

点云数据驱动的综合管廊数字孪生模型应用

陈以荣¹, 姬永红¹, 黄 剑¹, 李东声², 刘鹏坤², 孟俊杰²

[1. 上海市市政工程设计研究总院(集团)有限公司, 上海市 200092; 2. 重庆大学 土木工程学院, 重庆市 400045]

摘 要: 以某综合管廊试验基地为依托, 通过非接触式点云数据获取方式, 进行了管廊实体点云数据获取、分析。在虚拟端, 利用点云数据分析成果与BIM技术完成综合管廊试验段数字孪生模型建立; 在现实端, 通过各类传感设备配置以及物联网感知系统搭建, 完成综合管廊实体物联网感知平台建立, 实现了虚-实交互验证组合。借助试验基地的地下管廊数字孪生模型与物联网感知系统, 研究实现各类地质与荷载条件下的结构灾害模拟, 实现从检测评估到快速修复的全过程技术验证。通过真实场景试验与数字孪生模型仿真的系统联动, 为城市地下生命线工程运行维护与灾害防治提供科学支撑。

关键词: 点云数据; 非接触测量; 综合管廊; 数字孪生

中图分类号: TU19

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2026)07-0063-07

Application of Digital Twin Model for Utility Tunnels Driven by Point Cloud Data

CHEN Yirong¹, JI Yonghong¹, HUANG Jian¹, LI Dongsheng², LIU Pengkun², MENG Junjie²

[1. Shanghai Municipal Engineering Design Institute (Group) Co., Ltd., Shanghai 200092, China; 2. College of Civil Engineering Chongqing University, Chongqing 400044, China]

Abstract: Relying on a utility tunnel test base, the non-contact point cloud data acquisition is employed to obtain and analyze the physical point cloud data of the utility tunnel. On the virtual side, a digital twin model of the utility tunnel test section is established by using the point cloud data analysis results and BIM technology. On the real side, through the configuration of various sensing devices and the construction of the Internet of Things perception system, the physical Internet of Things perception platform for the utility tunnel is established, achieving the combination of virtual and real interactive verification. Leveraging the digital twin model of the underground utility tunnel at the test site and the IoT perception system, the structural disaster simulations are studied and achieved under various geological and load conditions, enabling the validation of the entire process from detection and assessment to rapid repair. Through the systematic integration of real scenario tests and digital twin model simulations, the scientific support is provided for the operation, maintenance and disaster prevention of urban underground lifeline engineering.

Keywords: point cloud data; non-contact measurement; utility tunnel; digital twin

0 引 言

点云技术是一种高密度、高精度、高效率的采样方式, 可将现实世界实体精准转化为数字模型。得益于其快速、全面的三维空间信息获取能力, 该技术已在工程测量领域逐步成为常用的测绘方法之一^[1]。同时, 点云技术还可通过逆向建模、变形分

析、可视化仿真等手段, 为施工质量管控和结构健康监测提供数据依据支撑与技术支持^[2]。在土木工程领域, 点云技术发挥着重要作用, 广泛应用于基础设施的变形监测、灾后评估及施工过程监控等关键任务中。在结构健康监测方面, 通过对不同时期采集的点云数据进行配准与比对, 可精确识别建筑物的变形情况, 为评估结构是否存在潜在的安全隐患提供依据^[3]。当前, 点云配准方法已从最广泛应用的局部配准方法, 发展到结合ICP实现全局最优配准。近年来随着深度学习算法的不断发展, 基于深度学习的配准方法^[4]和融合式的混合配准方法^[5], 在面向大规模点云数据处理中得到了广泛应用, 同时也为提升数字孪生模型仿真与预测的准确性提供了支撑。

收稿日期: 2025-12-29

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2023YFC3805900)

作者简介: 陈以荣(1994—), 男, 硕士, 工程师, 从事桥梁、结构设计研究工作。

通信作者: 姬永红(1978—), 男, 硕士, 教授级高级工程师, 从事综合管廊设计研究工作。电子信箱: jiyonghong@smedi.com

在数字孪生模型构建方面,实际工程中通常采用包括激光雷达(light detection and ranging, LiDAR)和倾斜摄影等技术手段生成点云模型,并进一步建立工程结构三维模型。在此基础上,还需要通过数据融合和虚-实交互等工作,才能真正实现数字模型的“孪生作用”。土木工程结构往往体量大、连接复杂,且材料属性、荷载条件、几何尺寸等方面存在较大的不确定性,若直接基于三维精细化模型进行动态更新,通常面临计算量过大、效率低下等问题。因此,传统研究多采用代理模型(surrogate model)方法,以此为基础开展工程结构的模型更新与状态追踪等研究^[6]。

本文基于真实地下综合管廊试验场地,借助点云数据分析,完成综合管廊数字孪生模型建立,并通过在试验场地部署传感器及物联网平台,实现虚拟端与现实端双感知系统搭建,实现虚-实交互工作,为地下管廊的结构灾害孪生模拟研究提供基础,为城市地下生命线工程运维与灾害防治提供科学依据。

1 管廊试验场地简介

本次研究选取的管廊试验场管廊总长度210 m,采用全尺寸实体构造,涵盖电力、通信、给水、热力等多种管线舱室,可模拟不同埋深、地质条件及外部荷载下的结构受力与变形响应。通过预设裂缝、渗漏、不均匀沉降等典型病害,结合无线传感网络,实现病害演化全过程智能感知。试验管廊由竹基复合管廊30 m、聚丙烯管廊30 m、钢管廊30 m、混凝土预制管廊36 m以及混凝土现浇管廊84 m组成。试验场内各类型管廊布局合理,能够充分模拟实际工程中不同材质管廊的受力、变形及耐久性等情况。竹基复合管廊具有质轻高强、耐腐蚀等特点,聚丙烯管廊有良好的化学稳定性和热稳定性,钢管廊强度高、韧性好,混凝土预制管廊施工便捷、质量可控,混凝土现浇管廊整体性好、适应性强。通过这几种不同类型管廊的组合试验,可为实际工程中管廊的设计、选型和施工提供全面的数据支持和参考依据。图1为管廊试验场地分段示意图。

2 管廊原型试验总体架构

2.1 试验总体架构

综合管廊原型试验场结构安全健康监测通过激光位移计、应变计、静力水准仪等传感器,对管廊本

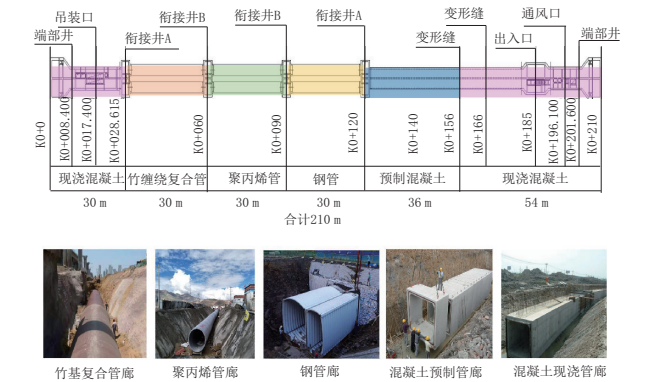


图1 综合管廊试验段示意图

体的应力、应变、位移、沉降等关键参数进行实时采集与分析。试验场地现场试验总体架构如图2所示。

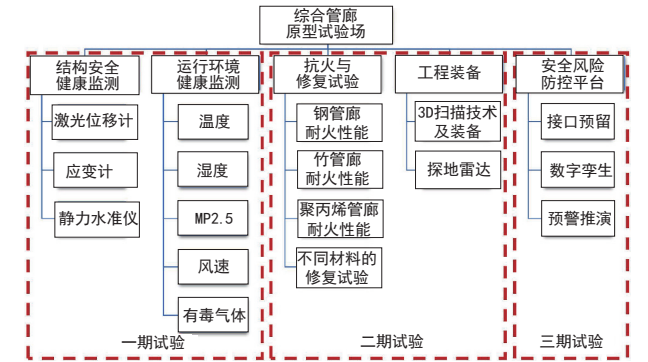


图2 管廊试验总体架构

运行环境健康监测通过温湿度传感器、甲烷传感器、氧气传感器,对管廊内部环境的温湿度、有害气体浓度、氧气含量等参数进行连续监测,确保运维安全。结合大数据分析云平台,实现多源信息融合与智能预警,提升管廊全生命周期管理水平。系统可实时识别潜在风险,支持远程诊断与应急决策,基于数字孪生技术构建管廊全生命周期管理模型,实现运维状态的动态仿真与预测性维护。通过数字模型与物理实体的实时交互,精准映射管廊结构性能退化过程,辅助制定科学养护策略。

2.2 物联网系统整体架构

物联网系统整体架构由感知层、传输层、应用层三级构成,实现从物理端到数字端的全链路信息贯通。感知层部署多类型传感器,实时采集结构与环境参数;传输层依托自组网络,保障数据低延时、高可靠传输;数据层基于云边协同架构,完成数据存储、清洗与融合处理;应用层集成智能诊断、风险预警与数字孪生可视化功能,支持管理决策闭环。各层级间接口标准化、协议统一化,确保系统兼容性与扩展性,为城市综合管廊智慧化运维提供坚实技术底座。图3为物联网系统整体架构。

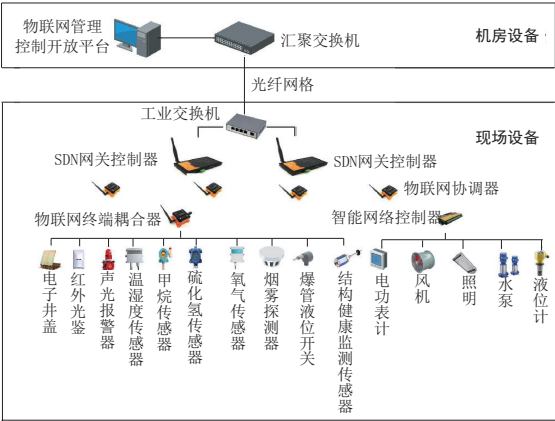


图3 物联网系统整体架构

2.3 物联网系统设计概述

物联网方案可实现对相邻管廊分区(横向两舱,纵向多舱)的监控。在设备侧,物联网终端耦合器与传感器形成变送器,智能网络控制器与机电设备形成执行器,通过物联网协调器进行无线组网连接,数据通过SDN网关控制器上传至物联网管理控制开放平台,同时物联网管理控制开放平台可根据业务逻辑定义下发模型至物联网终端耦合器与智能网络控制器,设备侧的物联网终端耦合器与智能网络控制器可不基于SDN网关控制器工作即可实现业务联动。管廊内部署的24 V直流电作为各物联网设备电源,各物联网设备之间的通讯无线连接。

2.4 物联网系统实现场景

物联网系统可实现地下管廊内部的环境参数监测、地下管廊自身结构的健康监测,以及运维过程中的环境、通风、排水、照明等参数的检测与控制(见表1、图4)。

表1 物联网系统实现功能情况表

场景名称	功能实现
环境参数监测系统	1. 环境监控,主动告警; 2. 辅助管理决策; 3. 氧气环境指标; 4. 温湿度环境指标; 5. 甲烷环境指标
通风系统	1. 保证廊内的氧气含量,保证巡检人员的安全; 2. 消防排烟
排水系统	1. 液位预警; 2. 舱室内部水泵排水控制
照明系统	1. 按需照明供给; 2. 现场发生警情时,备份照明
供电系统	1. 供电情况监测; 2. 应急电源故障监测
结构监测系统	1. 位移监测; 2. 应变监测; 3. 结构位变监测

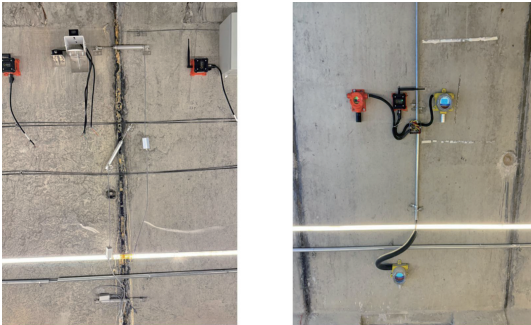


图4 综合管廊试验段传感器布置现场照片

3 点云数据采集

3.1 采集设备选型及采集流程设计

结合综合管廊封闭、狭长、光照不足的环境特点,选用适合地下场景的高精度三维激光扫描仪,核心参数需要满足:扫描精度 $\leq 2\text{ mm}@10\text{ m}$,扫描速率 $\geq 90\text{ 万点/s}$,有效扫描距离1~100 m,支持低照度环境作业,具备防尘、防水(IP54及以上)性能。综合考虑后,最终选用FARO Focus S150陆地式三维激光扫描仪来完成地下综合管廊的数据采集工作。数据采集流程如图5所示。

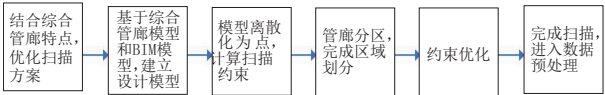


图5 数据采集流程

由于综合管廊狭长的结构特点,单站的扫描只能获取局部范围内的高精度点云,完整的管廊需要多站扫描进行采集。另一方面,综合管廊内存在大量的管线等遮挡物,为了最终能够获取完整且高精度的点云数据,需要对扫描方案进行优化。建立的设计模型是由大量平面组成的,但平面在计算后续的扫描约束时会出现不够精确的情况,难以模拟实际的扫描效果来指导采集高精度的点云数据。因此,通过将模型离散化为点集来更精确地计算扫描约束。

由于综合管廊内存在不同的分区,如主体结构、管线设施以及附属设备等,如果统一采用高精度标准进行数据采集,会大大增加扫描工作量,而如果对这些不同对象采用不同的扫描精度要求,则可以提高扫描效率和数据后处理效率。因此,在计算扫描约束之前,基于国家标准和行业规范指南^[7],通过对综合管廊的不同区域进行风险评估,进而完成区域划分。

此外,为了保证扫描数据的完整性和质量,有必

要对综合管廊场景定义扫描优化所需的约束,包括可视性约束、准确性约束和可配准性约束^[8]。具体而言,可视性约束是通过扫描距离筛选和遮挡分析来选取扫描站点处能够采集到的点云数据。其中,由于综合管廊中存在众多管线,遮挡分析的判定需要尽可能地还原实际扫描时的情况,如图6所示,通过计算激光射线与两种不同管线的碰撞情况来判断目标点是否能够被采集。

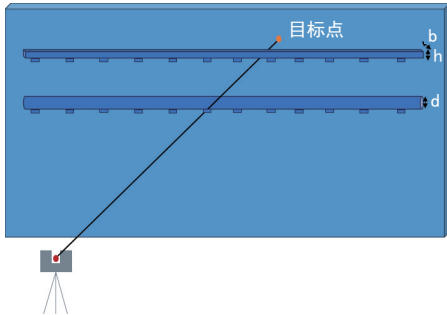


图6 综合管廊的管线遮挡分析

准确性约束是通过计算入射角和扫描距离来进行约束。由于综合管廊的狭长结构特点,在扫描距离超出一定范围后,入射角会急剧增大,导致扫描点云的误差也会突增^[9]。如式(1)所示,可以根据扫描距离、扫描角分辨率和入射角计算相邻点云的距离^[10],并通过与扫描精度要求的比较进行约束。

$$s = \frac{\rho \Delta}{\cos \alpha} \quad (1)$$

式中: s 为相邻点云的距离,m; ρ 为扫描距离,m; Δ 为扫描角分辨率,(°); α 为入射角,(°)。

可配准性约束是为了确保多站扫描点云之间的配准精度。两站相邻的扫描站点之间需要设置一定的重叠区域,以确保在两次扫描中至少有3个人工标靶完成后续配准对齐。

最后,通过使用增强精英保留策略的遗传算法,对扫描方案进行优化求解,目标函数设置为扫描覆盖率:

$$\text{Cov} = \frac{\text{card}(US_i)}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (2)$$

式中:Cov为扫描覆盖率; S_i 为从第*i*个扫描位置获取的目标点; $\text{card}(US_i)$ 为从每个选定扫描站点获取的可见目标点的总数; N_{total} 为扫描目标点的总数。

因此,扫描方案优化可表示为:

$$\begin{aligned} & \text{maximize Cov} \\ & \text{s.t. Cov} \geq r_{\text{complete}}, i \in [1, n] \end{aligned} \quad (3)$$

式中: n 为扫描方案中的扫描站数; r_{complete} 为要求的扫描覆盖率。

按照扫描规划方案,采用多站式扫描的方式,对管廊主体结构内壁进行全面扫描,如图7所示。针对不同的扫描区域按照上述划分的结果设定不同的细节层次(Level of Detail, LOD)要求。具体来说,监测段区域和变形缝的LOD要求为0.004 m,普通内壁区域的要求为0.008 m。最终将各站扫描点云进行拼接配准处理,得到完整的综合管廊点云数据,如图8所示,扫描覆盖率及精度均达到预设要求。

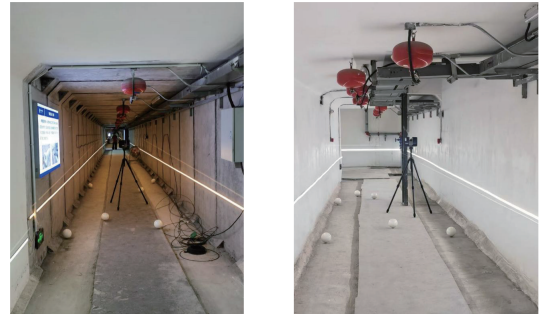


图7 综合管廊场景扫描采集现场照片



图8 综合管廊的完整点云数据

3.2 数据预处理

混凝土管廊作为城市地下综合管廊的主要形式,其结构特征明显,主要由顶板、底板、侧墙等平面构件组成。针对此类结构的点云分割,本研究提出了一种基于改进随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)^[11]算法的多平面检测与分离方法。

预制混凝土管廊点云数据通常包含施工设备、临时支撑结构以及环境噪声等非目标元素。本研究采用基于密度的体素下采样方法,在保持结构特征的前提下有效减少数据量。体素大小的选择至关重要,经过实验验证,0.01 m的体素尺寸能够在计算效率和几何保真度之间达到最佳平衡。

本研究采用基于RANSAC的多平面迭代检测策略,并针对综合管廊环境进行了重要改进。RANSAC算法的核心思想是通过随机采样最小点集(3个点)生成候选平面,然后评估整个点云中符合该平面模型的内点数量。

自适应距离阈值机制是本研究的关键创新。传统RANSAC使用固定距离阈值,在不同密度的点云

中表现不稳定。我们提出基于局部点云密度的自适应阈值计算方法:首先,构建点云的 K 维树(K-Dimensional Tree, KD-Tree)^[12]索引,加速邻域搜索,对每个点查询其 15 个最近邻点,计算全局平均邻域距离;接着,将其作为点云密度的表征设定内点阈值:

$$d_{\text{threshold}} = \max(0.02, 3 \times d_{\text{avg}}) \quad (4)$$

式中: d_{avg} 为全局平均邻域距离, m ; $d_{\text{threshold}}$ 为内点阈值, m 。

这种自适应机制确保在密集区域使用较小阈值提高检测精度,在稀疏区域使用较大阈值保持算法稳定性。通过改进的 RANSAC 方法完成平面提取后,再基于法向量和位置的双重分类机制对提取出的结构面进行分类,通过结构面法向量与垂直轴的夹角来区分侧面和顶/底面;随后,为进一步区分左侧面和右侧面,引入位置约束条件。通过计算平面质心在侧向轴上的投影值,实现准确的方位判定。这种双重验证机制有效解决了法向量方向歧义问题。多平面检测与结构面分类如图 9 所示。

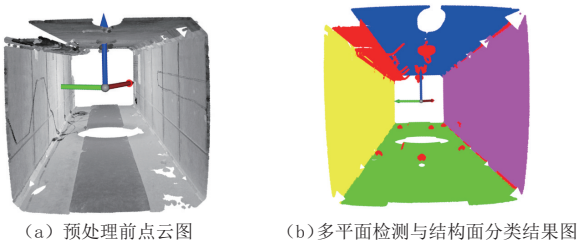


图 9 多平面检测与结构面分类图

4 数字孪生建模

4.1 建模总体框架

综合管廊数字孪生建模以点云数据为基础,构建“几何模型-属性模型-行为模型”三位一体的孪生体,实现物理管廊与虚拟模型的全要素映射。建模流程分为数据准备、几何建模、属性关联、模型集成 4 个阶段,核心目标是保证模型的高精度、高保真和可交互性。

4.2 几何建模实现

(1) 中轴线提取

利用骨架收缩算法^[13]进行中轴线提取。该算法通过模拟点云在几何空间中的收缩过程,逐步将点集向内收敛,最终形成能够反映目标拓扑结构的骨架线。骨架收缩算法具有良好的抗噪声能力,能够适应不规则点云分布,并保持中轴线的连续性与中心性。最终得到中轴线关于 x 的参数方程,如公式(5)所示。中轴线提取效果如图 10(a)所示。

$$\begin{cases} x = x \\ y(x) = \varphi_4 x^3 + \varphi_3 x^2 + \varphi_2 x + \varphi_1 \\ z(x) = \varphi_8 x^3 + \varphi_7 x^2 + \varphi_6 x + \varphi_5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\varphi_1 \sim \varphi_8$ 为多项式系数。

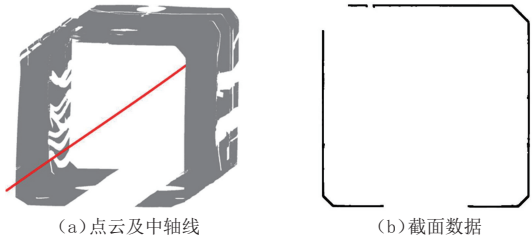


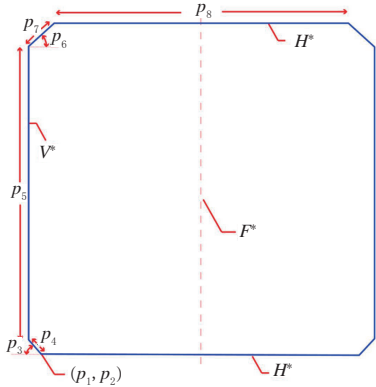
图 10 截面数据获取

(2) 截面数据获取

为实现点云沿中轴线的截面分析与表示,本文提出一种基于中轴线的截面数据获取方法。该方法沿中轴线提取代表性截面,将每个截面邻近的三维点云转换至局部二维坐标系,形成相应的截面数据。截面数据获取流程如图 10 所示。

(3) 参数化形状模型

参数化形状模型(Parametric Shape Model, PSM)是一种通过有限参数与约束条件来控制几何形态的数学模型。该模型基于一组具有明确几何意义的参数(如长度、角度等),并结合几何关系与取值范围等约束,共同描述和生成具体的几何形状。图 11 为一个常见的参数化形状模型。



F^* —对称约束; H^* —水平约束; V^* —竖直约束; $p_1 \sim p_8$ —几何参数。

图 11 参数化形状模型示意图

(4) 模型拟合误差评估与优化

基于截面数据,需要对 PSM 进行拟合优化,本研究采用截面数据到 PSM 的误差平均值作为核心评估指标,反映整体拟合质量,如公式(6)所示。

$$E_{\text{mean}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i \quad (6)$$

式中: N 为截面数据包含的点的个数; d_i 为第 i 个点到模型的最小距离, m 。

采用教与学优化算法(Teaching-Learning-Based

Optimization, TLBO)^[14]对模型参数进行搜索,以平均误差作为适应度函数,目标是寻找使平均误差最小化的参数组合。拟合效果如图12所示。

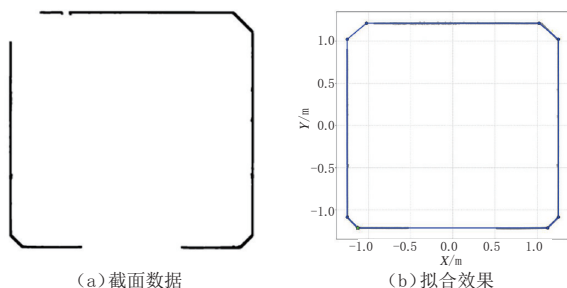


图12 拟合效果示意图

(5)模型重建

在获得各截面数据的最佳拟合参数后,基于PSM生成对应的二维几何轮廓,并将其控制点映射回三维空间。随后,利用Dynamo建立相应的截面几何轮廓,最终通过截面轮廓的连续扫描操作,实现三维模型的参数化重建,结果如图13所示。

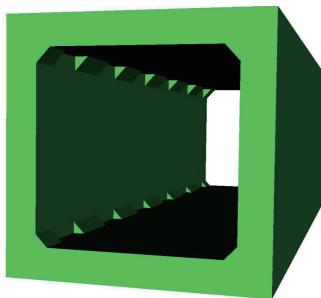


图13 模型重建

4.3 属性模型构建

(1)静态属性关联

为数字孪生模型添加结构化属性信息,包括管廊结构参数(尺寸、材质、混凝土强度)、管线属性(管径、材质、压力等级、权属单位)、设备参数(型号、安装时间、维护记录)等,属性数据与城市地下管线数据库实现对接。

(2)动态属性接入

通过管廊内部署的传感器网络,实时采集温湿度、气体浓度、管线压力、设备运行状态等动态数据,采用MQTT通信协议将数据接入数字孪生模型,实现动态数据的实时更新与可视化展示。

4.4 孪生体集成与功能实现

(1)模型集成

将几何模型、属性模型与行为模型在Unity3D平台进行集成,构建可视化数字孪生平台,支持模型的缩放、平移、旋转等交互操作,以及舱室、设备的分层显示与隐藏。

(2)核心功能实现

可视化管理:实现管廊全断面、全管线的三维可视化展示,支持基于位置、设备类型的快速检索与定位。

碰撞检测:利用点云数据的高精度优势,对管廊运维过程中的检修设备、人员移动路径进行碰撞检测,规避安全风险。

状态监测:实时展示管线压力、气体浓度等关键指标,当数据超标时自动触发报警,并在模型中标记异常位置。

数据追溯:记录管廊建设、运维全生命周期数据,支持历史数据查询与趋势分析,为维护决策提供数据支撑。

4.5 建模精度验证

采用现场实测数据与模型数据对比的方式进行精度验证,选取管廊主体结构尺寸、管线中心坐标、设备安装位置等100个关键测点。验证结果显示:模型几何尺寸误差均 ≤ 5 cm,满足工程精度要求;动态数据更新延迟 ≤ 1 s,实现了物理实体与虚拟模型的实时同步。

5 应用效果分析

5.1 运维管理效率提升

基于点云数据的数字孪生模型显著优化了原型试验场的运维流程。传统人工巡检模式下,易因视觉盲区导致阀门状态误判、管线腐蚀漏检等问题;应用数字孪生模型后,通过远程可视化监测与自动数据采集,结合模型的特征比对功能,可自动识别设备异常状态,有效降低运营漏检率。此外,模型的快速检索功能使管线权属查询、历史维护记录调取的时间明显缩短,大幅提升了管理响应速度。

5.2 安全保障能力强化

在安全预警与应急处置方面,数字孪生模型展现出突出价值。针对燃气舱泄漏风险,模型可通过实时接入的气体传感器数据,在浓度达到预警阈值时自动触发声光报警,并在三维模型中精准标记泄漏位置及扩散范围,为应急人员提供直观的处置指引。同时,模型的碰撞检测功能在管廊内部检修作业中发挥重要作用,保障作业安全。

5.3 经济成本优化

数字孪生模型的应用实现了管廊全生命周期成本的有效控制。在运维阶段,模型支撑的精准维护替代了传统“定期大修”模式,降低维护成本。此外,

模型作为实训载体,为管廊运维人员培训提供了虚拟场景,减少了实地培训对管廊正常运行的干扰,同时提升了培训效果。

5.4 技术示范价值凸显

该项目作为“产学研用”融合示范工程,其数字孪生建模技术已形成可复制的标准流程。模型构建过程中形成的“点云采集-预处理-特征提取-模型集成”技术规范,为区域内地下工程数字化转型提供了实践参考,推动了点云数据与数字孪生技术在综合管廊领域的规模化应用。

6 结 语

本文以综合管廊原型试验场为案例,通过各类传感设备配置以及物联网感知系统搭建,完成综合管廊实体物联网感知平台建立;通过点云数据、数字孪生建模等技术,构建了数字孪生模型,实现了管廊几何形态、属性信息、运行状态的全要素映射,在效率提升、安全强化、成本优化方面均取得显著成效。

点云数据凭借高精度、高保真的特性,为综合管廊数字孪生模型的构建提供了可靠的数据基础。该应用不仅提升了综合管廊运维管理的智能化水平,也为同类地下工程数字孪生技术的应用提供了参考范式。未来可进一步优化点云数据与BIM模型的融合技术,探索基于AI的故障预测算法与孪生模型的结合,强化预测性维护功能;同时推动数字孪生模型与城市智慧管网系统的互联互通,实现从单条管廊管控到区域地下管线网络协同管理的升级,助力城市地下空间的智慧化发展,进一步为城市地下生命线工程的运行维护与灾害防治提供科学支撑。

参考文献:

[1] Xu Y, Tong X, Stilla U. Voxel-based representation of 3D point clouds: Methods, applications, and its potential use in the construction industry[J]. Automation in Construction, 2021(7):103675.1-103675.26.

[2] Chen S, Laefer D F, Mangina E, et al. UAV bridge inspection through evaluated 3D reconstructions[J]. Journal of Bridge Engineering, 2019, 24(4):05019001.1-05019001.15.

[3] 齐亚辉,蔺鹏臻.点云技术在土木工程中的应用现状综述[J/OL]. 工程力学, 2025-09-30: 1-23 [2026-01-05]. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=i00L29morZm9UEFnpmfCPvTiZe95FVAhKJolIR3SHADb3_miagt351alGTilC2FxfBlxkZe-aZ2ss0FFphu2dvklfiUsLRC5TRr3SQAwfjmaMrFsKWZ6ZXFg5G2ep3XaGhU2xrezdDyp4N7DI28XOEbjlVsjj692Y71dCLQsr_SnhhkQhy0eSA==&uniplatform=NZKPT&language=CHS.

[4] Zhang Z, Dai Y, Sun J. Deep learning based point cloud registration: an overview[J]. Virtual Reality & Intelligent Hardware, 2020, 2(3): 222-246.

[5] Jian L, Qiu W, Cheng Y. Centerline-based registration for shield tunnel 3D reconstruction using spinning mid-range LiDAR point cloud and multi-cameras[J]. Automation in Construction, 2025, 171:105950.

[6] 林楷奇,郑俊浩,陆新征.数字孪生技术在土木工程中的应用:综述与展望[J].哈尔滨工业大学学报, 2024, 56(1): 1-16.

[7] GB/T 50838—2015(2024年版) 城市综合管廊工程技术标准[S].

[8] Aryan A, Bosché F, Tang P. Planning for terrestrial laser scanning in construction: A review[J]. Automation in Construction, 2021(5): 103551.1-103551.14.

[9] Roca-Pardiñas J, Argüelles-Fraga R, de Asís López F, et al. Analysis of the influence of range and angle of incidence of terrestrial laser scanning measurements on tunnel inspection[J]. Tunnelling and underground space technology, 2014, (43): 133-139.

[10] Tang P, Alaswad F S. Sensor modeling of laser scanners for automated scan planning on construction jobsites[C]//Construction Research Congress 2012: Construction Challenges in a Flat World. West Lafayette, Indiana: ASCE, 2012: 1021-1031.

[11] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fit-ting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395.

[12] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9): 509-517.

[13] Au O K C, Tai C L, Chu H K, et al. Skeleton extraction by mesh contraction[J]. ACM transactions on graphics (TOG), 2008, 27(3): 1-10.

[14] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching - learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. Computer-aided design, 2011, 43(3): 303-315.

(上接第 57 页)

公路, 2015, 60(8): 110-114.

[15] 唐辉,崔秀鹏,高燕梅,等.基于可靠度的柔性系杆更换研究[J]. 公路工程, 2016, 41(6): 29-35.

[16] 汤国栋,廖光明,严斌,等.桥梁钢索服役破断的安全评定与索力检测[J]. 公路, 2016, 61(12): 119-126.

[17] 胡江.绵阳涪江三桥病害处置与系杆更换实施方案研究[D].绵阳:西南科技大学, 2017.

[18] 林超伟.重庆菜园坝长江大桥系杆评估方法研究[D].重庆:重庆大学, 2005.

[19] 郭卓明.中承式钢管混凝土系杆拱桥设计[J].中国市政工程,

2017(6): 20-23; 108.

[20] 朱劲松,盛荣荣.中承式系杆拱桥体系冗余度分析[J].重庆交通大学学报(自然科学版), 2018, 37(7): 1-8.

[21] 黄育凡,戴思旸,陈康明,等.考虑系杆断裂的钢管混凝土刚架系杆拱桥动力响应分析[J].哈尔滨工业大学学报, 2025, 57(11): 1-10.

[22] JTG/T 5122—2021 公路缆索结构体系桥梁养护技术规范[S].

[23] GB/T 14370—2015 预应力筋用锚具、夹具和连接器[S].

[24] JT/T 771—2009 无粘结钢绞线斜拉索技术条件[S].

[25] YB/T 152—1999 高强度低松弛预应力热镀锌钢绞线[S].