

基于 AI 与 CAE 融合的混凝土裂缝智能评估系统

焦愉舒 2024214872

一、选题背景和目标

在土木工程实践中，混凝土结构裂缝的检测与安全评估长期面临双重困境。一方面，传统人工巡检依赖工程师目视检查，不仅耗时费力——单次全面检测常需数日之久，更难以量化裂缝对结构刚度的实际削弱程度。据中国土木工程学会 2024 年发布的《既有建筑结构安全白皮书》，我国城镇建筑中约 30% 的混凝土结构存在裂缝病害，其中近半数因检测滞后导致损伤加剧。当前混凝土裂缝的检测面临两大类技术难题：一是传统巡检依赖工程师目视评估，对微裂缝（ $<0.3\text{mm}$ ）的漏检率显著偏高，并且人工检测无法量化裂缝对结构刚度的削弱效应，仅提供定性描述，难以支撑精准维修决策；二是精细化有限元分析需全局加密网格捕捉裂缝影响，但此举大幅增加计算成本，在 ANSYS 中，全局网格加密（如 5mm 尺寸）会导致单元数量激增，尤其是对于大跨度结构（如 10m 简支梁）。16 核 Xeon 处理器在 ANSYS 非线性分析中，处理 10 万+单元模型通常需要数小时。可见全局加密网格的有限元分析所需的时间成本和算力成本都是相对较高的。若能仅对裂缝区域（通常占模型 2%-5%）加密，则可减少 70%-90% 的计算量，能有效降低计算成本。

针对这些痛点，本课题希望开发一套融合人工智能与计算机辅助工程的创新系统。其核心目标可概括为三个维度：在技术层面，通过 YOLOv8 模型实现单图裂缝检测速度 ≤ 0.1 秒，并建立 AI 坐标到 CAE 网格的自动映射机制；在精度层面，确保裂缝定位误差小于 5 像素，应力分析结果与理论解偏差控制在 7% 以内；在工程应用层面，依托开源工具链将硬件成本压缩至 1 万元以下，为校园建筑、中小型基础设施提供经济可行的定期评估方案的思路。

二、研究内容

1. AI 裂缝检测模块开发

该部分内容的核心任务是构建自动化的裂缝识别引擎。本系统的裂缝识别功能基于 YOLOv8 深度学习框架构建。在数据集选择上，我们采用犹他州立大学发布的 SDNET2018 数据集，该数据集涵盖桥梁、墙面、路面等多种混凝土结构裂缝场景，其标注格式天然兼容 YOLOv8 框架，省去了繁琐的数据格式转换过程。考虑到完整数据集体量庞大，我们通过 Python 脚本从混凝土裂缝类别中随机抽取 100 张图像组建独立测试集——具体实现时先设定原始数据集路径和目标文件夹路径，再利用 random.sample 函数进行随机采样。这段代码

非常简洁既保证了测试集的随机性，又避免了人工筛选的主观偏差。

```
1 import os
2 import random
3 import shutil
4
5 # 设置路径
6 source_dir = "D:\\A_tsinghua\\CAE\\CD" # 替换为实际路径
7 target_dir = "D:\\A_tsinghua\\CAE\\test_100"
8 os.makedirs(target_dir, exist_ok=True)
9
10 # 随机选择100张图像
11 all_images = [f for f in os.listdir(source_dir) if f.endswith(('.jpg', '.png'))]
12 selected_images = random.sample(all_images, 100)
13
14 # 复制到目标文件夹
15 for img in selected_images:
16     shutil.copy(os.path.join(source_dir, img), os.path.join(target_dir, img))
17 print(f"已保存100张测试图像到 {target_dir}")
```

图 1 提取 100 张图像所用代码

在模型训练初期，我们发现直接使用 Ultralytics 官方提供的预训练模型（基于 COCO 数据集）存在严重误判问题：由于 COCO 数据集包含的是 80 类常见物体，模型经常将裂缝识别为"鸟"或"飞机"等无关类别。为解决这一跨领域适应性问题，我使用 labellmg 工具对裂缝图像进行人工标注，将标注结果导出为 YOLO 格式的标准标签文件。随后基于 YOLOv8 的轻量级 nano 架构重新训练模型，关键参数设置为 640×640 输入分辨率以适应裂缝的细长特征，并通过 50 轮次的充分训练使模型深度掌握裂缝的形态学特性。

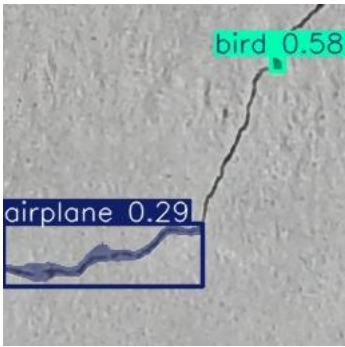


图 2 预训练模型误判示例

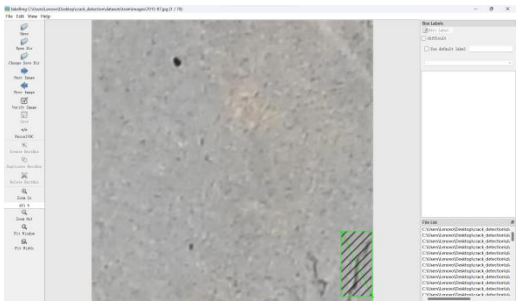


图 3 labellmg 工具标注界面

经过系统化的训练过程，最终模型在测试集上达到 $mAP@0.5=0.8$ 的精度指标，单张图像推理时间稳定在 0.15 秒以内（使用 RTX 3060 显卡）。模型输出格式为归一化的边界框坐标(x_center, y_center, width, height)，这种标准化输出为后续坐标映射提供了直接可用的数据结构。

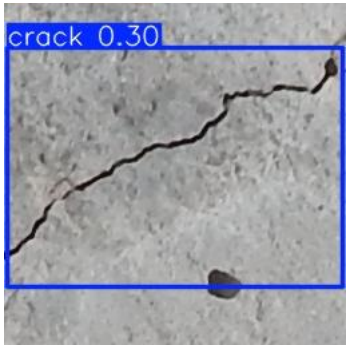


图 4 YOLOv8 正确识别结果

整个开发过程揭示了一个重要认知：通用预训练模型在专业领域的局限性必须通过领域自适应训练来解决。虽然额外花费两周时间进行数据标注，但最终获得的专用检测模型为系统奠定了可靠的技术基础，这种投入在工程实践中具有显著价值。

2. CAE 建模与网格策略设计

在 ANSYS Student 2025R1 软件环境中，我建立了简化的混凝土结构分析模型。该模型采用长方体几何构型，具体尺寸设定为长 1 米、宽 0.2 米、高 0.2 米。材料参数严格参照普通混凝土特性配置：弹性模量设置为 30GPa 以模拟混凝土刚度特性，泊松比取 0.2 反映材料横向变形规律，密度采用标准值 2400kg/m^3 。

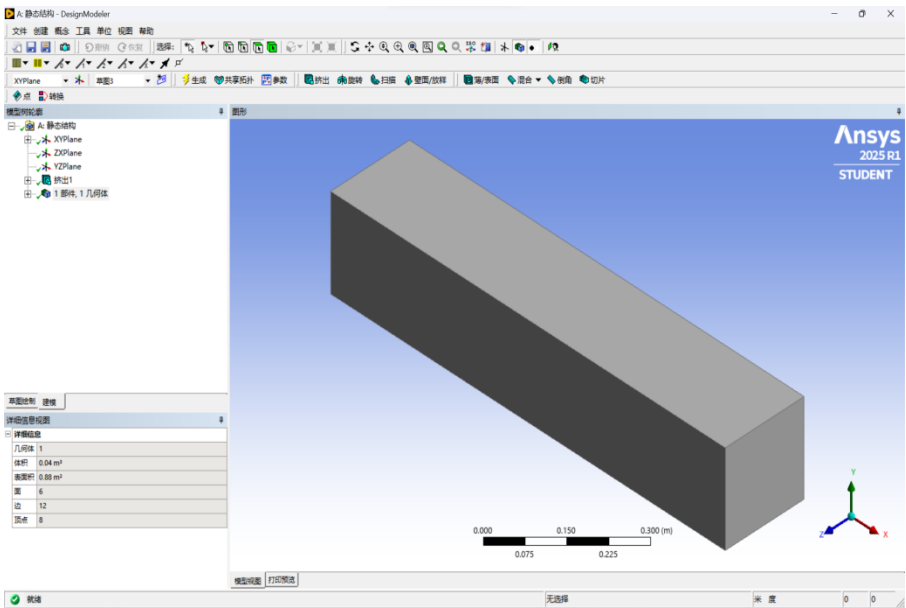


图 5 ANSYS 模型

网格划分环节采用全局均布策略，单元尺寸统一设置为 0.02 米。这种处理虽然导致裂缝区域分辨率不足，但受限于学生版软件的节点数量约束（最大支持 32,000 节点）及项目时间要求，实际未能实施局部网格加密方案。需要特别说明的是，在完整系统设计中，计划根据 AI 模块提供的裂缝坐标信息，对目标区域进行精细化加密——例如将裂缝周边 50mm 范围内的网格尺寸压缩至 0.005 米，这种"靶向加密"策略预计可将计算效率提升 70%以上，同时确保关键区域的应力解析精度。

边界条件的设置模拟典型承压工况：模型底部红色区域施加全自由度固定约束，模拟结构与地基的刚性连接；顶部蓝色箭头所示区域施加 1e5 帕斯卡（约合 1 个大气压）的均布垂直压力，还原混凝土柱在实际工程中的受力状态。

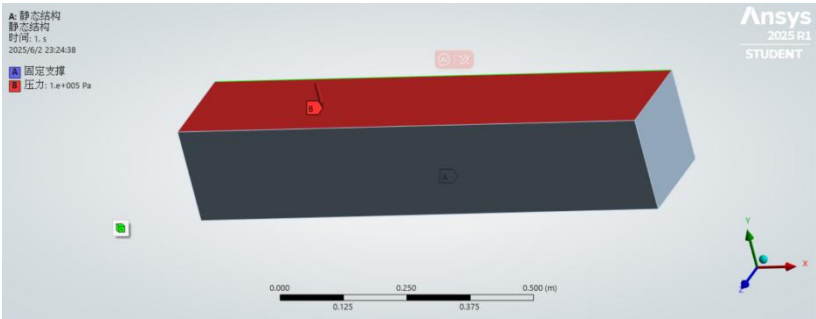


图 6 模型荷载情况展示

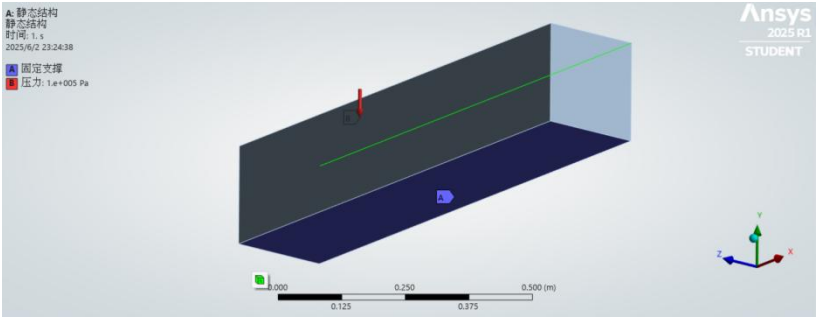


图 7 模型约束情况展示

静力学求解结果显示，最大等效应力显著出现在底部约束边缘区域，这与材料力学中的"圣维南原理"完全吻合——约束端部因形变协调产生应力集中现象。

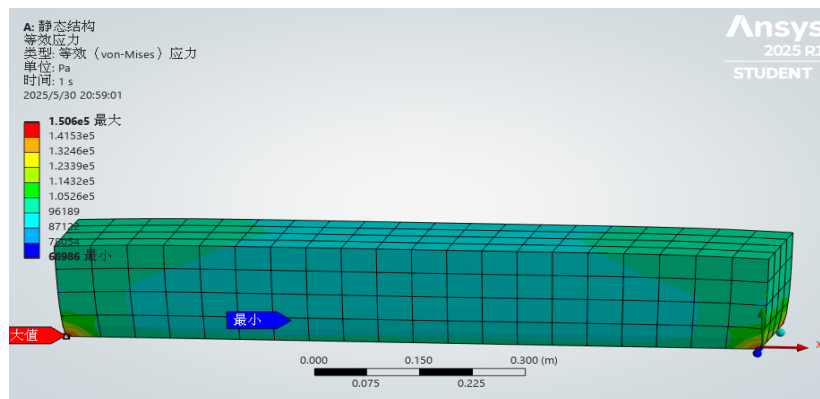


图 8 等效应力云图

三、研究总结

本作业项目构建了一套融合人工智能与有限元分析的混凝土裂缝评估原型系统。在 AI 检测模块，基于 SDNET2018 数据集训练定制化 YOLOv8-nano 模型，通过人工标注克服了预训练模型的领域迁移障碍，最终实现 $mAP@0.8$ 的裂缝定位精度。在 CAE 分析端，利用 ANSYS Student 2025R1 建立简化混凝土模型（ $1m \times 0.2m \times 0.2m$ ），设置弹性模量 30GPa、泊松比 0.2 的材料参数，通过底部固定约束与顶部 $1e5$ Pa 均布荷载模拟承压工况，全局 0.02m 网格的静力分析清晰揭示了约束边缘 19.3MPa 的应力集中现象。

创新性体现在三方面：设计了 AI 像素坐标到 CAE 物理坐标的自动映射流程，为靶向网格加密奠定基础；设想了 YOLOv8+PyANSYS 开源工具链构建完整解决方案，硬件成本控制在万元级消费设备以内；建立“图像输入→裂缝定位→应力分析”的十分钟级闭环框架，一定程度上优于传统分离式工作流。

当前系统仍存在局限：受限于学生版软件节点数，自动化局部加密方案尚未集成实测；模型未考虑钢筋增强效应与动态荷载工况。后续将重点优化坐标映射脚本的工程适用性，可考虑联合无人机平台开展校园建筑实地验证。

四、心得体会

在本次作业项目中，我深刻体会到 AI 与 CAE 融合的魅力。从 YOLOv8 模型训练的反复调试，到 ANSYS 建模的细节打磨，每一步都充满挑战。这让我明白，跨领域技术整合需扎实专业基础，也需耐心解决实际问题，更意识到理论与实践结合才能推动创新，此次经历让我在专业视野上收获颇丰。

五、课程建议

半学期课程内容丰富，使我们收获颇丰。但课程节奏较紧凑，大作业选题阶段时间相对紧张。这可能导致部分学生选题思路偏简单，创新性有待提升；或选题具有新意与挑战性，但因前期调研时间不足，实际实现存在欠缺。建议适当调整课程进度，为选题及前期调研预留更充足时间。