



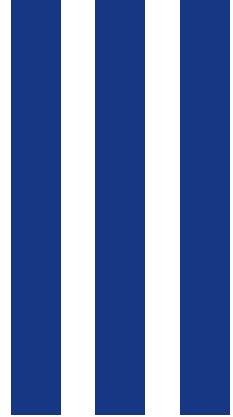
城市基础设施健康监测：极端环境 下的状态识别与韧性评估研究

——以灾后遥感影像智能解析为例

汇报人：黄昶斌、王歆怡

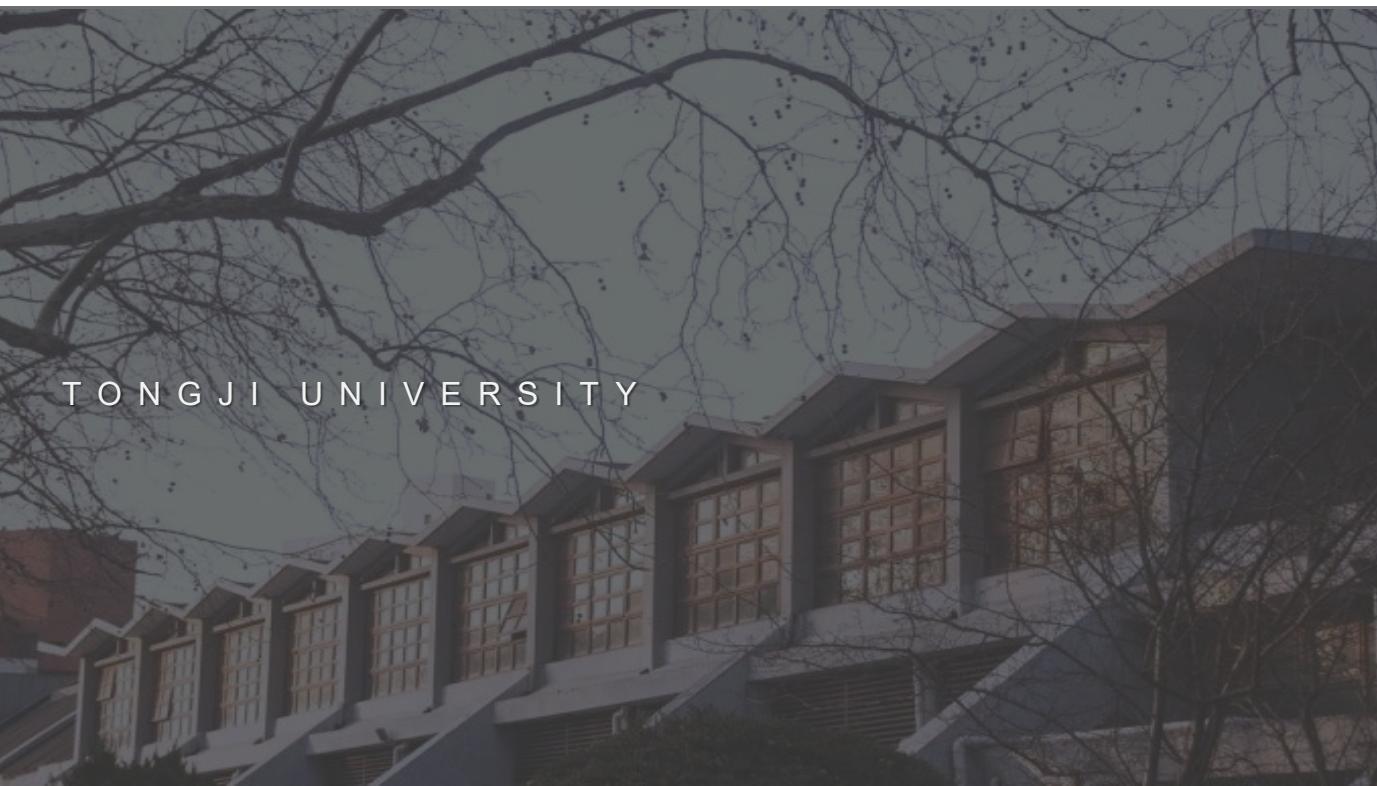
小组成员：黄昶斌、王歆怡

日 期：2024年12月4日

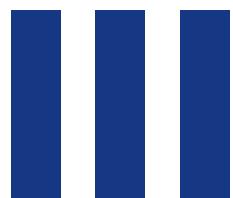


汇报内容

CONTENTS



- ① 课题背景
- ② 研究内容
- ③ 成果分析
- ④ 主要结论
- ⑤ 参考文献





一、课题背景



全球气候变化

基础设施在极端应力下的动态健康监测需求增加

传统灾后评估的局限性

时效性差

主观性强

数据滞后

城市脆弱性

人口与经济集中，发生自然灾害，将造成社会功能瘫痪与巨大经济损失

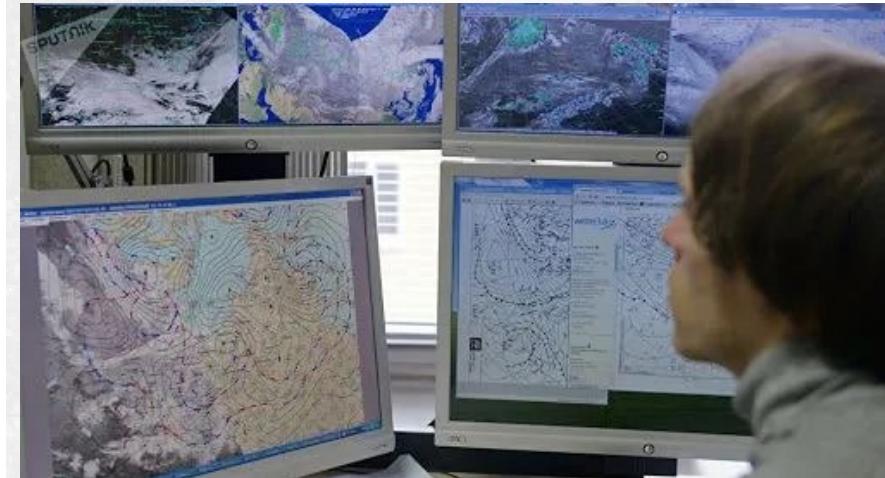
地震周期

宏观观察，我国有一段大约二十年的大地震活跃规律需要提前做好准备，优化现有救灾体系

一、课题背景



一、课题背景



遥感技术的优势

宏观视角与覆盖范围：大尺度、宏观、多时相

遥感应用的瓶颈

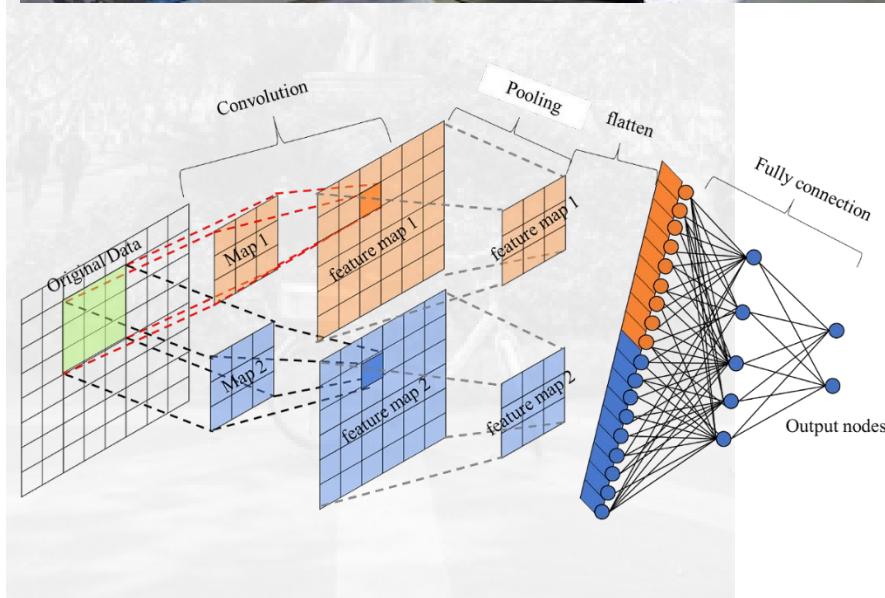
复杂性高：传统的图像处理和特征工程方法难以精确识别建筑物的细微损伤类型和程度

数据处理量大：传统方法难以实现高效的自动化处理和信息提取

深度学习在视觉任务中的突破

技术成熟：计算机视觉领域取得了革命性的进展

特征提取能力：自动从原始数据中学习和提取深层次、抽象的特征，极大地克服了传统方法的局限性





一、课题背景

深度学习与灾害评估的交叉融合现状

目前灾害图像识别是数据科学的热门研究领域
但并没有逻辑完整的产品

没有“端到端闭环”（感知→推理→决策）
项目

多为单一模块验证
缺乏系统性构建



Carnegie Mellon University
Software Engineering Institute





二、研究內容



二、研究内容

研究框架与总体设计

灾后建筑损伤快速识别与智能评估的端边云协同体系

深度学习 → 遥感影像处理 → 大模型推理

三大核心

灾害遥感数据处理
与模型训练模块

基于 Flask 的云
端服务模块

Web 前端模块

跨平台推理与部署
模块

WebGPU本地计算
模块

LLM 驱动的救援建
议生成模块

六大模块



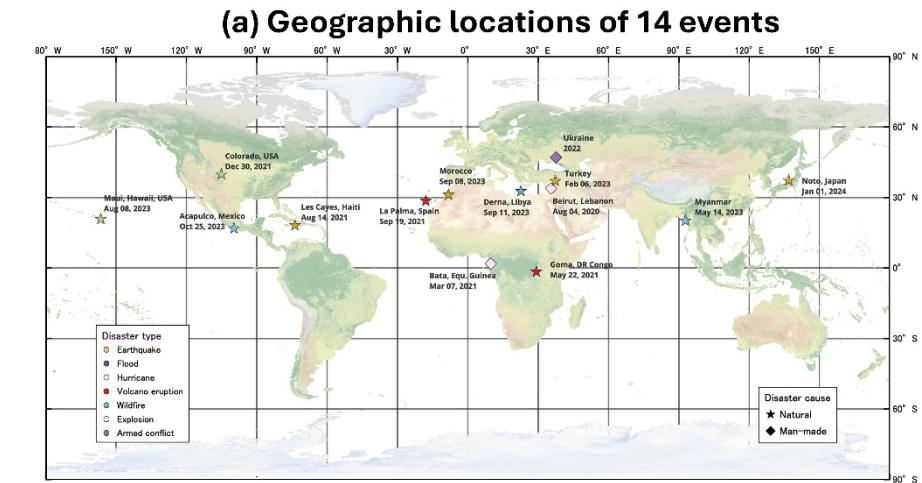
二、研究內容

数据集构建与预处理

使用MIT的XBD数据集

约31.2GB数据

经过预处理，数据被划分为训练集、验证集和测试集



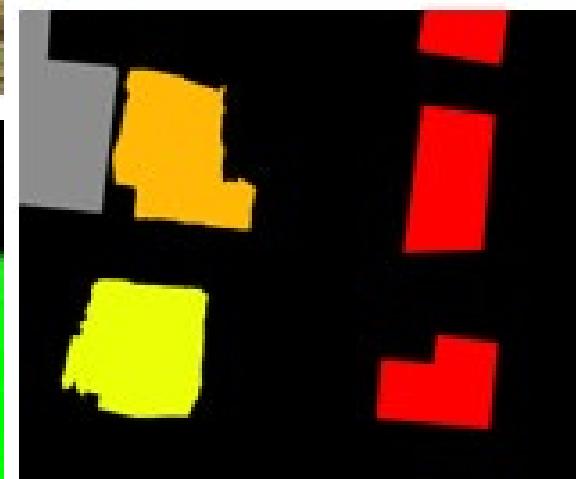
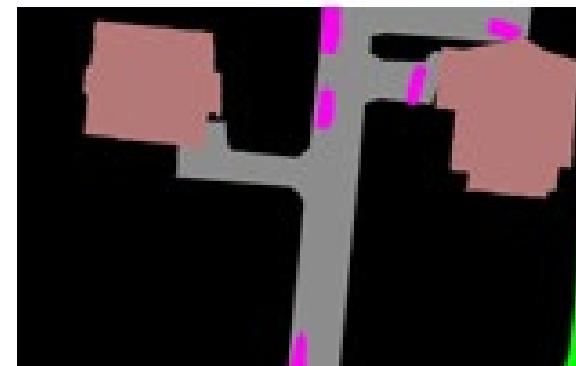


二、研究內容

损伤情况定义

联合损坏等级 (JDS)

评分	标签	描述
0	无损坏	未受干扰。无进水、结构损坏、建筑损坏或烧毁痕迹。
1	轻微损坏	建筑部分被水淹没，屋顶构件缺失，或出现可见裂缝；建筑周边有火山流，或附近有火山流。
2	严重损坏	墙体或屋顶部分坍塌；水流或火山物质侵入建筑；建筑被水或泥浆完全包围。
3	完全损毁	建筑被烧焦、完全坍塌；结构被水或泥浆完全覆盖；或建筑已不复存在。





二、研究內容

深度学习模型构建与训练

采用 YOLOv11L作为检测框架

利用层级解冻策略实现模型精度微调

对模型的精度进行评估

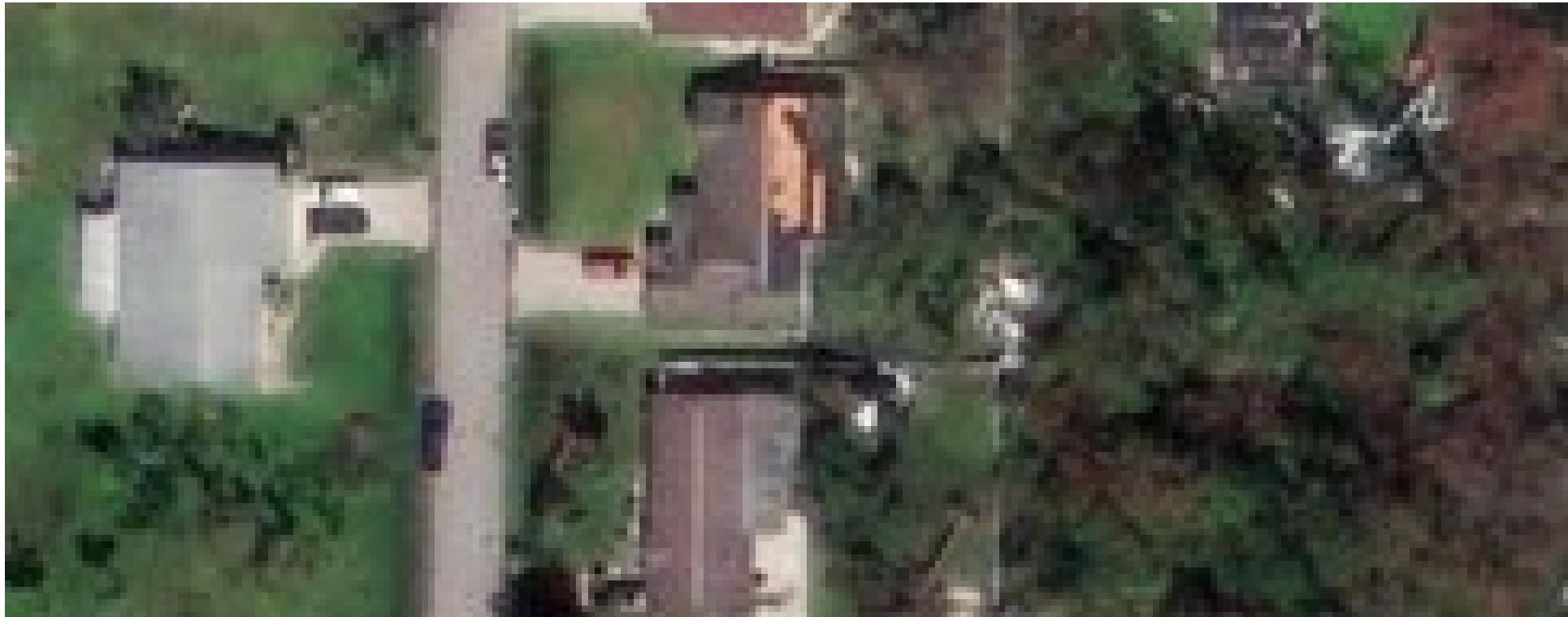




同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

二、研究內容

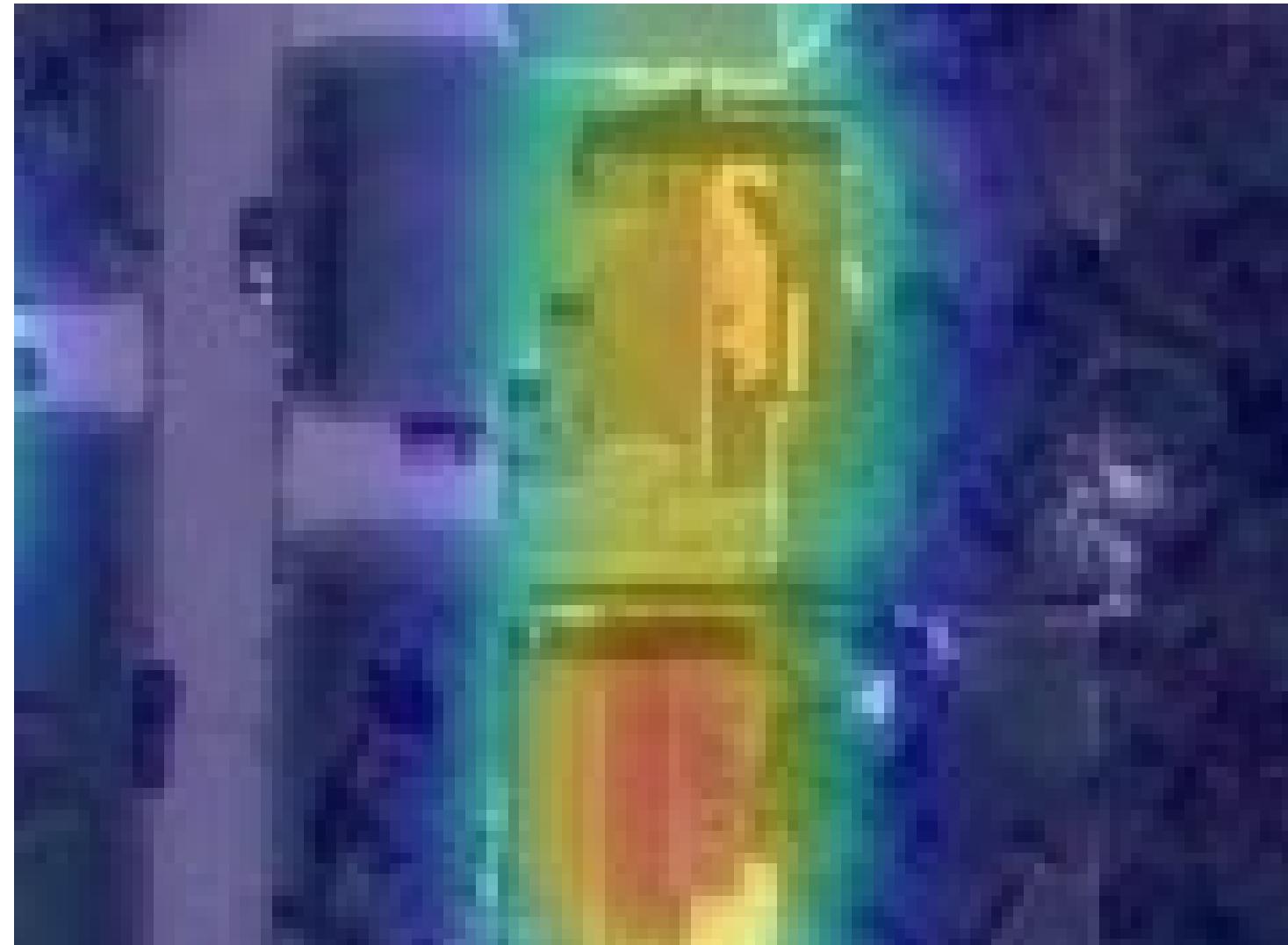
识别机制





二、研究內容

识别机制





二、研究內容

传感器位深：11-bit（即灰度级为 $\sim 2^{11} - 1 = 204$ ）。

背景反射率（水泥屋面）：0.26。

裂缝反射率（深色阴影/空洞）：0.05（近黑体）。

空间分辨率：0.3m（单像素面积 900cm^2 ）。

2. 计算背景与裂缝的 DN 值差

在理想线性响应下，DN 值与反射率成正比：

背景 DN 值 (L_{bg})： $2047 \times 0.26 \approx 532$ 。

裂缝 DN 值 (L_{crack})： $2047 \times 0.05 \approx 102$ 。

两者 DN 值差 (ΔDN)： $532 - 102 = 430$ 。

这意味着，如果一个像素从全水泥变成全裂缝，DN 值会下降 430 个单位。

3. 计算触发 1 个单位变化所需的裂缝比例 (f)

根据线性光谱混合模型：

$$f = \frac{1}{\Delta DN} = \frac{1}{430} \approx 0.002326$$

4. 转化为实际裂缝尺寸

在 0.3m 分辨率下，单个像素面积为 900cm^2 ：

所需裂缝绝对面积： $900\text{cm}^2 \times 0.002326 \approx 2.09\text{cm}^2$ 。

实际物理参数示例：

为了让 WV-3 的 11 位数据产生最微小的 1 个灰度值 变化，裂缝需要达到：

长条形裂缝：若长度贯穿整个像素（30cm），宽度只需 0.07cm（即 0.7mm）。

局部坑洞：一个约 $1.45\text{cm} \times 1.45\text{cm}$ 的正方形破损。



二、研究內容

模型轻量化与跨平台部署

YOLOv111L模型导出为 ONNX 格式，利用通用推理框架进行推理

跨平台部署分为三条路径

服务器端推理与服务化部署

基于 Python 构建 Flask 后端
实现批量推理服务

通过HTML前端
实现遥感图像上传、识别显示、
结果导出功能

服务器端推理与服务化部署

WebGPU 进行本地推理
上传推理结果，缓解服务器推
理压力

服务器端推理与服务化部署

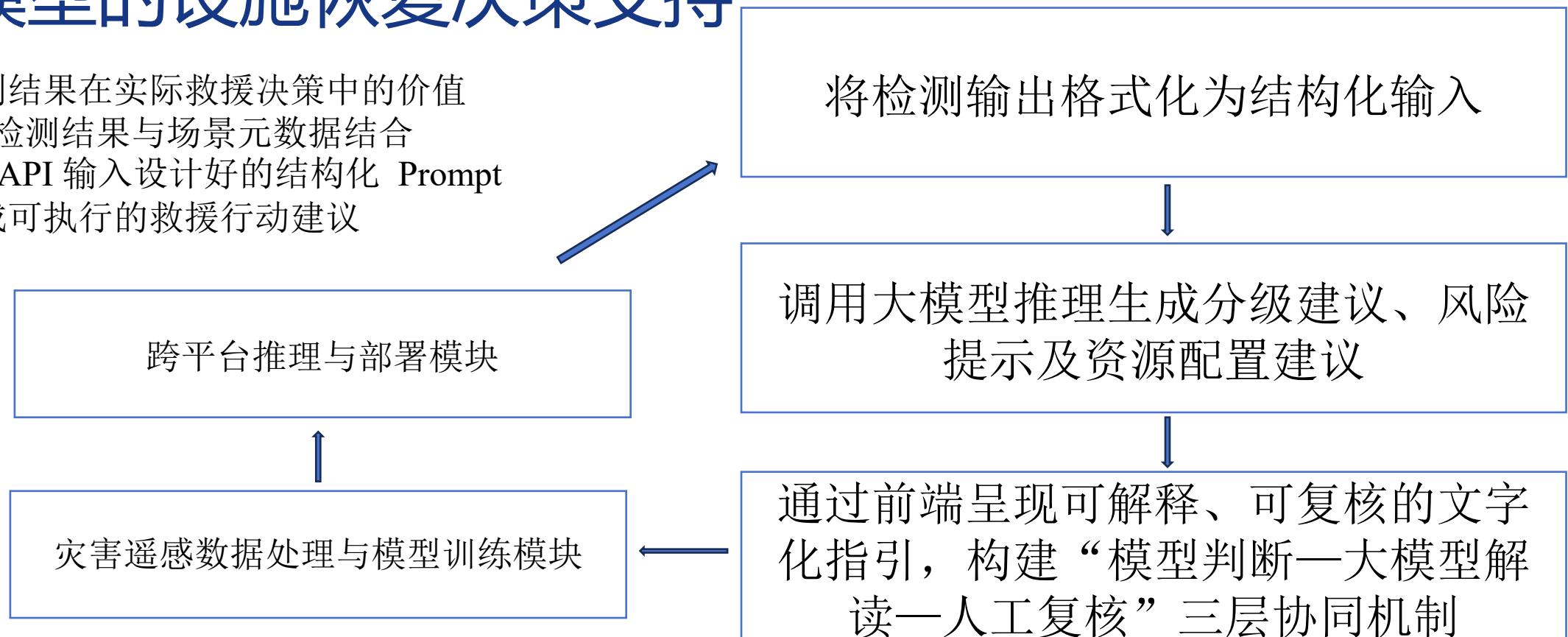
开发 Android 应用
采用 ONNX Runtime Mobile
在本地执行推理
结果以文本格式回传后端
显著减少带宽消耗
满足受限网络环境中的需求



二、研究内容

基于大模型的设施恢复决策支持

为提升识别结果在实际救援决策中的价值
将图像检测结果与场景元数据结合
通过 Gemini API 输入设计好的结构化 Prompt
生成可执行的救援行动建议





二、研究内容

实际工作流

以《国家地震应急预案》与GB/T 29428 系列国标为例

	要点	可与本项目协同使用
灾情快速信息速报	快	灾情初判时调用 使用遥感图像识别 LLM生成初步报告
国家应急响应启动	准	同步分析可用交通路线 参与判断救援队伍选择
现场救援与处置	速	使用无人机图传收等收集现场数据 本系统辅助现场评估与建筑物维护 确定区域营救小队配置
过渡安置与灾后恢复	优	分析选取安全地区安置灾民



三、成果分析

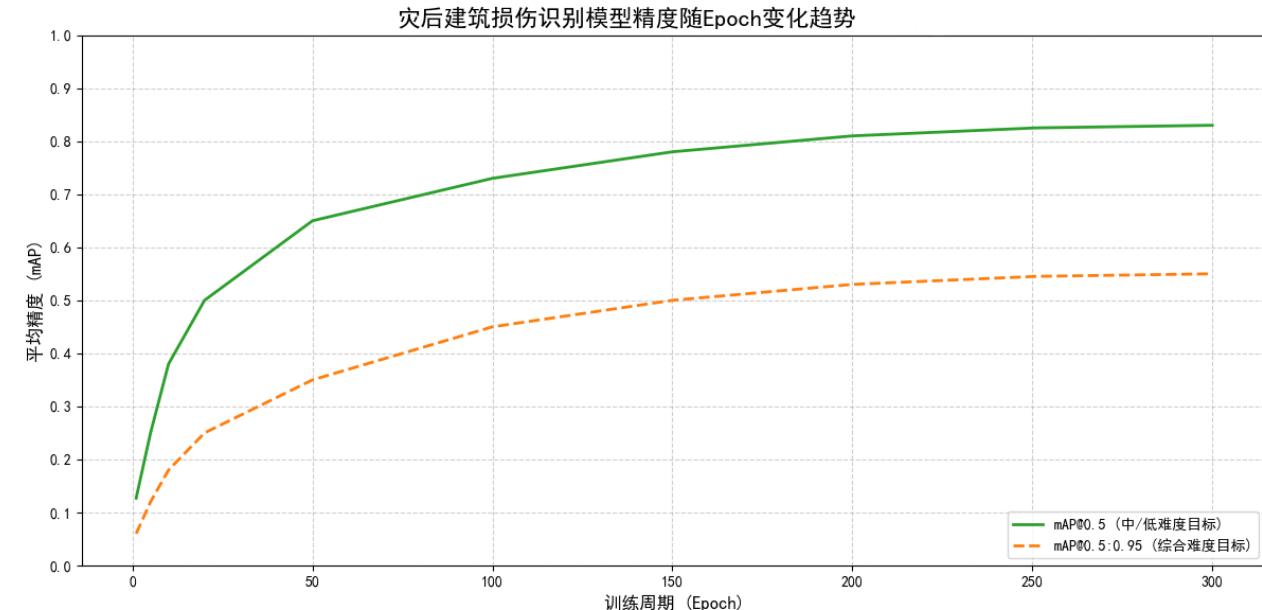


三、成果分析

模型性能与识别精度评估

指标评估表明，模型在大多数灾损类别上均取得较高检测精度，并在结构性破坏、严重破损等宏观损伤类别上表现稳定。

从整体而言，模型在复杂光照、遮挡与多源传感器差异条件下仍表现出较好的鲁棒性，说明训练数据整合与增强策略有效提升了泛化能力



指标	领域	关注重点	衡量标准
Precision	分类/检测	预测的准确性	误报 (FP) 少
Recall	分类/检测	真实目标的覆盖率	漏报 (FN) 少
F1-score	分类/检测	Precision 和 Recall 的平衡	综合性能
mAP@0.5	目标检测	定位的粗略准确性	$\text{IoU} \geq 0.5$ 时所有类别的平均 AP
mAP@[0.5:0.95]	目标检测	定位的整体精度	10 个不同 IoU 阈值下 mAP 的平均值



三、成果分析

端边云一体化部署性能

服务器端在 GPU 环境下提供高吞吐量的批处理能力，适合灾后大范围遥感影像快速扫描

启用 WebGUI 后支持可视化结果查询、批量处理与结果导出为指挥中心的集中评估提供了高效工具。

基于 Android 设备的推理证明了模型在移动端实时运行本地推理时延明显低于服务端远程推理的往返延迟，尤其在网络受限环境下优势更为显著。



Google
nano banana
pro
生成



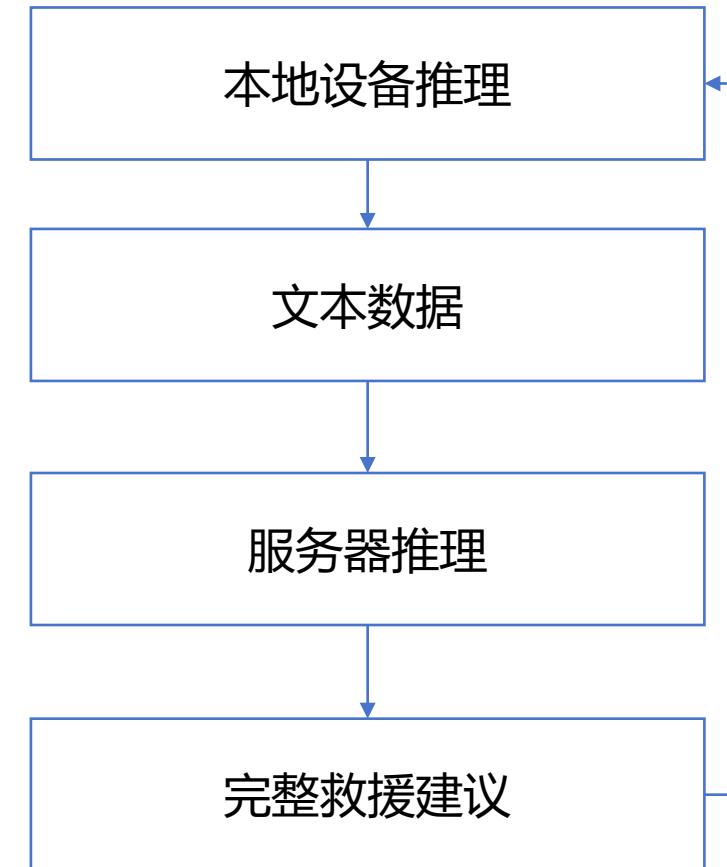
三、成果分析

带宽消耗与系统通信效益

本系统适配常规手机系统，
可为所有人提供服务

鉴于重大自然灾害发生时，灾区面临网络
基建崩溃情况，本系统使用端侧部署问题解决
灾区临时网络通信带宽不足的情况。

通过图示流程
可将图片传输降为至文本传输
并将主要算力压力转移至服务器
提高项目的通用性





三、成果分析

大模型生成建议模块的效果与限制

采用 Gemini API 将检测结果与场景信息输入大语言模型 LLM 能够基于结构化输入生成较为系统化的文字化建议

尽管通过结构化 prompt 在一定程度上提高了稳定性
仍存在少量推断不完全依赖输入证据的情况

本研究强调在实际救援中必须引入人工复核机制，
并为模型输出附加来源引用与置信区间，以确保可审计性

一、危险性评估

该建筑存在2处承重结构中度损伤，表明结构稳定性已受影响，存在局部坍塌风险，需紧急加固。虽然尚未达到立即倒塌的危急程度，但必须立即采取措施，限制人员进入并进行紧急支撑。

二、优先救援措施

- **[第一优先]** 立即封锁现场，疏散非必要人员。
- **[第二优先]** 对承重结构受损点进行紧急支撑加固。
- **[第三优先]** 结构工程师进行全面安全评估。

三、所需资源清单

- **人员**: 结构工程师2人、救援队员6人、医疗人员2人
- **设备**: 液压支撑/钢管支撑4套、结构探测仪2台、安全警戒线、应急照明
- **其他**: 应急通讯设备、急救箱、个人防护装备

四、执行步骤（按时间顺序）

- **步骤 1** [0-5分钟]: 现场指挥官抵达，立即设置安全警戒线，疏散所有非必要人员，确保区域净空。
- **步骤 2** [5-15分钟]: 结构工程师快速进入，对2处中度损伤点进行初步评估，确定紧急加固位置和方式。
- **步骤 3** [15-30分钟]: 救援队携带液压支撑或钢管支撑，在结构工程师指导下对中度损伤的承重结构进行紧急支撑加固。
- **步骤 4** [30-60分钟]: 加固完成后，结构工程师使用探测仪对所有损伤区域进行详细检查，评估整体结构安全状况。
- **步骤 5** [1小时后]: 根据详细评估结果，制定长期修复方案，并持续监测结构稳定性，确保安全。

五、官方报告摘要

该建筑检测到2处承重结构中度损伤，已启动紧急响应，完成现场封锁与人员疏散，并对受损承重结构进行了紧急支撑加固。后续将进行全面结构评估并制定修复计划。

注：本建议基于结构化转换生成，存在理论幻觉风险



三、成果分析

系统整体效益评估

综合端侧推理、云端服务、大模型建议生成三个模块的表现，本系统在灾后建筑损伤评估任务中实现了从“感知层”到“决策层”的有效联通

从功能完整度来看，系统具备模型训练、跨平台部署、可视化展示、轻量化通信与智能决策输出全过程能力

灾害识别救援系统 System Active

AI 智能分析

基于 YOLOv11 与 Google Gemini 的专业决策辅助
上传受灾结构影像，获取精准损伤检测与救援建议
(本系统仅供应急救援参考，非专业鉴定依据)

黄旭斌 王歆怡完成
欢迎老师同学使用本系统并提出宝贵意见

点击或拖拽上传图片
支持 PNG, JPG, WebP (Max 16MB)





同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

三、成果分析

实机演示

yolo.civilleader.top

欢迎老师、同学体验

欢迎您的宝贵意见



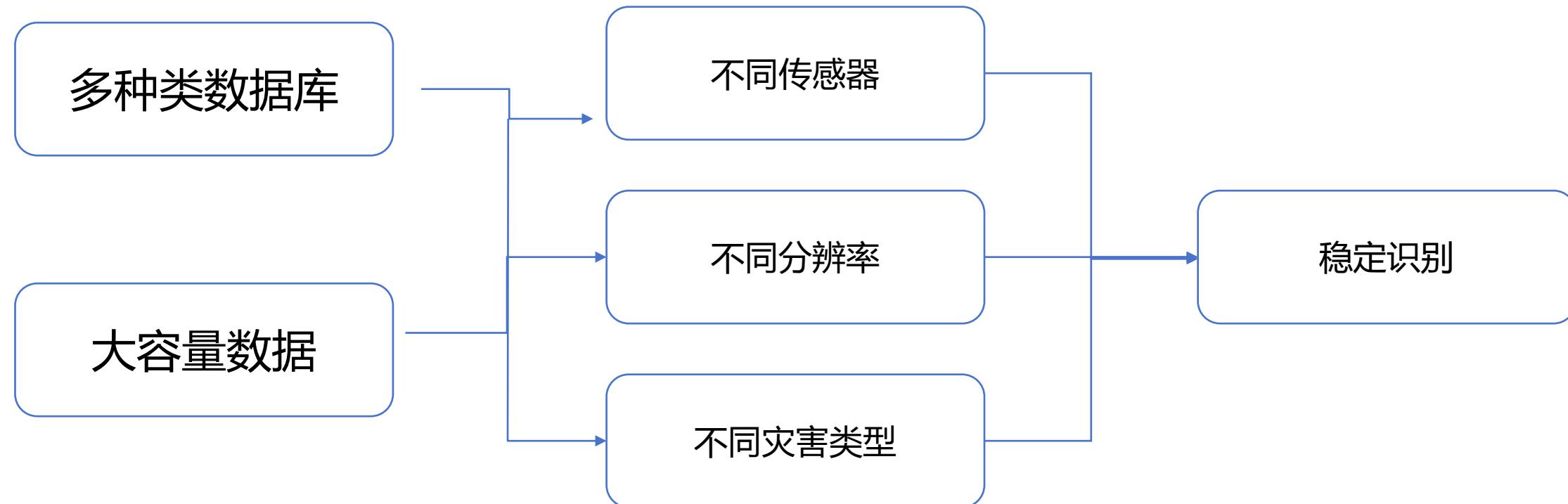


四、主要结论



四、主要结论

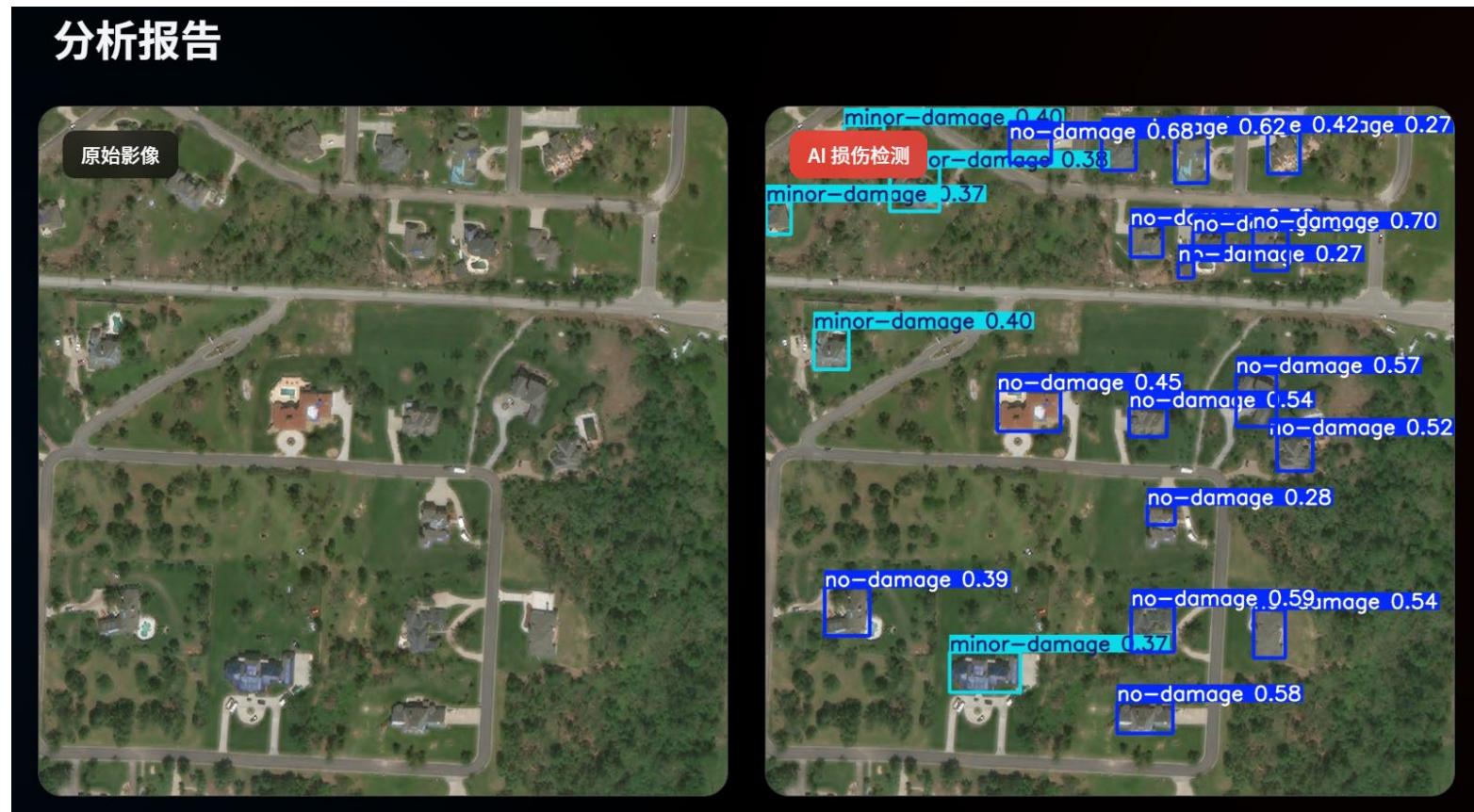
多源数据整合显著提升泛化能力





四、主要结论

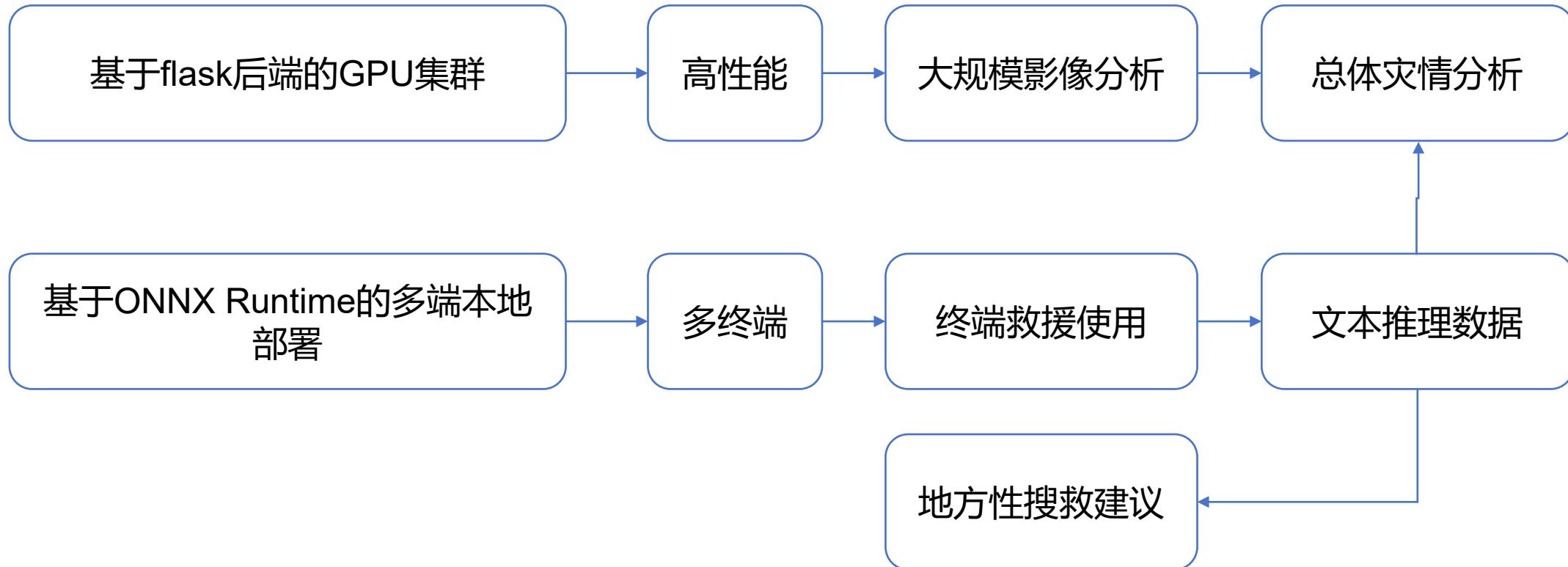
识别模型在精度与鲁棒性上达到了实际应用的水平





四、主要结论

端云协同的部署方式提升通信受限场景的系统可用性



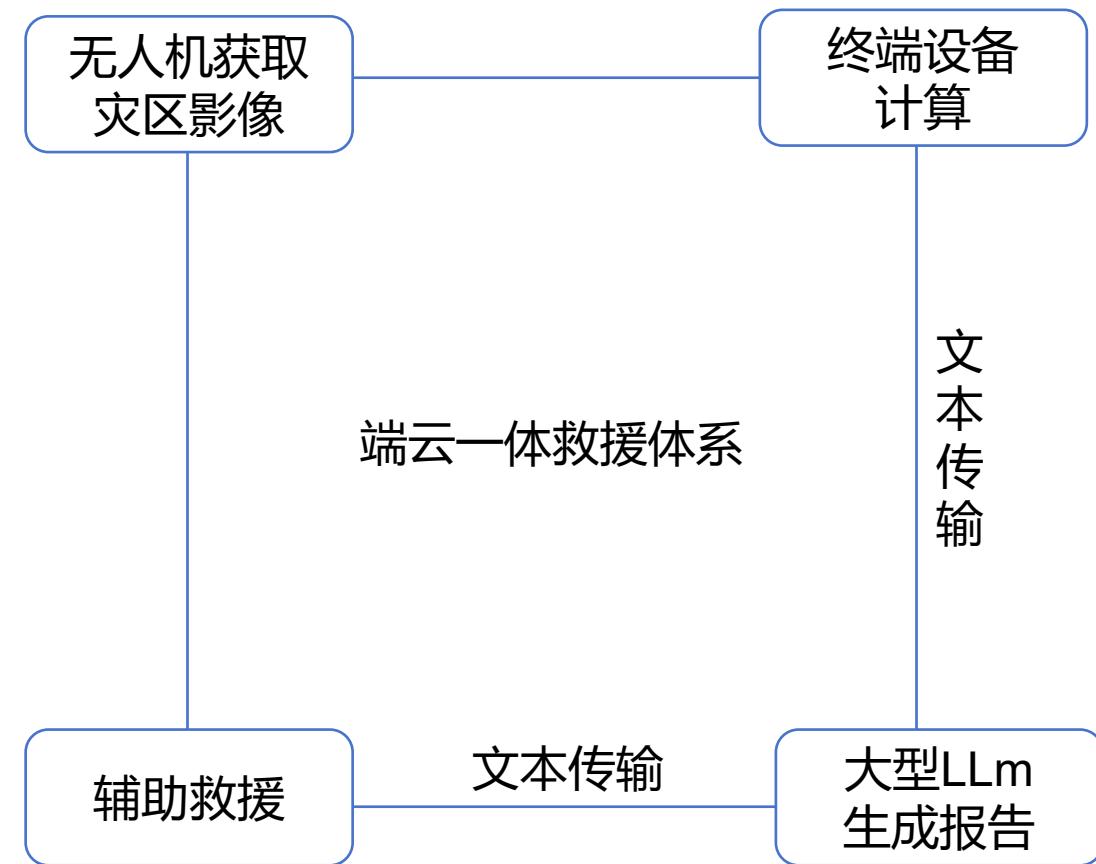


四、主要结论

LLM 驱动的救援建议生成实现“识别、指引”的闭环

将检测结构与LLM结合
通过规范性输出
实现专业救援建议生成

仍需人工复核





四、主要结论

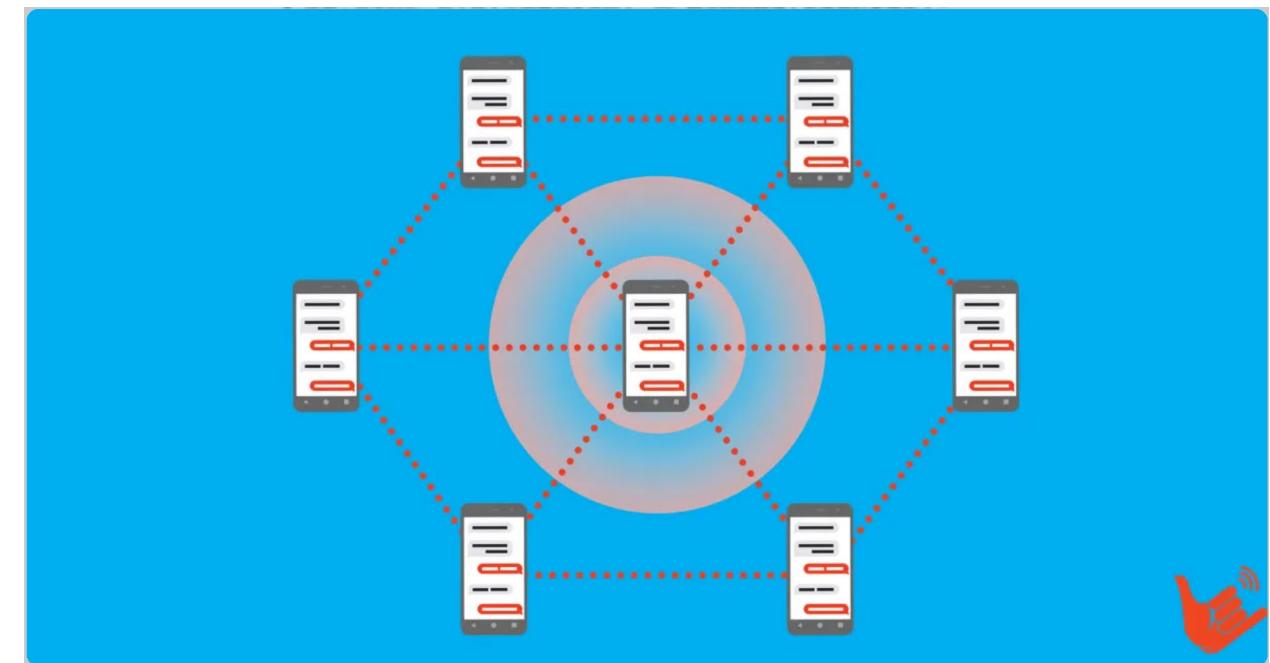
未来展望：「mesh集群推理与信息传输」

Mesh

实现灾区算力有限情况下的大规模推理

显卡计算的本质逻辑是分块矩阵计算

类似的，可以将大规模影像数据划分为独立区块，利用现代手机的优异AI性能进行分布计算





四、主要结论

未来展望：多模态

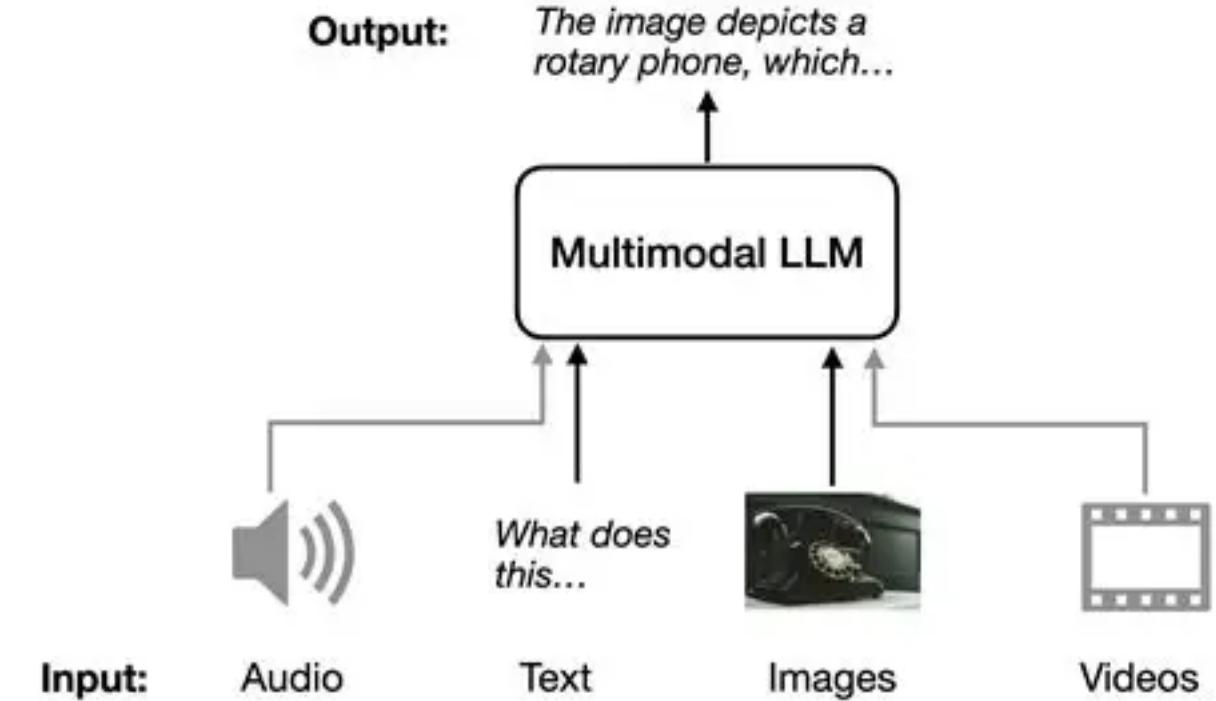
专业救灾智能体

集成所有有关救灾知识

原生支持理解图像并分析产生报告

避免模型间交流产生的错误放大

优化决策链路的可靠性





四、主要结论

未来展望：从应急评估到常态化健康监测的演进

极端工况下的
快速受损检测

常态化工况下
的预防性健康
监测



五、参考文献

- [1] 国务院办公厅. 国家地震应急预案[Z]. 北京: 国务院办公厅, 2025.
- [2] 全国地震灾害紧急救援标准化技术委员会. 地震灾害紧急救援队伍救援行动 第1部分: 基本要求: GB/T 29428. 1-2012[S]. 北京: 中国标准出版社, 2013.
- [3] 全国地震灾害紧急救援标准化技术委员会. 地震灾害紧急救援队伍救援行动 第2部分: 程序和方法: GB/T 29428. 2-2014[S]. 北京: 中国标准出版社, 2014.
- [4] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 民用建筑热工设计规范: GB 50176-2016[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2016.
- [5] Salimi M, Al-Ghamdi S G. Climate change impacts on critical urban infrastructure and urban resiliency strategies for the Middle East[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 54: 102009. DOI:10.1016/j.scs.2019.102009.
- [6] Sharifi A, et al. Integrative approaches to urban resilience: Evaluating the efficacy of resilience strategies in mitigating climate change vulnerabilities[J]. Heliyon, 2024, 10(6): e27658. DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e27658.
- [7] Reu Junqueira L, et al. Climate Adaptation Measures for Enhancing Urban Resilience[J]. Buildings, 2023, 13(9): 2163. DOI:10.3390/buildings13092163.
- [8] McPhearson T, et al. Urban change as an untapped opportunity for climate adaptation[J]. npj Urban Sustainability, 2021, 1: 12. DOI:10.1038/s42949-021-00024-y.
- [9] Rao A, et al. Flood change detection model based on an improved U-net network and multi-head attention mechanism[J]. Scientific Reports, 2025, 15: 87851. DOI:10.1038/s41598-025-87851-6.
- [10] Li T, et al. BRIGHT: A globally distributed multimodal building damage assessment dataset with very-high-resolution for all-weather disaster response[J]. arXiv preprint arXiv:2501.06019, 2025.
- [11] Akbari M, et al. A Deep Learning Application for Building Damage Assessment Using Ultra-High-Resolution Remote Sensing Imagery in Turkey Earthquake[J]. International Journal of Disaster Risk Science, 2023, 14(6): 1234-1248. DOI:10.1007/s13753-023-00526-6.

- [12] Wang Y, et al. HRTBDA: a network for post-disaster building damage assessment based on remote sensing images[J]. International Journal of Digital Earth, 2024, 17(1): 2418880. DOI:10.1080/17538947.2024.2418880.
- [13] Jo S-H, et al. Damage Detection and Segmentation in Disaster Environments Using Combined YOLO and Deeplab[J]. Remote Sensing, 2024, 16(22): 4267. DOI:10.3390/rs16224267.
- [14] Liu C, et al. Real-Time Ground-Level Building Damage Detection Based on Lightweight and Accurate YOLOv5 Using Terrestrial Images[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2763. DOI:10.3390/rs14122763.
- [15] Wang H, et al. A Lightweight Remote Sensing Image Model of Natural Disaster Based on Knowledge Distillation[C]//Proceedings of the 2023 7th International Conference on High Performance Compilation, Computing and Communications. New York: ACM, 2023: 3606083. DOI:10.1145/3606043.3606083.
- [16] Lei Z, et al. Harnessing Large Language Models for Disaster Management: A Survey[J]. Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2025, 2025: 750. DOI:10.18653/v1/2025.findings-acl.750.
- [17] Xu Y, et al. Large language model applications in disaster management: An interdisciplinary review[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2025, 127: 05642. DOI:10.1016/j.ijdrr.2025.05642.
- [18] Li X, et al. Post-disaster building damage assessment based on improved U-Net[J]. Scientific Reports, 2022, 12: 20114. DOI:10.1038/s41598-022-20114-w.
- [19] Alipour A, et al. Integrating Machine Learning and Remote Sensing in Disaster Management: A Decadal Review of Post-Disaster Building Damage Assessment[J]. Buildings, 2024, 14(8): 2344. DOI:10.3390/buildings14082344.



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

谢谢大家



九、备份

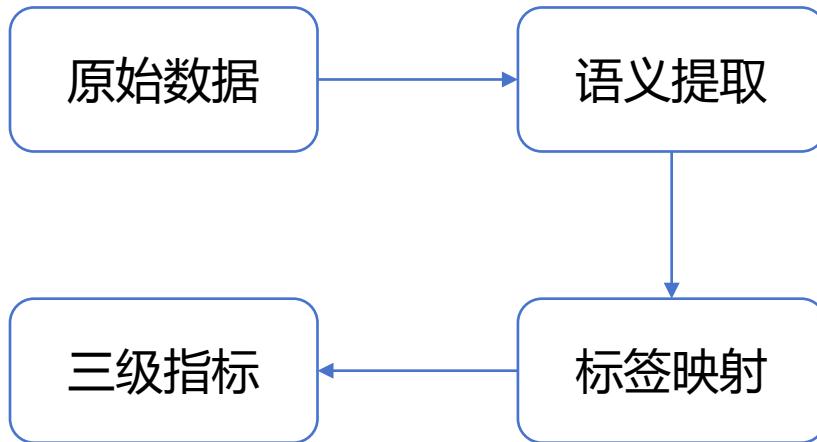
算法模型综合评估与选型

方面	YOLOv11	Mask R-CNN (ResNet backbone)	Swin Transformer-based (e.g. Cascade Mask R-CNN Swin-L or Mask2Former Swin-L)	说明
推理速度 (FPS)	高 (50-200+ FPS ; nano版可达300+ FPS)	中等 (10-30 FPS on RTX 3090)	低 (5-15 FPS on V100/A100; Swin-L 60M) 高 (Swin-L ~200M+, 加上head ~250-300M)	YOLOv11实时性强，适合边缘/视频；Mask R-CNN中等；Swin-based计算密集，速度慢。
模型参数量 (Params)	低 (l-seg ~40-70M)	中等 (~40-60M)	高 (需高内存GPU, 如 A100/V100; 不支持 WebGPU, Transformer内存需求大)	YOLOv11轻量高效；Swin模型参数多，内存占用大
硬件要求	低 (支持CPU/边缘GPU, 支持WebGPU导出ONNX/TensorRT加速; nano版手机级)	中等 (需中高端GPU)	最高 (全局注意力强, 对纹理偏置/out-of-distribution鲁棒；复杂场景精度优)	YOLOv11部署灵活；Swin-based需服务器级硬件。
复杂环境鲁棒性	高 (在遮挡、复杂背景如果园/农业场景强；对纹理变化/小物体鲁棒)	高 (处理遮挡/复杂场景好, 像素级掩码精确)	Swin Transformer在纹理变化/遮挡更鲁棒；YOLOv11实时平衡好；Mask R-CNN边界精确但速度限。	



九、备份

数据预处理与标签对齐



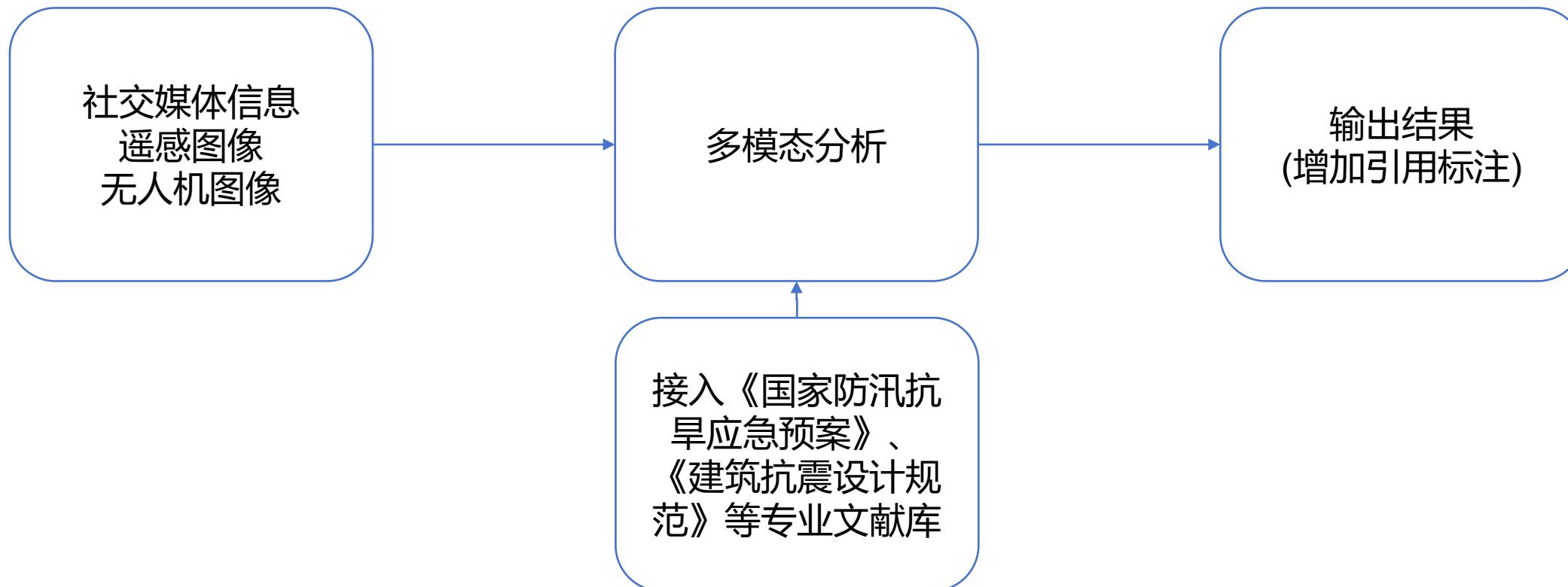
```
# xBD 原始标签: 'no-damage', 'minor-damage', 'major-damage', 'destroyed', 'unclassified'  
# YOLO 目标类别索引 (4类, 0-3):  
DAMAGE_MAP = {  
    "no-damage": 0,      # 0: 无损  
    "minor-damage": 1,   # 1: 轻微损毁  
    "major-damage": 2,   # 2: 严重损毁  
    "destroyed": 3,      # 3: 完全损毁  
    "unclassified": -1,  # 忽略未分类  
    "none": -1          # 忽略空或缺失  
}  
  
# --- 2. 文件夹路径配置---  
XBD_RAW_ROOT = Path("D:/YOLO-civil/xbd_data_raw")  
# 最终统一格式的输出目录  
YOLO_OUTPUT_ROOT = Path("D:/YOLO-civil/unified_disaster_dataset")  
  
# 图像尺寸, 所有 xBD 图像统一为 1024x1024  
IMG_WIDTH = 1024  
IMG_HEIGHT = 1024  
  
def polygon_to_yolo_bbox(polygon_coords):  
    """  
    将像素多边形坐标转换为 YOLO 归一化边界框 (Center X/Y, W, H)。  
    """  
    coords = np.array(polygon_coords)
```

部分Python代码



九、备份

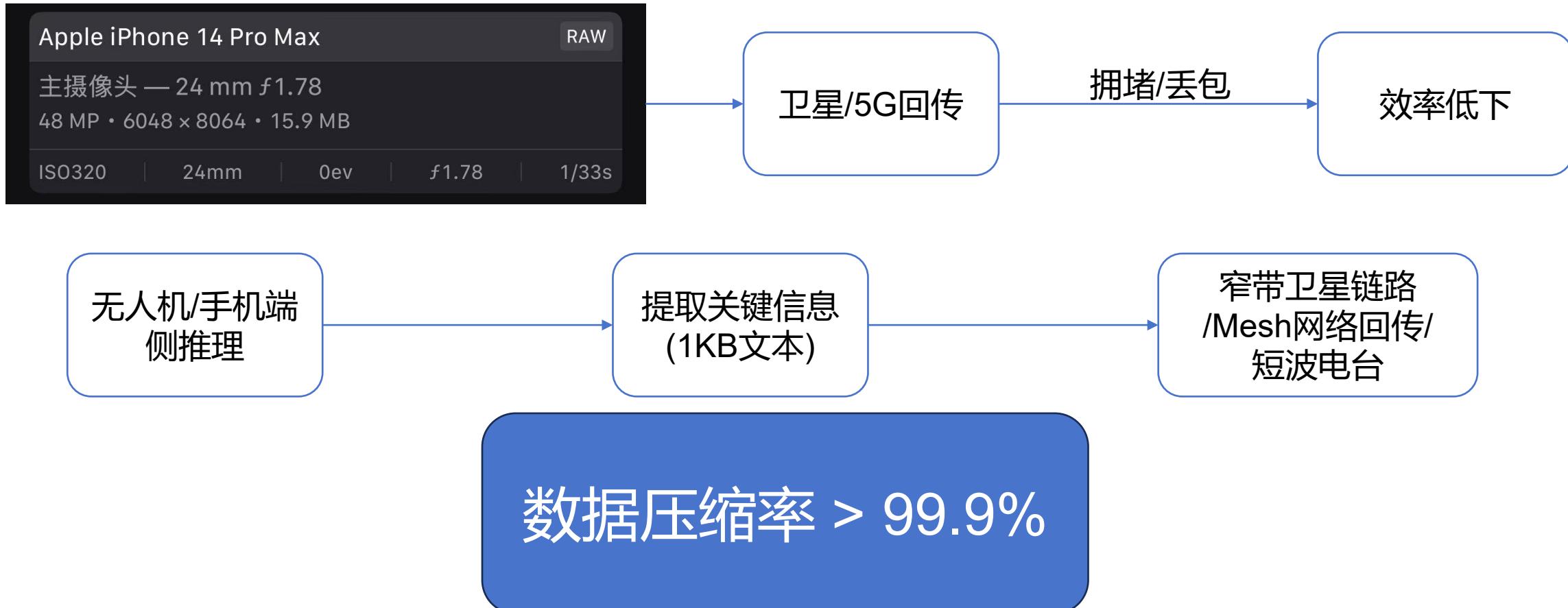
下一代架构：基于RAG的灾害决策增强系统





九、备份

基于边缘计算的弱网环境部署方案





学校

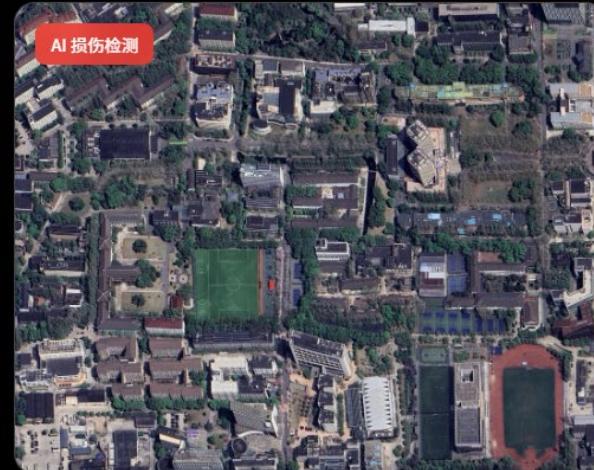
基于大模型的全生命
周期维护建议

九、备份

分析报告



原始影像



AI 损伤检测



Gemini 救援决策建议

作为灾害应急专家，针对目前未见明显损伤的建筑，建议采取“预防为主、动态监测”的策略，确保结构长期安全：

- **常规检查要点**：定期巡查承重墙体、梁柱节点是否有新增细微裂缝；检查外墙饰面、空调外机架等高空挂件是否松动；确保屋顶及地面排水系统无淤堵。
- **预防性维护建议**：雨季前清理天沟与落水管；对伸缩缝、女儿墙等易渗水部位进行防水加固；定期测试消防栓、应急照明等防灾设施的完好性。
- **日常监测重点**：密切观察门窗是否出现开合困难（警惕不均匀沉降）；留意墙面是否有渗水痕迹；对既有非结构性裂缝进行标记，监测其长度或宽度是否发生变化。

通过常态化管理，可有效降低突发灾害风险。