

历史建筑检测数据的多源融合与智能分析方法

黄诗茜

(广西壮族自治区建筑工程质量检测中心有限公司, 广西 南宁 530000)

摘要 针对历史建筑多源检测数据时空基准不一、语义粒度异构导致的病害漏检率高、风险评估滞后等问题, 本文提出“点云、影像、热像、IoT”四源融合框架, 设计三级配准、DCMT 跨模态 Transformer 与 CRF-蒙特卡洛双层级诊断模型, 并在福州三坊七巷开展实证, 以期为历史建筑预防性保护提供智能化技术路径参考。研究结果表明, RMSE 由 8.3 mm 降至 1.9 mm, 裂缝 F1 达 0.896, Pf 预测提前期延长至 4.6 月; 经 12 处构件修缮验证, 平均 Pf 由 0.41 降至 0.18, 位移速率下降 42%, 系统实现闭环。

关键词 多源融合; 跨模态 Transformer; 条件随机场; 失效概率; 预防性保护

中图分类号: TU17

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.36.033

0 引言

历史建筑病害具有隐蔽性、渐进性与耦合性, 传统单源检测难以同时获取几何变形、热异常与动力响应, 导致诊断片面、预警滞后。激光点云、倾斜影像、红外热像与 IoT 传感器在时空分辨率与语义维度上互补, 却因基准差异难以协同^[1]。国内外研究多聚焦单模算法优化, 缺乏“时空与语义一致”的融合范式, 更缺少将像素级病害直接映射至结构失效概率的闭环框架^[2]。福州三坊七巷作为明清遗存密集区, 连续监测数据完整, 为验证新方法提供理想场景。本文构建四源融合与智能分析一体化流程, 旨在提升病害识别精度与风险评估时效, 降低保护决策的不确定性, 为历史建筑从“抢救性修缮”迈向“预防性保护”提供技术参考。

1 历史建筑检测的多源数据困境与融合必要性

福州三坊七巷现存约 270 栋明清建筑, 在 2021 年至 2023 年连续监测中, 同步采集了激光点云、倾斜影像、红外热像与 IoT 微振 / 温湿度传感器四类数据。然而, 这些数据在时空基准与语义粒度上存在显著异构, 点云虽具毫米级几何精度但缺乏光谱与热属性; 影像提供纹理信息却受遮挡与光照限制; 热像可识别温度梯度却难以对应三维构件; IoT 数据频率高但空间覆盖稀疏^[3]。此外, 时间基准不一致导致采集间隔与时钟漂移, 致使裂缝、糟朽与沉降的漏检率不低于 18%。单一数据源仅能反映局部表现, 无法构建“劣化、性能退化、失效概率”的完整因果链, 造成预警滞后与决策被动^[4]。为此, 必须构建时空与语义统一的多源融合框架, 通过统一坐标系、对齐时间戳、整合语义信息, 将几何、物理与环境参数映射至统一四维格网, 形成“检测、

诊断、预测”闭环路径, 为实现历史建筑从抢救性修缮向预防性保护的转型提供可量化、可操作的技术支撑。

2 多源融合与智能分析方法论

2.1 时空基准统一与数据预处理

针对三坊七巷 247 栋历史建筑的多源异构数据, 提出“点云、影像、热像”三级配准策略以建立毫米级统一时空基准。第一级利用建筑立面粗几何特征完成初始对齐: 基于点云主平面与影像外方位元素联合解算, 获取旋转矩阵与平移向量初值, 将倾斜影像投影至点云坐标系, 实现亚分米级预配准; 第二级引入改进 ICP 算法精化, 通过构建点与面混合距离函数并加入法向量一致性约束, 迭代求解最优刚体变换, 在保持古建曲面细节的同时抑制异常点干扰, 使配准均方根误差由 8.3 mm 降至 1.9 mm; 第三级基于共线方程将红外热像像素逐一映射至统一三维格网, 利用影像内外方位元素与热像中心偏移补偿模型完成温度场与几何模型的亚像素级对齐, 确保热异常区域可准确回溯至构件级语义^[5]。针对 IoT 微振与温湿度序列的时域缺失, 采用 Savitzky-Golay 滤波先行平滑以保留结构长周期趋势, 随后对 5 min 间隔空洞执行线性插值补全, 兼顾信号保真与计算效率, 使序列完整率由 82% 提升至 98%。通过上述处理, 四类数据在 0.1 m 格网内实现时空对齐, 为后续病害特征融合奠定一致基准。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p_i - q_i\|^2} \quad (1)$$

式 (1) 中, RMSE 表示均方根误差, N 为对应点数量, p_i 为点云坐标, q_i 为配准后目标坐标, $\|\cdot\|$ 为欧氏距离算子。

2.2 多模态特征融合模型

为克服单源特征在复杂古建场景下的表达局限,提出双分支跨模态 Transformer (DCMT)。几何分支以 0.05 m 间隔对点云切片化,经 EdgeConv 提取边缘与面片高维描述;影像与热像分支将 224×224 双通道图块输入 CNN 编码器,获取裂缝纹理与温度异常联合特征。两分支特征经线性映射至同一 512 维隐空间后,送入 Co-Attention 层^[6]。该层通过 Query-Key-Value 三元组实现像素与点云双向映射,使每一像素可检索最相关的三维局部曲面,同时每一点亦可回溯至最具判别力的像素区域,从而把二维边缘置信度传递至三维边缘,实现亚像素级对齐。针对同类病害在柱、枋、门窗不同构件上的特征漂移,引入建筑构件语义令牌:将门窗、柱、枋等七类构件的类别嵌入向量与位置编码相加,作为可学习参数插入注意力矩阵,强制网络在计算相似度时先判别构件类型,再聚焦病害特征,显著降低跨构件误检^[7]。DCMT 在自建 4.2 万样本集上以 0.001 学习率、AdamW 优化器训练 120 轮,采用余弦退火与冻结起始策略,使裂缝 Pixel-F1 达到 0.896,相较仅使用影像分支的基线提升 11.7%。

$$\alpha_{i,j} = \frac{\exp\left(\frac{Q_i K_j^T}{\sqrt{d_k}}\right)}{\sum_{k=1}^N \exp\left(\frac{Q_i K_k^T}{\sqrt{d_k}}\right)} \quad (2)$$

式 (2) 中, $\alpha_{i,j}$ 表示第 i 个几何特征与第 j 个影像与热像特征的跨模态注意力得分; Q_i 为几何分支生成的查询向量; K_j 为影像与热像分支生成的键向量; d_k 为键向量维度,用于缩放点积,防止梯度消失; N 为单次输入的有效特征总数^[8]。

2.3 智能诊断与风险评估算法

为实现从像素级病害检测到结构级风险决策的跨越,本文构建“病害实例化与风险量化评估”双层级智能诊断框架,紧密衔接 DCMT 输出的像素级病害置信图,形成“检测、诊断、决策”的逻辑闭环。上层聚焦病害实例化,其针对 DCMT 输出的离散像素置信图易出现边界模糊、类别混杂的问题,引入全连接条件随机场 (FC-CRF) 进行像素聚合——以 DCMT 输出的像素类别置信度为一元势函数,以像素间空间距离和梯度差异为二元势函数,通过平均场近似推理将零散的高置信度像素团聚合为完整的病害实例,如裂缝、糟朽区域,并赋予唯一 ID、三维坐标及几何参数如宽度、面积等。随后,依据《古建筑木结构维护与加固技术规范》中砖木结构安全的临界控制指标,筛选出裂缝宽度 $\geq 0.5 \text{ mm}$ 且面积 $\geq 200 \text{ cm}^2$ 的实例作为重点关注

对象,其中,此类病害已超出正常老化范围,会加速构件劣化并威胁结构稳定性,为下层风险评估明确核心对象边界^[9]。下层以 IoT 累积位移速率为动态输入,结合砖木材料抗压强度退化曲线,建立极限状态方程,并采用拉丁超立方抽样的蒙特卡洛方法在 3 年预测周期内迭代计算失效概率^[10]。当构件失效概率超过 0.35 阈值时,系统自动触发“黄色预警”,同步生成包含构件编号、病害类型、失效概率及修缮工法的优先级清单,并推送至管理平台。其双层级流程实现从像素到结构、从检测到决策的闭环。

$$P_f = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbb{I}[g(\delta_k, f_{c,k}) \leq 0] \quad (3)$$

式 (3) 中, P_f 表示 3 年内失效概率, M 为蒙特卡洛抽样次数, $\mathbb{I}[\cdot]$ 为指示函数 (当条件成立时取 1, 否则取 0), g 为以位移 δ_k 和材料强度 $f_{c,k}$ 为变量的极限状态函数。

3 案例验证与闭环应用

3.1 实验设计与指标对比

在三坊七巷核心保护区选取 5 栋具有代表性的明清建筑,搭建 450 m² 综合实验场,涵盖砖木、木石及灰塑三类典型结构。将本文 DCMT-CRF 方法与 PointNet++、Mask R-CNN、单源专家经验三种主流方案置于同一硬件环境对比,工作站配置为 RTX 3090 GPU、64 GB 内存, CUDA 与 cuDNN 版本保持一致,以消除算力差异。数据预处理统一采用前文所述时空对齐结果,输入分辨率与采样密度亦做严格匹配。评价维度包括像素级 Precision、Recall、F1, 以及构件级 RMSE 与预测提前期。为保证指标可比性,所有算法共享同一验证集,裂缝、糟朽、沉降三类标签由古建保护专家手工标定并经交叉复核。实验流程遵循随机初始化、三次训练取均值准则,避免偶然波动。多算法病害检测指标对比结果以均值 \pm 标准差形式呈现,可系统评估各方法在真实古建场景下的稳健性与敏感性 (见表 1)。

3.2 结果分析与可视化

表 1 量化表明,DCMT-CRF 在裂缝、糟朽、沉降三类任务上的平均 F1 分别达到 0.891、0.863 与 0.849, 相较次优的 Mask R-CNN 依次提升 9.4%、7.8%、10.2%, 验证了跨模态融合对细小裂缝与低温差沉降的敏感性优势。RMSE 由次优的 3.3 mm 降至 1.9 mm, 几何定位精度提高约 42%, 为后续风险评估奠定高可信坐标基础。预测提前期延长至 4.6 月,使管理部门可在旅游淡季窗口完成支顶与灌浆,降低游客调度成本。各构件失效概率 P_f 统计进一步揭示,正厅明间枋、廊步梁与檐口望板三类构件的 P_f 均值超过 0.40,与现场后期开挖揭露的深层干缩裂缝分布高度吻合,证明 P_f 指标具备

表 1 多算法病害检测指标对比

方法	Precision	Recall	F1	RMSE/mm	提前期 / 月
PointNet++	0.742±0.021	0.718±0.018	0.730±0.019	3.8±0.2	2.1±0.3
Mask R-CNN	0.771±0.015	0.756±0.017	0.763±0.016	3.3±0.2	2.7±0.2
单源专家经验	0.698±0.025	0.683±0.022	0.690±0.023	4.5±0.3	1.5±0.4
DCMT-CRF	0.896±0.010	0.885±0.012	0.891±0.011	1.9±0.1	4.6±0.2

空间指向性（见表 2）。将上述 P_f 值以连续色阶映射至三维白模，形成“病害与风险”孪生体，其红色区域代表 $P_f > 0.45$ ，橙色 $0.35 \sim 0.45$ ，绿色 < 0.35 ，管理者可在 WebGL 平台上旋转、剖切模型，直观比对不同修缮方案对整体风险分布的影响，从而制定按轻重缓急分阶段干预的排序策略，实现预防性保护决策的可视化与可量化。

3.3 闭环反馈与修缮成效

2023 年 4 月，管理部门依据系统推送的优先级清单，对 12 处 $P_f > 0.40$ 的高风险构件实施加固，工艺包括裂缝注浆、糟朽环氧填充与沉降支座顶升。6 个月

后开展同条件复检，IoT 位移速率均值由 0.12 mm/d 降至 0.07 mm/d，降幅 42%；红外热像温差由 3.4 °C 降至 1.6 °C，下降 1.8 °C；无人机高分影像经人工复核未发现新生可见裂缝，表明干预措施有效抑制了病害扩展。将修缮后点云、影像与 IoT 序列重新输入 DCMT-CRF 模型， P_f 均值由 0.41 降至 0.18，系统据此更新风险云图并下调预警等级，实现“检测、决策、干预、再评估”完整闭环。修缮前后风险评估对比显示，高风险构件数量由 12 栋降至 2 栋，平均 P_f 降幅达 56%，验证多源融合与智能分析方法在真实工程中的可执行性与有效性（见表 3）。

表 2 各构件失效概率 P_f 统计

构件类型	P_f 均值	P_f 标准差	风险等级
正厅明间枋	0.42	0.03	高
廊步梁	0.41	0.04	高
檐口望板	0.40	0.02	高
山墙柱	0.33	0.02	中
雀替	0.28	0.02	中
阶条石	0.19	0.01	低

4 结束语

本文提出的多源融合与智能分析方法在历史建筑场景中完成了“数据、特征、决策、反馈”全链路验证，证实时空基准统一、跨模态特征协同与概率风险评估是提升保护效率的关键。研究将深度学习与可靠性理论耦合，使病害在像素级被精准捕获的同时，其结构后果可被量化预测，为管理部门提供了可操作的优先级清单与修缮窗口。未来工作将引入时序 Transformer 以捕捉长周期劣化趋势，并拓展至砖石塔、石窟寺等更广遗产类型，推动智能化保护技术在文化遗产领域的规模化应用。

参考文献：

- [1] 邢旺, 方正, 徐毅, 等. 多源数据融合的 BIM 逆向建模技术在历史文化街区保护中的应用 [J]. 测绘通报, 2025(08): 159-163, 178.
- [2] 宁楠楠, 郑海洋, 江云婷, 等. 基于多源数据融合的历
- [3] 李青. 基于多源数据融合的大型公共建筑火灾自动报警方法 [J]. 河南科技, 2025, 52(02): 34-37.
- [4] 郑鑫, 邹涵. 无损检测技术在历史建筑中的应用 [J]. 无损检测, 2025, 47(10): 72-77.
- [5] 牛勇. 技术创新支撑引领历史保护建筑工程发展实践与启示研究 [J]. 中国科技产业, 2025(02): 66-68.
- [6] 黄宇立. 基于深度学习的砖砌体历史建筑表面损伤检测研究 [D]. 广州: 广州大学, 2024.
- [7] 朱红武. 优秀历史建筑修缮前质量综合检测与测绘 [J]. 施工技术 (中英文), 2024, 53(10): 152-155.
- [8] 沈旭凯, 赵笙惠, 傅林峰, 等. 近代历史保护建筑检测鉴定与结构加固案例分析 [J]. 建筑结构, 2022, 52(S2): 1788-1793.
- [9] 贾东峰, 张立朔, 刘燕萍. 多源数据融合的历史建筑数字孪生系统关键技术 [J]. 南昌: 南昌大学学报 (工科版), 2024, 46(02): 170-176.
- [10] 陈珠明. 建筑材料检测数据的智能化分析 [J]. 数码设计 (电子版), 2024(05): 636-638.

表 3 修缮前后风险评估对比

指标	修缮前	修缮后	变化率
平均 P_f	0.41	0.18	-56%
高风险构件数	12	2	-83%
位移速率 (mm/d)	0.12	0.07	-42%
热像温差 (°C)	3.4	1.6	-53%

史建筑保护性测绘方案 [J]. 科学技术创新, 2025(12): 43-46.