[포스코 AI 빅데이터 아카데미 29기]

AI 프로젝트

3D 시각화

신축아파트 실내 하자 탐지 어플리케이션

C반 3조

강민주 김영국 박경남 이정희 이찬영 이충현

목차

1. 추진배경
2. 선행연구
   1. 기업 사례 분석
   2. 전기수 분석
   3. 논문 분석
3. 프로젝트 개요
   1. 프로젝트 목표
   2. 프로젝트 설계
4. 구현과정
   1. 소프트웨어
   2. 하드웨어
   3. 데이터 수집
   4. 데이터 전처리 및 증강
   5. 모델 학습 결과
5. 활용 기술 및 구현
   1. 하자 탐지 기술
   2. 실내 3D 시각화 기술
   3. 하자 위치 마킹 기술
   4. 하자 접수 기술 : 어플리케이션
6. 결론
   1. 기대효과 및 활용방안
   2. 한계점 및 개선사항

추진배경

최근 부동산 시장의 활성화와 정부 주도의 주택 공급 확대 정책에 따라 전국적으로 신축 아파트의 공급량이 급격히 증가하고 있다. 이에 따라 새로운 주거 공간에 대한 기대감도 높아지고 있으나, 신축 아파트에서 발생하는 다양한 실내 하자 문제가 사회적 문제로 대두되고 있다.

벽지 들뜸, 결로, 바닥 찍힘, 타일 균열 및 줄눈 불균형 등 주거 공간 내에서 발생하는 하자 유형은 매우 다양하다. 국토교통부 하자심사분쟁조정위원회(하심위)에 따르면, 최근 5년간 연평균 4,400건 이상의 하자 관련 분쟁 사건이 접수되었으며, 2024년8월까지 이미3,525건이 처리되어 전년도 대비 약 20% 증가한 것으로 나타났다.

특히, 하자심사 결과 접수된 사건의 약 64%가 실제 하자로 판정되었으며, 주요 하자 유형으로는 기능 불량(14.0%), 들뜸 및 탈락(12.1%), 균열(10.7%), 결로(8.4%), 누수(7.8%) 등의 높은 비율을 차지했다. 이는 단순한 시공 오류를 넘어 주택 품질 관리 체계 전반에 대한 신뢰 저하를 초래하고 있다.

또한 기존의 하자 접수 방식은 입주자에게 사진 촬영과 상세한 하자 정보 입력을 요구하는 등 과정이 번거롭고 복잡하며, 시간이 경과함에 따라 하자의 정확한 위치를 기억하거나 전달하기가 어려워지는 문제가 발생하고 있다. 특히 시간이 흐를수록 하자의 위치와 상태를 명확히 파악하기 어려워지고, 입주자와 시공사 간의 불필요한 갈등과 추가적인 혼란을 초래하게 된다.

최근에는 하자의 유형과 범위가 복잡하고 다양해지면서 입주자가 직접 하자 점검 대행 업체를 섭외해 추가 비용을 부담하는 사례가 증가하고 있다. 기존에는 입주자 점검이나 시공사 A/S를 통해 하자 확인이 이루어졌으나, 복잡한 하자 유형을 정확히 진단하기 위해 전문 업체의 점검 서비스를 이용하는 수요가 늘어난 것이다. 이로 인해 입주자는 기존 부담 외에 별도의 하자 점검 비용까지 추가로 지불해야 하는 상황에 처하게 되었다.

더욱이 하자 처리 과정이 지연될 경우 입주자는 임시 거주지 확보, 이사 일정 변경, 생활 불편 등 다양한 형태의 2차 피해를 입게 된다. 이러한 문제는 단순한 경제적 부담을 넘어 입주자들의 주거 만족도 저하 및 주택 시장 전반에 대한 신뢰 약화로 이어질 수 있다.

국토교통부는 ‘중대 하자 30일 이내 처리 의무화’ 등 제도적 장치를 마련하여 대응하고 있으나, 여전히 체계적인 하자 탐지 및 사전 예방 시스템 구축은 미흡한 실정이다. 따라서 하자 탐지부터 정확한 위치 파악까지 직관적으로 수행할 수 있는 기술적 솔루션 개발의 필요성이 더욱 커지고 있다. 본 프로젝트는 이러한 배경에서 출발하였다.

1. 선행연구
   1. 기업 사례 분석

최근 아파트 하자 관리 분야에서는 다양한 기업들이 첨단 기술을 활용하여 문제 해결에 나서고 있다. 특히, 인공지능(AI), 열화상 카메라, 드론 등 최신 기술을 적용한 하자 탐지 및 품질 관리 솔루션이 주목받고 있다.

첫 번째 사례로, DL이앤씨는 신축 아파트의 벽체 하자 탐지를 위해 인공지능 모델을 개발하였다. 이들은 6만 건 이상의 벽지 하자 데이터를 학습시켜 하자의 존재 여부와 위치를 자동으로 판단하고 기록하는 AI 시스템을 구축하였다. 이를 통해 기존의 수작업 기반 점검 방식보다 훨씬 빠르고 정확하게 하자 판별이 가능해졌으며, 점검 효율성과 신뢰도를 크게 향상시켰다.

두 번째로, 새집체크는 열화상 카메라와 4D 레이저 라벨기 기술을 결합하여 하자 점검 서비스를 제공하고 있다. 열화상 카메라는 누수 및 결로 현상을 감지하는 데 활용되며, 4D 레이저 라벨기는 바닥의 평활도와 균열 여부를 정밀하게 측정한다. 이러한 장비를 통해 비정상적 온도 분포, 구조적 문제 등을 조기에 진단할 수 있어 입주자 피해를 사전에 예방하는 데 기여하고 있다.

마지막으로 포스코이앤씨는 드론과 AI 기술을 접목하여 아파트 외벽 품질 관리를 수행하고 있다. 드론을 활용해 건물 외벽을 촬영하고, AI를 통해 균열, 탈락 등 외벽 하자 여부를 자동으로 분석하는 시스템을 도입하였다. 이 방법은 고층 아파트에서도 인력 투입 없이 빠르고 안전하게 외벽 상태를 점검할 수 있어 품질관리의 효율성과 안전성을 동시에 높이고 있다.

이처럼 다양한 기업들은 AI기반 하자 탐지, 열화상 및 레이저 계측 기술, 드론 활용 등 품질 관리 등 혁신적인 방법을 통해 하자 관리의 정확도와 효율성을 극대화하고 있으며, 이는 향후 하자 점검 및 관리 기술의 발전 방향을 제시하고 있다.

그러나 기존 사례들은 주로 하자 탐지에 초점을 맞추고 있어 하자 정보를 공간적으로 입체화하여 시각적으로 제공하는 데는 한계가 존재한다. 본 프로젝트는 이러한 한계를 극복하고자, 하자의 탐지뿐만 아니라 위치와 형태를 3D 시각화하여 입주자가 하자 상태를 더욱 직관적이고 명확하게 확인할 수 있도록 하는 것을 목표로 한다.

* 1. 전기수 분석

< 26기 B4조 ‘벽 이상감지 스마트로봇’ > 프로젝트는 하자 탐지 자동화와 점검 업무 효율성 향상을 목표로 YOLO 기반 객체 탐지(Object Detection) 기술과 초음파 센서를 활용한 자율주행 시스템을 결합하는 방식을 채택하였다.

우선 Object Detection 측면에서는 YOLO v10모델을 활용하여 벽면의 하자 부위를 자동으로 탐지하였다. 이를 통해 사람의 수작업 없이 하자 부위를 빠르게 식별할 수 있도록 하여 점검의 효율성을 향상 시켰다.

또한 초음파 센서 자율주행 부분에서는 라즈베리파이와 HC-SR04 초음파 센서를 이용하여 이동 로봇(Wall-E)를 제작하였다. 이 로봇은 전방 거리를 감지하여 장애물 접근 시 회피 동작을 수행하며, 3회 연속 임계값 미만 거리 측정 시 자동 회전을 통해 자율주행을 이어가는 구조로 설계되었다.

이러한 시스템은 벽면 하자 탐지 자동화의 가능성을 보여주었으나, 분석 결과 본 프로젝트에서는 다음과 같은 차별화 포인트를 추가하고자 한다.

첫째, 3D 시각화를 통한 확장.

26기 B4조의 프로젝트는 2D 이미지 기반의 하자 탐지에 그쳤으나, 본 프로젝트는 NeRF기반의 3D공간 복원을 적용하여, 하자 탐지 결과를 실내 공간 내 정확한 위치에 매핑하고 다양한 시점에서 입체적으로 시각화할 계획이다. 이를 통해 하자의 위치와 상태를 훨씬 직관적으로 파악할 수 있도록 한다.

둘째, APP 개발을 통한 사용자 편의성 강화.

26기 프로젝트는 웹 기반 시스템을 활용했지만 완성도가 낮았던 한계가 있었다. 이에 본 프로젝트는 모바일 앱을 개발하여 사용자가 직접 영상을 찍어 업로드하고, 서버에서 하자 탐지 및 3D 분석 결과를 확인할 수 있도록 하여 접근성과 편의성을 대폭 개선하고자 한다.

결론적으로, 26기 B4조의 프로젝트는 하자 자동 탐지와 자율주행 점검이라는 혁신적인 시도를 보여주었으며, 본 프로젝트는 이를 기반으로 3D 시각화, 사용자 편의성 강화, 탐지 범위 확장이라는 방향으로 기술적 완성도를 더욱 끌어올리는 걸 목표로 한다.

* 1. 논문 분석
     1. 공동주택 마감공사의 하자유형별 분석 및 위험성 평가 방법에 관한 연구 (2024)

이 연구는 공동주택 마감공사에서 발생하는 하자 유형별 빈도와 심각도를 종합적으로 평가하여 하자 위험성 우선순위를 도출하였다. 분석 결과, 결로, 곰팡이, 타일 시공 불량, 창틀 하자 등이 가장 위험도 높은 하자로 선정되었다. 본 프로젝트에서는 이를 참고하여 하자 탐지 시스템 구축 시 결로, 곰팡이 등 우선순위가 높은 하자 유형을 중점적으로 탐지하는 방향을 설정하였다.

* + 1. Machine learning-aided thermography for autonomous heat loss detection in buildings (2024)

본 연구는 건물 외피를 대상으로 열화상 이미지를 수집하고, YOLOv7기반 딥러닝 모델을 활용해 열손실 영역을 자동으로 탐지하는 방법을 제안하였다. 연구 결과, 결로 및 누수 등 열화상 카메라로 확인할 수 있는 하자도 YOLO 모델을 통해 정확한 객체 탐지가 가능함을 입증하였다. 이를 바탕으로 본 프로젝트에서는 열화상 카메라를 통한 하자 탐지에 YOLO 기반 객체 탐지 모델을 적용하기로 하였다.

* + 1. Instant-3D : Instant Neural Radiance Field Training Towards On-Device AR/VR 3D Reconstruction (2023)

이 논문은 소량의 입력 이미지(5D 입력: 위치 + 방향)를 통해 신경망이 색상 및 밀도 정보를 예측하여 고해상도의 실내 공간 3D 모델을 신속하게 복원하는 방법을 제시하였다. 특히, 다양한 시점에서 공간을 입체적으로 관찰할 수 있어, 하자 위치를 직관적으로 파악하는 데 매우 효과적이다. 본 프로젝트는 이 기술을 참고하여 NeRF기반 3D 공간 복원을 통해 하자 탐지 결과를 3D 시각화하는 시스템을 구축하고자 한다.

1. 프로젝트 개요
   1. 프로젝트 목표

본 프로젝트에서는 신축 아파트 내 하자를 자동으로 탐지하고, 이를 3차원 공간에 정밀하게 매핑함으로써 하자의 위치를 직관적으로 시각화하는 것을 목표로 한다. 생성된 3D 하자 맵은 사용자용 애플리케이션에 연동되어, 입주자 또는 관리자가 시공사에 정확한 하자 위치를 전달할 수 있도록 지원하며, 시공사는 이를 기반으로 효율적인 하자 보수 및 대응이 가능하도록 돕는다.

* 1. 프로젝트 설계 : 구현도

스크린샷, 도표, 디자인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

* + 1. 영상 촬영

사용자의 핸드폰을 이용하여 하자 수리를 원하는 공간을 촬영한다.

* + 1. Object Detection

YOLO 모델을 활용하여 이미지에서 하자를 탐지한다.ByteTrack 알고리즘을 적용하여 각 하자 객체에 고유 ID를 부여한다. 이후 각 객체의 위치 정보를 기반으로 좌표를 추출한다.

* + 1. 3D Reconstruction

추출한 좌표를 기반으로 COLMAP의 삼각측량 기법을 통해 3D 포인트 클라우드를 재구성한다.재구성된 3D 데이터는 Instant-NGP를 활용하여 실시간으로 시각화한다.이를 통해 하자의 공간적 위치를 직관적으로 확인할 수 있다.

* + 1. 하자 확인

사용자는 확인된 하자를 파악하고 시공사에서는 파악된 하자를 수리 업체에 보내도록 도와준다.

1. 구현과정
   1. 소프트웨어
      1. YOLO

YOLO는 이미지를 한 번만 보고 바로 물체를 검출하는 딥러닝기술이다.

CNN 딥러닝 모델을 기반으로 특징을 추출한 뒤 이를 이용하여 물체의 종류와 위치를 예측한다. 기존 객체탐지 모델보다 빠른 속도로 실시간 물체검출(Object Detection)이 가능하다. 최근에는 V12버전까지 릴리즈 되었으며, 객체 탐지, 이미지 세그멘테이션 등 다양한 기능으로 확장되었다. 본 프로젝트에서는 신축아파트의 하자를 탐지하기 위해 YOLO를 사용하였다.

* + 1. ByteTrack

실시간 객체 추적 알고리즘으로, YOLO 등의 객체 탐지 결과를 기반으로 프레임 간 객체의 고유ID를 추적할 수 있다. 객체 ID 일관성 유지에 강하며, 프레임 누락 상황에도, ID 할당 오류 현상을 최소화 해준다. 복잡한 구조 없이 초고속 실시간 객체를 추적할 수 있다.본 프로젝트에서는 탐지된 하자에 ID를 부여하여, 3D좌표를 얻기위한 과정으로 ByteTrack을 사용하였다.

* + 1. COLMAP

COLMAP은 사진이나 영상 프레임에서, 카메라의 위치와 자세를 계산하는 Structure-from-Motion(SfM) 알고리즘이다. 특징점을 매칭하고, 삼각 측량을 통해 3D포인트를 재구성하고, 장면의 구조를 복원할 수 있다.

다수의 이미지 간 일관성 있는 포즈 추정을 통해 정확한 3D 모델을 생성할 수 있다. 본 프로젝트에서는 하자 탐지 결과를 3D 공간에 매칭할 수 있도록 기반 데이터를 제공하는 역할을 한다.

* + 1. Instant-NGP

다각도에서 촬영된 RGB 이미지를 수집한 후, COLMAP을 활용하여 각 이미지에 대한 카메라 자세(Pose)를 자동으로 추정한다. 이후, 각 이미지의 픽셀로부터 광선(ray)을 생성하고, 3차원 공간상의 샘플링 지점을 계산한다. NeRF(Neural Radiance Fields) 모델은 이 샘플 지점에 대해 불투명도(opacity)와 색상(color)을 예측하는 MLP 기반 신경망을 학습하며, 학습된 모델은 볼륨 렌더링(Volume Rendering)을 통해 새로운 시점에서의 고해상도 이미지를 생성할 수 있다.

* 1. 하드웨어
     1. 열화상 카메라(FLIR ONE PRO)

<https://smartstore.naver.com/metermall/products/7907027876>

텍스트, 스크린샷, 공구, 카메라이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

* 1. 데이터수집
     1. RGB 이미지

하자의 데이터는 일반적으로 하자가 많이 일어나는 벽지손상, 벽 구조물 손상, 바닥 패임, 실리콘 마감 불량으로 구분하여 12개의 하자를 선정하였다. 데이터 수집은 실제 구현된 현장에서의 탐지를 위해 직접 데이터를 만들어 각각 200개의 이미지를 수집하였다.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **하자 분류** | **하자 종류** | **이미지 수** | **수집 이미지** |
| 벽지 손상 | 낙서 | 200 | 벽, 텍스트, 실내, 시계이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 곰팡이 | 200 | 텍스트, 수건, 예술, 욕실이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 오염 | 200 | 페인팅, 벽, 그림, 예술이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 찢어짐 | 200 | 예술, 종이, 봉투, 문구용품이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 울음 | 200 | 건물, 창문, 벽, 리모델링이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 벽지 터짐 | 200 | 전원 플러그 및 소켓, 벽, 실내, 잭이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 벽 구조물 | 벽 균열 | 200 | 텍스트, 화이트보드, 친필, 벽이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 오타공 | 200 | 천장, 실내, 예술, 건물이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 피스(못) | 200 | 벽, 예술, 직사각형, 실내이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 바닥 파임 | 바닥 파임 | 200 | 텍스트, 지상, 바닥, 콘크리트이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 실리콘 마감불량 | 실리콘  마감불량 | 200 | 라인, 그레이, 평행, 직사각형이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |

* + 1. 열화상 이미지

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **하자 분류** | **이상 이미지 수** | **수집 이미지** |
| 수도관 이상 | 134 | 아동 미술, 노랑, 예술이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 보일러 이상 | 194 | 다채로움, 호박, 오렌지, 스크린샷이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |
| 결로 | 153 | 다채로움, 호박, 오렌지, 페인팅이(가) 표시된 사진  AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. |

* 1. 데이터 전처리 및 증강
     1. 데이터 분할

RGB, 열화상 모델 모두 Train / valid / Test = 7:1:2로 분할하였다.

* + 1. 전처리

1) RGB 데이터

- Auto-Orient

- Resize : 640X 640

2) 열화상 데이터

- Auto-Orient

- Resize : 640X 640

* + 1. 증강

데이터를 훼손하지 않는 범위 내에서 데이터 증강을 진행하였다.

1) RGB 데이터

- 90도 회전

- 15도 회전, -15도회전

- 밝기 10% 증가, 감소

- 블러 0.3

2) 열화상 데이터

- 15도 회전, -15도회전

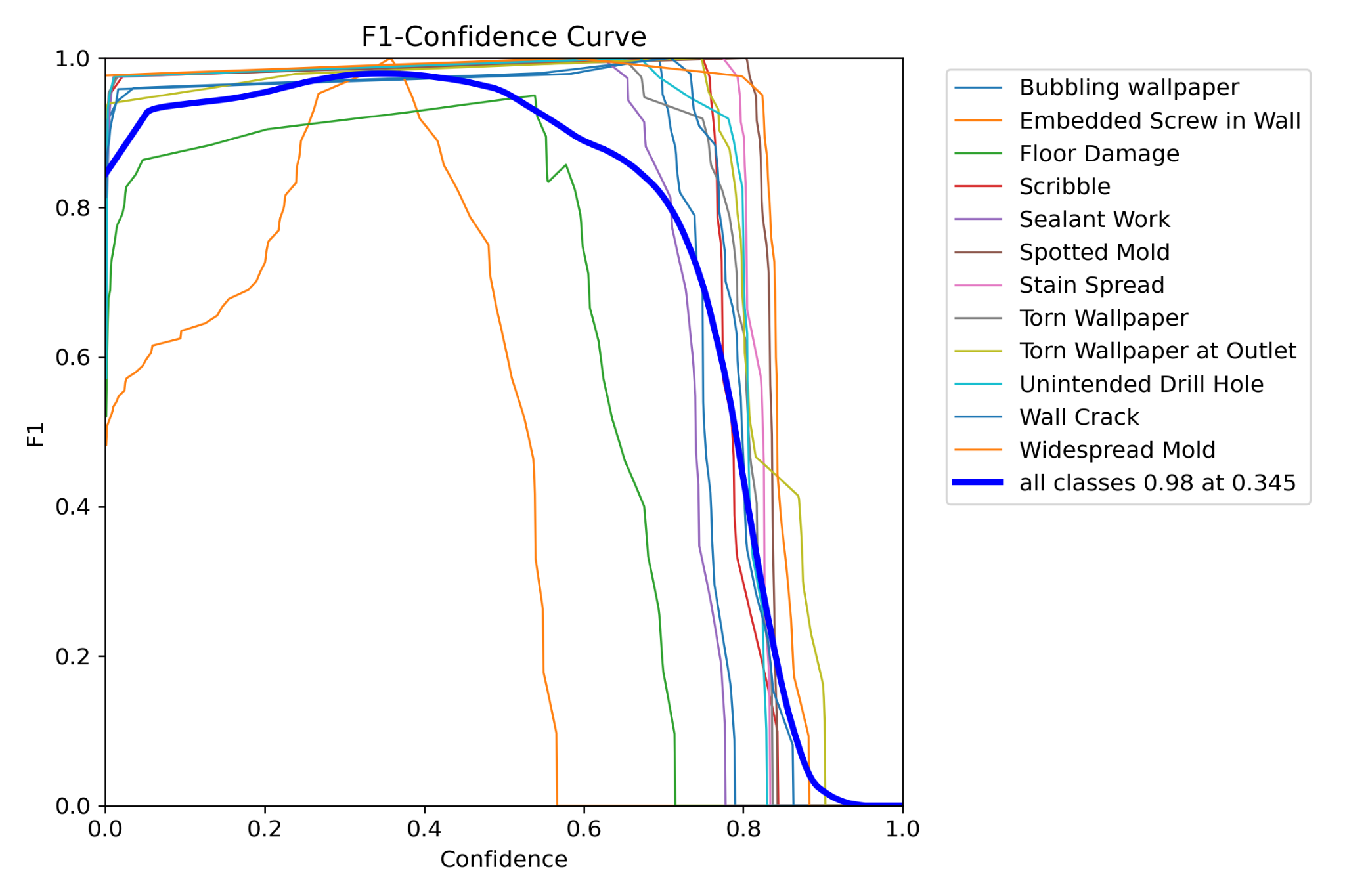
- 밝기 10% 증가, 감소

* 1. 모델 학습 결과
     1. RGB 이미지

YOLO 모델 중 가장 성능이 좋았던 YOLOv8m 모델을 가지고 학습을 진행하였다. mAP50 기준 0.99 성능으로 우수한 성능을 보였다.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **모델 구분** | **Precision** | **Recall** | **mAP50** |
| YOLO v5m | 0.88 | 0.93 | 0.93 |
| **YOLO v8m** | 0.97 | 1.00 | 0.99 |
| YOLO v11n | 0.87 | 0.91 | 0.95 |

| **학습 평가 (YOLOv8m)** | **Precision** | **Recall** | **mAP50** | **mAP 50-95** |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 전체 | 0.9702 | 1.00 | 0.995 | 0.6533 |
| 낙서 | 0.974 | 1.00 | 0.995 | 0.671 |
| 곰팡이 | 0.981 | 1.000 | 0.995 | 0.757 |
| …… | | | | |
| 피스(못) | 0.942 | 1.000 | 0.995 | 0.557 |
| 바닥 파임 | 0.943 | 1.000 | 0.995 | 0.354 |
| 실리콘 마감불량 | 1.000 | 1.000 | 0.995 | 0.596 |



[RGB\_F1-Score]

* + 1. 열화상 이미지

YOLO 모델 중 가장 성능이 좋았던YOLO v8m 모델을 사용하여 모델을 학습하였다. mAP 50 기준 0.96으로 우수한 성능을 보였다.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **모델 구분** | **Precision** | **Recall** | **mAP50** |
| YOLO v5m | 0.89 | 0.95 | 0.95 |
| **YOLO v8m** | **0.98** | **0.89** | **0.96** |
| YOLO v11n | 0.88 | 0.96 | 0.95 |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **학습 평가 (YOLOv8m)** | **Precision** | **Recall** | **mAP50** | **mAP 50-95** |
| 전체 | 0.9796 | 0.8856 | 0.9604 | 0.5583 |
| 수도관 이상 | 0.716 | 0.841 | 0.860 | 0.445 |
| 보일러 이상 | 0.970 | 1.000 | 0.995 | 0.632 |
| 결로 | 0.974 | 1.000 | 0.995 | 0.583 |

텍스트, 도표, 그래프, 라인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

[열화상\_F1-Score]

1. 활용 기술 및 구현
   1. 하자 탐지 기술

아파트 실내 공간에서 발생하는 다양한 하자들을 정확하고 효율적으로 탐지하고 관리하기 위해 최신의 딥러닝 기반 객체 탐지(Object Detection) 기술과 객체 추적(Object Tracking) 기술을 결합하여 활용하였다.

우선 객체 탐지 단계에서는 YOLO 모델을 사용하여 하자를 자동으로 탐지하였다. 특히 육안으로 쉽게 확인 가능한 벽지 찢김이나 타일 균열과 같은 표면 하자뿐 아니라, 열화상 이미지를 통해 보이지 않는 내부의 하자까지 정확히 탐지하였다. 예를 들어 RGB 이미지를 통해 벽지의 손상 여부를 탐지하고, 열화상 이미지를 이용하여 수도관 누수나 보일러 배관 이상과 같은 숨겨진 문제를 효과적으로 감지할 수 있었다. 이로 인해 사용자는 실제 하자의 위치와 유형을 보다 직관적이고 신속하게 확인할 수 있다.

또한, 객체 탐지로 하자가 발견된 이후에는 객체 추적(Object Tracking) 기술인 ByteTrack을 적용하였다. ByteTrack은 각 영상 프레임에서 탐지된 객체에 고유한 ID를 부여하고, 프레임 간 객체의 위치와 움직임을 지속적으로 추적하는 기술이다. 이를 통해 한 번 발견된 하자가 여러 프레임과 다양한 각도에서 동일한 하자로 일관성 있게 인식되어, 사용자가 하자의 위치를 보다 정확하고 지속적으로 파악하고 관리할 수 있다.

* 1. 실내 3D 시각화 기술
     1. COLMAP

COLMAP은 Structure-from-Motion(SfM) 및 Multi-View Stereo(MVS)를 기반으로 하는 3D 재구성 도구이다. 실내 영상을 프레임 단위로 나누고, 각 프레임에서 SIFT 알고리즘을 이용해 2D 특징점을 추출한다. 이후 여러 프레임 간에 추출된 2D 특징점 간의 매칭을 통해 각 프레임의 카메라 포즈(Rotation, Translation)를 추정하며, 이를 바탕으로 ray 간의 상호작용을 통해 공간 내 sparse 3D 포인트 클라우드를 생성한다. 이 과정은 실내 공간의 주요 구조와 특징점 위치를 정확하게 파악하기 위한 초기 3D 재구성 단계이다.

* + 1. Instant-NGP

Instant-NGP는 COLMAP으로부터 얻은 카메라 파라미터와 영상 데이터를 바탕으로 NeRF 모델을 학습시킨다. 이 과정에서 COLMAP에서 생성된 2D/3D 특징점과 카메라 위치 정보를 입력으로 활용하며, 신경망을 통해 공간의 색상과 밀도 정보를 연속적인 3차원 필드(Field)로 표현한다. 이렇게 학습된 NeRF 모델은 고해상도의 3D 뷰 렌더링이 가능하여, 복잡한 실내 구조를 세밀하고 현실적으로 시각화할 수 있다. 또한 사용자는 시점 이동을 통해 원하는 다양한 각도에서의 렌더링 결과를 실시간으로 확인할 수 있다.

* 1. 하자 위치 마킹 기술
     1. RGB 이미지 (육안 확인 가능한 하자)

1) COLMAP

영상 내 하자를 YOLO를 통해 탐지를 하고, 하자 영역 바운딩 박스의 중심 좌표(X,Y)를 픽셀단위로 추출하여 저장하였다. 또한, 카메라 자세를 추정(COLMAP)을 통해 각 프레임에서 카메라 자세인 회전 행렬(R)과 이동 벡터(t)를 계산한다.

2) Ray 변환 및 최근접점 삼각측량

추출된 2D 좌표를 카메라 내부 파라미터 및 colmap의 자세 정보를 이용하여 3D 공간 상의 Ray로 변화하였다. 실제로 Ray들이 정확히 교차하는 경우는 드물기 때문에, 각 광선 쌍 사이의 가장 가까운 두 점간 거리를 계산하여 일정 범위 이내인 Ray들만 선별하였다.

다채로움, 그래픽, 마조렐 블루, 원이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 그래픽, 다채로움, 예술, 디자인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 아동 미술, 그래픽, 원, 예술이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

  d = 10 d = 1.5 d = 0.05

이 선별된 Ray들의 최근접 지점을 삼각측량 방식으로 도출하여 최종 하자 3D 좌표값(x,y,z)을 산출하였다.

다채로움, 스크린샷, 디자인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

3) Instant-ngp

Instant-NGP로 생성한 3D RGB 렌더링 뷰를 기반으로 하여 최종적으로 3차원 포인트 클라우드 데이터를 ply 파일 형태로 추출한다.

4) Nerf-Studio

COLMAP에서 삼각측량을 통해 추출한 3D 좌표(x, y, z)를 포함하는 포인트 클라우드 데이터(.ply)와 Instant-NGP에서 생성한 고해상도의 RGB 렌더링 뷰를 결합하여 최종적인 실내 공간의 3차원 시각화 결과를 도출한다.

스크린샷, 벽, 실내이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

* + 1. 열화상 이미지 (육안 확인 불가능한 하자)

본 프로젝트에서는 육안으로 식별이 불가능한 하자를 탐지하고 위치를 직관적으로 표시하기 위해 열화상 이미지 기반의 하자 위치 마킹 기술을 개발하였다. 기존의 하자 탐지는 대부분 육안으로 확인 가능한 하자 위주였으나, 열화상을 활용함으로써 보일러 배관 누수, 수도관 이상, 바닥 결로 등 겉으로 드러나지 않는 잠재적 하자까지 효과적으로 탐지할 수 있다. 본 기술의 구체적인 프로세스는 다음과 같다.

첫 번째, 사용자는 포쓱홈 앱을 통해 사전점검 일정을 예약한 후, 관리실에서 제공하는 열화상 카메라(FLIR ONE)를 본인의 스마트폰에 연결하여 직접 실내 공간을 촬영한다.

두 번째, 촬영한 열화상 영상 데이터는 즉시 서버로 전송된다. 서버에서는 사전에 학습된 딥러닝 기반의 Object Detection 모델을 통해 영상을 분석하며, 육안으로 확인하기 어려운 하자들을 자동으로 탐지한다. 대표적인 탐지 대상은 수도관 누수, 보일러 배관 누수, 벽면이나 바닥 결로와 같은 표면 아래 숨겨진 이상이다.

세 번째, 서버에서 탐지된 하자 결과는 분석된 이미지와 함께 다시 사용자의 스마트폰 앱으로 전송된다. 사용자는 앱에서 열화상 하자 탐지 결과 영상을 직관적으로 확인할 수 있다.

마지막으로, 사용자는 제공된 하자 영상을 바탕으로 실제 공간에서 하자 발생 위치를 직접 확인하고, 이를 앱 내의 3D 맵 상에서 정확하게 마킹한다. 이를 통해 실제 현장에서 하자의 위치가 명확하게 표시되며, 이후 시공사의 유지보수 작업 시 보다 신속하고 정확한 대응이 가능하게 된다.

스크린샷, 지상, 예술이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

본 열화상 기반 하자 위치 마킹 기술은 사용자가 손쉽게 잠재적인 문제를 발견하고 정확한 위치까지 확인할 수 있도록 도와줌으로써, 아파트 입주 초기의 효율적인 품질 관리와 입주자의 만족도 향상에 크게 기여할 것으로 기대된다.

* 1. 하자 접수 기술 : 어플리케이션

그래픽, 폰트, 로고, 스크린샷이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 폰트, 그래픽, 스크린샷, 그래픽 디자인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

* + 1. UI 구성

텍스트, 스크린샷, 폰트, 소프트웨어이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 텍스트, 스크린샷, 멀티미디어, 운영 체제이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 텍스트, 스크린샷, 웹사이트, 온라인 광고이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 스크린샷, 텍스트, 디자인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다. 텍스트, 스크린샷, 웹사이트, 온라인 광고이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

구성 화면 : 로그인, 회원가입, 홈화면, 사전예약, 가이드라인, 업로드 등

* + 1. 통신

1. FireBase 인증( Authentication)

사용자 이메일과 비밀번호 기반의 사용자 로그인 및 회원가입 기능을 구현한다. 이를 통해 사용자 계정 정보를 안전하게 관리하며, 회원가입 시 입력한 사용자의 이름 등 추가적인 개인정보는 Firebase Firestore에 별도로 저장하여 사용자 정보 관리 및 개인화 기능을 제공할 수 있도록 구성한다.

1. Flask API

클라이언트 앱에서 촬영한 동영상은 Flask API 기반의 HTTP POST 요청을 통해 서버로 전송되며, 서버에서는 전달받은 영상을 처리하여 3D 모델(GLB 파일)을 생성한다. 생성된 3D 모델은 API 응답을 통해 클라이언트 앱로 전달되며, 앱에서는 이를 로드하여 사용자가 직관적으로 3D 시각화를 확인할 수 있도록 구현하였다.

1. 결론

본 프로젝트는 신축 아파트 실내 공간에서 발생하는 하자를 자동으로 탐지하고, 이를 3차원 공간 위에 시각적으로 표시함으로써 하자 판별의 효율성과 정확성을 동시에 확보하고자 한다. YOLO 기반의 객체 탐지 기술과 Colmap 및 Instant-NGP 기반의 3D 맵핑 기술을 활용하여, 사용자는 사진이나 영상을 한 번 업로드하는 것만으로도 하자의 위치와 유형을 자동으로 확인할 수 있으며, 시공사와 고객 모두 공간 내 하자 위치를 직관적으로 파악할 수 있다. 이는 하자 접수 과정에서 발생하던 커뮤니케이션 오류, 반복 점검, 논쟁 등의 문제를 획기적으로 줄이며, 향후 디지털 기반의 하자관리 시스템으로 확장될 수 있는 기반이 된다.

* 1. 기대효과 및 활용방안

본 프로젝트의 결과물인 신축 아파트 하자 탐지 및 3D 시각화 시스템은 다음과 같은 측면에서 의미 있는 기대효과를 가져올 것으로 예상된다.

첫째, 사용자의 편의성을 크게 증대시킬 수 있다. 사용자는 기존처럼 복잡한 하자 접수 과정을 거칠 필요 없이 스마트폰으로 영상만 촬영하여 업로드하면 된다. 이후 하자 분류부터 접수 단계까지 모든 과정이 자동으로 처리되므로, 기술적 지식이 부족한 일반 사용자도 손쉽게 하자 처리를 진행할 수 있게 된다.

둘째, 보다 정확하고 신속한 하자 처리를 통해 시간과 비용 절감 효과를 기대할 수 있다. 기존 하자 처리 과정에서는 입주자와 시공사 사이에 하자 여부 및 책임 소재를 두고 분쟁이 발생하는 경우가 많았다. 본 시스템은 객관적이고 자동화된 탐지 및 마킹 방식을 제공하여 논쟁 가능성을 최소화한다. 또한 외부 전문가의 개입 없이 정확한 하자 정보를 제공하기 때문에 추가적인 인력 투입이 필요 없으며, 이로 인한 비용 및 시간 손실을 현저히 줄일 수 있다.

셋째, 직관적인 하자 위치 확인이 가능해진다. 기존의 2D 사진 위주의 하자 접수 방식은 하자의 정확한 위치를 전달하거나 확인하는 데 어려움이 있었다. 그러나 본 시스템의 3D 시각화 기술을 통해 사용자와 시공사는 하자의 위치를 보다 명확하고 직관적으로 확인할 수 있다. 입체적으로 구현된 실내 공간 안에서 하자의 정확한 위치와 상태를 명확히 파악할 수 있기 때문에 보수 및 유지관리를 효율적으로 수행할 수 있다.

이러한 기대효과들을 바탕으로, 본 시스템은 앞으로 신축 아파트 관리뿐만 아니라 다양한 건설 현장 및 시설 관리 영역에서 효과적으로 활용될 수 있을 것으로 전망된다.

* 1. 한계점 및 개선사항

본 프로젝트는 높은 실용성과 기대효과를 갖추고 있지만, 실제 적용 과정에서 다음과 같은 기술적 한계점이 발견되었고, 향후 개선이 요구된다

* + 1. 하자 탐지 기술 측면

1. 문제점

현재 프로젝트에서 사용된 하자 탐지 기술은 다양한 실내 환경 조건을 반영한 데이터가 충분하지 않아, 실제 다양한 현장에서 탐지 정확도가 저하될 가능성이 있다. 실내의 조명 조건, 배경 및 자재 종류 등 실제 환경에서의 다양성을 충분히 반영하지 못한 학습 데이터셋의 한계가 존재한다.

2) 개선방안

이를 해결하기 위해 실제 시공 현장에서 축적된 다양한 유형의 하자 데이터를 추가로 확보하여 학습 데이터셋을 보다 풍부하게 구성할 계획이다. 건설 기업이나 관련 기관이 실제로 보유한 현장 데이터를 적극 활용하여, 보다 다양한 환경 조건에서의 정확한 하자 탐지를 가능하게 하는 것이 필요하다.

* + 1. 실내 3D 시각화 기술 측면

1. 문제점

본 프로젝트에서 활용된 NeRF 기반의 3D 시각화 기술은 촬영된 사진을 신경망 학습을 통해 고품질의 3D 장면으로 재구성하는 강력한 장점을 지니고 있지만, 이를 실제 활용 가능한 형태인 메쉬(mesh)로 변환하는 과정에서 기술적 한계가 나타났다. 특히 메쉬 변환 과정에서 표면에 미세한 노이즈가 발생하여 시각적 품질이 저하되는 현상이 발생했다. 이는 NeRF에서 예측한 밀도(density) 정보가 메쉬로 변환될 때 일부 불필요한 노이즈까지 함께 추출되기 때문이다.

또한, NeRF의 고해상도 재구성은 연산량이 많아 고성능의 GPU 자원을 요구하는데, 본 프로젝트 진행 중 사용된 하드웨어 환경(GPU)의 성능 한계로 인해 충분히 높은 해상도의 시각화를 달성하는 데 어려움이 있었다. 결과적으로, 사용자가 기대하는 수준의 선명하고 정밀한 3D 시각화 결과물을 제공하는 데 한계를 경험하였다.

1. 개선방안

위 문제를 해결하기 위해 본 프로젝트에서는 두 가지 측면에서의 개선을 제안한다.

첫 번째는 하드웨어 환경의 고도화이다. 고해상도 NeRF 기반의 3D 시각화는 고성능 GPU가 필수적이다. 따라서 향후 프로젝트 진행 시 더 강력한 성능을 가진 최신 GPU 모델을 도입할 계획이다. 이를 통해 NeRF 학습 및 렌더링 과정에서 더욱 세밀하고 고해상도의 재구성이 가능하도록 GPU 연산 성능의 한계를 극복할 수 있을 것이다.

두 번째는 후처리(Denoising) 기술 적용이다. 메쉬 변환 후 발생한 표면 노이즈를 효과적으로 제거하기 위해 MeshLab과 Blender 같은 전문 3D 후처리 소프트웨어를 활용할 예정이다. MeshLab은 메쉬 표면의 잡음을 줄이고 초기 모델의 정리 작업에 적합하며, Blender는 더욱 세밀하고 정밀한 denoising 기법을 제공하여 최종 시각화 품질을 크게 개선할 수 있다. 특히 Blender를 활용하면 노이즈 제거 뿐 아니라 표면 평탄화 및 텍스처 품질 향상과 같은 추가적인 품질 개선 작업도 가능하다.

결과적으로, 이러한 하드웨어 및 소프트웨어적 개선이 병행된다면, 최종적으로 사용자에게 보다 현실감 있고 정밀한 3D 시각화 결과물을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.