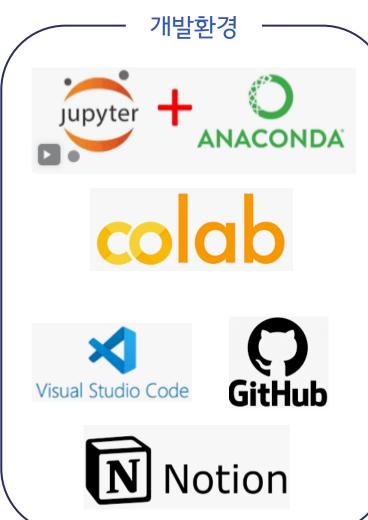
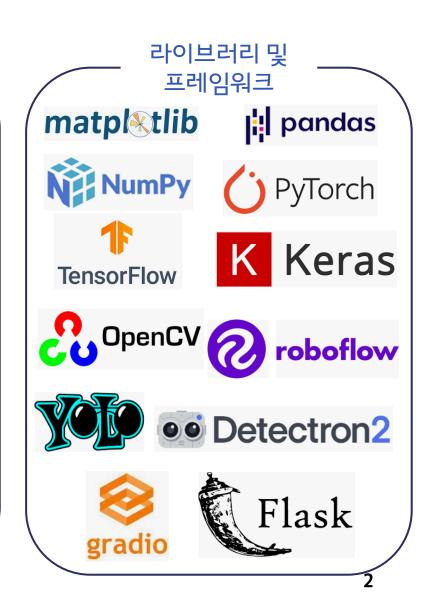


분석 환경 및 활용 라이브러리









개요

목적

객체 탐지를 활용하여 반도체 결함 정보/개수 및 수율을 보여주는 웹 구현

기대효과

- 품질 검수를 통한 반도체 수율 증가
- EDS 과정에서의 인건비 절약



반도체 제조 과정의 효율성과 생산성 향상

팀 구성 및 역할

김나영

모델링

데이터 분석 및 자료조사

이미지 전처리 및 어노테이션(로보플로우)

김예슬

데이터 분석 및 자료조사

이미지 전처리 및 어노테이션(로보플로우)

손아

웹 서비스 구현

데이터 분석 및 자료조사

최정인

모델링

이미지 전처리 및 어노테이션(로보플로우)

PPT 제작 및 발표

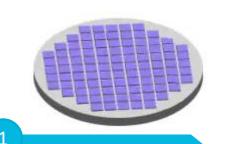
한나영

웹 서비스 구현

이미지 전처리 및 증식(OpenCV)

데이터 분석 및 자료조사

반도체 8대 공정 소개



*웨이퍼 제조

• 반도체의 가장 기본 재료를 만드는 공정

패키징 공정

 반도체 칩이 외부와 신호를 주고받을 수 있도록 길을 만들고 외부로부터 보 호받을 수 있도록 포장



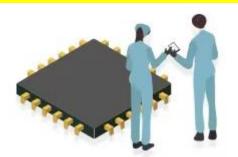


산화 공정

• 웨이퍼를 보호하고 누설 전류를 차단하는 '산화막을 만드는 공정

EDS 공정

• 전기적 특성 테스트를 통해 웨이퍼 내 각각의 칩들이 양품인지 판별





포토 공정

• 웨이퍼 위에 반도체 회로를 그려 넣는 공정

금속 배정 공정

반도체 회로에 전기가 잘 전달되 도록 금속선을 연결



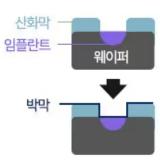
감광액 산화막 사화막 산화막

식각 공정

• 반도체의 구조를 <mark>형성하는 패턴</mark> 을 만드는 공정

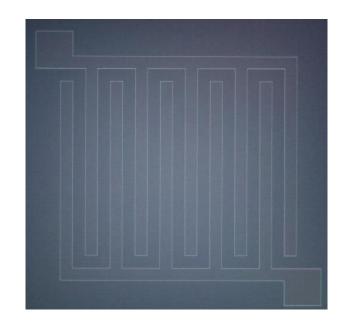
증착 & 이온 주입 공정

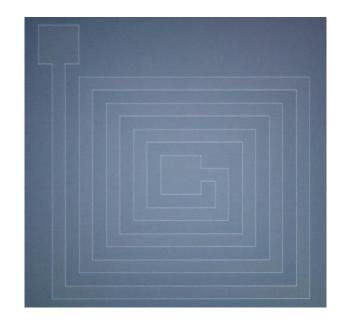
• 회로에 '박막'을 형성하고 반도체가 전기적 특성을 갖도록 증착막에 이온 주입



데이터 탐색

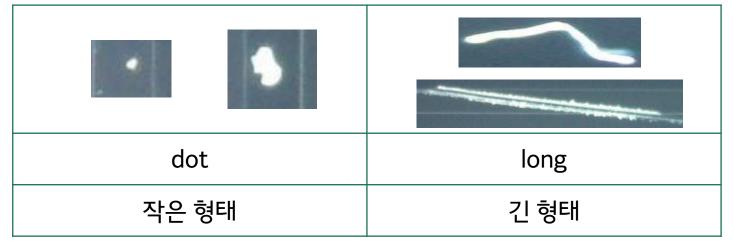
이미지 정보	반도체 사진	
파일 형식	Jpg	
패턴 종류	2 가지	
이미지 데이터 총 개수	Pattern1 : 136장 Pattern2 : 201장	Total : 337장





결함 유형 정의

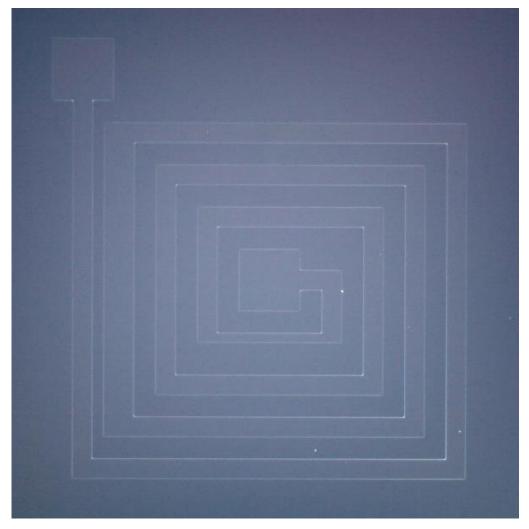
■ 이물 결함: 2 가지



■ 회로 결함: 8 가지

circle	round	cut	slope	empty	square	block	thickness
원	휜 회로	끊긴 회로	잘린 회로	빈 회로	들어간 회로	돌출된 회로	두께가 다른 회로

ROBOFLOW 활용



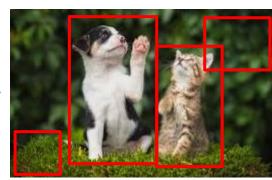
■ 원본

■ 바운딩 박스 적용 후

객체 탐지 모델



1 단계



2 단계



예시 모델

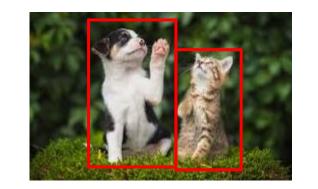
- R-CNN
- Fast R-CNN
- Faster R-CNN

<mark>신속성↓</mark> 정확성↑

다단계 탐지 2 stage detector



단일 단계 탐지 1 stage detector



예시 모델

- YOLO
- SSD
- FPN



모델별 성능 비교

초기

중간

ᇢᅪᆍᄖ

	mAP50
YOLOv8	0.351

전처리



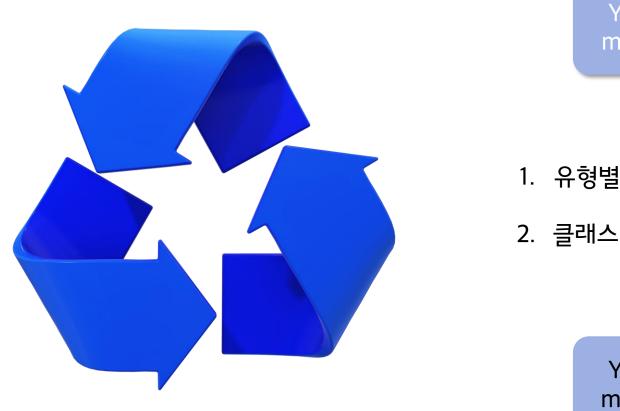
	mAP50	
YOLOv8	0.713	<mark>학습 소요시간</mark> 약 20분 내외
DETECTRON2	0.848	· 약 7시간

- 데이터 증강
- 라벨링 조정



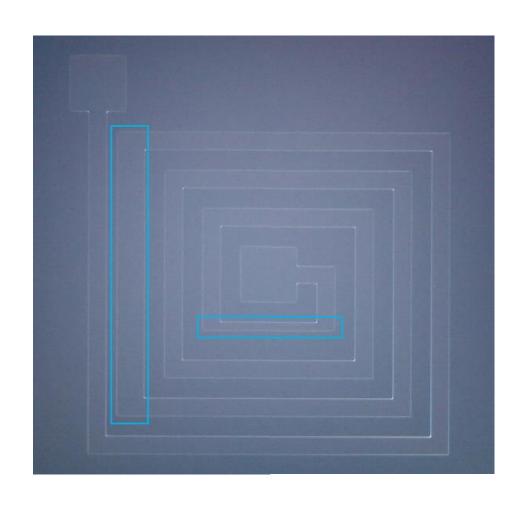
현재				
		mAP50		
	YOLOv8	0.961		<mark>낙습 소요시간</mark> 약 20분 내외
	YOLOv7	0.976	<u>o</u>	<mark>[‡] 50분 내외</mark>
	YOLOv5	0.963	<u>o</u>	<mark>‡ 20분 내외</mark>
•		터 증강 링 조정 라미터 :	조	정

전처리 - 데이터 리셋





전처리 - 데이터 증강 실패 사례



YOLOv8 기준 mAP50 : 약 0.7 → <mark>0.4</mark>

바운딩 박스 및 결함 자체가 분리되어 모델이 이를 인식하기 어렵다 판단

TEST셋 이미지를 크롭화

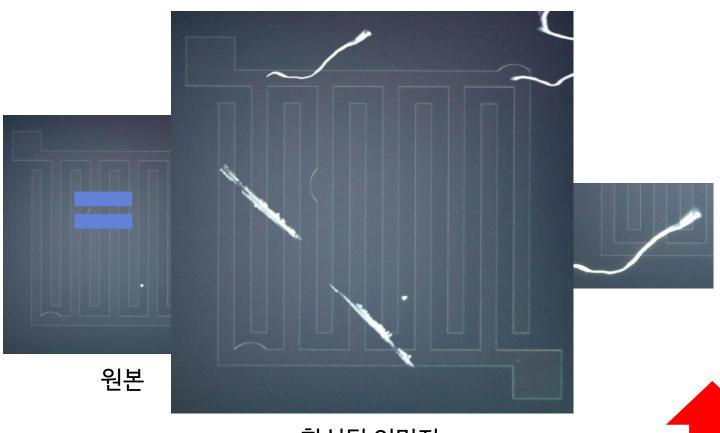
전처리 - 데이터 증강





Augmentation

? What can augmentation do?



Hue
Between -40° and +40°

Saturation
Between -25% and +25%

Brightness
Between -25% and +25%

Add Augmentation Step

Create new training examples for your model to learn from by generating

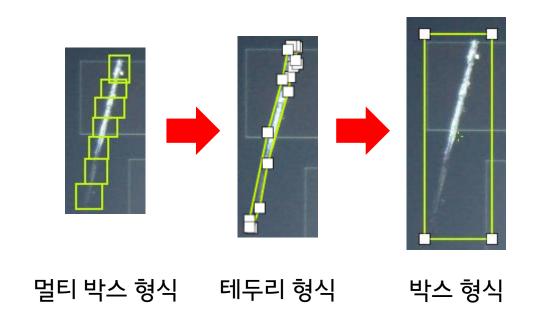
합성된 이미지 YOLOv8 기준

mAP50 : $0.775 \rightarrow 0.884$

이물 결함(long) AP 대략 0.6 색조, 채도, 밝기 옵션으로 추가 증강 (ROBOFLOW 활용)

(*ROBOFLOW 화면)

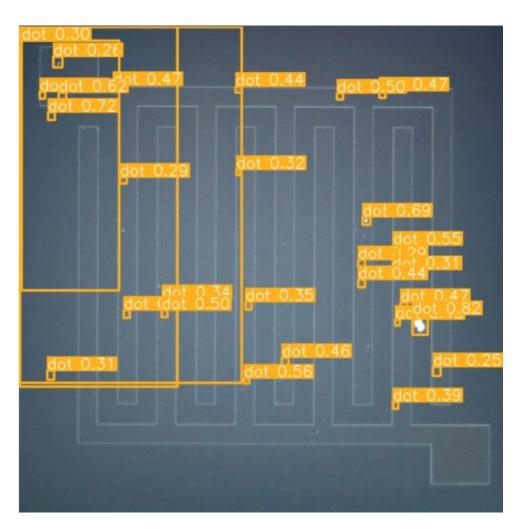
전처리 - BOUNDING BOX 재조정



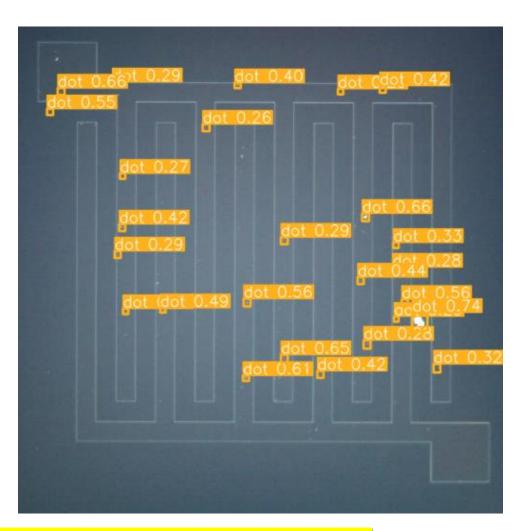




전처리 - 하이퍼파라미터 조정 1



예측 박스가 크게 잡히는 문제점



<mark>하이퍼파라미터 Weight decay(가중치 감소)</mark> 수치 조정으로 해결

YOLOv8 : 0.001 → <u>0.00015</u>

증식 옵션별 성능 비교 - YOLOV8 기준

	mAP50
VALIDATION	0.951
TEST	0.945

회전+뒤집기

	mAP50	
VALIDATION	0.908 <mark>과적합 발생</mark>	
TEST 0.94		
색변환		

	mAP50	
VALIDATION	0.905	
TEST	<mark>과적합 발</mark> 0.938	
노이즈		

	mAP50
VALIDATION	0.947
TEST	0.941

합성

	mAP50
VALIDATION	0.956 <mark>과적한 해소</mark>
TEST	<u>변격입 예술</u> 0.948

회전+뒤집기+색변환+합성

최종 모델

클래스별 구성 비율

dot 991 158 round circle 156 long 128 slope 63 thickness 38 cut 36 square 36 block 20 empty 11



모델 선정 기준

- 객체 탐지 성능
- 걸리는 시간
- 일반화 능력

데이터셋 구성 비율

85% **777** images

Validation Set 41 images

Testing Set 11% 99 images

하이퍼파라미터 정보

Training Set

batch: 64

weight_decay: 0.00015

patience: 30

momentum: 0.9

epochs: 100

lr0(초기학습률): 0.00015

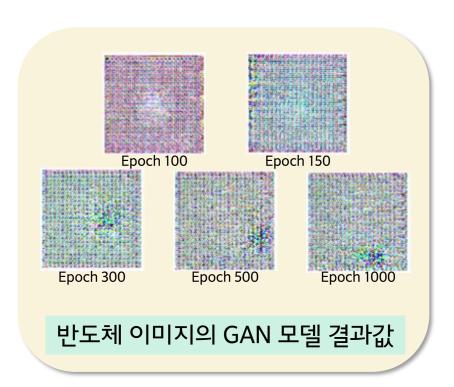
클래스별 mAP 수치

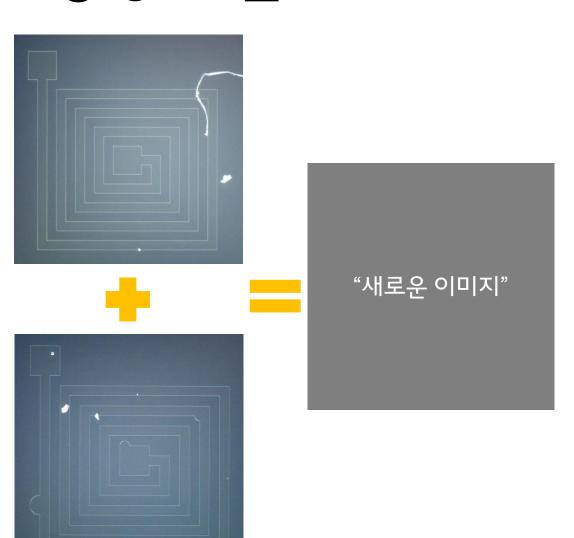
Class	mAP50	mAP50-95
block	0.995	0.696
circle	0.995	0.782
cut	0.995	0.697
dot	0.632	0.246
Empty	0.995	0.838
long	0.891	0.493
round	0.988	0.699
slope	0.995	0.703
square	0.995	0.735
Thickness	0.995	0.886

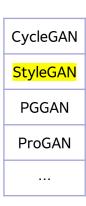
mAP별 수치

mAP	0.677
mAP 50	0.948
mAP 75	0.792
mAP50-95	0.677

데이터 증강 모델 - GAN







GAN 계열 모델들

- 1. 원본 해상도
- 2. 소량의 데이터

웹 구현 (FLASK)





자체 평가 의견

흔하게 구할 수 있는 데이터가 아닌 반도체라는 특수한 데이터셋을 접해볼 수 있어 좋았습니다. 데이터의 수가 적어 난항을 겪었지만, 오히려 그로 인해 (목표 성능을 끌어올리기 위해) 다양한 시도들을 했던 것이 학습에 많은 도움이 되었습니다. 아쉬운 점은 데이터 증식이나 라벨링에 집중하느라 모델에 관한 공부가 조금 부족했다는 것이었습니다.

쉽게 접할 수 없었던 반도체 분석을 함께 고민하고 배워나갈 수 있어서 의미있는 경험이었습니다. 딥러닝 부분에서 처음 접해보는 정보들이 많아 어려움을 겪었지만, 팀원들과 함께 협력하며 조금씩 습득해나갈 수 있었습니다. 이번 기회를 통해 배운 내용을 내 것으로 만들고, 더 배워나가야겠다는 생각이 들었습니다.

반도체 불량 검출 프로그램을 만들면서 전반적으로 웹 만드는 작업을 도맡아 했습니다. 웹을 만들며 적용하는 모델을 모르면 안되겠다 느껴 공부를 하게 되었습니다. 코딩을 하며 웹을 자세히 공부한적이 없었는데 이번 프로젝트를 진행하면서 웹에 흥미를 느끼게 되었습니다. 딥러닝과 머신러닝 웹을 할 수 있게 되어 저의 역량을 한층 더 업그레이드 시킨 시간이었습니다.

이번 프로젝트를 통해 책으로만 공부하는 것과 달리 충분히 내가 연구하고 여러 시행착오를 겪으며 오류를 해결할 수 있는 경험을 얻을 수 있었습니다. 하나의 데이터를 가지고 성능 평가를 하기에 앞서 전처리 과정에서 생각 보다 많은 시간을 소요하게 되었습니다. 이로 인해 YOLO 외 다른 모델에 대한 학습 시간을 할애하기 어려웠습니다. 차후 또다른 모델을 연구해보고자 하는 학구열이 고무되었습니다.

이번 프로젝트를 통해 불량품 탐지가 필요한 반도체 이미지를 입력 시 자동으로 불량품 예측해주는 프로그램을 만들 어보며 지금까지 배웠던 딥러닝을 활용할 수 있어서 좋았습니다. 특히, 반도체에 대해 알게 된 점과 roboflow, openCV와 웹과 객체탐지 모델들에 대해 자세히 알게 되어 좋은 경험이고 성장의 기회가 되었다고 생각합니다.



