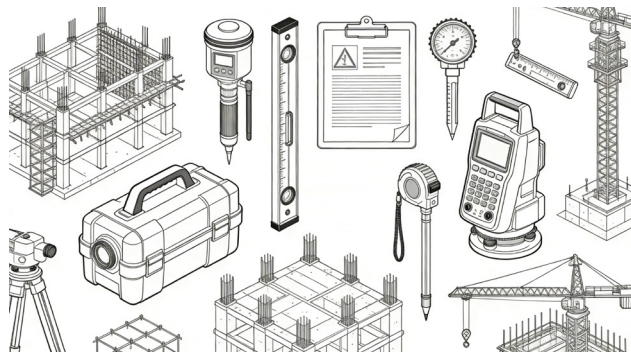


多源工程数据支撑下建筑质量缺陷预测技术

文 | 付洪盛 武翔宇 孙风正

要保障工程项目的安全和使用寿命，准确预测建筑质量缺陷十分重要。不过，传统预测方式存在数据分散、更新不及时等局限。综合设计施工监测及运维等多维度工程信息，可构建更全面且实时更新的数据支撑，以此为缺陷预测奠定坚实基础，并借助大数据与人工智能手段打造数据驱动的质量缺陷预警系统，已成为强化工程质量管理的有效途径。



(配图由 AI 生成)

多源工程数据的构成与集成处理

多源工程数据是贯穿建筑全生命周期的多样化信息总和，其中包含静态与动态这两类核心信息。静态信息主要由设计阶段的图纸、BIM 参数、技术标准和物料清单构成，动态信息涵盖施工阶段实时监测数据、影像资料、设备运行指标、环境参数及运维阶段巡检记录和性能衰减数据。它的集成处理需要建立统一的数据框架，通过制定标准化数据模型和语义映射规则来实现多源异构数据的语义统一与时空关联。这个流程采用数据清洗、格式转换、实体识别和关系抽取等手段，把分散的数据整合为具备统一时空基准的结构化知识图谱，最终构建支持深度分析和智能决策的高质量工程数据资源。

基于多源数据的质量缺陷预测模型构建

关键特征提取与指标体系建立

在多源数据驱动的预测建模过程中，关键特征提取与指标体系构建属于核心步骤。其目标是把庞大且多样化的工程数据转化成可量化、具备预测能力的结构化信息。特征提取先结合数据物理背景和缺陷成因，从材料特性、结构尺寸、环境条件等结构化数据中统计出平均值、离散程度及极值等指标，并且计算应力比例变异系数等衍生参数。对于巡检影像监测信号这类非结构化数据，运用卷积神经网络或者信号处理技术，提取纹理细节、形态特征及频谱特征等深层信息，同时融合专业经验，纳入施工工艺符合度、工序间隔时长等语义性指标。在特征选择阶段，通过过滤式、包裹式或嵌入式方法，结合相关性分析、主成分分析及基于随机森林或 XGBoost 的特征重要性评估，剔除冗余特征和噪声数据，筛选出对缺陷发生敏感性强且

贡献度高的关键特征组合。最终采用分层化和归一化处理，把筛选后的特征整合成多层次、可量化的综合指标体系，为模型输入提供高质量且具有解释性的特征空间。

机器学习预测算法的选型与适配

在基于多源数据开展缺陷预测时，预测算法的选择与调整属于核心环节。算法决策要全面评估任务目标、数据特性和实际应用条件。要是缺陷识别更偏向分类问题，集成学习方法（像随机森林和梯度提升树）处理高维特征的优势和出色预测效果常成为首选。倘若预测任务涉及有时序关联的缺陷风险，循环神经网络及其改进型（如长短期记忆网络）能更好地反映施工动态变化规律。当输入数据主要是图像、点云这类非结构化信息时，就得采用卷积神经网络作为核心技术。

算法适配得依据工程数据特殊属性作个性化调整，包含修改模型架构来适应特征规模。采用正则化手段处理数据里的噪声和多重共线性问题，同时针对工程实践中普遍存在的样本分布不均状况，运用代价敏感学习或重采样等方法。模型超参数可通过网格搜索、贝叶斯优化等系统化手段进行调整。最终形成的预测系统不仅要在评估指标上达到较高水准，还得保持较强稳定性与可解释性，为实际工程质量控制提供可靠依据。

模型训练、验证与优化策略

要构建精准且有泛化能力的预测模型，得遵循一套系统训练验证优化方法。训练阶段用特征工程处理后的结构化数据，通过科学划分训练集、验证集、测试集，运用随机梯度下降、自适应矩估计等优化算法，持续迭代调整模型参数，降低损失函数值。验证环节采用 K 折交叉验证技术全面检验模型在未知数据上的表现，结合早停机制防止过拟合。优化

过程聚焦超参数精细调整，运用网格搜索、随机搜索、贝叶斯优化等手段，确定学习率、正则化强度、网络层次等参数的最佳配置。采用集成学习策略，通过 Bagging 方法随机森林或 Boosting 技术梯度提升树整合多个基础学习器，提升整体预测效能。

预测技术的工程应用与效能提升

施工过程中的实时预警与决策支持

系统把多源数据进行融合来构建实时预警与决策支持机制。在施工阶段，将 BIM 信息、物联感知数据和进度管理信息进行联动。系统的核心之处是建立和实体施工同步演进的数字镜像，把预测模型计算得出的风险概率与具体构件、工序及空间点位进行动态绑定。现场实时采集到的施工参数或者环境指标和模型预判的异常特征相似度突破设定限值时，系统就会启动分级报警；预警内容会通过可视化看板、移动端推送等途径快速传递到现场负责人。决策支持功能不只是进行风险提示，还通过关联 BIM 模型与知识库来提供问题根源解析、影响范围评估及解决方案建议，比如，系统可以精确定位到指定楼层的混凝土浇筑部位，提示振捣不达标风险，调取该位置施工标准、工艺演示视频及历史处理方案。这个闭环机制将质量管控从原来的事后补救转变为事中控制，有效增强了管理的预见性和精确度，为优化施工策略、合理调配资源提供数据支撑的决策参考。

预测系统与项目管理流程的协同融合

预测系统与项目管理流程的协同融合旨在将预警功能深度融入管理架构，推动质量管理模式变革。规范化的数据对接机制，确保预测系统能够实时同步进度、物料及合同等业务系统的动态数据。支撑决策的综合信息平台，在核心管理环节部署预测模型的自动触发功能，如在分部分项工程验收前自动开展质量隐患分析，或在材料入场时结合历史记录判定其缺陷可能性。为确保协同效果达到预期，需要依据项目参与者的职能定位，定制出个性化的风险警报分发与响应机制，保障信息能够准确送达责任人员并且融入他们的日常工作。系统所生成的信息不仅要用于风险警示，更要作为质量会议、工序交接等管理活动的重要依据，促成“监测—预警—决策—执行—验证”的数字化管理循环。通过这样深度的整合，预测技术不再只是辅助工具，而是转变成重构项目管理体系、优化整体运作效率的核心驱动力。

基于反馈的模型迭代与精度提升

预测系统持续优化主要靠反馈驱动模型更新和性能改进，其关键核心在于构建从施工现场到预测模型的闭环数据链。系统在发出预警的时候还会系统化收集预警处理结果、实际缺陷验证情况及未被有效识别的遗漏案例，这些信息经

过脱敏处理和标注之后，会成为优质的增量训练素材。模型更新采用增量学习或在线学习技术，会定期把新数据纳入训练体系，让模型可灵活应对新材料、新工艺或者新环境带来的数据分布变化。性能改进需要经过多维度验证；通过 A/B 测试对比新旧模型在相同数据流中的表现，借助混淆矩阵分析模型在特定缺陷类型或施工环节中识别短板，再结合领域专家对误报和漏报案例进行根因分析来反向优化特征提取与算法参数。这种持续的反馈优化机制可帮助预测系统突破传统静态模型的局限，让系统随工程实践不断自我完善，最终实现预测准确率与应用价值的双重提升。

实施挑战与未来展望

这项技术想要广泛推广，面临着不少障碍。在数据方面，多来源异构数据即时整合难题限制了模型训练的完备性和实时性。从技术角度来说，复杂预测模型内在机制不透明，导致结果解释性欠缺，无法匹配工程决策清晰度需求。在管理层面上，技术和现有项目运作流程、组织框架及行业规范体系深度融合还需解决。后续发展重点是进行技术整合与生态打造，预测系统会深度融合物联网、数字孪生及区块链技术，实现建造全程的可视化追踪和可信赖溯源。模型自身会朝着轻量化、可解释及自适应学习方向改进，以此增强其在复杂现场环境下的适用性和稳定性，最终通过构建行业级数据规范、培养跨领域专业人才并优化相关制度，推动形成数据赋能的智能建造质量管理新型模式。

结束语

基于多源工程数据的质量缺陷预测方法依托构建“数据汇聚—特征解析—智能预警—动态调节—持续迭代”的完整循环体系，使质量管理模式从被动应对转变为主动防控。这个循环体系在提高缺陷检出精度与响应速度的同时，通过减少返工成本、规避潜在风险、辅助科学决策等途径，为工程项目带来明显质量提升与经济收益。未来，伴随数字孪生、边缘计算等新技术的深度融合，该循环体系会不断进行优化升级，从而推动建筑质量管理朝着全过程智慧化、自主化的方向发展。

作者简介：付洪盛 武翔宇 孙风正 山东能源集团建工集团有限公司

责任编辑：杨佳宇 投稿邮箱：zhouhl@staff.ccidnet.com