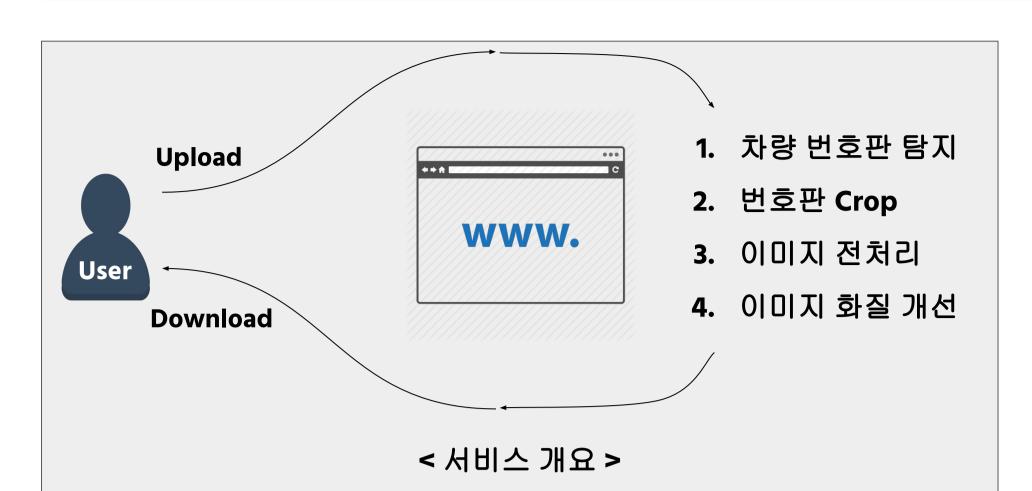
# 블랙박스 이미지 내 차량 번호판 화질 개선 서비스

팀원:정순우



- 1. 유저가 별도로 앱 설치가 필요 없는 우리 웹서비스를 방문해 블랙박스로 촬영한 이미지를 업로드한다.
- 2. 우리 서비스는 딥러닝 서버를 통해 변환된 고화질의 번호판 이미지를 다운로드 할 수 있게 제공한다.

블랙박스 촬영 화질이 상향 평준화 되었지만, 실제 블랙박스 촬영 영상을 확인시 차량의 미세한 진동으로 인하여 번호판 인식이 어려운 경우, 밤에 촬영하여 부족한 조도로 인하여 번호판 인식이 어려운 경우, 블랙박스 촬영 화질 및 해상도에 비해 상대적으로 먼 거리에 있어 번호판 인식이 어려운 경우 등의 상황이 많이 존재한다.

기존(2019년 11월) ETRI에서 차량 번호판 복원 기술(NPDR)을 제시하였지만, 결과물을 얻기까지 10분 가량의 긴 시간이 소요되는 단점이 있었다.

이번 설계에서 제시하는 대안책은 차량 이미지가 주어졌을때, 차량 번호판만을 인식하는 딥러닝 모델을 활용하여, 번호판 영역만을 크롭(crop)하여 우리가 관심있는 정보만을 남긴채 불필요한 정보량을 줄인다.

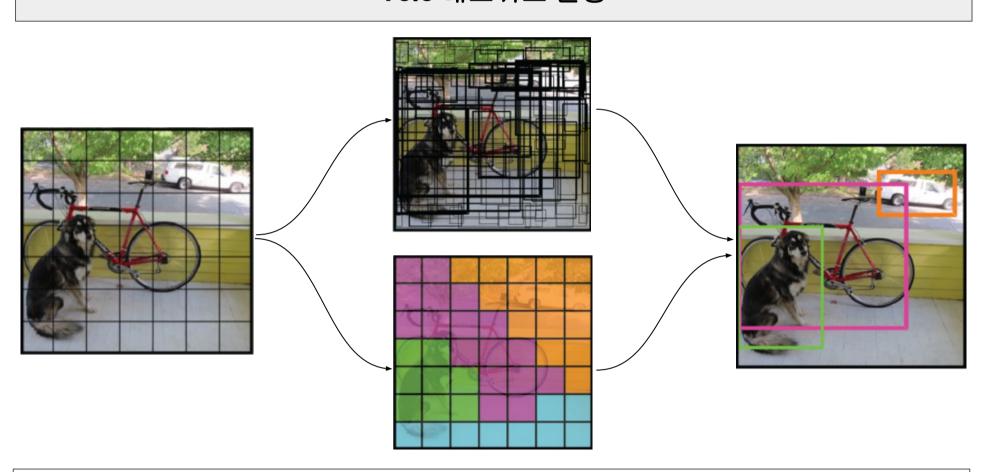
또한 유저 입장에서 보다 빠른 결과를 얻기 위해 번호판 인식률에 영향을 끼치지 않으며 연산량을 줄이는 RGB 색을 흑백으로 전환하며, 인식률을 높이기 위해 히스토그램 평활화 기법을 활용해 이미지 대비를 높인다.

이후 저해상도 이미지를 고해상도 이미지로 변환하는 딥러닝 모델을 통해서, 개선된 화질의 번호판 이미지를 사람들에게 제공한다.

우리 서비스는 웹서비스로 제공되어 접근성이 높으며, 실제 고화질 변환 시간 또한 ETRI 에서 제시한 10분에서 **1/50 ~ 1/100 수준(6초~12초)**으로 기대된다.

# Yolo 기반 번호판 탐지 모델

### Yolo 네트워크 설명



욜로 딥러닝 모델은 객체 탐지에 특성화된 모델이다 욜로 네트워크로 훈련된 모델은 새로운 이미지가 들어왔을때, 이미지를 격자로 나누어 각각의 칸(grid cell)에 물체가 잘 학습된 욜로 네트워크는 객체 탐지 인식률이 95%를 넘는 것으로 알려져 있다.

# 트레이닝 방법

Youtube 에서 차량 뒷면 이미지 293장을 수집하였음 차량 번호판 영역을 수동으로 라벨링 진행하였음. 이후 Yolo 딥러닝 네트워크를 통해 학습을



# 트레이닝 결과

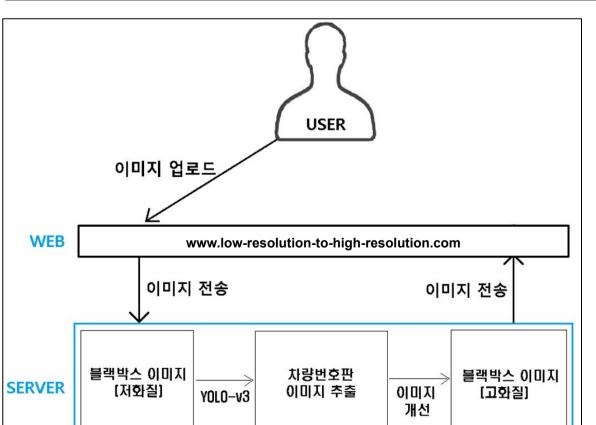


근거리(10m이내)~중거리(20m이내)의 차량 번호판의 인식률은 96.7 % 정도 해당함.

그러나 장거리(30m이상)의 차량 번호판 인식률은 떨어지는 한계를 보였음.

이러한 문제는 훈련 데이터의 양을 늘리면 해결될

# 웹 서비스 설계



웹 서비스: AWS 기반으로 제공 이미지 서버 : AWS S3를 통해 구축 딥러닝 서버: AWS EC2를 통해 구축

유저가 우리 웹서비스에 이미지를 업로드하면 해당 이미지는 AWS S3 서버에 저장된다.

AWS S3에 저장된 경로를 딥러닝 서버에 전달하여

- 1. Yolo를 통해 차량 번호판 탐지 2. 번호판 영역 크롭(Crop)
- 3. 그롭된 이미지를 흑백 변환 & 히스토그램 평활화를 이용하여
- 이미지 대비를 높임 4. 전처리된 이미지를 딥러닝 고화질
  - 변환 모델에 입력

### 5. 변환이 완료된 데이터를 AWS S3 에 저장 후, 유저에게 제공

# 앱 ᢒ 동국대학교[2] NAVER G Google A) - 11 to DOWNLOAD

좌측 : 유저가 촬영한 블랙박스 이미지를 업로드한다.

딥러닝 서버에서 이미지 변환 후,

우측: 다운로드 버튼을 통해 변환된 고해상도 차량 번호판 이미지를 다운로드 받는다.

# 딥러닝 기반 화질 개선 모델

### DCSCN 네트워크 설명

# 원본 데이터 544장을 수집하였음. 12 filter sets feature extraction network

매우 깊은 CNN 네트워크인 DCSCN 네트워크를 활용하였음, Skip-connection, Network in Network 기법 등을 활용하여 연산량이 적은것이 특징임.

트레이닝 방법

**PSNR** 

36.5

전처리된 데이터를 학습

PSNR을 기준으로 테스트

데이터셋에 대해서 성능

증가가 없는 경우, 조기

중단을 통해 학습하였음

데이터로 학습을 진행하였으며,

흑백 전환 및 히스토그램 평활화를 활용하여 이미지의 대비값을 늘렸음

**公司 5553** 

학습 데이터 전처리 방법

全33以5553

실33자 5553



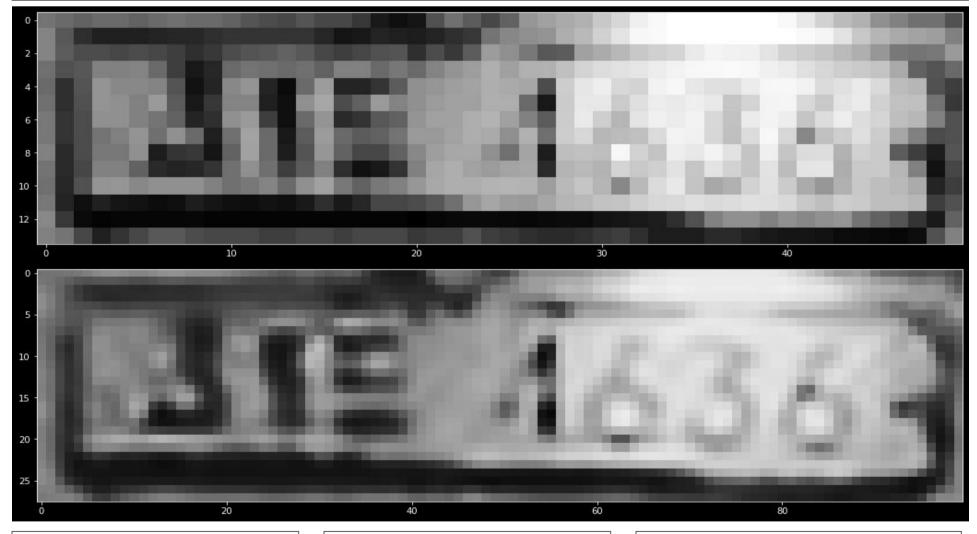
· 433和5553 · 233以 5553·

딥러닝 모델이 Overfit 되는것을 방지하기 위해서 이미지를 좌우반전/90도 회전을 주어 전체 이미지를 4352장(8배)으로 늘렸음.

\$33A 5553

트레이닝 결과 (위:원본/아래:변환된 고해상도 이미지)

0 5 10 15 20 25 30 35



원본 변환된 이미지

테스트 데이터셋의 4개 샘플 데이터에 대한 DCSCN 변환 결과물 PSNR 수치 결과

> 36.43961 37.8564

38.3603

36,1875

기존 서비스와 차별점 및 성능 개선점

기존 ETRI 에서 제시한 차량 번호판 복원 기술(NPDR)의 경우, 변환된 고해상도 이미지를 출력받기 까지 10분 가량의 시간이 소요되었지만 우리 서비스는 번호판 영역만을 탐지하고 크롭(crop)후 고해상도로 변환하여 변환되는 데이터 양을 줄였으며, 연산량이 적은 딥러닝 네트워크를 적용하고 데이터를 흑백으로 전처리한 결과 기존 서비스의 1/100 수준인 6~9초 정도가 결과물 출력에 소요되었다. 또한 우리 서비스를 접근성이 좋은 웹 서비스로 제공하여 많은 사람들이 적재적소에 우리 기술을 활용할 수 있을 것으로 기대된다.