



# 합성 데이터를 활용한 객체 탐지 모델, 현실에서도 잘 작동할 수 있을까?

2025.05.06 심소민



# TABLE OF CONTENTS

**01**

## **Introduction**

프로젝트 소개

**02**

## **Data Description**

데이터 소개

**03**

## **EDA**

데이터 분석

**04**

## **Preprocessing**

데이터 전처리 전략

**05**

## **Result**

실험 결과 및 분석

# 01. Introduction: 프로젝트 배경 및 문제 정의

## 프로젝트 배경

- 실제 환경에서 데이터를 수집 · 라벨링하는 데에 많은 비용과 시간이 소요됨  
→ Synthetic(합성) 데이터를 활용한 모델 학습이 주목받고 있음

## 문제 정의

- 하지만, 합성 이미지로 훈련한 모델이 실제 이미지에서 성능이 크게 하락하는 도메인 갭 (Domain Gap) 발생
- 도메인 갭의 원인: 스타일, 질감, 조명 등의 차이로 인한 현실 적응 실패



# 01. Introduction: 프로젝트 목표 및 데이터 소개

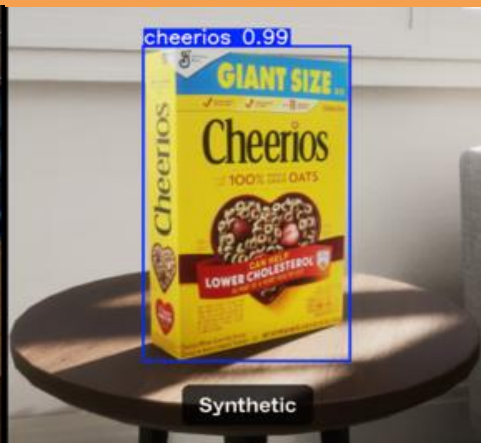
## [Kaggle] Synthetic to Real Object Detection Challenge

### 프로젝트 목표:

- 합성 데이터로 훈련한 YOLO 객체탐지 모델이 실제 이미지에서도 높은 성능을 보이도록 도메인 갭 축소

### 사용 데이터:

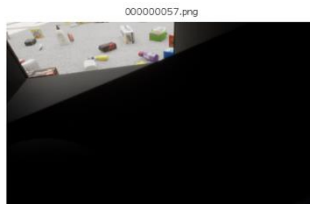
- Synthetic 이미지  
(Train: 431장, Val: 69장 → 추가 수집 가능)
- Real-world 이미지  
(Test: 164장, 라벨 없음)
- 평가 지표: Kaggle 리더보드 기준 mAP@0.5



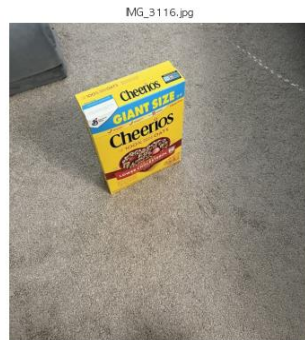
## 02. EDA – Domain Gap 분석

- Synthetic vs Real 샘플 이미지 비교
  - Synthetic: 단일 배경, 일정한 조명, 작은 객체 중심
  - Real: 실제 주방 환경/다양한 각도/조명 변화 등 시각적 맥락 다양함

< 합성  
이미지 >

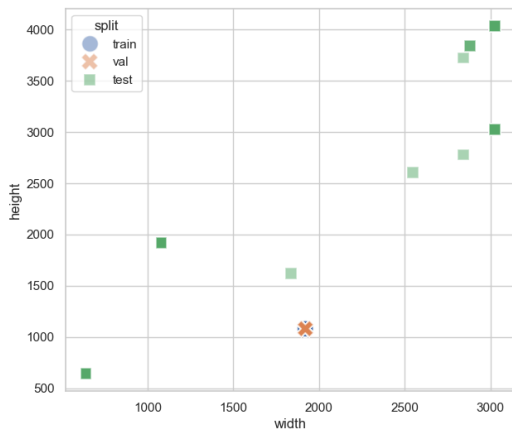


< 실제  
이미지 >



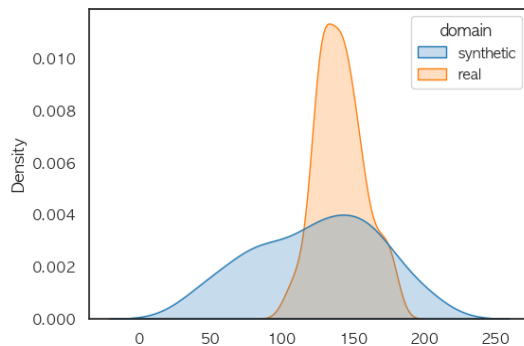
## 02. EDA – Domain Gap 분석

해상도



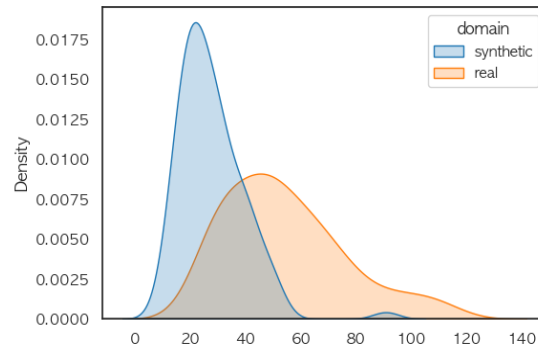
- Synthetic: 1920×1080만 존재
- Real: 다양한 해상도  
→ 해상도 일반화 실패

명도



- Synthetic: 일정한 분포
- Real: 밝은 쪽으로 집중된 분포  
→ 명도 부적응

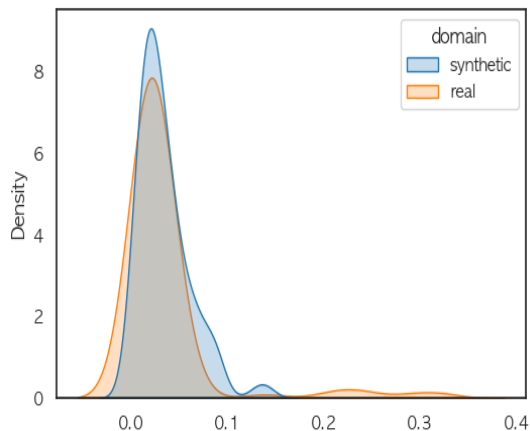
채도



- Synthetic: 낮고 좁음
- Real: 넓고 고채도  
→ 채도 환경 부적응

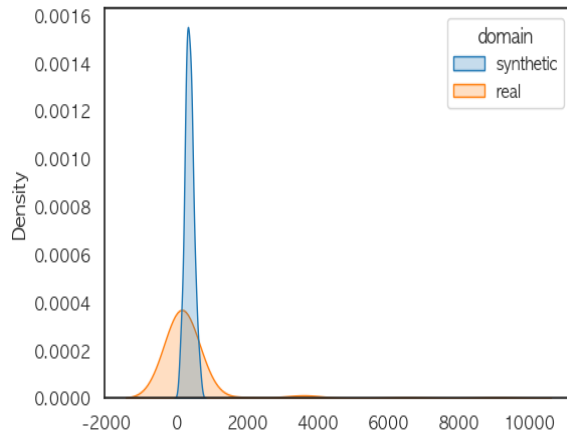
## 02. EDA – Domain Gap 분석

복잡도(Edge Ratio)



- Real 이미지 일부가 더 복잡한 구조를 가짐  
→ 복잡성 적응 부족

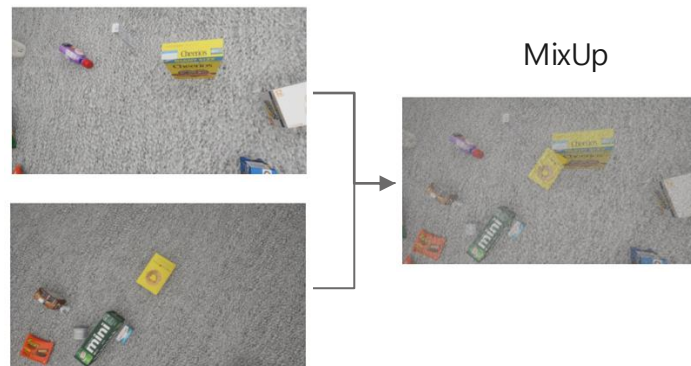
선명도(Laplacian 분산)



- Synthetic 이미지가 매우 일정  
→ 현실 환경의 다양한 blur와 초점 변화 적응  
이건음

### 03. Preprocessing: 데이터 전처리 전략

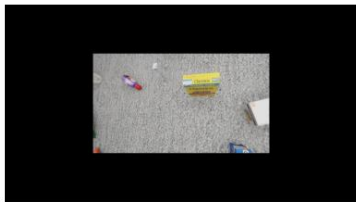
- Resize & Normalization:  
모든 이미지를 640×640으로 resize → 해상도 일반화
- YOLO 증강 구성 조정:
  - mixup 제거
  - hsv, flip, scale, translate, shear 등 도메인 특화 증강만 사용



Original



Scale



Shear



HSV



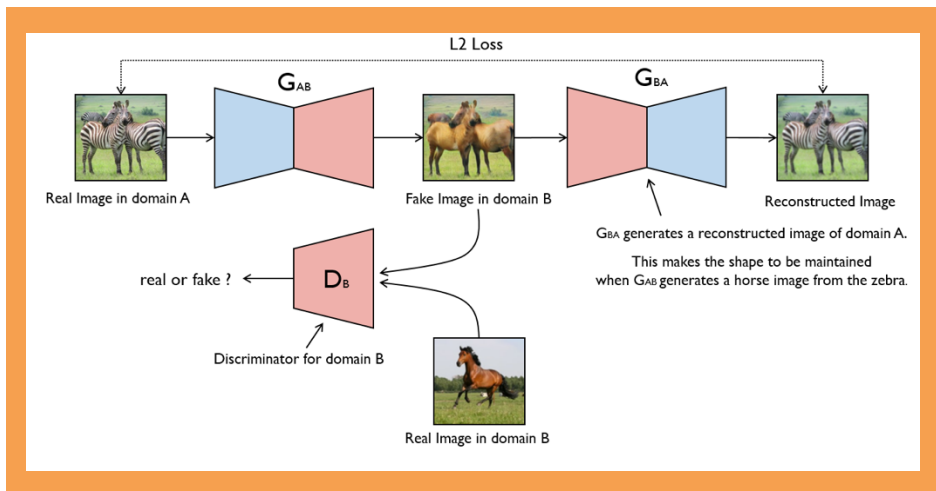
Flip



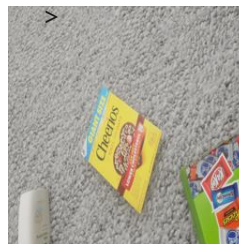


### 03. Preprocessing: 데이터 전처리 전략

- CycleGAN: 실제 이미지 스타일 전이를 통해 도메인 갭 완화

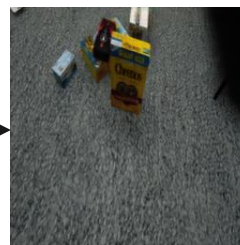
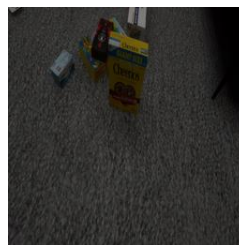


< 합성이미지



< 실제이미지 스타일로

변환 >



## 04. Result: 실험 결과 – 정량 평가

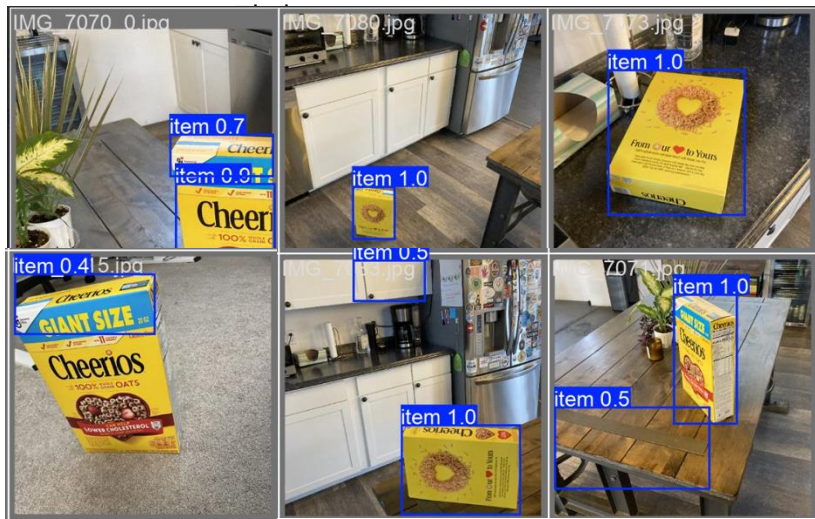
실험명	주요 변화	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Kaggle Public Score
Baseline	Adam, 기본증강	0.9094	0.7479	0.7120
exp9	SGD + TTA, NMS 적용	0.9130 ▲	0.8097 ▲	0.9459 ▲
exp10	데이터 보충	0.9368 ▲	0.8543 ▲	0.9305 ▼
exp12	CycleGAN 데이터 10% 혼합	0.9518 ▲	0.8631 ▲	0.9529 ▲

### 주요 포인트

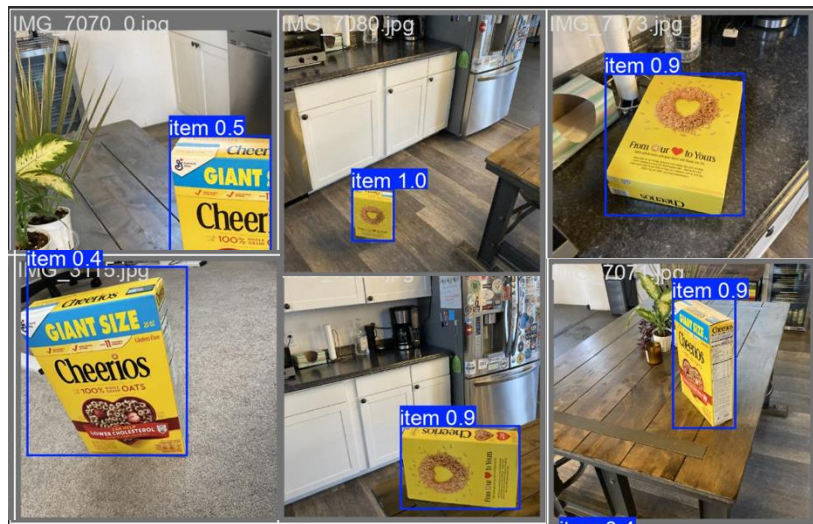
- exp9: SGD optimizer가 본 과제 데이터와 잘 맞아 성능 향상
- TTA, NMS 적용 및 confidence 조정 → 오탐 감소
- exp12: CycleGAN 10%로 실제 환경 스타일이 추가되어 Kaggle 평가 성능 최적화
- 단순한 데이터 증강이나 보충보다, 실제 이미지 스타일을 반영한 전처리(CycleGAN)가 모델 성능 향상에 더 효과적

## 04. Result: 실험 결과 – 정성 평가

< Baseline 모델 예측



< 개선 모델(exp12) 예측 결과 >



- Baseline 모델 예측 결과: 오탐지 객체가 많았고, IoU 영역이 부정확함.
- 개선 모델 예측 결과: 많이 개선되었음을 확인할 수 있음



# THANKS!

**CREDITS:** This presentation template was created by [Slidesgo](#), and includes icons by [Flaticon](#), and infographics & images by [Freepik](#)