单相机实景三维建模[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2018, 46(4): 550-556, 564
- [5] 娄宁, 马健, 杨永崇等. 倾斜摄影的单体精细化三维建模技术[J]. 遥感信息, 2020, 35(6): 44-48
- [6] Perry B J, Guo Y L, Atadero R, et al. Streamlined bridge inspection system utilizing unmanned aerial vehicles (UAVs) and machine learning[J]. Measurement, 2020, 164: 108048
- [7] 王永生, 卢小平, 朱慧等. 无人机实景三维建模在水利BIM中的应用[J]. 测绘通报, 2018, 3: 126-129
- [8] Longuet-Higgins H C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections[J]. Nature, 1981, 293(5828): 133-135
- [9] Khaloo A, Lattanzi D, Cunningham K, et al. Unmanned aerial vehicle inspection of the Placer River Trail Bridge through image-based 3D modelling. Structure and Infrastructure Engineering, 2018, 14(1): 124-136
- [10] Kim I H, Jeon H, Baek S C, et al. Application of Crack Identification Techniques for an Aging Concrete Bridge Inspection Using an Unmanned Aerial Vehicle. Sensors, 2018, 18(6): 1881
- [11] Pan Y, Dong Y Q, Wang D L, et al. Three-Dimensional Reconstruction of Structural Surface Model of Heritage Bridges Using UAV-Based Photogrammetric Point Clouds. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1204
- [12] Chen S Y, Laefer D F, Mangina E, et al. UAV Bridge Inspection through Evaluated 3D Reconstructions. Journal of Bridge Engineering, 2019, 24(4): 05019001
- [13] Wen X D, Xie H, Liu H, et al. Accurate Reconstruction of the LoD3 Building Model by Integrating Multi-Source Point Clouds and Oblique

- Remote Sensing Imagery[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2019, 8(3): 135
- [14] 俞建康. 无人机倾斜摄影测量在立交桥三维重建中的应用[J]. 测绘通报, 2020, 10: 106-109
- [15] 王树臻, 郑国强, 王光生等. 多源点云数据融合的建筑物精细化建模[J]. 测绘通报, 2020, 8: 28-32, 38
- [16] Arba, Danilo. Using Unmanned Aerial Vehicles for Automated BIM-based Construction Progress & Reporting[J]. PM World Journal, 2020, 9(8): 1-15
- [17] Pepe M, Costantino D, Restuccia Garofalo A. An efficient pipeline to obtain 3D model for HBIM and structural analysis purposes from 3D point clouds[J]. Applied Sciences, 2020, 10(4): 1235
- [18] 詹总谦, 胡孟琦, 满益云. 多尺度区域生长点云滤波地表拟合法[J]. 测绘学报, 2020, 49(6): 757-766
- [19] Qin G C, Zhou Y, Hu K X, et al. Automated reconstruction of parametric BIM for bridge based on terrestrial laser scanning data[J]. Advances in Civil Engineering, 2021, 1: 8899323
- [20] 吴俊威, 焦吾振, 郑河荣. 邻域自适应的三维点云滤波算法[J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42(1): 191-195
- [21] 夏峰, 卢才武, 顾清华. 无人机采场图像二维经验小波变换降噪研究[J]. 测绘科学, 2021, 46(1): 108-113
- [22] 李斯, 杨自安, 李冬月等. 基于无人机倾斜摄影三维建模技术的赤马山铜矿地质环境调查及评价[J]. 地质与勘探, 2023, 59(6): 1271-1281
- [23] Xiong L, Wu L Y, Cui W T, et al. Robust Non-rigid Registration Based on Affine ICP Algorithm and Part-Based Method[J]. Neural Processing Letters, 2018, 48(3): 1305-1321
- [24] 张玉涛, 孙保燕, 莫春华等. 无人机与三维激光扫描融合的拱桥三维重建[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(6): 2274-2281
- [25] Liu B L, Wang X. A review of segmentation technology based on 3D point cloud[J]. International Journal of Advanced Network Monitoring and Controls, 2021, 6(1): 35-40
- [26] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point - cloud shape detection[J]. Computer Graphics Forum, 2007, 26(2): 214-226
- [27] Walsh S B, Borello D J, Guldur B, et al. Data processing of point clouds for object detection for structural engineering applications[J]. Computer-

- Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2013, 28(7): 495-508
- [28] Dimitrov A, Golparvar-Fard M. Segmentation of building point cloud models including detailed architectural/structural features and MEP systems[J]. Automation in Construction, 2015, 51: 32-45
- [29] Dong Z, Yang B S, Hu P B, et al. An efficient global energy optimization approach for robust 3D plane segmentation of point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2018, 137(3): 112-133
- [30] Narazaki Y, Hoskere V, Hoang T A, et al. Vision-based automated bridge component recognition with high-level scene consistency[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35(5): 465-482
- [31] Saovana N, Yabuki N, Fukuda T. Development of an unwanted-feature removal system for Structure from Motion of repetitive infrastructure piers using deep learning[J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 46: 101169
- [32] 王利媛, 付丽华. 基于注意力机制点卷积网络的机载LiDAR点云分类[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(10): 456-465
- [33] 施庭雨, 黄丽婷, 林靖宇等. 融合图像边缘的区域生长点云分割算法[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(4): 805-811
- [34] Kwiatkowski J, Anigacz W, Beben D. A case study on the noncontact inventory of the oldest European cast-iron bridge using terrestrial laser scanning and photogrammetric techniques[J]. Remote Sensing, 2020, 12(17): 2745
- [35] Guo M, Sun M X, Pan D, et al. High-precision detection method for large and complex steel structures based on global registration algorithm and automatic point cloud generation[J]. Measurement, 2021, 172: 108765
- [36] 骆义. 基于三维激光扫描技术的结构检监测应用研究[D]. 南京: 东南大学, 2021, 20-23
- [37] Graves W, Aminfar K, Lattanzi D. Full-Scale Highway Bridge Deformation Tracking via Photogrammetry and Remote Sensing[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2767
- [38] 王贝, 叶险峰, 王军宁. 利用点云切片提取技术分析桥梁形变[J]. 测绘通报, 2022, 4: 167-171
- [39] Xu Y, Zhang J. UAV-based bridge geometric shape measurement using automatic bridge component detection and distributed multi-view reconstruction[J]. Automation in Construction, 2022, 140: 104376

- [40] 王浩琛, 冯东明, 吴刚等. 基于三维激光点云的公路曲线桥梁三维形貌与变形测量[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2023, 53(5): 756-764
- [41] 刘宇飞, 樊健生, 聂建国等. 结构表面裂缝数字图像法识别研究综述与前景展望[J]. 土木工程学报, 2021, 54: 79-98
- [42] Li G, He S H, Ju Y F, et al. Kail Long-distance precision inspection method for bridge cracks with image processing[J]. Automation in Construction, 2014, 41: 83-95
- [43] Liu Y F, Cho S, Spencer B F, et al. Concrete Crack Assessment Using Digital Image Processing and 3D Scene Reconstruction[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2016, 30(1): 1-19
- [44] Amhaz R, Chambon S, Idier J, et al. Automatic crack detection on two-dimensional pavement images: an algorithm based on minimal path selection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(10): 2718-2729
- [45] Shi Y, Cui L M, Qi Z Q, et al. Automatic Road Crack Detection Using Random Structured Forests[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(12): 3434-3445
- [46] Talab A M A, Huang Z C, Xi F, et al. Detection crack in image using Otsu method and multiple filtering in image processing techniques[J]. Journal for Light and Electronoptic, 2016, 127(3): 1030-1033
- [47] 王耀东, 朱力强, 史红梅等. 基于局部图像纹理计算的隧道裂缝视觉检测技术[J]. 铁道学报, 2018, 40(2): 82-90
- [48] Yu L, Tian Y G, Wu W, et al. A Dark Target Detection Method Based on the Adjacency Effect: A Case Study on Crack Detection[J]. Sensors, 2019, 19(12): 2829
- [49] Zhang A, Wang K C P, Li B X, et al. Automated Pixel-Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces Using a Deep-Learning Network[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(10): 805-819
- [50] Chen F C, Jahanshahi M R. NB-CNN: Deep learning-based crack detection using convolutional neural network and Naïve Bayes data fusion[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(5): 4392-4400
- [51] Cha Y J, Choi W, Suh G, et al. Autonomous Structural Visual Inspection Using Region - Based Deep Learning for Detecting Multiple Damage Types[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2018, 33:

- 731-747
- [52] Kim B, Cho S. Automated Vision-Based Detection of Cracks on Concrete Surfaces Using a Deep Learning Technique[J]. *Sensors*, 2018, 18: 3452
- [53] Lau S L H, Chong E K P, Yang X, et al. Automated Pavement Crack Segmentation Using U-Net-Based Convolutional Neural Network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 114892-114899
- [54] Zhang Y X, Huang J, Cai F H. On Bridge Surface Crack Detection Based on an Improved YOLO v3 Algorithm[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2020, 53(2): 8205-8210
- [55] Ren Y P, Huang J S, Hong Z Y, et al. Image-based concrete crack detection in tunnels using deep fully convolutional networks[J]. *Construction & Building Materials*, 2020, 234: 117367
- [56] 尹冠生, 高建国, 史明辉, 等. 图像分块下的隧道裂缝识别方法[J]. *交通运输工程学报*, 2022, 22(2): 148-159
- [57] 刘星, 莫思特, 张江, 等. 轻量化模型的PeeleNet_yolov3 地表裂缝识别[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2023, 55(4): 81-89
- [58] Inam H, Islam N U, Akram U, et al. Smart and Automated Infrastructure Management: A Deep Learning Approach for Crack Detection in Bridge Images[J]. *SUSTAINABILITY*, 2023, 15(3): 1866
- [59] 李雯雯, 李喜媛, 周健等. 基于全卷积神经网络和朴素贝叶斯数据融合的桥梁裂缝识别算法[J]. *公路交通科技*, 2023, 40(2): 44-52
- [60] 武广臣, 刘艳. 无人机影像GrabCut路面裂缝识别[J]. *测绘通报*, 2024(8): 90-95
- [61] 岳清瑞, 徐刚, 刘晓刚. 桥梁裂缝智能识别与监测方法研究[J]. *中国公路学报*, 2024, 37(2): 16-28
- [62] 中国水利学会. 渡槽安全评价导则: T/CHES22-2018[S]. 北京: 2018
- [63] 广东省质量技术监督局. 渡槽安全鉴定规程: DB44/T2041-2017[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2017
- [64] 陈晶, 鲍学英, 赵延龙. 基于模糊可拓层次分析法的在役混凝土桥梁耐久性评估[J]. *安全与环境学报*, 2015, 15(04): 16-20
- [65] 张文剑, 杜应吉, 张岩. 渡槽健康状态的模糊综合评价[J]. *灌溉排水学报*, 2018, 37(06): 86-91, 116
- [66] 祝彦知, 尚峰, 纠永志. 在役钢筋混凝土渡槽时变模糊可靠度分析[J]. *水利水电技术*, 2019, 50(02): 128-132
- [67] 祝彦知, 尚峰, 纠永志. 基于一次二阶矩法渡槽系统模糊可靠度分析[J]. 人

- 民黄河, 2020, 42(6): 125-129
- [68] Cheng Y, Wang Z Z, Xu C D, et al. Safety Grade Evaluation of Aqueduct Structure Based on Fuzzy Cloud Theory Analysis[J]. Tehnički Vjesnik, 2020, 27(3): 874-882
- [69] 田洁, 靳春玲, 贡力等. 基于IPSO-PP模型的渡槽病害安全性评价[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2021, 19(5): 982-989
- [70] 罗日洪, 黄锦林, 李兆恒. 基于改进FCE的渡槽安全综合评价[J]. 河海大学学报: 自然科学版, 2021, 49(2): 162-169
- [71] 周海怡, 鲍全贵, 叶茂等. 基于组合赋权法的城市桥梁可靠性模糊综合评价[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(201): 156-161
- [72] 冯玉涛, 何杨, 上官科峰等. 基于AHP-EWM改进的船桥碰撞风险模糊综合评价方法研究[J]. 桥梁建设, 2025, 55(1): 80-87
- [73] 刘鹏. 基于无人机倾斜摄影技术的桥梁逆向建模与变形测量研究[D]. 湖南大学, 2023
- [74] 余加勇, 薛现凯, 陈昌富等. 基于无人机倾斜摄影的公路边坡三维重建与灾害识别方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(4): 77-86
- [75] 周云, 刘鹏, 郝官旺等. 基于无人机倾斜摄影技术的桥梁有限元逆向建模方法研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(9): 13-23.
- [76] 刘洋. 无人机倾斜摄影测量影像处理与三维建模的研究[D]. 东华理工大学, 2016
- [77] 李红林. 无人机遥感影像空中三角测量应用研究[D]. 电子科技大学, 2012
- [78] Xu Y, Zhang J. UAV-based bridge geometric shape measurement using automatic bridge component detection and distributed multi-view reconstruction[J]. Automation in Construction, 2022, 140: 104376
- [79] 赵德鹏, 刘永生, 赵涵. 基于统计滤波与双边滤波的点云降噪算法[J]. 现代机械, 2024, 2: 35-39.
- [80] 马先明, 李永树, 谢嘉丽. 利用双边滤波法进行点云去噪的试验与分析[J]. 测绘通报, 2017, 2: 87-89
- [81] Qin G C, Zhou Y, Hu K X, et al. Automated Reconstruction of Parametric BIM for Bridge Based on Terrestrial Laser Scanning Data[J]. Advances in Civil Engineering, 2021, 2021(1): 1-17
- [82] Yin C, Li H R, Hu Z N, et al. Application of the Terrestrial Laser Scanning in Slope Deformation Monitoring: Taking a Highway Slope as an Example[J]. Applied Sciences, 2020, 10(8): 2808
- [83] Orlof J, Ozimek P, Łabędź P, et al. Determination of Radial Segmentation

- of Point Clouds Using K-D Trees with the Algorithm Rejecting Subtrees[J]. *Symmetry*, 2019, 11(12): 1451
- [84] 吴腾飞, 王挺, 邵士亮等. 基于PCA 和三元组的非封闭点云轮廓特征提取方法研究[J]. *高技术通讯*, 2023, 33(12): 1303-1312
- [85] He Y B, Hu Z Q, Wang R, et al. Features extraction of point clouds based on Otsu's algorithm[J]. *Measurement Science and Technology*, 2024, 35(6): 065205
- [86] 任杰, 蒋海燕, 姬建荣. 基于欧式变换的矩形破片拦截靶点云拼接方法[J]. *兵工学报*, 2025, 46(2): 349-358
- [87] Wang H X, Li Y F, Dang L M, et al. Pixel-level tunnel crack segmentation using a weakly supervised annotation approach[J]. *Computers in Industry*, 2021, 133: 103545
- [88] Jiao L C, Zhang F, Liu F, et al. A Survey of Deep Learning-based Object Detection[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 128837-128868
- [89] 王宇航. 基于深度学习的路面裂缝检测研究与应用[D]. 西安理工大学, 2024
- [90] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal Loss for Dense Object Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2020, 42(2): 318-327
- [91] Terven J, Cordova-Esparza D M, Romero-Gonzalez J A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS[J]. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 2023, 5(4): 1680-1716
- [92] Liu S, Qi L, Qin H, et al. Path Aggregation Network for Instance Segmentation[J]. *IEEE*, 2018, 8759-8768
- [93] 马磊, 李晔, 王宇翔. YOLOv8-FD: YOLOv8 改进的钢板表面缺陷检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(24): 211-221
- [94] 王莲芬, 许树柏. 层次分析法引论[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1990
- [95] 国家能源局. 水工混凝土建筑物缺陷检测和评估技术规程: DL/T5251-2010[S]. 北京: 中国电力出版社, 2010
- [96] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑结构检测技术标准: GB/T50344-2019[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2020
- [97] 中华人民共和国水利部. 水工混凝土结构设计规范: SL191-2008[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2015
- [98] 周云, 危俊杰, 李剑等. 基于InSAR技术的大跨桥梁温度变形监测研究[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2024, 51(3): 39-50

- [99] Ferretti A, Prati C. Nonlinear subsidence rate estimation using permanent scatterers in differential SAR interferometry. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2000, 38(5): 2202-2212
- [100] Albert P, Bennartz R, Fischer J. Remote sensing of atmospheric water vapor from backscattered sunlight in cloudy atmospheres. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2001, 18(6): 865-874
- [101] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 混凝土中钢筋检测技术标准: JGJ/T152-2019[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2019
- [102] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 回弹法检测混凝土抗压强度技术规程: JGJ/T23-2011[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2011
- [103] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 混凝土结构设计规范: GB50010-2010[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015
- [104] Piasta W G, Schneider U. The behaviour of concrete under Na_2SO_4 solution attack and sustained compression or bending[J]. *Magazine of Concrete Research*, 1991, 43(157): 281-289
- [105] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 混凝土结构工程施工质量验收规范: GB50204-2015[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015
- [106] 中华人民共和国水利部. 灌溉与排水渠系建筑物设计规范: SL482-2011[S]. 北京: 中国水利水电出版社, 2011
- [107] 中华人民共和国交通运输部. 公路路线设计规范: JTGD20-2017[S]. 北京: 人民交通出版社, 2017

致 谢

在此，我向所有帮助过我的人致以最衷心的感谢，特别是我的父母、导师、同门及亲友。你们的支持与帮助，是我学术道路上最宝贵的财富，激励着我在未来道路继续砥砺前行。

“俱怀逸兴壮思飞，欲上青天揽明月”，愿我们能永远望向更高山峰，探索广袤苍穹间的浩瀚未知。