

城市轨道交通数字孪生技术架构及其应用 *

辛佐先^{1,2} 裴芳琼^{1,2} 王柳²

(1. 上海市隧道工程轨道交通设计研究院, 200235, 上海;

2. 上海申电云数字科技有限公司, 200063, 上海//第一作者, 高级工程师)

摘要 目的:研究数字孪生技术在城市轨道交通行业的应用,提出适用于城市轨道交通应用场景的数字孪生技术架构,并在典型应用场景进行实践应用。**方法:**以城市轨道交通运维管理业务需求为导向,从数据感知、融合处理、功能实现三个层次分析数字孪生技术架构,重点对数字孪生体进行分析,利用数据中台对静态数据和动态数据进行融合治理,研究基于机理模型和基于数据驱动的仿真方法,建设仿真模型库提供统一的仿真服务,选取城市轨道交通车站运维管理和列车运维管理作为典型业务应用场景进行实践应用。**结果及结论:**提出的城市轨道交通数字孪生技术架构以运维管理业务需求为导向,以静态数据、动态数据以及仿真模型组成的数字孪生体为核心,可满足城市轨道交通车站运维管理和列车运维管理场景的应用需求,实现了设备实时告警、设备剩余寿命预测、智能排故、应急处置建议、人员管理等运维应用,可及时评估设备健康情况,降低事故发生概率,提升处置效率。

关键词 城市轨道交通; 数字孪生; 运维管理

中图分类号 U29-39

DOI:10.16037/j.1007-869x.2023.08.041

Urban Rail Transit Digital Twin Technology Architecture and Application

XIN Zuoxian, PEI Fangqiong, WANG Liu

Abstract Objective: It is aimed to explore the application of DTT (digital twin technology) in URT (urban rail transit) industry, and to propose a DTT architecture suitable for URT application scenarios with practical implementation in the typical scenarios. **Method:** Guided by URT OM (operation-maintenance) management business requirements, the DTT architecture is analyzed from 3 levels: data perception, fusion processing, and functionality realization. Special emphasis is placed on the analysis of digital twin entity, utilizing a data middle office to amalgamate and govern static and dynamic data. Methods based on mechanistic models and data-driven simulation are studied, and standardized simulation service is pro-

vided by simulation model library. station OM management and train OM management in URT are selected as typical application scenarios for practical implementation. **Result & Conclusion:** The proposed DTT architecture for URT is oriented towards OM management business requirements, centered on a digital twin entity composed of static data, dynamic data, and simulation models. This architecture can effectively meet the application needs of URT station OM management and train OM management scenarios, enabling equipment real-time alarms, equipment remaining life prediction, intelligent troubleshooting, emergency response recommendations, personnel management, and other OM applications. Timely assessment of equipment health can be provided to reduce accident occurrence probability and improve disposal efficiency.

Key words urban rail transit; digital twin; operation and maintenance management

First-author's address Shanghai Tunnel Engineering & Rail Transit Design and Research Institute, 200235, Shanghai, China

2012年以来,智慧城市、智慧交通的概念逐步被推广和接受^[1],北上广深成渝等规模较大的城市轨道交通企业(约占14%)已相继出台数字化蓝图规划,但目前存在战略决策、流程执行、资金投入、技术平台等困难因素,仍处于转型初级阶段^[2]。数字孪生技术作为一种在信息世界刻画、仿真、优化、可视化物理世界的技术^[3],在制造领域得到了落地应用。近年来,在城市轨道交通领域,将BIM(建筑信息模型)、IoT(物联网)、LBS(基于位置服务)等技术与设计、施工、运维管理相结合,建设了虚实结合的数字化资产,为数字孪生技术的应用奠定了基础。

1 城市轨道交通数字孪生技术架构

本文提出的城市轨道交通数字孪生技术架构

* 上海市科学技术委员会项目(21DZ1203500)

如图 1 所示,主要包括三部分:创建三维数字空间模型,搭载全生命期静态数据;通过物联网、5G 等技术集成反映物理空间实时状态的动态数据,对多源数据进行融合处理,结合仿真算法、预测算法,以及云

计算、大数据和人工智能技术,打造城市轨道交通数字孪生体;面向生产管理人员和乘客,提供智能监控、智能运维、智能服务、态势决策、联动指挥、资源协同等功能。

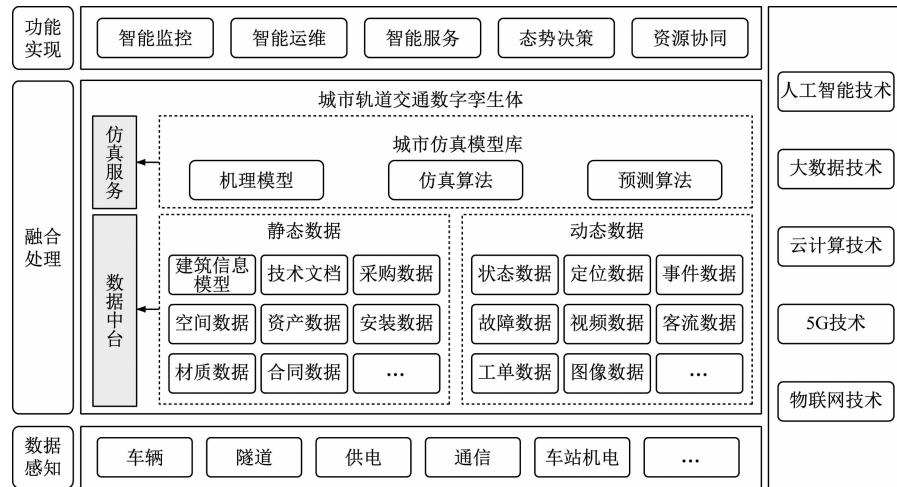


图 1 城市轨道交通数字孪生技术架构

Fig. 1 Architecture of URT digital twin technology

2 数字孪生体

2.1 静态数据

静态数据是构建数字孪生体的基础数据,是在一定时期内不会发生变化的阶段性成果数据,或者发生变化后可通过比较快捷、简便的方式进行维护更新,例如 BIM 竣工模型、采购数据、资产数据及技术文档等。图 2 为车站机电模型,是典型的静态数据集合。

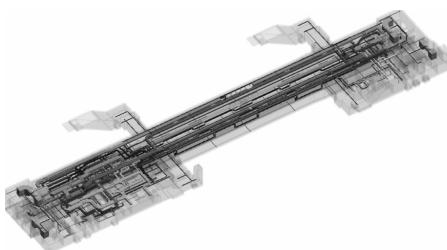


图 2 车站机电模型

Fig. 2 Station electromechanical model

静态数据通过人工采集、既有信息系统对接采集,形成阶段性成果后交付至下一阶段。以机电设备数据为例,在建设阶段通过建设管理平台进行采集、审核、归档后,数据同步交付至运维阶段。

2.2 动态数据

动态数据反映物理世界实时状态,来源广泛、结构多变、变化频率高,通常包括各专业设施设备、

生产管理行为、乘客等要素的数据。动态数据让虚拟世界“活”起来,反映物理世界的真实情况,进一步预测即将发生的情况和控制物理世界的真实对象。

动态数据的采集方式包括传感器采集、视频 AI(人工智能)分析、既有信息系统对接、移动端作业采集等。利用 Wi-Fi(无线保真)、以太网、物联网、5G(第 5 代移动通信技术)、现场总线等通信技术将实时数据存入服务器;通过数据可视化技术在虚拟模型中反映物理世界实时状态,如站台门开关状态、工作人员位置等;利用仿真模型和算法获得不同应用场景的预测方案、控制方案,实现虚实交互。

2.3 仿真模型

2.3.1 基于机理模型的方法

基于机理模型的方法是根据设备内部工作原理建立反映设备性能退化物理规律的数学模型。通过设定边界条件和系统输入等参数,进行数学模型的求解和仿真,预测设备性能退化的发展趋势。

机理建模和模型仿真是基于机理模型的方法的两个重要组成部分。常见的机理建模方法包括类比分析法、量纲分析法、几何分析法等。其中以几何分析法和类比分析法为主,针对物理实体,利用平面几何、立体几何、解析几何等原理建立相应的数学模型,同时根据物理定律和数学原理建立不同事物之间的类比关系。常见的仿真方法包括欧

拉法、梯形法、预估-校正法、龙格-库塔法等。其中最常用的四阶龙格-库塔法由于其编程容易、改变步长方便、稳定性好,因此在工程上应用广泛。

基于机理模型的预测方法还依赖于设备的故障机理和潜在退化模型。当前国内外研究人员已经针对不同的设备系统提出了各种退化模型,以进行预测。如文献[4]提出了一个退化建模框架,用于计算在时变环境条件下滚动元件轴承的剩余寿命分布。

2.3.2 基于数据驱动的方法

基于数据驱动的方法需要从运行设备中收集监测数据,并从中提取特征,通过数据分析挖掘隐藏的健康状态指标和性能退化特征。当前最常用的基于数据驱动的方法为机器学习算法,其在预测领域效果非常突出。其中 DNN(全连接神经网络)、CNN(卷积神经网络)、RNN(循环神经网络)应用广泛。如文献[5]发掘了一种基于滚珠轴承高

频振动的新特征,以估计轴承的剩余使用寿命,而后利用前馈神经网络进行训练和预测。文献[6]提出了一种基于深度学习的大数据旋转部件剩余寿命预测方法。使用从齿轮试验台和轴承运行失效试验中收集的数据对所提出的方法进行了测试,测试结果表明:基于深度学习的方法具有良好的剩余寿命预测性能。

3 城市轨道交通数字孪生技术架构应用场景

3.1 车站运维管理

基于本文的数字孪生技术架构,在上海轨道交通14号线搭建了车站智慧运维管理平台,通过集成车站立体感知数据,以维护维修管理、客运管理、乘务管理等业务应用为导向,构建车站运维管理数字孪生技术架构应用场景。车站智慧运维管理应用场景下的平台架构如图3所示。

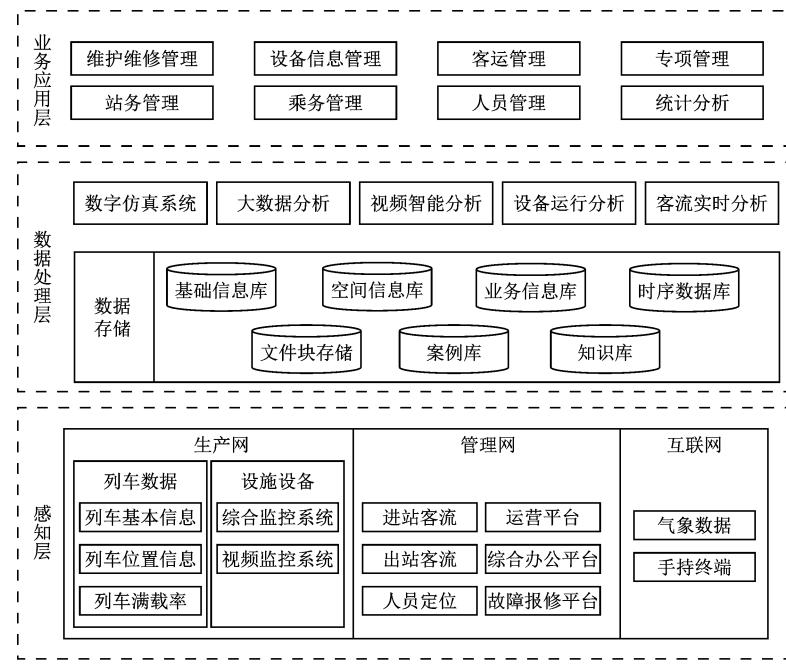


图3 车站智慧运维管理应用场景下平台架构

Fig. 3 Platform architecture in station smart OM management application scenario

3.1.1 基于BIM+IoT(物联网)数据驱动的设备管理应用

设备BIM数据由建设期竣工交付得来,包含设备编码、设备模型数据、技术规格书等,属于静态数据。动态数据包括通过IoT传感器、智能终端、摄像头等采集的运行状态数据、故障数据、视频流等内容。基于BIM+IoT数据驱动具有以下应用功能:

1) 自主巡检:基于设备实时运行状态数据,实现自主设备巡检,例如开关状态、通信状态、电流电压等,自动生成巡检记录和表单,作为必要的审查依据。

2) 自主报修:自主识别故障信息驱动自主报修流程,生成维修工单并进行派单。数据积累后可支撑智能分析故障原因、维修策略、预计维修时间等

辅助维修管理决策内容。

3) 自动计划:根据设备类型、各专业设备维修规程、设备履历,自动生成维护保养计划和维护工单。

4) 自动履历:基于巡检、维修、维护记录数据自动形成设备动态履历,实现设备全生命期管理。

5) 自主分析:结合监测数据和履历数据,对设备健康状态进行自主分析,可进一步预测故障的发生过程与失效时间,远期可通过预测性维护实现设备的零宕机和持续可靠的运行目标。

3.1.2 基于 BIM + LBS(基于位置的服务)数据驱动的人员管理应用

BIM 天然包含了空间数据,包括楼层、房间、设备空间位置等,通过坐标、高程等数据体现,属于静态数据。LBS 基于位置服务的常见技术有蓝牙、Wi-Fi、超宽带等。以主动式蓝牙定位为例,工作人员携带移动终端连接到蓝牙信标,即可通过“三点定位法”计算出人员实时位置,属于动态数据。通过 BIM + LBS 数据融合,形成“人+物+事”完整的空间数字孪生,驱动以下应用功能:

1) 日常事件:利用移动终端上报事件,自动代入位置数据,在车站运维管理应用场景中标识事件,判断事件高发地点,及时采取调整措施。

2) 巡视管控:结合空间数据开展巡视工作,支持自定义巡视点位、巡视范围,根据实时定位自动解锁相应任务,为巡视工作管控提供标准化、可视化管理工具。

3) 应急处置:以场景作为指挥沙盘,实现自动化可视化布岗,辅助应急指挥决策;在处置终端,根据人员位置推送布岗要求、路径建议,提升处置效率。事后可对事件处置过程进行可视化复盘评估,为既有应急预案优化提供依据。

3.2 列车运维管理

基于本文的数字孪生技术架构,在上海轨道交通 17 号线构建了列车运维管理数字孪生技术应用场景,以列车实时感知数据驱动仿真分析,实现实时告警、设备剩余寿命预测、智能排故、应急处置建议等应用。

3.2.1 轮轨健康管理

轮轨的健康状态很大程度上决定了列车的可靠性水平,对轮轨进行实时监测及健康状态预测有助于列车的安全运行。轮轨数据一方面包含轮轨类型、编码、图片、轴承/踏面结构图、技术规格书等

静态数据;另一方面包含通过车联网对列车状态与故障数据进行实时采集获取的动态数据,如尺寸检测、车下设备温度检测、360°车辆外观检测、踏面缺陷动态图像监测、车轮失圆检测、车轮深层次探伤、轨边声学诊断系统等。基于大数据平台对车联网动态数据实时采集,通过 AI 对车辆外观检测精准算法识别,构建基于数字孪生技术架构的轮轨健康管理平台,主要实现以下应用功能:

1) 故障实时告警:通过对列车轮轨中轴承和踏面的温度、冲击值、振动值等数据进行采集分析,可掌握轮轨的实时动态。结合专家意见设定一系列阈值,如温度报警标准、振动报警标准、轴承冲击报警标准、踏面冲击报警标准等,可准确地对列车运行时轮轨出现的故障进行实时告警。

2) 部件剩余寿命预测:基于列车运维管理数字孪生模型,依赖各部件的故障机理和退化模型,在虚拟空间中对孪生体模型进行仿真推演,模拟不同工况下的正常或异常行为,获取仿真数据。结合基于机理模型的方法和基于数据驱动的方法,以实时监测数据和仿真数据为数据源,采用统计分析、模式识别以及机器学习等技术,建立预测模型,实现各部件状态评估和剩余寿命预测^[7]。基于预测所得的各部件健康指数可将轮轨健康状态划分为正常、亚健康、轻微故障、中等故障和严重故障 5 个等级,可及时评估轮轨健康情况,降低事故发生概率。

3.2.2 应急处置管理

司机反馈在列车正线故障下的应急处置难点主要集中在识别列车故障。列车数据包含站台/站点、股道、基地、线路、车型等参数,以及车辆设备树、功能树等各系统维护维修手册维保数据。同时也包含 GIS(地理信息系统)地图信息,用于对列车位置实时追踪,这些都属于静态数据。IoT 数据通过 Netty、Kafka、Spark Streaming 等大数据技术手段获取列车实时运行状态数据与故障数据,包括牵引、辅助、制动、空调、轴温、旁路等运行状态数据,以及蓄电池温度异常报警、轴温传感器逆变器过载、电压过/欠压,电流过/欠流等故障数据,这些都属于动态数据。

基于 IoT 和大数据技术构建基于数字孪生技术架构的应急处置管理,对海量的车辆状态和故障数据进行聚类分析和数据挖掘,快速、准确地定位车辆故障点,挖掘故障的成因,推理故障的风险和影响,智能匹配应急预案,为司机提供辅助决策。主

要包括4项应用功能：

1) 故障实时定位：基于列车运维管理数字孪生模型，可通过信号来源判断发生故障的车厢位置，并在虚拟空间进行实时展示。

2) 列车牵引能力树：通过对列车实时状态数据的再组织，以树状逻辑图的形式展示当前影响牵引能力的所有因素，通过对树状牵引能力逻辑的分类判别，帮助司机在应急处置场景下快速定位问题点。

3) 旁路提示和状态监控：旁路提示与牵引能力树形成联动，基于相关信号逻辑，在需要进行旁路操作时自动高亮显示，智能提示司机进行相关操作，并进行结果监控，对旁路开关的实时状态进行展示。

4) 应急处置建议：基于列车的实时状态、故障信号以及相关信号逻辑，自动判断出当前列车处于何种故障现象，实现智能识别故障并自动匹配推送应急处置手册。

4 结语

本文提出了一种城市轨道交通的数字孪生技术架构，探讨了该架构中数字孪生体的组成和仿真方法。该数字孪生技术体系分别在上海轨道交通车站运维管理和列车运维管理的业务场景中进行了示范应用，取得了较好的应用效果，挖掘了数字孪生技术对于提升城市轨道交通智能化水平的价值，为数字孪生技术在城市轨道交通领域的落地应用提供一定参考。

参考文献

- [1] 蔡大伟,余承英.面向新型智慧城市的智慧交通架构探讨[C]

(上接第212页)

采用该安全防护方法，无需设置动态测试缓冲区段，不仅能缩短动态测试列车与其他相邻列车的安全间隔，缩短停车位列车出库运行距离，进而提高运营效率，还能减少划分实体区段的信号设备，并减少停车库的占地面积，进而降低项目的土建成本和信号设备成本。

这种设计思路也可应用于其他安全防护功能的设计方案中。

//中国城市科学研究院智慧城市与轨道交通 2022. 北京：中国城市出版社, 2022:261.

CAI Dawei, YU Chengying. Exploration of smart transportation architecture for new smart city [C] // Chinese Society for Urban Studies Digital City Professional Committee. Smart City and Rail Transit 2022. Beijing: China City Press, 2022: 261.

- [2] 姚世峰,张涛,谢湘,等.2021年度城市轨道交通企业数字化转型与发展调研报告[J].城市轨道交通,2022(2):12.
YAO Shifeng, ZHANG Tao, XIE Xiang, et al. Investigation report on digital transformation and development of urban rail transit enterprises in 2021 [J]. China Metros, 2022(2): 12.
- [3] 陶飞,马昕,胡天亮,等.数字孪生标准体系[J].计算机集成制造系统,2019, 25(10):2405.
TAO Fei, MA Xin, HU Tianliang, et al. Research on digital twin standard system [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25 (10):2405.
- [4] GEBRAEEL N, PAN J. Prognostic degradation models for computing and updating residual life distributions in a time-varying environment [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2008, 57 (4): 539.
- [5] BEHZAD M, ARGHAND H A, ROHANI BASTAMI A. Remaining useful life prediction of ball-bearings based on high-frequency vibration features[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2018, 232(18): 3224.
- [6] DEUTSCH J, HE D. Using deep learning-based approach to predict remaining useful life of rotating components[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 48 (1): 11.
- [7] 黄志平,黄新宇,李亮,等.基于数据驱动的铣削刀具寿命预测研究[J].制造技术与机床,2020(1): 153.
HUANG Zhiping, HUANG Xinyu, LI Liang, et al. Research on life prediction of milling tools based on data-driven[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2020(1): 153.

(收稿日期:2023-02-23)

参考文献

- [1] 郑清祥, 汪小勇, 熊金红. 无人驾驶系统中点动测试功能分析[J]. 黑龙江交通科技, 2019, 42(12): 219.
ZHENG Qingxiang, WANG Xiaoyong, XIONG Jinhong. Function analysis of jog test in fully automatic operation control system [J]. Heilongjiang Jiaotong Keji, 2019, 42(12): 219.

(收稿日期:2021-03-10)