

태양광 패널 불량 검출을 위한 데이터 구축 및 AI 개발



2025학년도 2학기 SW 캡스톤디자인 경진대회

팀 명 SolarAI

지도교수 고광신 교수님

팀 원

전병훈(전기공학과, 4학년), 짠반황(IT지능정보공학과, 4학년)

산업체

ETRI

개발 동기 및 목적

• 개발 동기

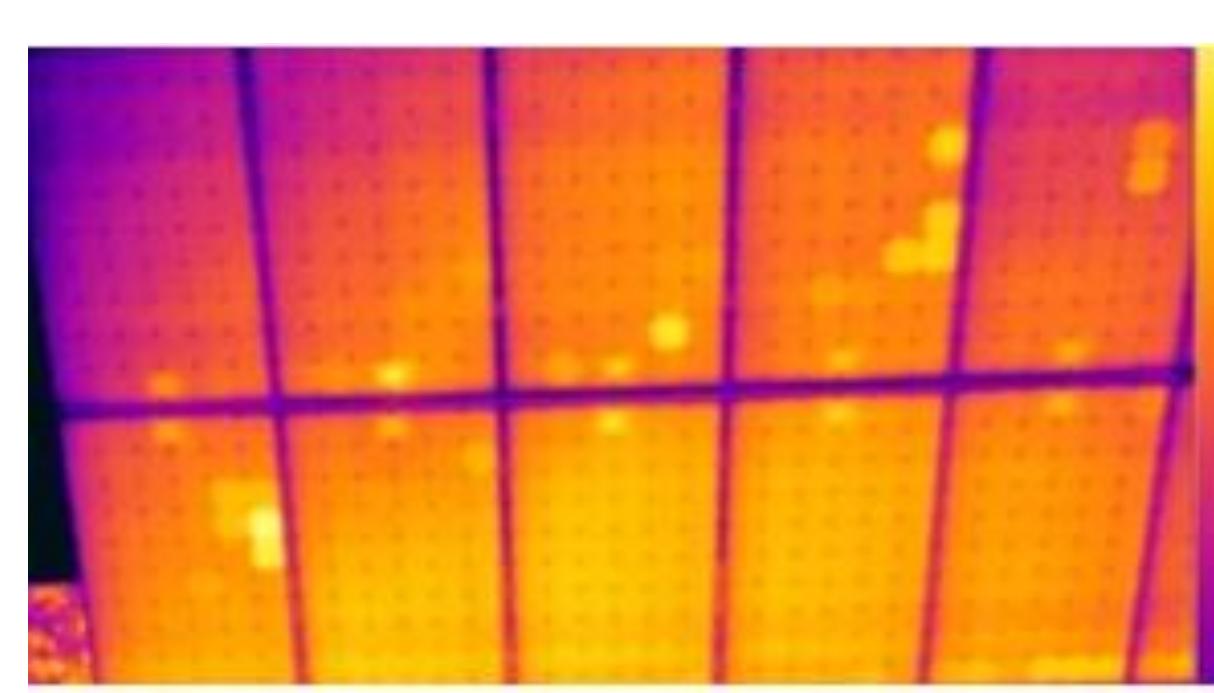
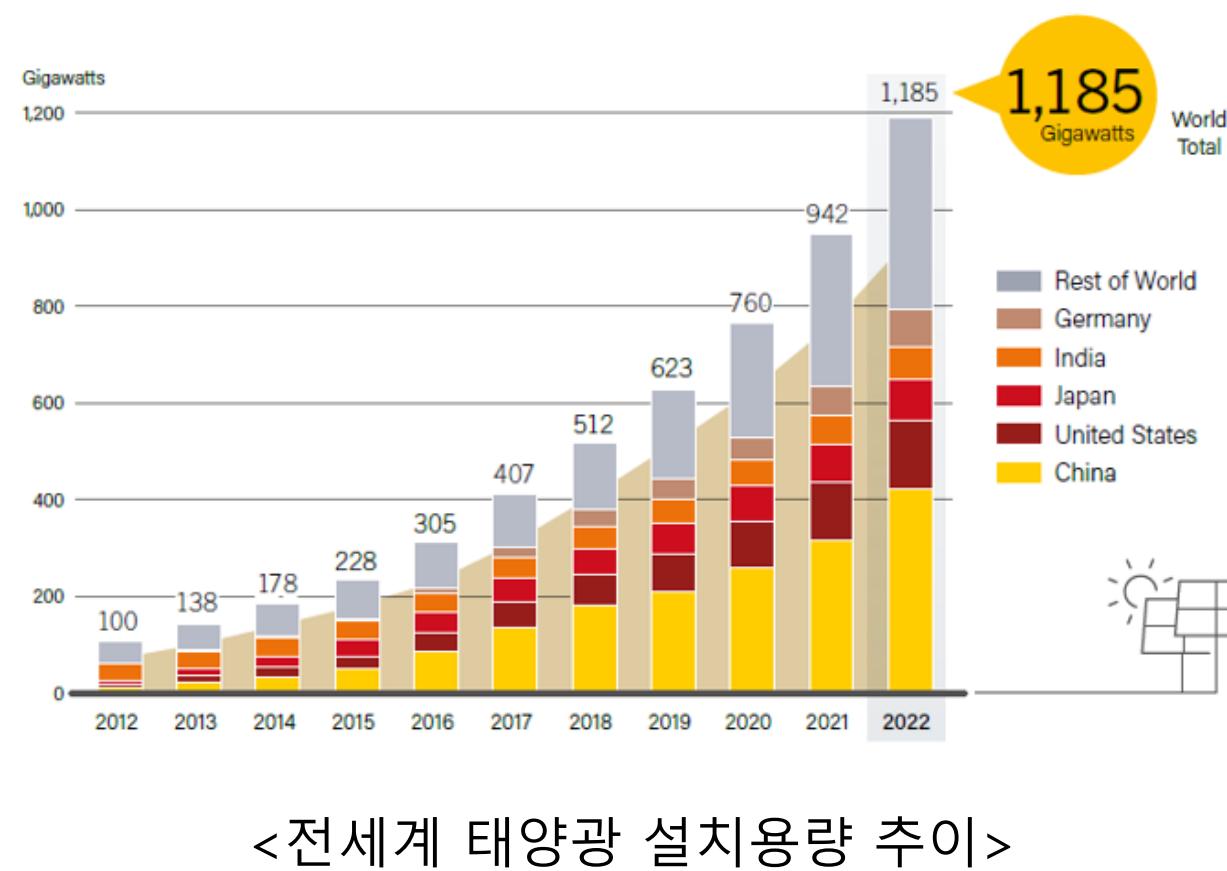
기후 변화 대응과 ESG 경영 트렌드에 따라 전 세계적으로 태양광과 같은 청정에너지 투자가 증가하고 있으며, 2022년 말 기준 전 세계 누적 태양광 설치용량은 1,185GW에 달하는 등 태양광 발전 산업이 급격히 확산되고 있다.

태양광 패널은 초기 품질과 유지관리 수준에 따라 발전 효율이 크게 좌우되는데, 제조 과정의 미세균열부터 가혹한 운영으로 인한 소재 열화, 다이오드 결함, 핫스팟 등 다양한 불량 요인에 노출된다.

기존에는 육안 점검이나 전기적 측정을 통한 검사가 이루어졌으나, 대규모 태양광 설비에서는 시간, 비용 측면에서 한계가 있어 불량 패널 자동화 검출 기술의 중요성이 부각되고 있다.

• 개발 목적

본 프로젝트는 태양광 패널의 열화상 이미지를 AI 객체 탐지 모델에 적용하여 핫스팟을 실시간으로 자동 검출함으로써 수동 점검 대비 검사 효율성을 향상시키고 설비 안전성을 확보하는 것을 목적으로 한다.



REN21, Renewables Global Status Report 2023 / SolarAcademy Charts
https://www.heliot.net/news/article_print.html?no=47966

개발 내용

• 데이터 수집 및 전처리

- 오픈 소스 데이터 활용
Kaggle, Roboflow를 이용하여 태양광 열화상 이미지 데이터셋 수집

- 데이터셋 증강 제거

1. 파일명 규칙 분석을 통한 증강 데이터 제거 13000장 => 4800장
2. CLIP + pHASH/dHASH 기반 증강 데이터 제거 48000장 => 3651장

- 라벨링 품질 검수

- 바운딩 박스 범위 조정, 중복 지정 바운딩 박스 제거, 핫스팟이 포함되지 않은 바운딩 박스 삭제 등 약 4,000장 이미지 라벨링 오류 수정

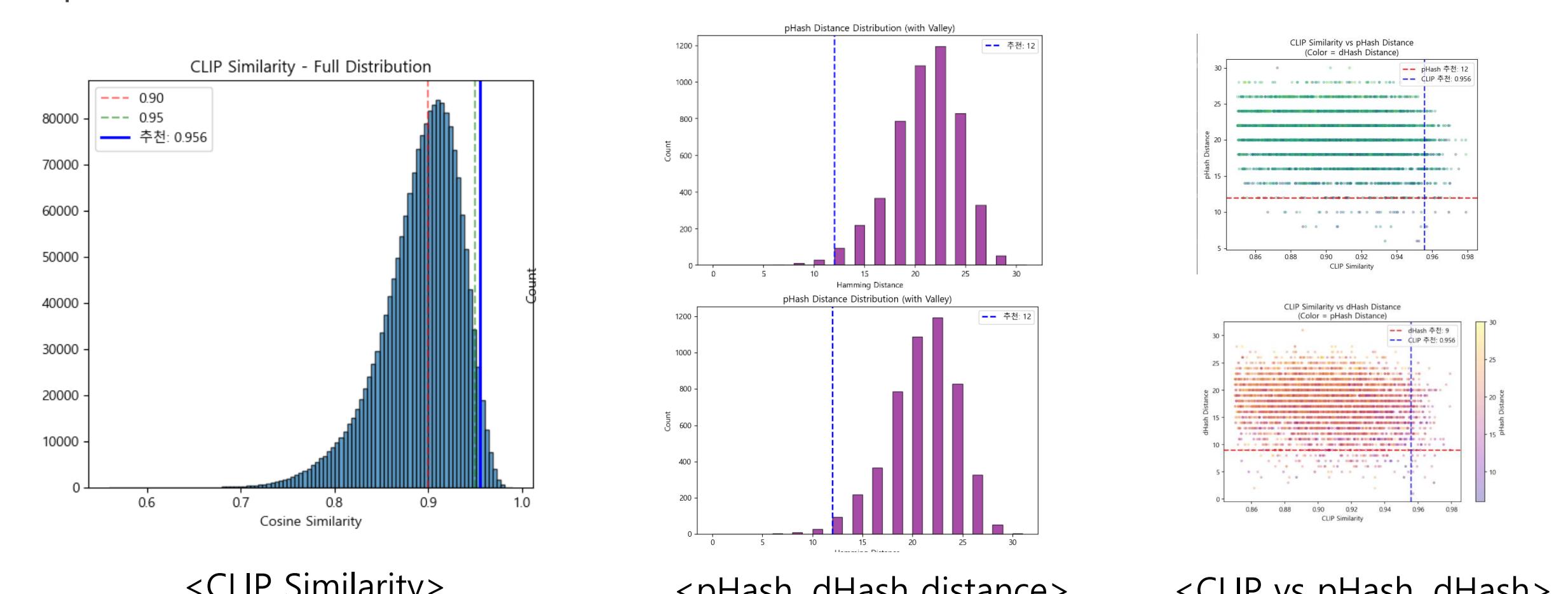
• 모델 학습

- 학습 모델 선정
실시간 객체 탐지에 적합한 YOLO(You Only Look Once) 모델 채택
- 학습 준비
클래스 및 데이터셋 통합 후 데이터셋 분할
- 모델 학습
기본 모델과 CBAM(Convolutional Block Attention Module)층 추가 모델, 일반 증강과 강한 증강의 조합으로 총 4가지 실험을 수행
- 양상을 실험
 1. 커스텀 평가 파이프라인 구축(YOLO 모델 양상을 성능 평가 제공 X)
 2. NMS(Non-Maximum-Suppression) 방식 사용
 3. 학습시킨 4개 모델을 조합하여 상위 mAP 4개, 3개, 2개 조합 실험

주요 기술

• 데이터 수집 및 전처리

- 파일명 규칙을 통한 제거
prefix, suffix, token 추출 코드를 작성하여 파일명 규칙 분석 및 규칙 기반 증강 이미지 제거
- CLIP + pHash, dHash 기반 증강 제거
CLIP 임베딩: 이미지의 의미적 유사성을 벡터 공간에서 측정
pHash/dHash: 이미지의 구조적 유사성을 해시값으로 빠르게 비교



• 모델 학습

- Yolov7
실시간 객체 탐지에 최적화된 1-stage detector 아키텍처
- 데이터 증강
Mosaic, Mixup 등 다양한 증강 기법 적용하여 모델의 일반화 성능 향상
- CBAM(Convolutional Block Attention Module)
채널 어텐션과 공간어텐션을 결합한 경량 어텐션 매커니즘
- NMS(Non-Maximum-Suppression)
IoU 임계값 기반 가장 높은 confidence를 가진 예측만 남기고 중복 제거

결과 및 분석

• 최종 선정 모델

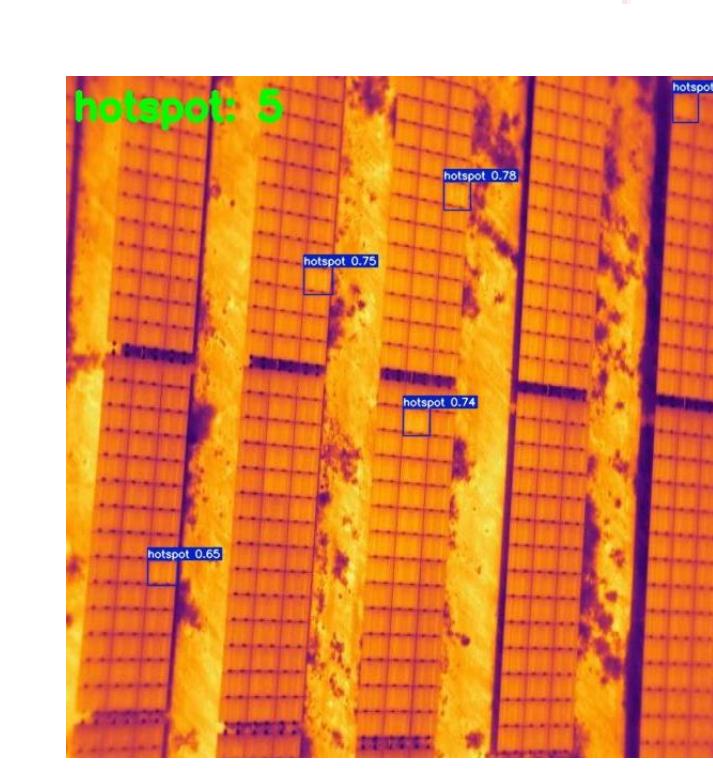
CBAM 모듈 적용 및 기본 데이터 증강 기반 단일 모델

• 학습 결과

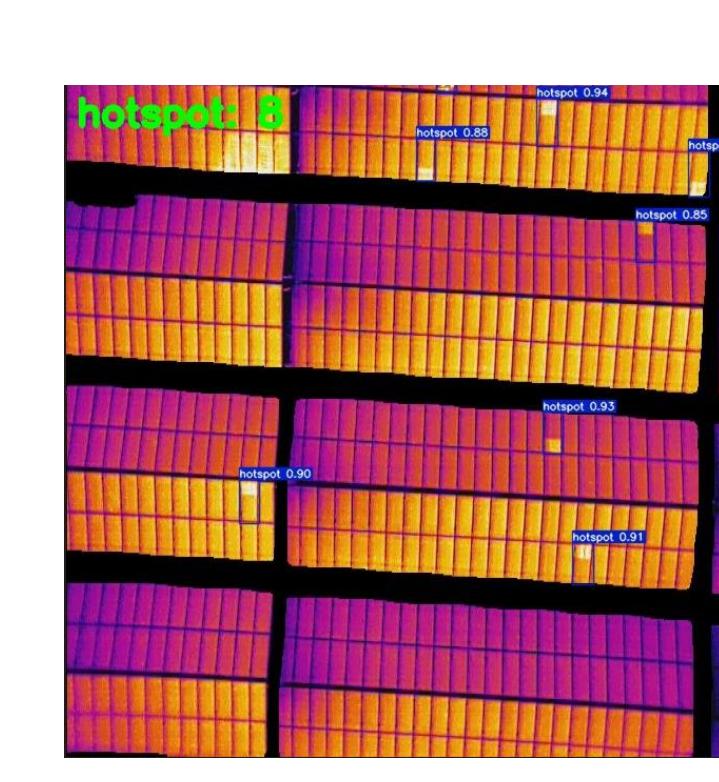
검증용 데이터셋으로 테스트

| | |
|-----------------|-------------------------|
| mAP - 76.2% | mAP - 81.7% (+5.5%) |
| Precision 73.8% | Precision 82.1% (+8.3%) |
| Recall - 74.8% | Recall - 73.6% (-1.2%) |
| time 6초(365장) | time 6초(366장) |

테스트 데이터셋으로 최종테스트



< Hotspot 검출 이미지 1 >



< Hotspot 검출 이미지 2 >

• 결과 분석

데이터 증강 기법 제거, 라벨링 품질 검수, 그리고 CBAM 어텐션 모듈 도입 등 다양한 성능 개선 노력을 통해 목표했던 mAP 80% 이상을 성공적으로 달성함. 특히 불필요한 증강을 제거하고 라벨링 오류를 수정하는 과정이 모델 성능 향상에 크게 기여한 것으로 보임.

