

쓰레기 자동 분류 솔루션 제안서

최현석, 강주영, 윤지현



쓸시기

2025.12.31


Made with GAMMA

사용 TOOL

개발 환경 및 도구 (Development Tools)

 Kaggle Notebook

 VS Code

 Anaconda


 Microsoft PPT

 Google Drive

주요 파이썬 패키지 및 라이브러리 (Python & AI)


 Ultralytics (YOLO)

 PyTorch

 OpenCV (cv2)

 Scikit-learn

 Matplotlib / Seaborn

 Pandas / Numpy

 YAML

협업 및 소스 관리 (Collaboration & Source Control)

 Discord

 GitHub

 Git

 Google Drive

Language

Python



TIME LINE

12월 29일(월)

- 16시 ~ 17시 30분 : 프로젝트 취지 논의 및 데이터 탐색

12월 30일(화)

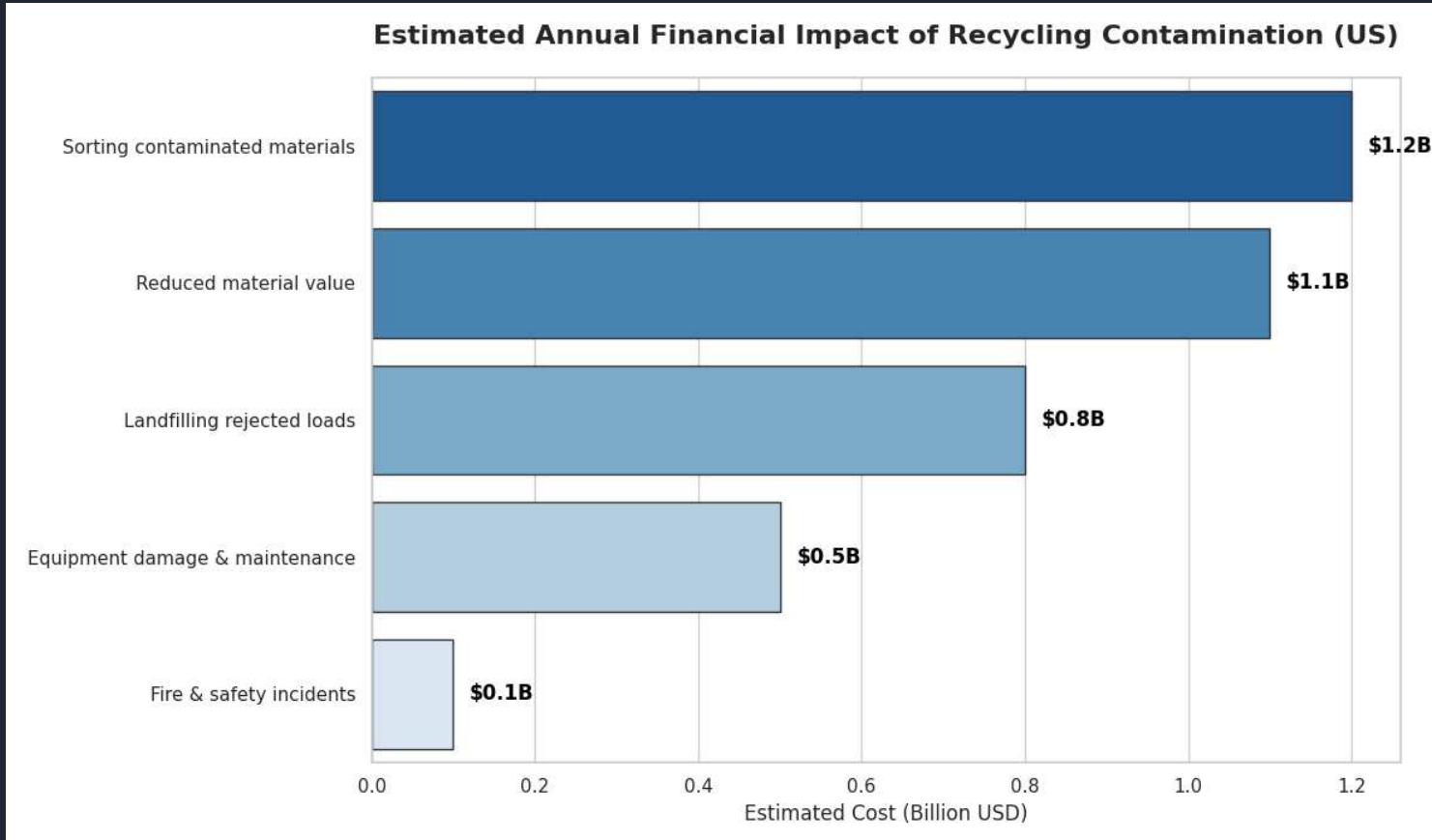
- 09시 ~ 09시 45분 : 노이즈 데이터 매뉴얼하게 제거할지 논의
- 09시 45분 ~ 10시 : 성능에 가장 영향을 줄 것으로 예측되는 요소가 무엇인지 탐색
- 10시 ~ 12시 30분 : 5가지 모델 비교
- 13시 30분 ~ 15시 : 모델 선정 및 optimizer 비교
- 15시 ~ 16시 30분 : Optimizer 선정 및 Learning rate 조정
- 16시 30분 ~ 17시 : 실제 상용화 모델로 만들 수 있는지 분석

12월 31일(수)

- 09시 ~ 09시 30분 : 진행 상황 중간 점검 및 정리
- 09시 30분 ~ 15시 30분 : PPT 제작 및 발표 연습

5W 1H : WHY

1. '오염된 재활용품'의 폐기 비용 (The Cost of Contamination)



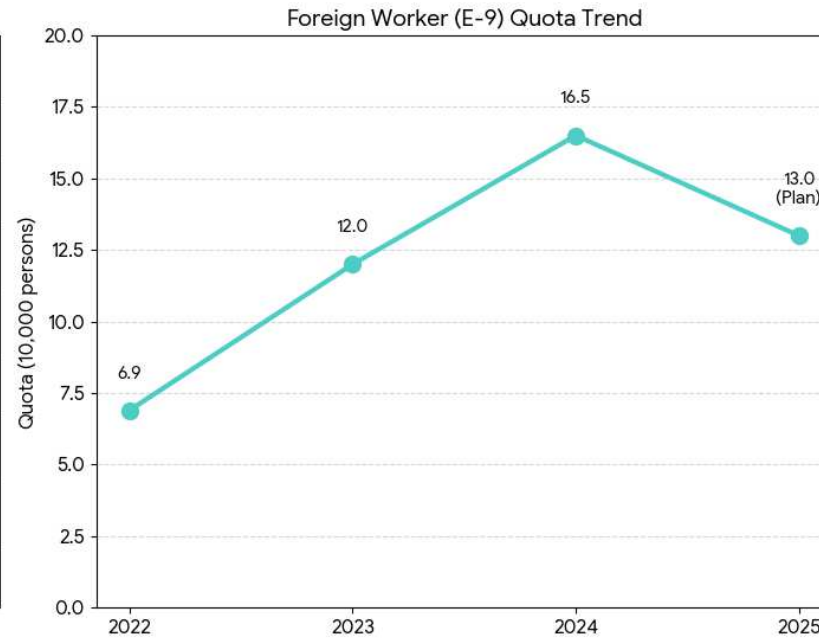
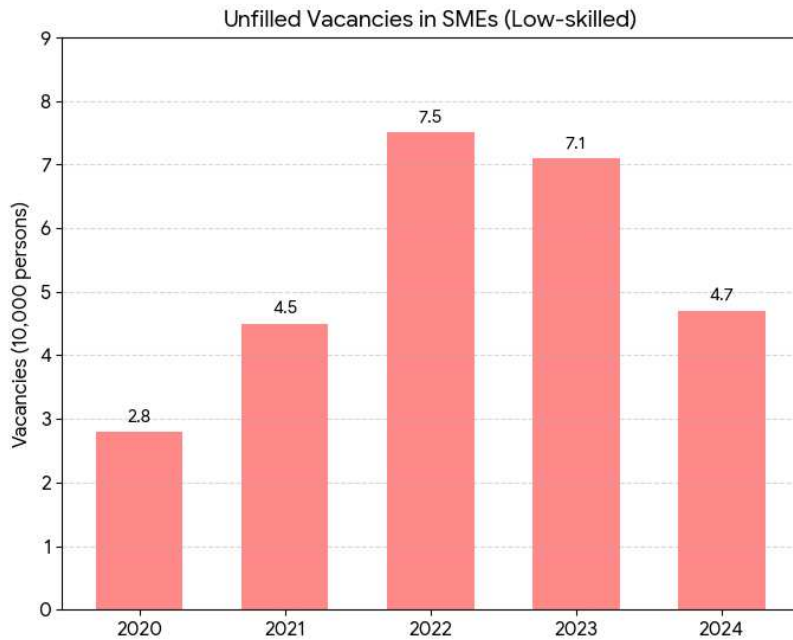
source

- CMR, "America's Broken Recycling System (2023)"

5W 1H : WHY

2. 인력난과 3D 업종의 현실 (Labor Crisis)

3D Industry Labor Issues & Response (2020-2025)



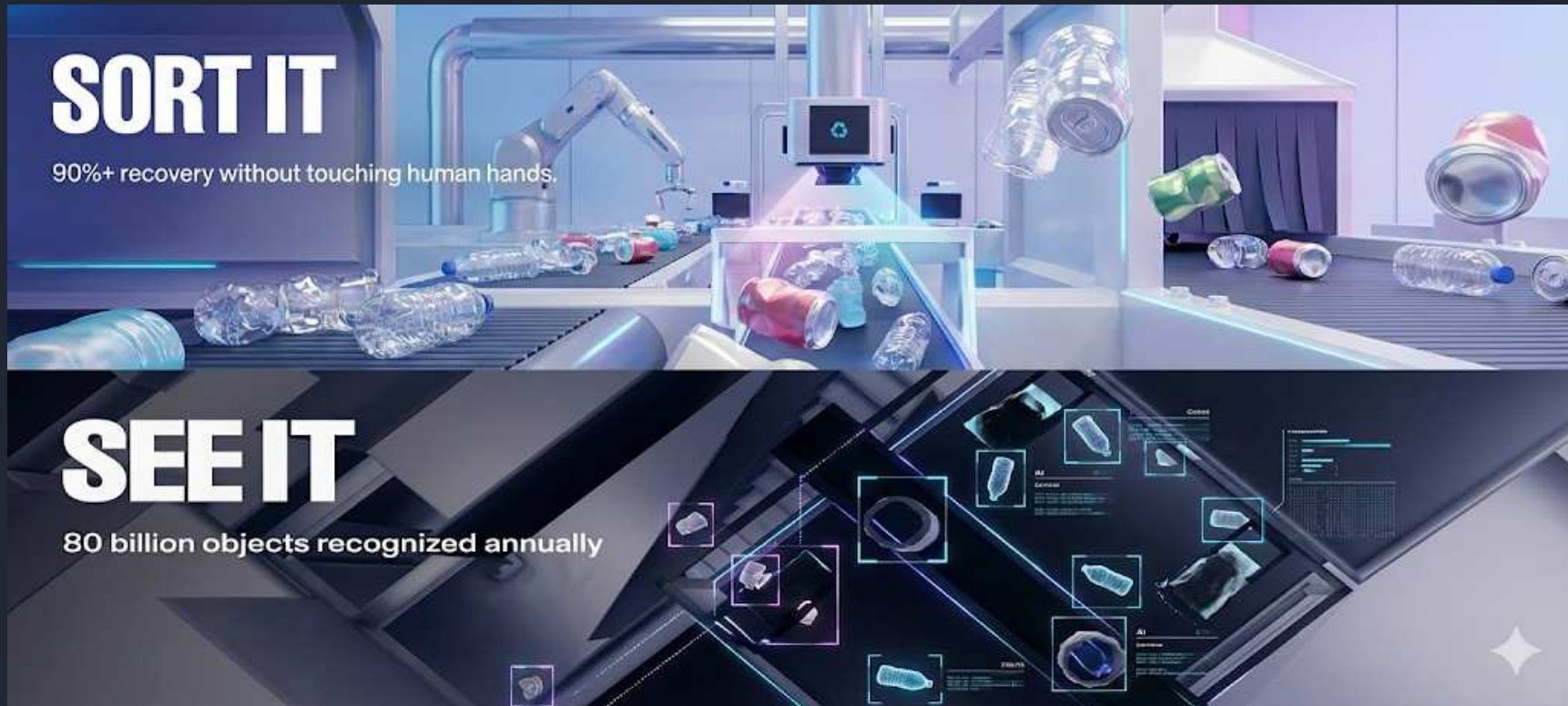
47.3년에 비해 선별원은 86.8% 짧게 근속하고 있어 선별원의 열악한 노동조건과 임금, 고용형태에 대한 점검 필요성이 확인됐다.

source

- hkbs, "위험천만 쓰레기 선별장, 열악한 노동 환경(2025)"
- 고용노동부 사업체노동력조사: 2024 상반기 직종별 빈일자리 및 미충원 인원 통계
- 한국경영자총협회(경총): 외국인 근로자 활용현황 및 정책 인식조사 (2024)
- 정부 합동 발표: 2024년/2025년 외국인력 도입·운용 계획

5W 1H : WHY

3. 인간의 집중력 한계 vs 기계의 일관성 (Human Error)



source

- AMP Robotics, "AI-Powered Sorting Efficiency Report"

5W 1H : WHY

4. 강화되는 환경 규제와 추적 가능성 (Audit & Regulation)

종량제쓰레기, 2026년부터 수도권매립지 직매립 금지

등록자명	정성남	부서명	자원순환정책과	연락처	044-201-7349
조회수	15,775	등록일자	2021-07-05		

▷ 수도권 이외 지역은 2030년부터, 폐기물관리법 시행규칙 7월 6일 확정 공포

환경부(장관 한정애)는 종량제봉투에 담긴 생활폐기물을 선별이나 소각 없이 매립하는 행위를 금지하는 폐기물관리법 시행규칙(이하 시행규칙)을 확정해 7월 6일 공포한다.

수도권 3개 시도는 2026년부터, 수도권 이외 지역은 2030년부터 직매립 금지를 시행한다.

이에 따라, 종량제쓰레기는 선별해서 재활용하거나 소각한 후 소각재만 매립해야 된다.

source

- 기후에너지환경부, 폐기물관리법 시행규칙 (2021)

5W 1H

What

AI 기반 폐기물 자동 분류 시스템 구축

Who

- 폐기물 처리 업체 및 재활용 센터
- 지방자치단체 환경부서
- 기업/시설 내 폐기물 관리 담당자

When

- 가정, 사무실, 공공시설 등 폐기물 배출 시점
- 재활용 센터 입고 전 또는 산업 현장 처리 시

Where

- 재활용 센터 및 폐기물 처리 시설
- 대형 건물, 공공시설, 아파트 단지 수거 거점
- 공장 및 생산 공정 내 폐기물 관리 구역

How

1. 데이터 수집: 폐기물 이미지 및 분류 라벨링 데이터셋 구축
2. 모델 학습: CNN, YOLO 등 이미지 인식 기반 AI 모델 고도화
3. 실시간 분류: 컨베이어 벨트 + 카메라 + AI 모델을 통한 자동 선별
4. 통계 및 최적화: 관리 대시보드를 통한 처리 효율 모니터링
5. 피드백 루프: 분류 오류 데이터를 수집하여 모델 재학습에 활용

데이터 획득

통합자료실

공지사항

법령/고시/훈령/예규

자료실

통계

자주묻는 질문

통계

Home > 통합자료실 > 통계

환경통계정보는 한국환경공단에서 환경산업정보, 통계현황, 재활용가능자원 시장동향 등 환경관련 정보를 제공하는 웹사이트입니다.

전국폐기물 발생 및 처리현황

· 우리나라 생활폐기물 및 사업장폐기물에 대한 1년 단위 발생 및 처리현황을 행정구역별로 조사하여 폐기물의 발생량과 처리의 변화추이 분석

전국폐기물 발생 및 처리현황 바로가기

폐기물 재활용실적 및 업체현황

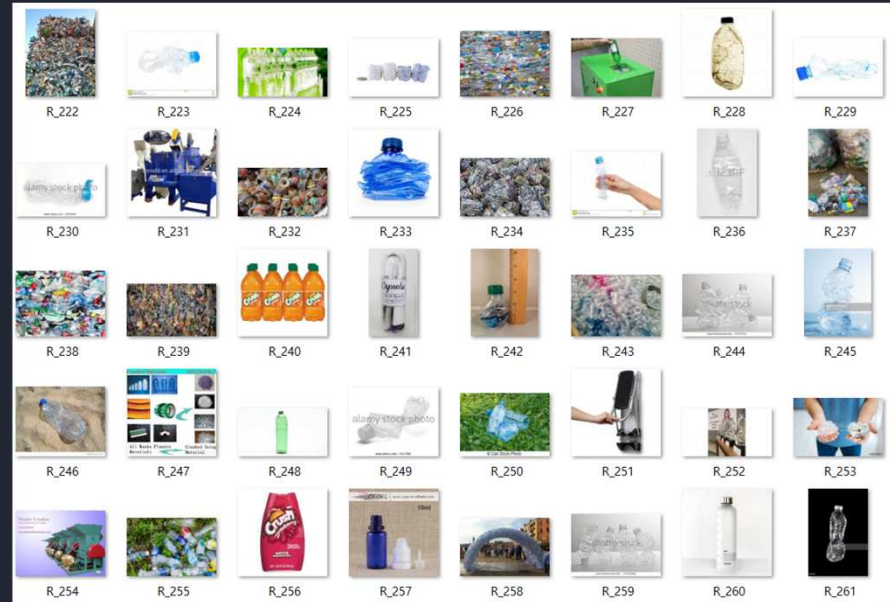
· 재활용관련 업체의 현황 및 연간 재활용실적을 파악하여 재활용산업육성 및 관련 정책의 수립을 위한 기초자료로 제공

폐기물 재활용실적 및 업체현황 바로가기

재활용지정사업자 재활용실적

재활용지정사업자 재활용실적 바로가기

데이터 획득



데이터 탐색

우리가 하는 게 뭔가?

- 우리는 organic 이미지와 recyclable 이미지를 분류할 것이다.

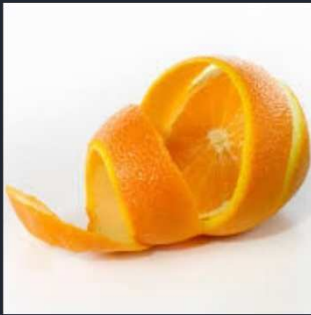
데이터 탐색

이미지 분류는 어떻게 하는가?

- 전통적 머신러닝:
 - 사람이 직접 target에 대한 특징을 추출
 - 특징을 활용해서 분류
- 딥러닝:
 - CNN (Convolutional Neural Networks)
 - 이미지를 필터(Filter)로 훑어서 특징 추출

데이터 분석

Organic



Recyclable



전통적 머신러닝



Organic

- 색깔 특징: 주황색
- 기타 특징: ...
- 특별히 특징으로 구별하기 어렵다.



전통적 머신러닝

Recyclable

- 색깔 특징: 다양하다?
- 기타 특징: ...
- 특별히 특징으로 구별하기 어렵다☒






모델링

쓰레기 분류 성능 비교

Organic or Recyclable image data를 분류하기

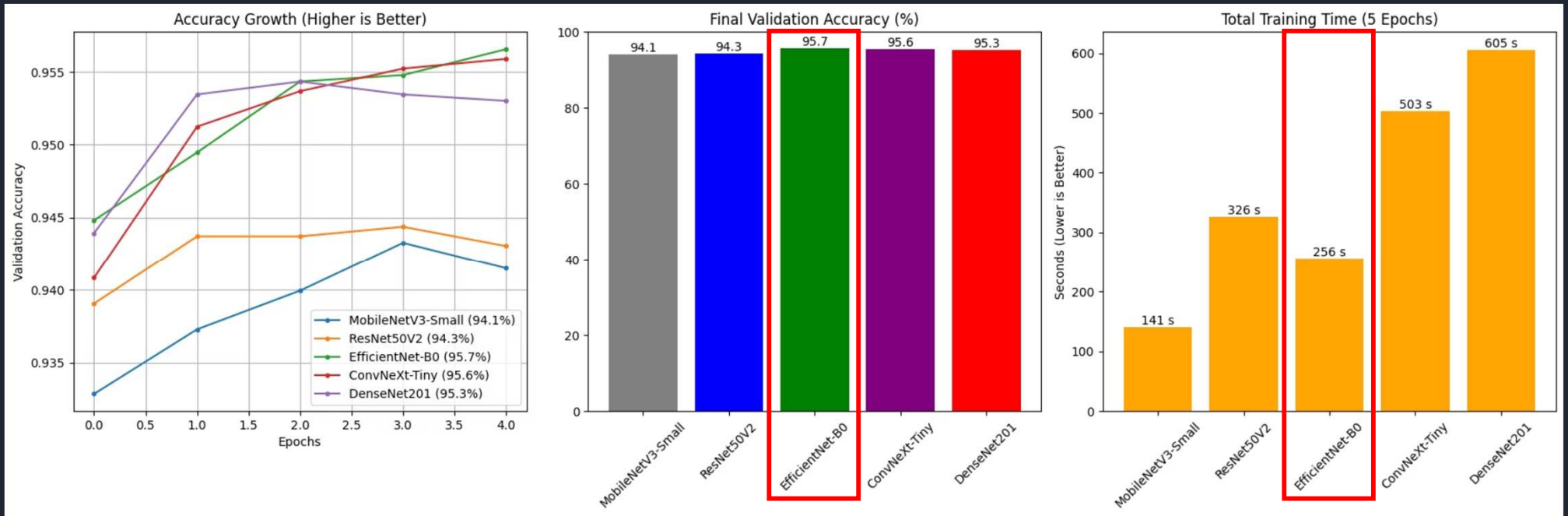
이미지 분류 딥러닝 기법

비교 항목	CNN (전통적 강자)	Efficient (경량화/효율)	Modern CNN (차세대 하이브리드)
핵심 특징	인간 시신경 모방. 이미지를 필터로 훑으며 디테일(지역적 특징) 추출에 탁월.	엣지 디바이스(모바일)를 위해 정확도는 유지하되 연산량을 극단적으로 줄임.	트랜스포머(최신 기술)의 철학을 CNN 구조에 입힌 하이브리드 방식.
보는 방식	 돋보기로 꼼꼼히 훑기	 핵심만 빠르게 훑기	 돋보기로 전체를 효율적으로 보기
강점	안정성, 디테일 파악	속도, 저전력 (가벼움)	밸런스, 최신 고성능
약점	전체적인 맥락 파악 부족	복잡한 패턴에는 다소 약함	아직 표준화가 진행 중임
적용 분야	기본 모델 (Baseline)	저사양 장비용 (Edge)	차세대 표준 모델
대표 모델	ResNet50V2	MobileNetV3-Small EfficientNet-B0	ConvNeXt-Tiny DenseNet201

모델별 선정 근거

모델명 (Model)	핵심 키워드	선정 이유 및 특징
ResNet50V2	Baseline (비교 기준)	딥러닝의 표준 모델 다른 모델들의 성능과 속도를 비교하기 위한 기준점.
MobileNetV3-Small	Speed (속도/Edge)	라즈베리 파이 등 저사양 장비에서 실시간 처리가 가능한지 확인하기 위함.
EfficientNet-B0	Efficiency (효율성)	적은 연산량으로도 높은 정확도를 내는 '최고의 효율성' 구간 검증.
ConvNeXt-Tiny	Performance (정확도)	찌그러지거나 오염된 폐기물 등 고난이도 형태를 얼마나 잘 인식하는지 테스트.
DenseNet201	Robustness (안정성)	데이터가 부족하거나 특징이 모호해도 안정적인 성능을 내는지 검증.

모델 성능 비교



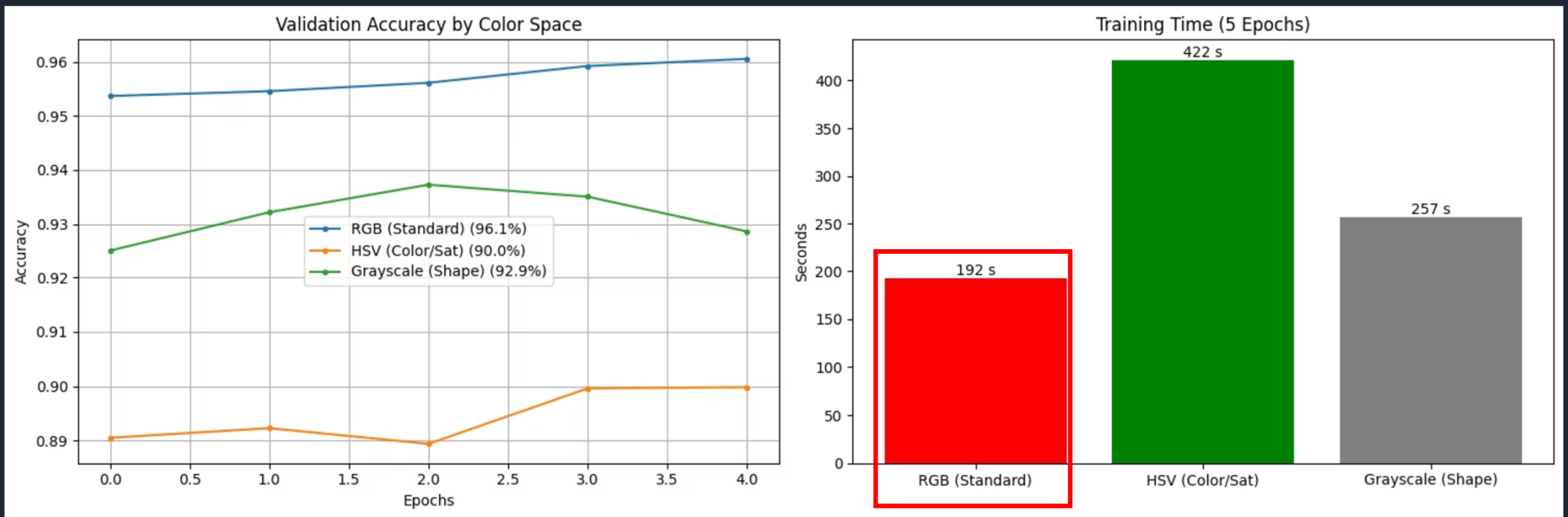
모델 결정:

epoch=5 기준 성능이 높았던 3가지 모델 중 training time이 최소인 **Efficient-B0** 모델

학습 데이터의 전처리 방식에 따른 모델 성능 비교

- RGB vs HSV vs Gray
- 데이터 증강

RGB vs HSV vs Gray





RGB (Red, Green, Blue)

"빛의 3원색"

정의: 빨강, 초록, 파랑 빛을 섞어서 색을 표현.

특징: 세 가지 값이 서로 섞여 있습니다.

치명적 단점: '밝기' 정보가 R, G, B 세 채널 모두에 영향을 줍니다.

예시: 빨간 사과가 어두운 곳에 있으면 (100, 0, 0)이지만, 밝은 곳에 가면 (200, 50, 50)이 됩니다. 즉 다른 물체로 인식합니다.

활용: 일반적인 딥러닝 입력 (CNN)

HSV (Hue, Saturation, Value) "인간의 직관 (색상, 채도, 명도)"

정의: 색을 색상(H), 진하기(S), 밝기(V)로 분리해서 표현합니다.

Hue (색상): 빨강인지, 파랑인지 (각도로 표현, 예: 0도=빨강)

Saturation (채도): 색이 얼마나 진한지 (0=회색, 100=원색)

Value (명도): 얼마나 밝은지 (0=검정, 100=흰색)

장점: '밝기(V)'가 따로 떨어져 있습니다.

조명이 밝아지거나 어두워져도, 색상(H) 값은 변하지 않습니다.

따라서 "밝기가 변해도 같은 물체(색)임을 인식"하는 데 최적화된 방식입니다.

활용: 조명 보정, 색상 기반 추적이 중요한 곳

Grayscale (흑백) "형태와 구조 집중"

정의: 색상 정보를 싹 다 버리고, 오직 '밝고 어두움'만 남깁니다.

특징:

데이터 크기가 1/3로 줄어들어 처리가 엄청 빠릅니다.

물체의 '모양', '질감', '테두리'를 보는 데 유리합니다.

단점: 색깔로 구분해야 하는 문제(예: 풋사과 vs 빨간 사과)에서는 쓸모가 없습니다.

활용: 문자 인식(OCR), 얼굴 검출

1) 증강 없음 (기본)

```
'No_Aug': ImageDataGenerator(  
    preprocessing_function=eff_preprocess,  
    validation_split=0.2  
)
```

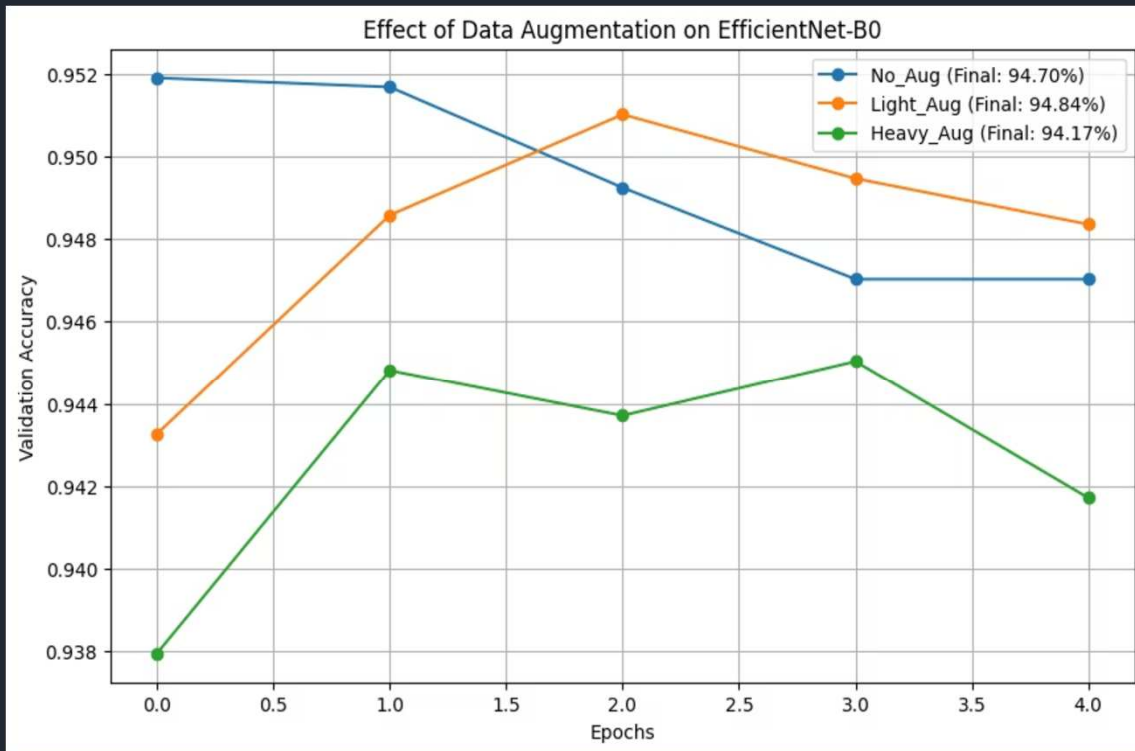
2) 가벼운 증강 (좌우 반전, 약간의 회전) 형태가 중요한 경우 유리

```
'Light_Aug': ImageDataGenerator(  
    preprocessing_function=eff_preprocess,  
    horizontal_flip=True,      # 좌우 반전  
    rotation_range=10,        # 10도 회전  
    width_shift_range=0.1,    # 좌우 이동 10%  
    height_shift_range=0.1,   # 상하 이동 10%  
    validation_split=0.2  
)
```

3) 강한 증강 (줌, 전단 변환, 밝기 등)데이터가 매우 부족할 때 유리

```
'Heavy_Aug': ImageDataGenerator(  
    preprocessing_function=eff_preprocess,  
    horizontal_flip=True,  
    vertical_flip=True,          # 상하 반전  
    rotation_range=40,         # 40도 회전  
    zoom_range=0.3,           # 30% 확대/축소  
    shear_range=0.2,          # 이미지 비틀기  
    brightness_range=[0.7, 1.3], # 밝기 조절  
    fill_mode='nearest',  
    validation_split=0.2  
)
```

데이터 증강에 따른 모델 성능 비교



• 약한 증강이 성능이 높게 나온 이유

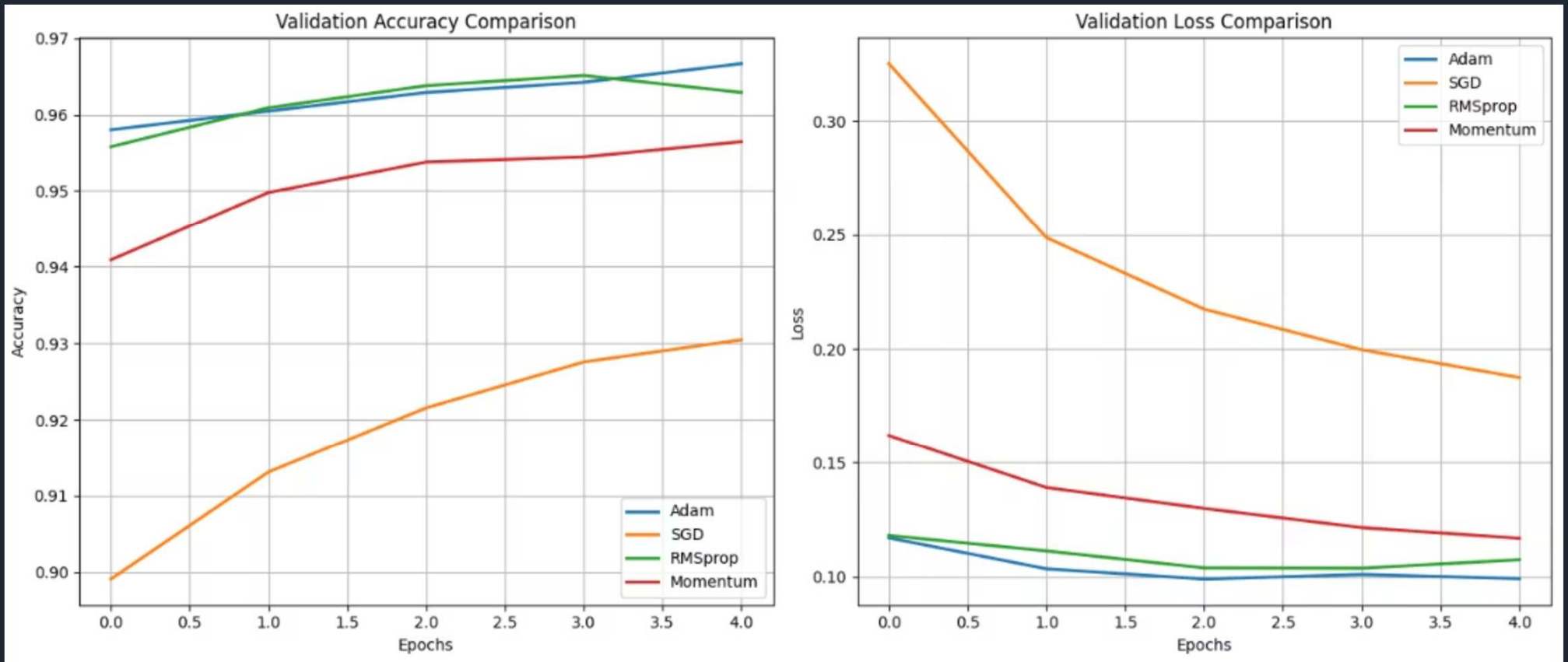
: 소유 데이터가 객체의 본질적인 형태를 유지하고 있기 때문, 원본의 의미를 크게 훼손하지 않고 최소한의 변형만 주는 약한 증강(Light_Aug) 이 현 프로젝트에서는 성능이 높음! (사물 분류는 사물 분류가 형태 + 재질 + 윤곽 이 핵심이기 때문)

• 강한 증강이 현장에서 성능이 높은 이유

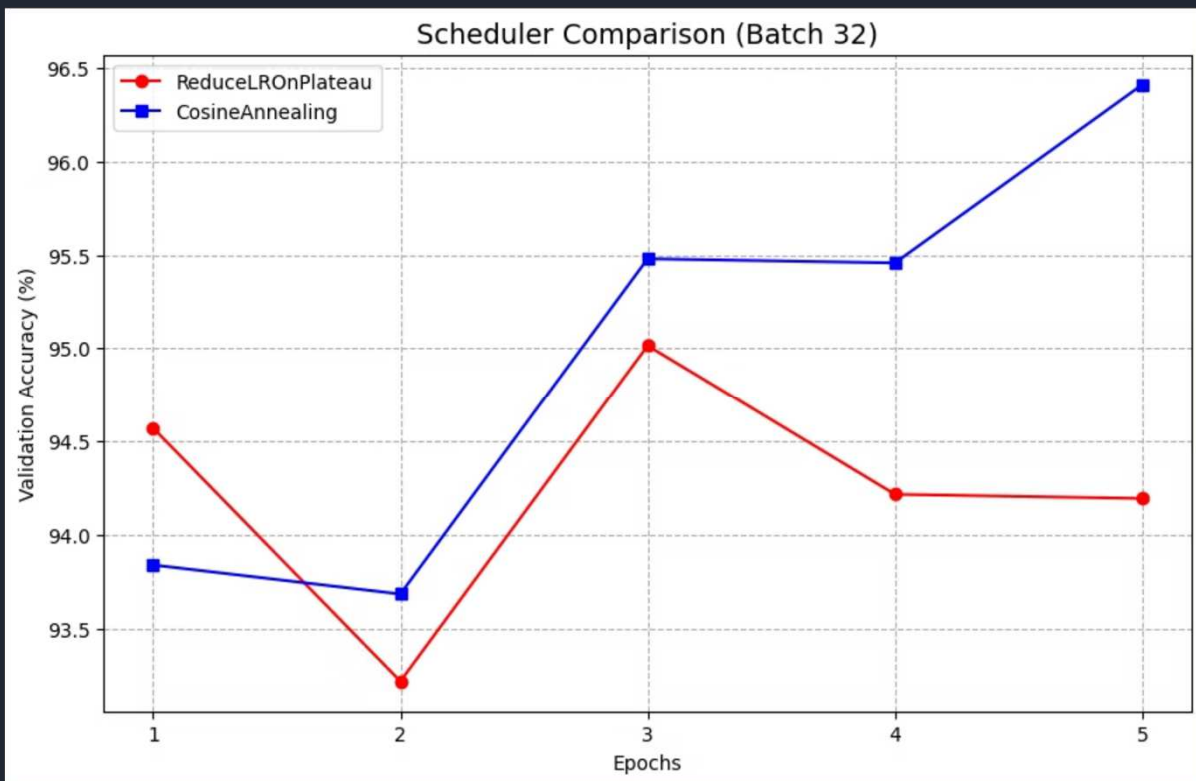
: 실제로는 병이 찌그러지거나, 컵이 잘려보이거나, 캔이 다른 물체처럼 처럼 보일 수 있기에 성능이 낮아도 배제할 수 없음

-> 실제 환경과 같이 과도한 변형이 있는 경우 강한 증강(Heavy_Aug) 이 유리

Optimizer에 따른 모델 성능 비교



LR Scheduler에 따른 성능 비교



LR Scheduler란

학습이 진행됨에 따라 Learning Rate를 조절하는 전략

📌 ReduceLROnPlateau

개념: 검증 성능이 안 좋아질 때만 LR 감소

📌 Cosine Annealing

개념: 코사인 곡선처럼 부드럽게 감소

ReduceLROnPlateau: “성능을 보고 반응하는 자동 조절 방식”

Cosine Annealing: “미리 정해진 곡선을 따라가는 방식”

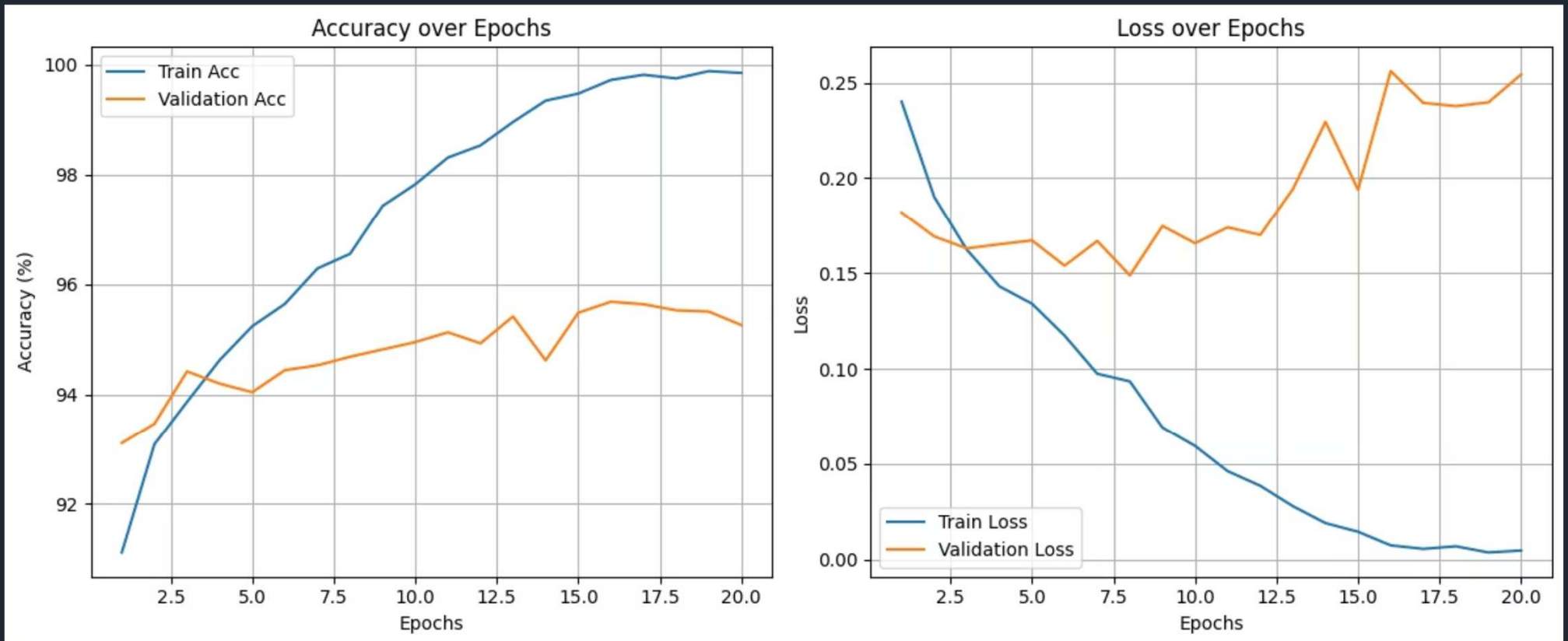
👉 Cosine Annealing

“성능 극대화” 목적일 때 적합

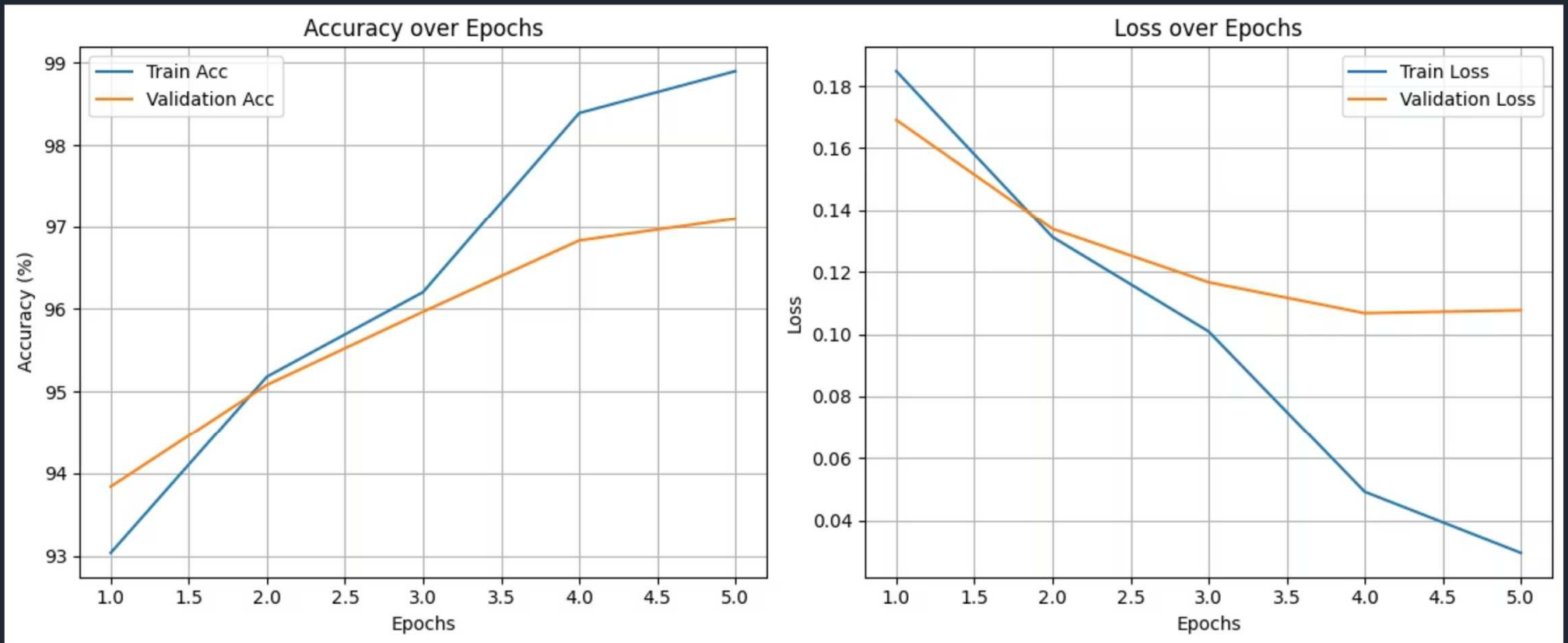
모델링 - 최종모형

- CNN모델: EfficientNet-B0
- 데이터 증강: Light_Aug(좌우반전, 10도회전, 상하좌우이동 10%)
- Optimizer: Adam
- LR Scheduler: CosineAnnealing
- Epochs: 20

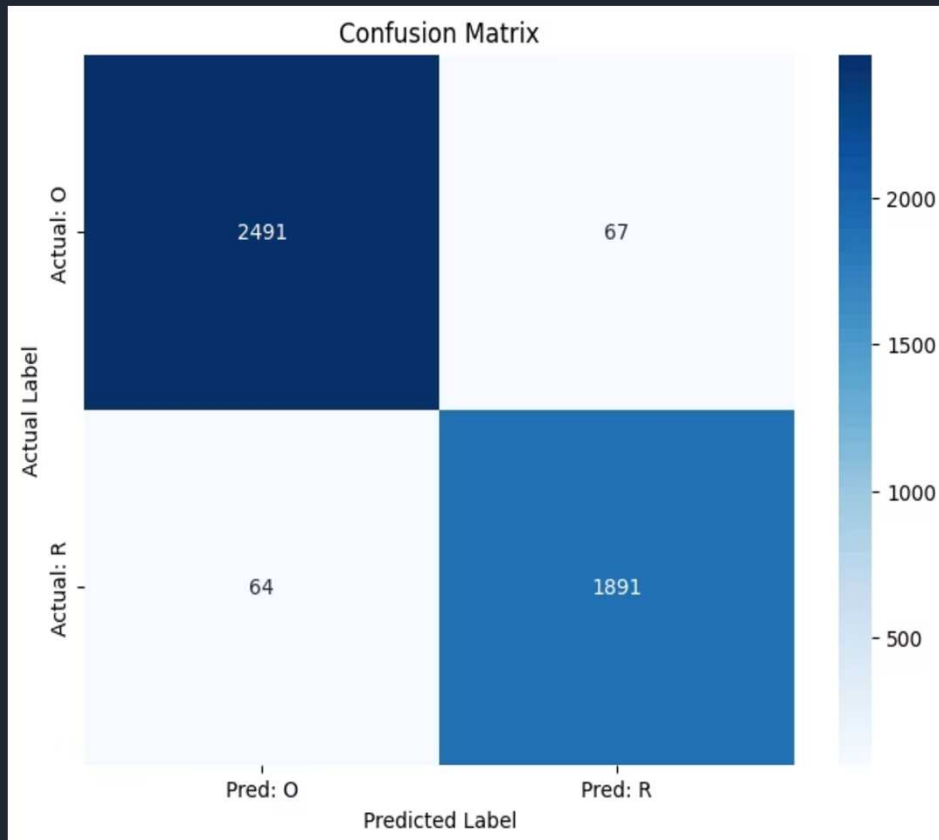
최종모형 (Epochs=20)



Again 최종모형 (Epochs=5)



최종모형 (Epochs=5)



Precision (정밀도)

: 모델이 "이거 유기물이야!"라고 주장했을 때, 그게 진짜 정답일 확률

- 수치 해석 (0.97): 모델이 100번 "이건 유기물입니다"라고 말하면, 그중 97번은 진짜 유기물이고 3번 정도만 틀렸다는 뜻입니다.
- 모델이 0라고 예측한 총 개수 = 2491(진짜) + 64(가짜) = 2555개
- 정밀도 = $2491 / 2555 \approx 0.97$

Recall (재현율)

: 실제 존재하는 유기물 중에서, 모델이 놓치지 않고 찾아낸 비율

- 수치 해석 (0.97): 실제 유기물 100개가 지나가면, 모델이 97개는 잡아내고 3개 정도는 놓쳤다는 뜻입니다.
- 실제 0의 총 개수 = 2491(찾음) + 67(놓침) = 2558개
- 재현율 = $2491 / 2558 \approx 0.97$

F1-Score (F1 점수)

: 정밀도와 재현율의 조화 평균

수치 해석 (0.97): 정밀도와 재현율이 둘 다 높아야만 이 점수가 높음
어느 한쪽으로 쏠리지 않고 "균형 잡힌 성능"을 보여준다는 확실한 증거!

컨베이어 벨트에서 활용 가능한 실시간 분류 모델

객체 탐지 모델을 만들려면 '바운딩 박스'가 필수인데, 수만 장을 손으로 그리는 건 불가능,
Pre-trained Model을 활용해 새로운 Model을 위한 Label들을 생성(예측)해서 각 사진 별 좌표값을 txt로 저장

한계: Pre-trained 모델이 틀리면(오탐), 우리 모델도 틀린 걸 배우게 됨 (Noise)

YOLOv8 Pre-trained 모델을 활용하여 바운딩 박스 생성

사전에 방대한 데이터(COCO Dataset 등)로 학습된
YOLOv8 Pre-trained 모델을 활용

학습시킬 이미지들이 여러가지가 섞여있는(배경이 더러운) 데이터이므로 이미지에서
객체를 1개씩만 추출하여 오토 라벨링을 진행하고 나머지를 배경으로 하여 학습 진행

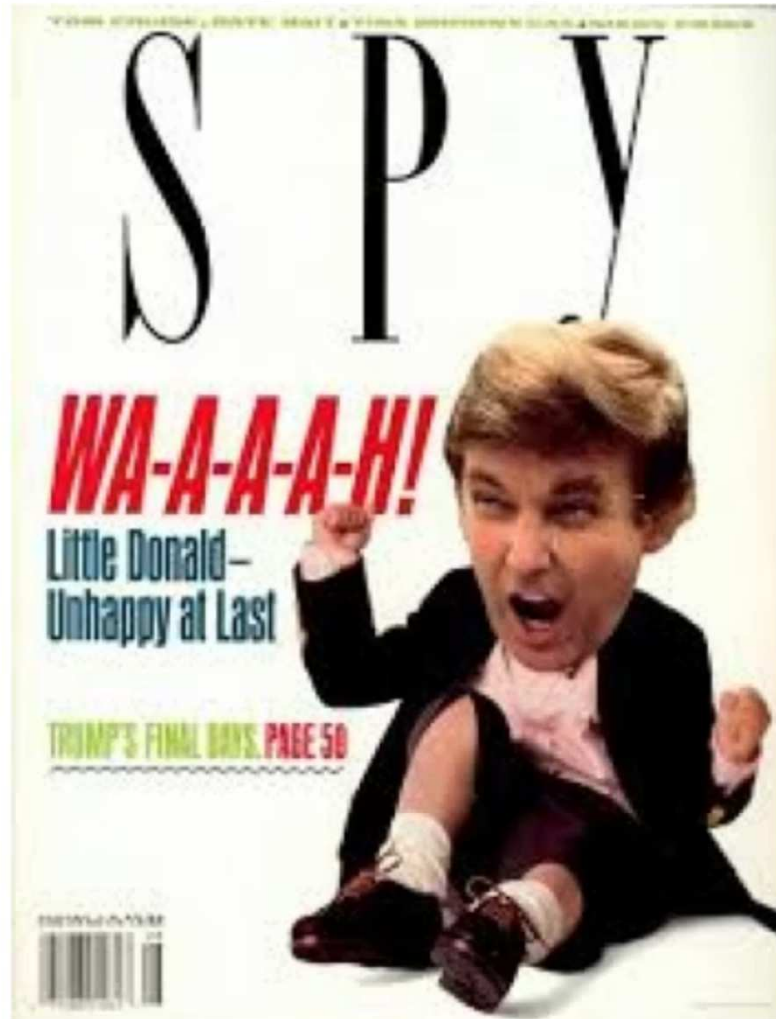
Original (Raw Image)



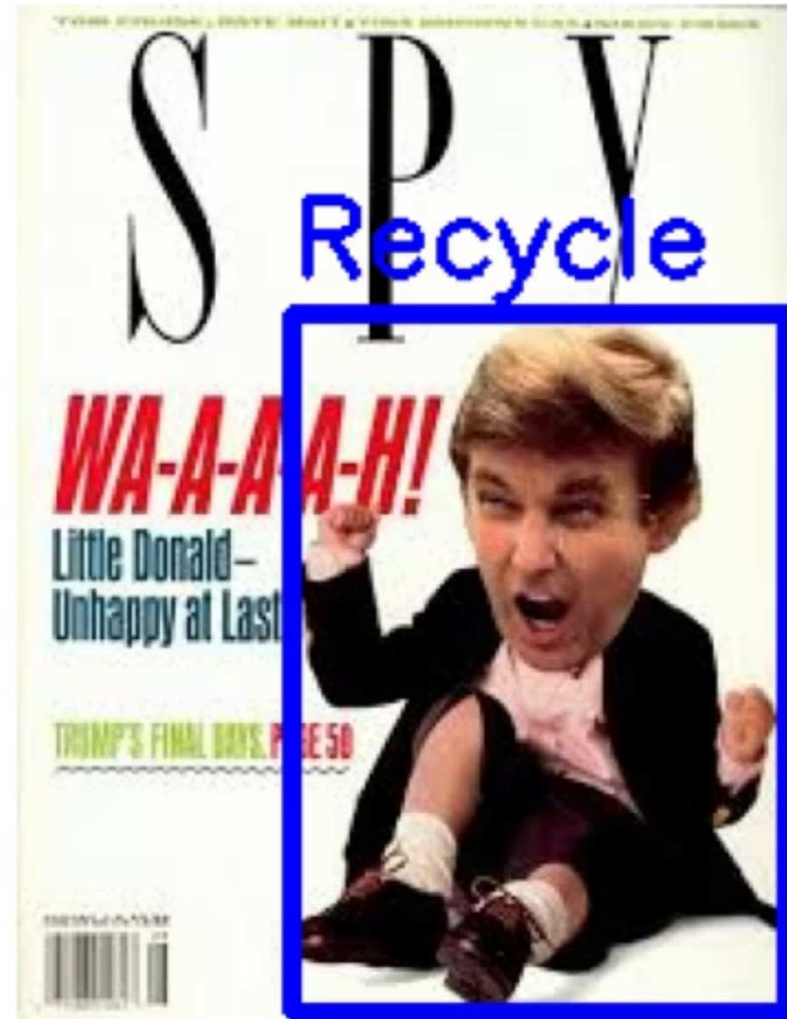
Auto-Labeling Result



Original (Raw Image)



Auto-Labeling Result



Original (Raw Image)



Auto-Labeling Result



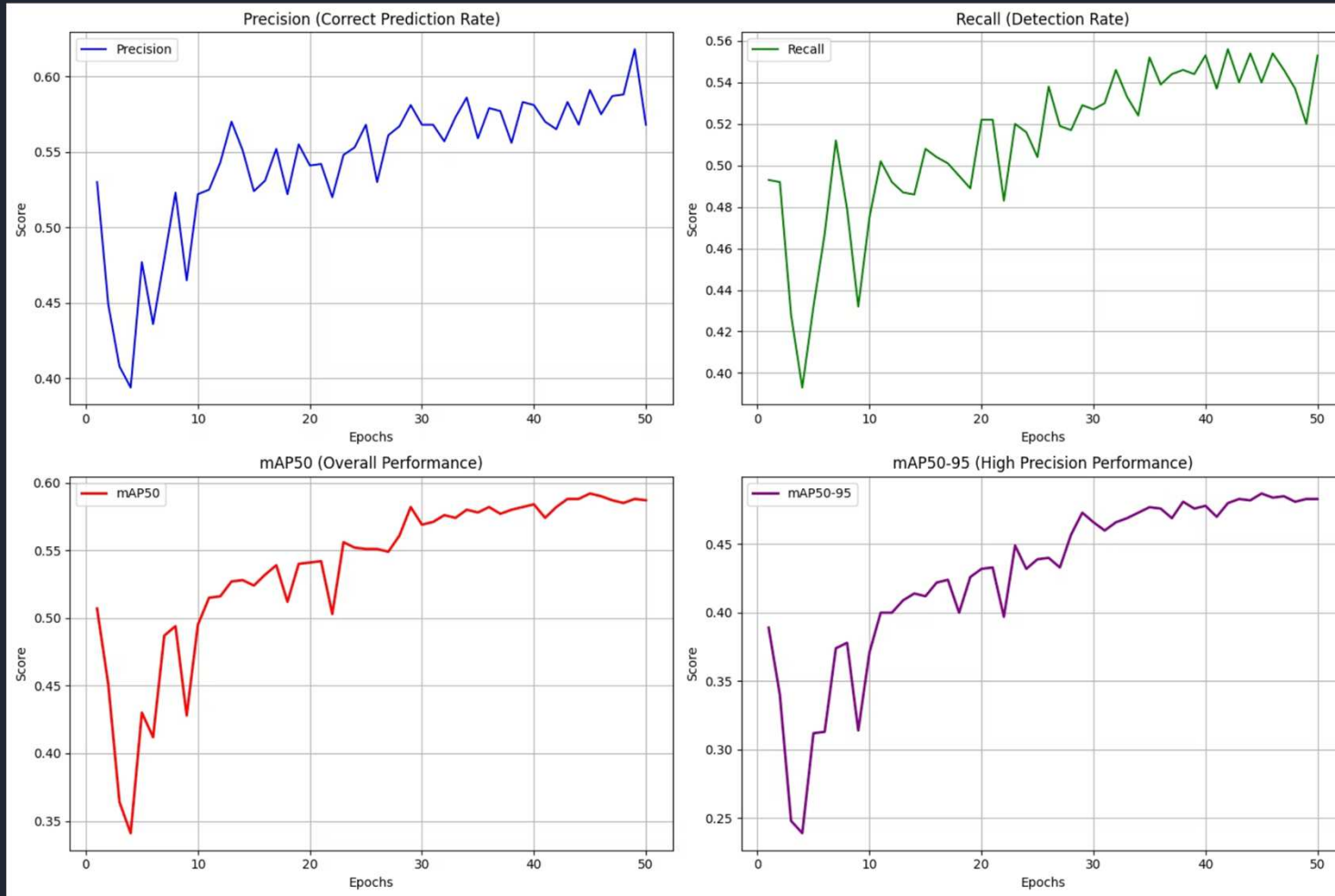
YOLO (You Only Look Once) 모델 알고리즘

모델 이름	크기	속도	정확도	추천 용도
YOLOv8n	Nano (XS)	매우 빠름	낮음	실시간 웹캠, 모바일, CCTV
YOLOv8s	Small (S)	빠름	보통	일반적인 PC 환경
YOLOv8m	Medium (M)	보통	중음	균형 잡힌 성능 필요 시
YOLOv8l	Large (L)	느림	매우 좋음	고성능 서버용
YOLOv8x	X-Large (XL)	매우 느림	최고	연구용, 정밀 분석

YOLOv8n.pt

- **v8:** 버전 8. (Ultralytics라는 곳에서 만든 최신 시리즈 중 하나.)
- **n:** Nano(나노)의 약자. "아주 작다"는 뜻.
- **.pt:** PyTorch(파이토치)로 만들어진 학습 가중치 파일 확장자.

YOLOv8n.pt 활용 용 (Epochs=50)



기존 사진에서 객체 탐지



학습 완료된 모델 저장 후 웹캠에서 활용

- **While True:**
 - # 객체 저장
 - `ret, frame = cv2.VideoCapture(0).read()`
 - # YOLO 모델로 추론(확신도 30%이상만)
 - `results = YOLO("best.pt").predict(frame, conf=0.30, verbose=False)`
 - # 화면 출력(바운딩 박스와 정답(Organic/Recycle))
 - `cv2.imshow("쓰레기 분류", results[0].plot())`

Organic 0.38

Organic 0.36



Organic 0.50



Organic 0.35



시사점

- 현상: 조도(밝기) 상승 시 Recyclable 객체를 organic으로 오인식하는 오류 발생
- 원인: 모델의 밝기 변화 대응력 부족
- 대책: 데이터 증강(Data Augmentation)을 통해 다양한 밝기 조건 학습 및 모델 재훈련

Extra - 최대표님 시연 현장

