

X-ray LLM Assistant

딥러닝 + LLM 기반 흉부 X-ray 분석 교육 보조 도구

발표자: 강충원

목차

1 프로젝트 개요

2 기능 구현

3 시스템 아키텍처

4 디렉터리 구조

5 이미지 분류 모델

6 LLM

7 웹 사용자 동작 흐름

8 Gradio 구현

9 개인 소감

프로젝트 개요

목적

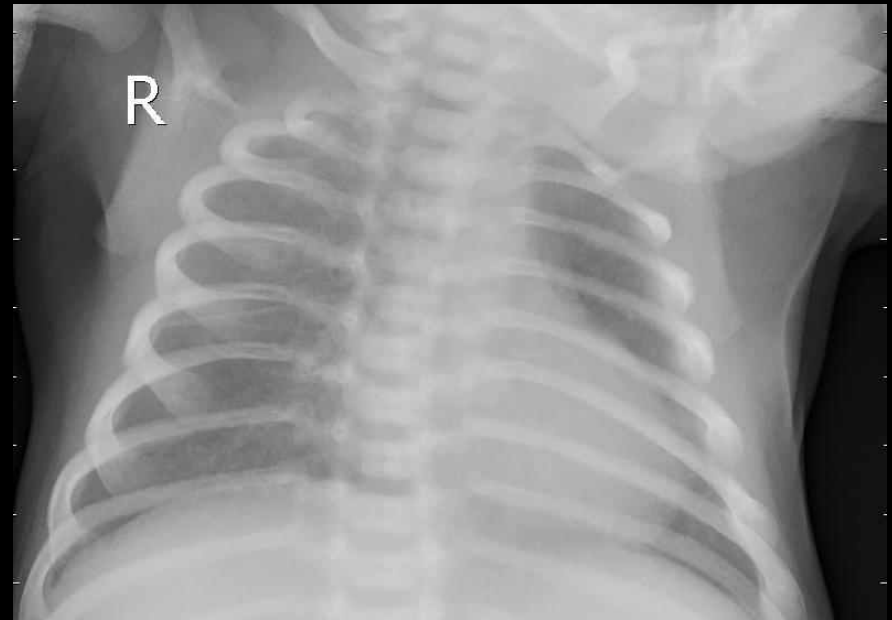
흉부 X-ray 이미지 분석을 위한 딥러닝과 Gemini 2.0 Flash를 결합한 교육용 보조 도구입니다.

특징

- ResNet34 기반 이진 분류 (NORMAL / PNEUMONIA)
- Grad-CAM을 통한 시각적 설명
- Gemini 2.0 Flash 기반 자연어 해설 리포트
- 교육 목적으로 설계 (의료 전문가 진단 대체 불가)

활용 분야

- 의과대학 학생 교육
- 의료 인공지능 연구
- 방사선과 전공의 훈련 보조

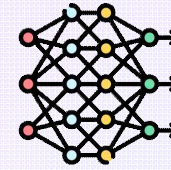


기능 구현



X-ray 이미지 업로드

사용자가 흉부 X-ray 이미지를 업로드하면 시스템이 자동으로 분석을 시작합니다.



ResNet34 이진 분류

딥러닝 모델이 X-ray 이미지를 분석하여 정상(NORMAL) 또는 폐렴(PNEUMONIA)으로 분류하고 확률을 제공합니다.



Grad-CAM 시각화

모델이 이미지의 어떤 부분을 중점적으로 분석했는지 히트맵으로 시각화하여 설명 가능성을 높입니다.



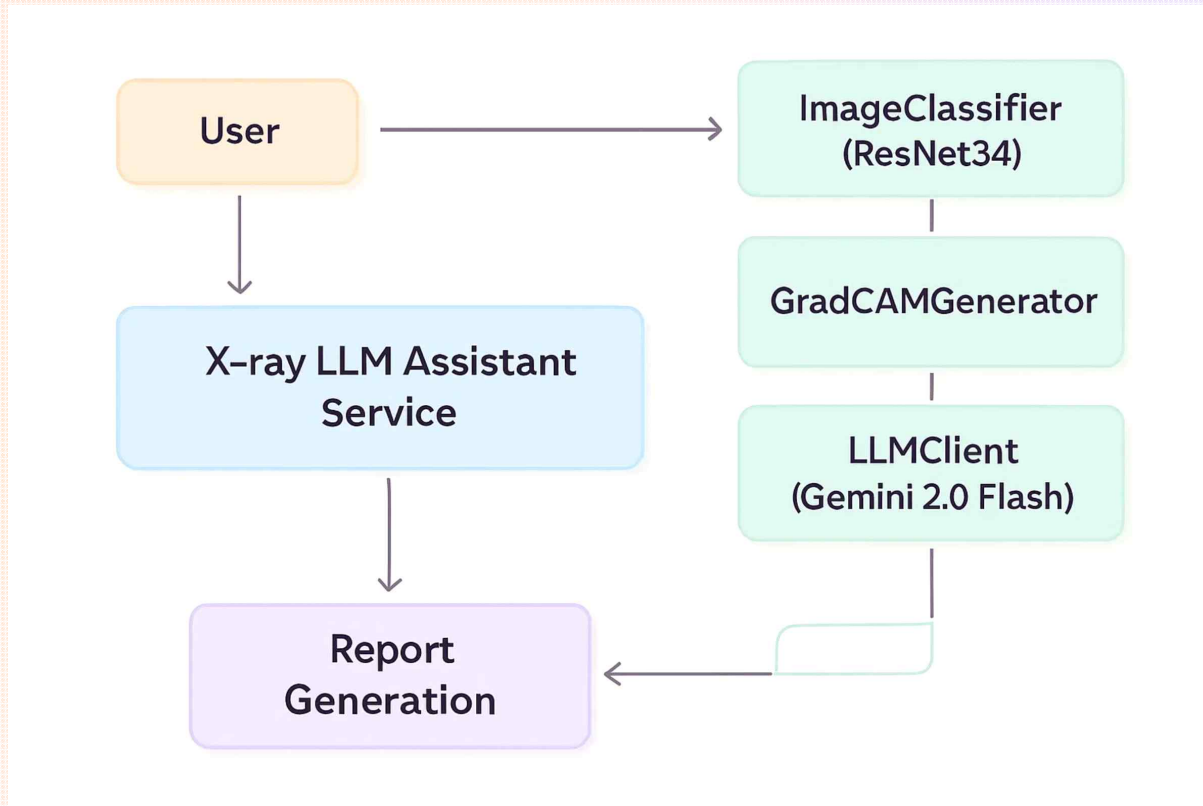
Gemini 2.0 Flash 해설

분석 결과와 Grad-CAM을 바탕으로 Gemini 2.0 Flash가 교육적인 해설 리포트를 자연어로 생성합니다.

시스템 아키텍처

LLM 서비스

Gemini 2.0 Flash
모델 API를 연결하
여 이미지 분석 결
과를 바탕으로 해설
리포트를 생성합니
다.



이미지 분류 모델

ResNet34 기반 딥러
닝 모델로 X-ray 이미
지를 분석하여 정상/폐
렴 이진 분류를 수행합
니다.

웹 구현

Gradio 라이브러리를
통해 분석 리포트를 사
용자에게 출력합니다.

디렉터리 구조

```
xray_llm_app/
├── app.py                # Gradio 진입점(UI, 이벤트 바인딩)
├── config.py             # 공통 설정/경로/환경변수 로드
├── requirements.txt      # 의존성
├── .env                 # 런타임 환경설정 (개인키)
├── models/
│   └── best_resnet34_addval.pth # 학습된 가중치
├── assets/
│   └── KoPubDotumMedium.ttf    # (선택) 폰트/리소스
├── classifiers/
│   └── image_classifier.py     # ImageClassifier/Prediction
├── explainers/
│   └── gradcam.py             # GradCAMGenerator
├── llm/
│   ├── client.py             # LLM 클라이언트(추상 + Gemini 구현)
│   └── prompt.py             # PromptBuilder/ReportInputs
├── services/
│   └── analyzer.py           # Analyzer(오케스트레이션)
├── utils/
│   └── imaging.py            # 공용 이미지 유틸
```

오케스트레이션

services/analyzer.py

환경변수(+API)
.env
config.py

이미지 분류

utils/imaging.py
models/best_resnet34_addval.pth
classifiers/image_classifier.py
explainers/gradcam.py

LLM

llm/client.py
llm/prompt.py

웹 구현

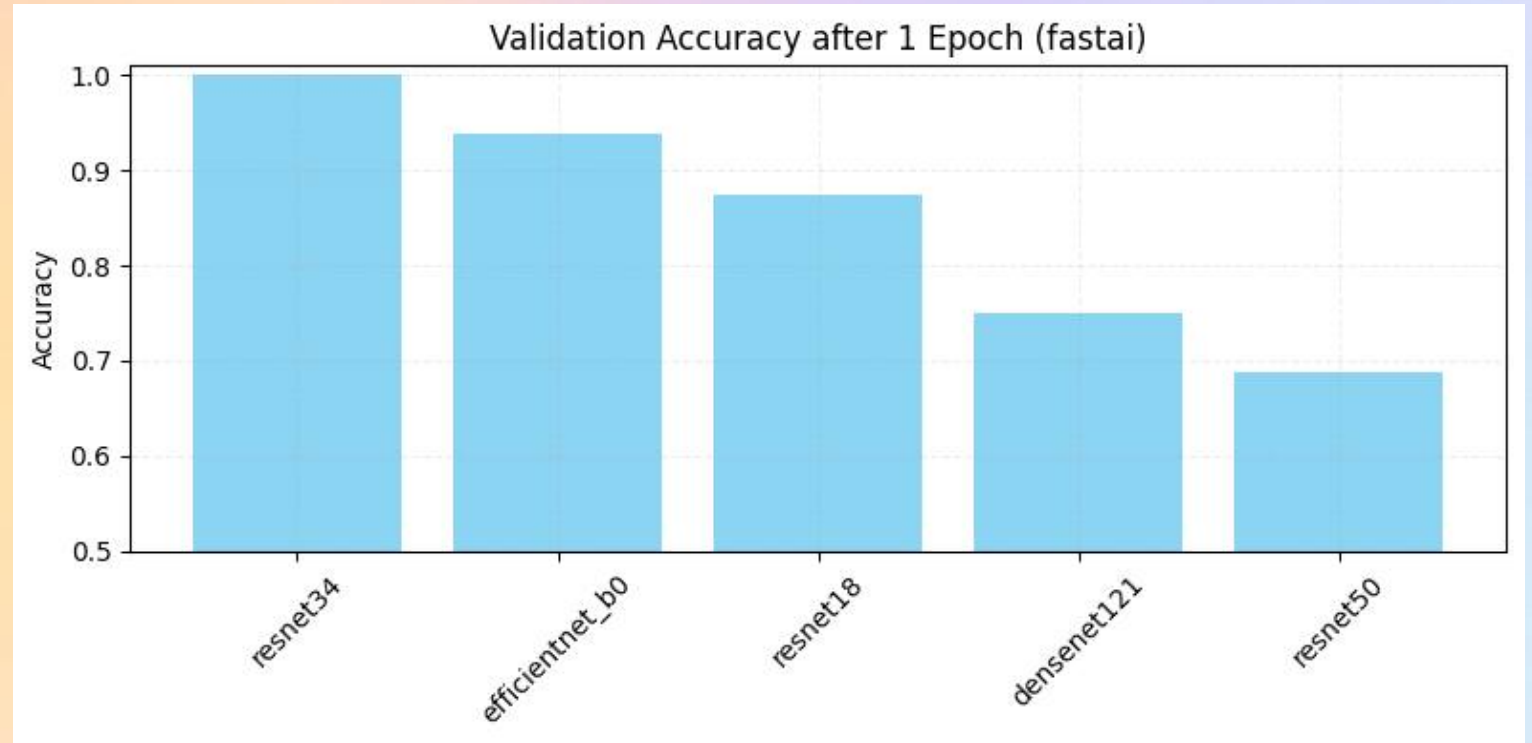
app.py

이미지 분류 모델

FastAI 프레임워크로 모델 비교 실험

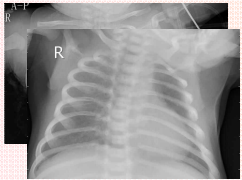
ResNet34: 최종 모델 선택 이유

- 1 epoch 기준 가장 높은 Validation Accuracy
- 학습 안정성과 효율적인 수렴
- 과적합 위험은 낮고 표현력은 충분
- CNN 기반 Grad-CAM 해석에도 적합
- 다른 모델 대비 초기 성능 편차가 명확히 존재



이미지 분류 모델

학습할 이미지 데이터셋

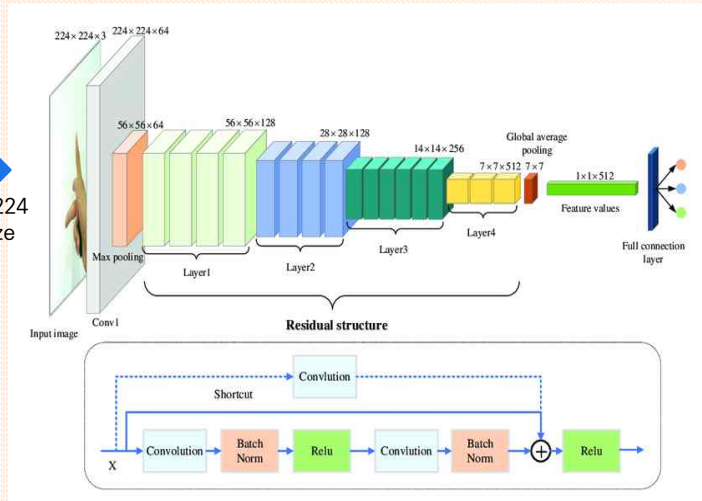


Chest X-Ray Images
(Pneumonia), Kaggle 데이터셋

총 5,863장
train:val = 8:2

224x224
resize

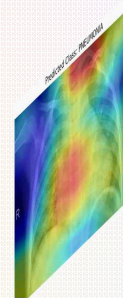
사전훈련모델
ResNet34 아키텍처



FastAI로 선별한 ResNet34 모델

모델 학습

CrossEnt
ropyLoss



학습된 모델 가중치 파일

best_resnet34_addval.pth

.pth

이미지 분류 모델

테스트 세트 성능 평가

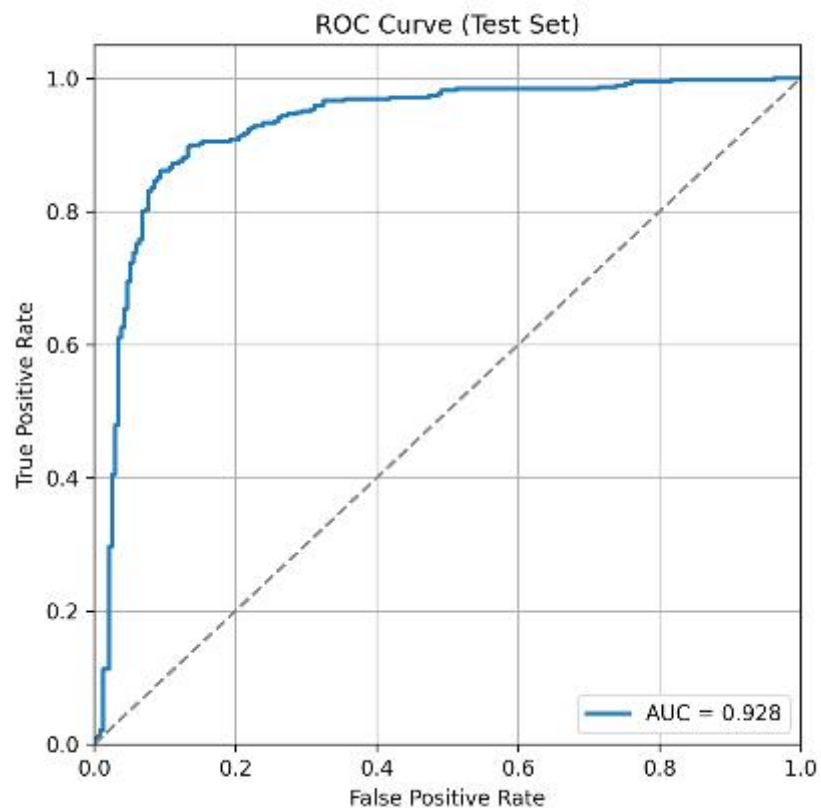
87.7%
정확도 (Accuracy)

0.93
AUC

0.89
F1 점수

성능 해석

- 높은 AUC 값(0.93)은 모델이 정상과 폐렴 사례를 효과적으로 구분할 수 있음을 나타냅니다.
- 특히 의료 진단 보조 시스템에서는 높은 민감도(재현율)가 중요하며, 본 모델은 폐렴 사례의 87.7%를 올바르게 식별했습니다.



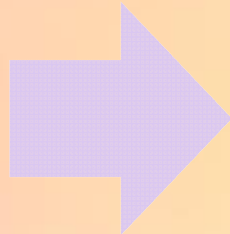
이미지 분류 모델

Image_classifier.py 에서 모델 가중치 로드

저장된 모델 가중치 파일

best_resnet34_addval.pth

.pth



```
class ImageClassifier:
    def __init__(self, weights_path: Path, device: str = "cpu"):
        self.device = torch.device(device)
        self.model = resnet34(weights=None)
        self.model.fc = nn.Linear(self.model.fc.in_features, 2)
        state = torch.load(weights_path, map_location=self.device)
        self.model.load_state_dict(state)
        self.model.to(self.device)
        self.model.eval()

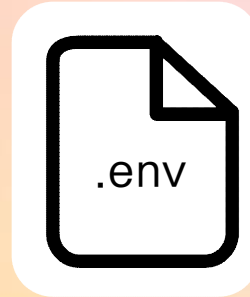
        self.t = transforms.Compose([
            transforms.Resize((224, 224)),
            transforms.ToTensor(),
        ])
```

LLM

Gemini 2.0 flash API KEY



→
.env에 KEY값 저장



“보안 유지”

client.py 에서 API 호출

```
def generate(self, prompt: str, system: Optional[str] = None) -> LLMResponse:
    if not GEMINI_API_KEY:
        raise RuntimeError("GEMINI_API_KEY가 설정되지 않았습니다.")
    base = (GEMINI_API_BASE or "https://generativelanguage.googleapis.com").rstrip("/")
    model = os.environ.get("GEMINI_MODEL", LLM_MODEL) # LLM_MODEL을 그대로 써도 됨
    url = f"{base}/v1beta/models/{model}:generateContent?key={GEMINI_API_KEY}"
```


LLM

Gemini 2.0 flash에 전달한 프롬프트

```
class PromptBuilder:
    @staticmethod
    def build_report_prompt(x: ReportInputs) -> str:
        label = x.class_names[x.pred_idx]
        confidence = x.probs[x.pred_idx] * 100
        other = x.class_names[1 - x.pred_idx]
        other_conf = x.probs[1 - x.pred_idx] * 100

        return f"""
```

```
당신은 영상의학과 임상보조 설명가입니다.
아래 모델 결과를 토대로 '교육용' 안내문을 작성하세요.
- 의료진의 진단을 대체하지 않음을 명확히 고지
- 모델의 한계와 Grad-CAM 해석 주의사항 포함
- 용어는 쉬운 설명 먼저, 괄호로 전문어 병기
- Gradm-CAM 해석은 필요 시 충분할 만큼 추가 정보 전달 및 설명 보충
- 8 ~ 12문장 내외로 작성
```

```
[모델 결과]
- 예측: {label} (신뢰도 {confidence:.2f}%)
- 대안 클래스: {other} (신뢰도 {other_conf:.2f}%)
- Grad-CAM 메모: {x.cam_notes}
```

```
[요청 출력 섹션]
1) 요약 판단(교육용, 비진단 고지 포함)
2) 모델이 주목한 영상 특징(Grad-CAM 기반 해석 주의)
3) 추가 확인/추가 촬영 또는 임상증상 확인 권고
4) 촬영 품질/라벨링 등 주의(필요 시)
"""
```

당신은 영상의학과 임상보조 설명가입니다.

아래 모델 결과를 토대로 '교육용' 안내문을 작성하세요.

- 의료진의 진단을 대체하지 않음을 명확히 고지
- 모델의 한계와 Grad-CAM 해석 주의사항 포함
- 용어는 쉬운 설명 먼저, 괄호로 전문어 병기
- Gradm-CAM 해석은 필요 시 충분할 만큼 추가 정보 전달 및 설명 보충
- 8 ~ 12문장 내외로 작성

[모델 결과]

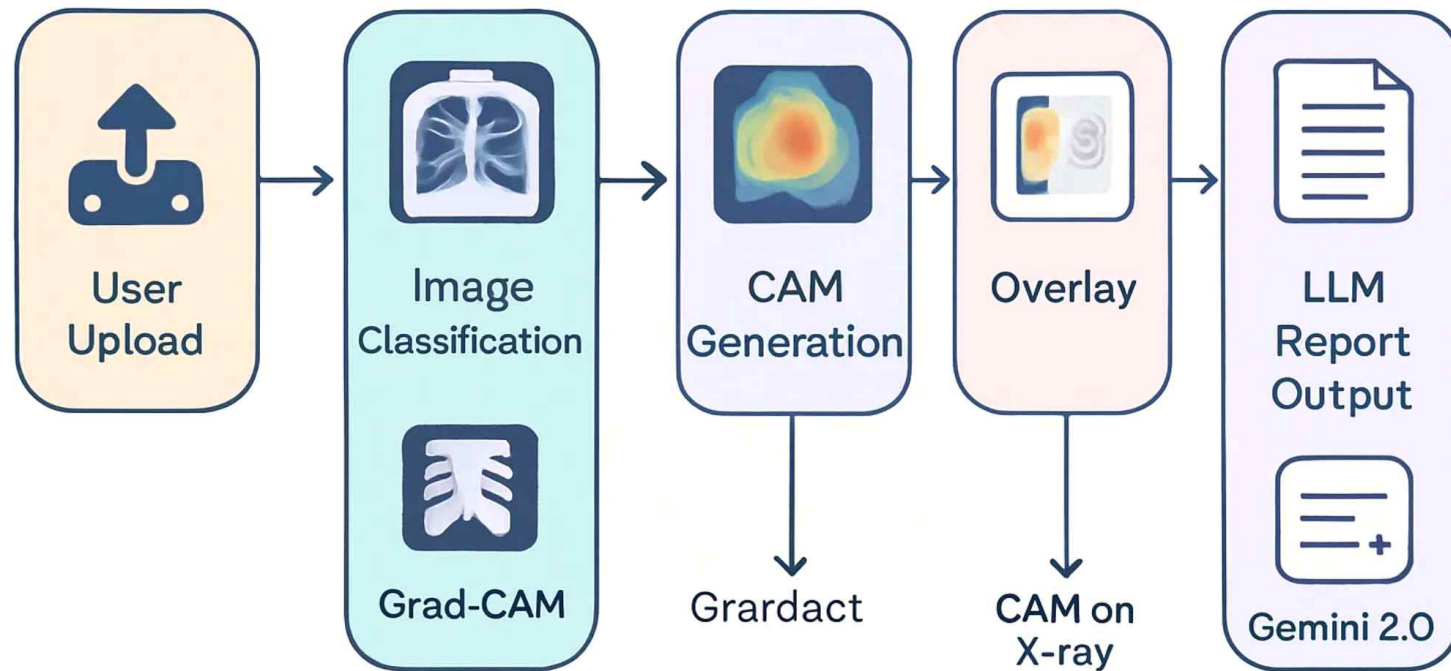
- 예측: {label} (신뢰도 {confidence:.2f}%)
- 대안 클래스: {other} (신뢰도 {other_conf:.2f}%)
- Grad-CAM 메모: {x.cam_notes}

[요청 출력 섹션]

- 1) 요약 판단(교육용, 비진단 고지 포함)
- 2) 모델이 주목한 영상 특징(Grad-CAM 기반 해석 주의)
- 3) 추가 확인/추가 촬영 또는 임상증상 확인 권고
- 4) 촬영 품질/라벨링 등 주의(필요 시)

웹 사용자 동작 흐름

X-ray LLM Assistant



1 사용자 이미지 업로드

2 이미지 분류

3 CAM 생성, 오버레이

4 프롬프트 생성

5 LLM 리포트 작성

Gradio 구현

초기 화면

X-ray Pneumonia Classifier with LLM Report

본 도구는 COVID-19 분류를 위한 도구입니다. 의료진이 진단을 내리하시길 바랍니다.

Left: X-ray 이미지 업로드

Right: Gradio-LLM Overlay

전

중

결과

분석 실행

Gradio 구현

이미지 업로드 후

X-ray Pneumonia Classifier with LLM Report

본 도구는 폐렴을 분류하는 데 사용되며, 의사가 진단을 내릴 수 있도록 도와줍니다.

1. X-ray 이미지 업로드

2. Grad-CAM 분석



예측: PNEUMONIA | 신뢰도: 99.07%

부속 설명

흉부 X선 영상 판독 보조 설명 (교육용)

주의: 본 설명은 교육용 목적으로 작성되었으며, 의료 전문가의 진단을 대체할 수 없습니다. 최종 진단은 의료 전문가의 판단에 따라 이루어져야 합니다.

1. 요약된 특징: 흉부 X선 영상에서 폐렴(pneumonia)의 징후를 탐지하는 데 사용됩니다. 신뢰도 99.07%, 예외(exception)의 가능성은 낮아 평가되었습니다. (신뢰도 0.11%)

2. 모델의 주요한 특징: 모델은 폐렴에서 폐렴의 특징을 추출합니다. Grad-CAM에서는 모델의 결정의 어느 부분이 중요한지를 보여줍니다. (예: 폐렴의 징후나 위치와 크기를 나타내는 것)을 알 수 있습니다. 이를 통해 진단의 정확도를 높일 수 있습니다.

3. 추가 확인 사항: 흉부 X선 판독은 의사가 여러 이미지를 보고, 환자의 임상 역사(기침, 발열, 호흡 곤란 등)를 고려하여 이루어집니다. (예: 폐렴의 징후나 위치와 크기를 나타내는 것)을 알 수 있습니다. 이를 통해 진단의 정확도를 높일 수 있습니다.

4. 설명: 본 설명은 교육용 목적으로 작성되었으며, 의료 전문가의 진단을 대체할 수 없습니다. 최종 진단은 의료 전문가의 판단에 따라 이루어져야 합니다.

Grad-CAM 작동 원리

- 타겟 클래스(정상 or 폐렴)에 대한 그래디언트 계산
- 마지막 합성곱 레이어(layer4)의 activation map에 그래디언트를 가중 평균하여 클래스 활성화 맵 생성
- ReLU 함수를 통해 양의 영향만 강조
- 히트맵으로 시각화하여, 모델이 예측 시 주목한 폐 영역을 확인

한계점

- 비의학적 영역에 주목
→ 'R' 마커, 갈비뼈 외곽 등 병변과 무관한 위치에 집중
- 병변 중심 시각화 부족
→ 폐렴 이미지에서도 폐 내부 병변이 아닌 외곽 주목 현상 발생
- Grad-CAM 해석의 모델 의존성
→ 같은 이미지라도 학습된 모델 상태에 따라 시각화 결과가 달라짐

개인 소감

느낀 점

본 프로젝트를 통해 FastAI 기반의 여러 사전학습 모델을 비교 실험하고, 복잡한 모델이 항상 최선은 아님을 체감할 수 있었습니다.

단순한 구조의 ResNet34가 가장 높은 검증 정확도를 기록하며 효율적인 선택임을 입증했고, Grad-CAM의 작동 원리를 이해하고, 이를 통해 모델의 의사결정 과정을 시각적으로 확인할 수 있었습니다.

또한, Gemini 2.0 Flash API와의 연동 과정에서 프롬프트 지시 사항의 분량을 늘려도 설정한 토큰 한도에 따라 출력이 제한된다는 점을 직접 확인하였고, 이를 통해 LLM 응답 최적화의 필요성을 배웠습니다.

이 경험은 의료·교육 분야에서 AI를 보다 안전하고 신뢰성 있게 활용하기 위한 기반이 될 것이라 생각합니다. 앞으로도 기술적 완성도뿐 아니라, 사용자 관점의 이해와 책임 있는 AI 설계에 힘쓰고자 합니다.

아쉬운 점

다만 아쉬운 점으로는, JPEG가 아닌 의료용 포맷 (DICOM)을 직접 처리해보는 경험이나, 하이퍼컬럼, TTA(Test-Time Augmentation) 등의 기법을 데이터셋 특성상 적용하지 못했던 점이 남습니다.

현재 Grad-CAM의 설명력이 아직 부족하다는 한계가 있지만, 향후 보완 작업을 거쳐 충분한 설명력을 갖출 수 있도록 개선할 계획입니다.



교육 및 연구 목적으로만 사용

X-ray LLM Assistant는 교육 목적으로 개발된 도구로, 모든 의료 결정은 반드시 자격을 갖춘 의료 전문가에 의해 이루어져야 합니다.