

# Maicon-Final 리뷰 & 회고

정원국  
전지용  
신호준  
안정수

wicd 팀

## # 과제 개요

전천후 작전수행을 위한 화상 이미지 노이즈 제거 (Restoration, Denoising, Deraining) :  
주어진 이미지에 대하여 안개, 우천 등 기상상황으로 인하여 저하된 품질을 복원시키는 문제

## # 평가 지표

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

$$PSNR(f, g) = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{MSE(f, g)} \right)$$

$$\text{where } MSE(f, g) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{ij} - g_{ij})^2$$

## # 2 Track 전략

1. 예선전에서 베이스라인이 완벽했는데 미리 준비할 필요가 있을까?

- 도메인 정도만 조사하고 빠르게 베이스라인 돌리는 전략으로 가자!

2. Task가 너무 생소한데?

- 미리 모델 특성도 파악하고 전처리, 후처리, 학습 전부 테스트 해보고 가자.

- 조금만 경험이 있어도 순위에 들기 쉬울 것이다.

## # 사전 테스트

### 1. 평가 지표 예상 PSNR vs SSIM

- PSNR : 단순 픽셀의 차이만 보기 때문에 우리 눈으로 보는것과는 다르다
- SSIM : L, C, S와 같은 영상을 구성하는 주요한 요소들을 비교하여 품질을 평가

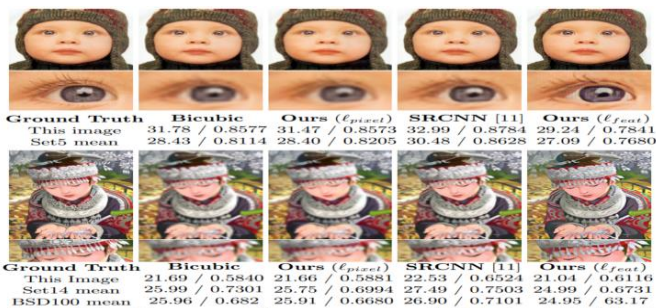


Fig. 8. Results for  $\times 4$  super-resolution on images from Set5 (top) and Set14 (bottom). We report PSNR / SSIM for each example and the mean for each dataset. More results are shown in the supplementary material.

### 2. 모델 파악

- 만약의 상황을 대비해 가장 기본적이고 간단한 모델 선정 (PReNet)

## # 사전 테스트

### 3. 실험

- 모델의 성능 : 애초에 생각보다 높지 않다.
- 딥러닝 + 머신러닝 : 성능 대폭 하락, 2중 처리로 픽셀 단위 변화가 너무 많음
- 전처리 + 딥러닝 : 소폭 성능 하락, 이미 변형이 된 이미지라 그렇다고 파악
- 딥러닝 + 후처리 : 큰 성능 향상, 간단한 보정을 해줌

## # 사전 테스트

### 3. 실험

- 경향성 파악 : 모델을 돌리면 RGB, HSV 편향이 일어남
- 앙상블 : 소프트 앙상블만으로 성능이 크게 향상됨
- CutBlur : 효과 있음을 파악
- 모델 특징 : 배경의 색상분포에 따라 영향을 크게 받는다.

# # 모델 선정

## 사전 준비 모델

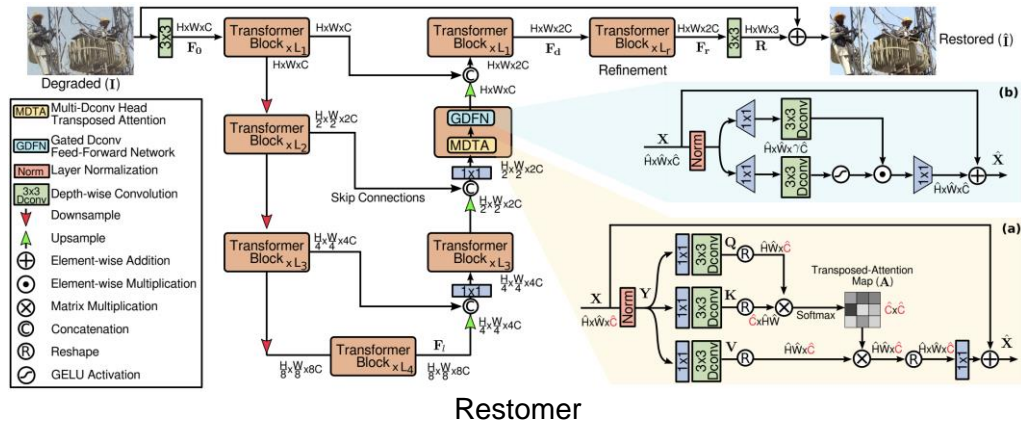
- PReNet, Restormer, IPT

## Baseline code

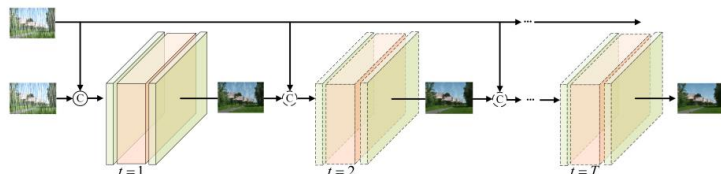
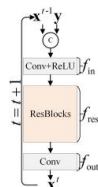
- Restormer

## 최종 선정 모델

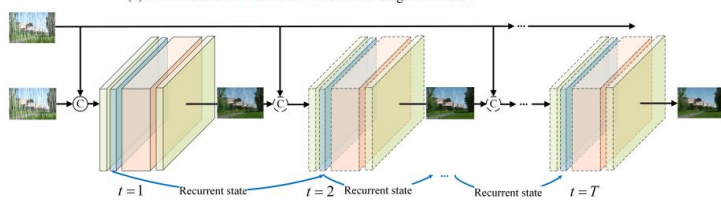
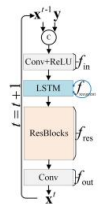
- PReNet



Restormer



(a) PRN and the illustration of PRN with  $T$  stages recursion



PReNet

---

## # 학습 과정

### AMP 적용

- 학습 속도 향상, 배치사이즈 극대화

### Loss 선택

- 평가 지표에 맞는 PSNR Loss vs 모델에서 사용중인 SIMM Loss
- 대회 당시엔 결과를 비교했을 때 SIMM Loss가 더 좋은 성능을 보임  
(다만, SIMM Loss로 사전학습 시킨후 마지막 2에폭만 실행)



## # 학습 과정

Resize (원본 512x512 고정)

- 학습 시 이미지를 256x256으로 리사이즈
- 추론시에는 512x512사이즈로 추론
- Interpolation의 영향을 최소화하기 위해



(a) High resolution

(b) Low resolution

(c) CutBlur

Augmentation

- Cut blur
- SR, Denoised task에 효과적이라고 알려진 Augmentation
- 좋은 성능을 보이는 듯 했으나 결과적으로는 부정적인 영향을 끼침  
(후처리에서 일관성을 희석시킴)

## # EDA

EDA를 통해 다음단계를 분석하며 진행

- 결과물을 확인하고 모델의 특성을 파악
- 새로운 데이터셋에도 사전에 파악한 특성이 유지되는지 확인
- 후처리 코드를 작성하여 결과를 확인
  - : PSNR이기 때문에 눈으로 본 뒤 꼭 PSNR 수치를 다시 확인하였다.
- 자체적인 평가 방식을 통해 성능 향상을 도모

---

## # Post-Processing

### Hsv channel shift

- 학습 과정에서 hsv값이 편향되는 문제를 확인 (사전에 파악된 문제)
- 이를 해결하기 위해 hsv 값을 일부 조정

### Color channel shift

- 예측된 결과에서 짙은 초록색이 많이 검출되어 이를 보완하기 위해 사용 (사전에 파악)
- 색 범위를 통해 타겟 영역의 마스킹을 진행하고 해당 영역 밝기를 키움

---

## # Post-Processing

### Histogram Normalization

- 결과 이미지의 Histogram을 분석
- 원본 이미지와 비슷한 범위로 정규화 진행
- 이미지의 노이즈가 특정 영역에 몰려 있는 경우 화질 개선을 위해 주로 사용

### OpenCV를 활용한 빗방울 제거

- 결과 이미지에 빗방울의 형태가 완벽히 사라지지 않은 모습들이 보임
- 임계값을 이용하여 빗방울 제거
- 다른 영역에 오차를 발생

---

## # 앙상블

결과 이미지를 활용하여 앙상블 진행

- Soft ensemble 사용
  - 단순 평균값을 취해주어도 큰 향상을 보임 (사전에 파악)

결과 이미지를 확인하고 각 결과의 특징을 조합하여 앙상블 진행

---

## # 실패한 것

### 배경에 따른 순차적 학습

- 배경이 초록색 vs 연갈색 계열로 크게 나뉘짐을 파악
- 3만장을 전부 두 카테고리로 나눠서 분류
- 각각의 배경비율을 조절해 모델을 학습시킨 후 앙상블 하려고 했으나 시간부족

## # 회고

### 잘한점

- 무박 2일임에도 텐션유지?
- 결과를 통해 정확하고 신속한 의사결정
- 역할 분배가 깔끔하게 이루어졌으며 협업 또한 원활
- 사전에 미리 실험(모델 특징 파악, 전처리, 후처리, + 여러 방법들)

### 부족했던점(아쉬운점)

- 기존에 준비했던 것들을 모두 사용해보지 못한점
  - 앙상블 기법, 전처리, Augmentation, Attention map, Model
- 대회 시작 후 서버 설정에 시간을 너무 많이 소모한 점 (14시간 소요)
- 전략의 노출 : 너무 맞집이었다.