

基于数字孪生与 AI 的公路工程施工现场安全预警关键技术研究

安静文

新疆北方建设集团有限公司 新疆 奎屯 833200

摘 要：公路工程施工环境复杂、风险源众多，传统的安全预警方法在实时性、准确性和智能化水平上已难以满足现代工程管理的需求。数字孪生与人工智能技术的融合发展，为施工现场安全预警提供了全新的技术路径。本文系统分析了公路工程施工安全风险的特征与预警需求，构建了涵盖物理实体、虚拟模型、数据交互和智能决策四个维度的施工现场数字孪生预警体系架构。在此基础上，重点论述了多源异构数据融合与高保真建模、基于深度学习的风险时空预测、虚实映射驱动的动态预警机制等三项关键技术。研究认为，数字孪生与 AI 的深度融合能够实现施工安全风险从被动响应向主动预控的范式转换，为公路工程安全管理智能化转型提供核心技术支撑。

关键词：数字孪生；人工智能；公路工程；施工安全；预警技术

引言

公路工程施工具有线长面广、环境开放、工序复杂、人员设备密集等显著特征，安全风险高度动态且具有强耦合性。高处坠落、物体打击、机械伤害、坍塌和车辆伤害等事故类型在公路工地屡见不鲜。传统的安全管理手段——如定期巡查、隐患排查和静态风险评估——主要依赖人工经验和历史统计规律，在风险识别的前瞻性和预警响应的即时性方面存在明显短板。近年来，随着物联网（IoT）传感器、计算机视觉和边缘计算等技术的普及，施工现场已初步具备了数据实时采集和局部智能分析的能力。然而，这些技术多为分散的点状应用，缺乏统一的数字基座和全局性的决策引擎，数据孤岛现象严重，难以实现多源信息的融合研判和风险的超前预警。数字孪生（DigitalTwin）作为一种充分利用物理模型、传感器数据和运行历史，集成多学科、多尺度、多概率的仿真过程，已在制造业和城市管理领域展现出强大的预测决策能力。人工智能（AI）则赋予系统从海量数据中自主提取特征和建立映射关系的智能。两者的融合——数字孪生提供高保真的虚拟实验场，AI 提供高效的推理和优化工具——为破解施工安全预警的实时性和准确性难题提供了可能。

1 施工安全风险特征与预警需求分析

1.1 公路工程施工安全风险的特殊性

公路工程施工现场的风险特征可从时空维度加以理解。空间上，公路工程属于线性工程，施工工点沿线绵延数十乃至数百公里，包含路基、路面、桥梁、隧

道、交叉工程等多种构造物，不同工点的风险类型和等级差异悬殊——高墩桥梁以高处坠落和起重伤害为主，隧道工程以坍塌和瓦斯爆炸为要，路基施工则以机械碾压和边坡失稳为重。时间上，同一工点随施工工序推进，风险源持续演变，例如深基坑开挖阶段以支护失效风险为主，主体施工阶段则转为高支模坍塌风险，不同工序的转换伴随着风险图谱的剧烈变化。这种空间分散性与时间动态性的叠加，使得传统的以静态风险清单为基础的管控模式力不从心。

1.2 现有预警手段的局限性

当前施工现场的安全预警手段主要分为三类。第一类是人工经验判断，依靠安全员的现场巡视和主观评估，其优点在于灵活综合，但受限于个体经验和疲劳因素，漏报率和误报率较高。第二类是阈值触发的传感器报警，如倾角仪监测边坡位移、应变计监测支架变形，当监测值超过预设阈值时发出警报。该方法客观可靠，但阈值设定缺乏科学依据，且各传感器独立报警，忽略了多参数耦合的前兆信息。第三类是统计分析预警，基于历史事故数据建立回归或概率模型，但公路施工项目具有单件性和不可重复性，历史数据的可迁移性有限。总体而言，现有手段均未突破“事后响应或临界报警”的被动模式，距离“事前预知、主动干预”的目标尚有较大距离。

1.3 数字孪生赋能的预警新需求

面向主动预控目标，施工安全预警提出了新的技术需求。首先，需要构建施工现场的统一数字化镜像，将

人员、机械、材料、环境和结构状态纳入同一虚拟空间中,实现物理世界到信息世界的全要素映射^[1]。其次,预警模型必须具有时空感知能力,能够理解风险随施工进度和空间位置的动态演化规律,而非静态评判。再次,预警系统应具备自学习和自适应能力,能够根据新产生的现场数据持续优化预测模型,减少对人工设定参数的依赖。最后,预警结果应以直观、可操作的方式呈现给现场管理人员,并与应急响应流程形成闭环。数字孪生与 AI 的结合,恰恰对应满足上述需求——数字孪生负责全要素建模与虚实映射, AI 承担特征挖掘、趋势推演和智能决策。

2 数字孪生与 AI 融合的预警体系架构

2.1 体系总体架构

本文提出“四层三闭环”的预警体系架构。四层由下至上分别为:感知层——部署于施工现场的多类型 IoT 传感器、视频监控、无人机航测和车载终端,负责采集环境参数、结构响应、机械状态、人员位置和施工进度等原始数据;数据层——对多源异构数据进行清洗、对齐、融合和时空配准,构建标准化的施工安全数据集;孪生层——基于建筑信息模型(BIM)和地理信息系统(GIS)建立几何模型,融合多物理场仿真引擎构建行为模型,形成施工现场的高保真数字孪生体;智能层——部署多种 AI 算法模型,对孪生数据进行在线推理和预测,输出风险等级、预警信号和处置建议。三闭环包括数据闭环(感知数据持续更新孪生模型)、演进闭环(AI 预测结果与实测值比对用于模型迭代更新)和决策闭环(预警信息触发现场响应,响应效果反馈至系统用于优化预警阈值)。

2.2 物理实体到虚拟模型的映射机制

数字孪生的核心在于建立物理实体与虚拟模型之间准确、动态的映射关系。几何映射依托 BIM 技术构建施工场地的三维精细模型,包括地形地貌、构筑物轮廓、临时设施布局和机械位置等静态及准静态要素。行为映射则更为关键——它描述物理对象在外界作用下的响应规律,例如围岩变形随开挖进尺的变化曲线、支架内力随混凝土浇筑荷载的实时响应、起重臂摆动幅度与风速和吊重的关联等。行为映射的实现需要融合力学机理模型(如有限元计算)和数据驱动模型(如神经网络拟合)。在公路施工场景中,完全依赖机理模型面临参数标定困难的问题,而纯数据驱动模型则缺乏物理约束,可能在样本外区域产生荒谬预测^[2]。因此,混合建模策略更为可取——以机理模型提供基础框架和物理一致性约束,以数据驱动模型修正未建模动态和局部偏差,两

者协同实现高保真映射。

2.3 数据驱动模型更新与演化

施工现场的物理状态随时间快速变化,数字孪生模型必须保持同步演化才具有预警价值。模型更新机制分为两个层次:参数级更新采用卡尔曼滤波或贝叶斯推断方法,利用实时监测数据对模型中的关键参数(如材料弹性模量、地基刚度系数)进行在线修正,使模型输出逼近实测值;结构级更新则发生在施工工序转换或重大工况变更时,需要重新配置模型的边界条件、荷载组合和分析维度,例如从基坑阶段切换至主体结构阶段时,需卸载土压力模型并加载结构自重和施工荷载模型。此外,模型演化还需记录施工过程中的设计变更、地质条件复核和临时加固措施等信息,确保虚拟模型与实际工程状态保持一致。这一演化过程无法完全自动化,需在系统设计中预留人工校验和干预接口,由专业工程师对模型更新结果进行确认。

3 施工现场安全预警关键技术

3.1 多源异构数据融合与高保真建模

施工现场的数据来源极为庞杂——结构健康监测数据(应变、位移、加速度)以高频时序数据为主,环境监测数据(风速、温度、降雨量)具有时空缓变特征,视频监控图像和点云数据则是高维非结构化数据,而施工日志和验收记录以文本和表格形式存在。将这些异质数据融合到一个统一框架中,是构建数字孪生的首要技术挑战^[3]。融合策略应采取分层递进方式:在数据层,利用时序对齐和空间坐标转换将各类数据统一到相同的时空参考系;在特征层,从图像和点云中提取关键特征(如裂缝宽度、变形量、人员位置密度),将非结构化数据转化为结构化的数值指标;在决策层,将不同模态数据得出的初步结论进行置信度加权综合。高保真建模的另一关键问题是模型精度的衡量与验证——孪生模型不应盲目追求细节的无限细化,而应以“满足预警功能需求”为准则,对与安全密切相关的物理量(如应力集中区的应变)保持高精度,对无关细节(如临时设施的外观纹理)适当简化,以平衡计算效率和模型保真度。

3.2 基于深度学习的风险时空预测模型

施工安全风险的本质是一个时空耦合的动态系统——某一位置的风险不仅取决于该位置当前的状态,还受到邻域状态和过去演化趋势的影响。图神经网络(GNN)和长短期记忆网络(LSTM)的组合架构能够有效捕捉这种时空依赖性。具体而言,利用图神经网络将施工现场抽象为图结构,其中节点代表关键监测点

位或施工区域,边代表空间邻接或工序逻辑关系,通过消息传递机制实现空间信息的聚合。同时,在每个节点上嵌入 LSTM 单元,提取该位置监测指标的时间序列特征,将时序趋势信息与空间邻域信息拼接后输入全连接层,输出该节点在未来时窗(如未来 2 小时、4 小时、24 小时)的风险概率或风险等级。预测模型训练面临的主要困难在于安全事故样本极度稀疏(正样本比例远低于负样本),直接训练将导致模型偏向于预测“安全”而忽略“危险”。应对策略包括:采用代价敏感学习算法,提高错分正样本的惩罚权重;运用生成对抗网络(GAN)合成少数类样本以平衡数据集;以及将事故预测转化为异常检测问题,即识别与正常模式显著偏离的状态,从而绕过正样本稀疏问题。

3.3 虚实映射驱动的动态预警机制

预警的最终落脚点在于“何时报警”和“如何报警”,这涉及预警模式和预警阈值的动态设定。传统固定阈值法无法适应施工环境的动态变化,易在工况正常变化时产生虚警,而在异常渐进累积时漏警。本文提出基于虚实映射比对的预警模式:数字孪生模型根据当前工况和施工计划,在虚拟空间中推演出结构响应和环境指标的“预期正常值”及其合理波动区间。将实测值与孪生模型的预期值进行实时比对,当偏差超出模型预估的置信区间时,判断为潜在异常,触发预警。这一模式的优势在于预警阈值随施工阶段和工况动态调整——例如,高支模混凝土浇筑阶段,支架应变的预期值由孪生模型根据浇筑速度、混凝土密度和温度实时计算,远高于空载状态,系统不会因浇筑过程中的大变形而误报,但一旦实测应变偏离了孪生模型的预测曲线(如增长速率异常加快),则立即发出预警^[4]。预警等级可采用红、橙、黄、蓝四级划分,每级对应明确的响应流程 and 责任人。预警信息的发布应采取“多通道冗余”策略——同时通过现场声光报警器、管理人员手机 APP、智能安全帽震动提醒和指挥中心大屏弹窗等方式送达,确保信息的可靠传递。

3.4 模型可解释性与人机协同决策

深度学习模型的高精度往往以“黑箱性”为代价,而安全预警领域的特殊性要求决策过程具有一定程度的

可解释性——现场管理人员难以接受“模型说危险,但不知道原因”的预警结果。因此,应引入可解释人工智能(XAI)技术,利用 SHAP(SHapley AdditiveexPlanations)值分析或注意力权重可视化方法,为每个预警结果提供特征重要性排序,明确指出是“风速突增”“位移加速”还是“人员聚集密度过高”等因素主导了本次预警。这种解释不仅是管理决策的依据,也是建立人机互信的基础。更进一步,预警系统的设计不应追求完全自动化决策,而应定位于人机协同的辅助决策工具——系统提供风险概率、位置信息、原因解释和推荐处置措施,最终由现场安全负责人综合判断后下达指令。这种人机协同模式既保留了 AI 在数据挖掘和趋势预测方面的优势,又发挥了人类在复杂情境判断和经验决策方面的不可替代性。

4 结语

数字孪生与人工智能融合为公路施工安全预警提供了主动预控新路径。本文针对施工风险复杂性和现有手段滞后性,构建了包含数据融合建模、深度学习预测、虚实动态预警和模型可解释性的四层体系。实现该体系需三大协同:物理与虚拟空间的动态映射、机理模型与数据驱动的方法融合、机器推理与人类判断的决策共融。目前,相关技术已在部分大型交通项目试点,但要实现规模化推广,仍需突破传感器耐久性、模型泛化能力、系统标准化及成本控制等瓶颈。随着 5G 与工业互联网发展及行业数字化深入,该智能预警系统有望成为施工现场标配,推动安全管理从被动响应向主动防控根本转型。

参考文献

- [1] 陶飞,刘蔚然,刘检华,等.数字孪生及其应用探索[J].计算机集成制造系统,2021,27(1):1-16.
- [2] 丁烈云,周诚,叶艳兵.数字建造与施工安全智能管控研究综述[J].土木工程学报,2023,56(2):1-12.
- [3] 吴炜煜,张洋,李勇.施工现场多源数据融合方法研究[J].清华大学学报(自然科学版),2024,64(7):1215-1224.
- [4] 王要武,薛小龙,韩喜双.基于数字孪生的基础设施安全预警框架[J].工程管理学报,2022,36(5):1-6.