

**Deep Learning**

# 이미지 복원

(Image Restoration)

강사 양석환



# 이미지 복원

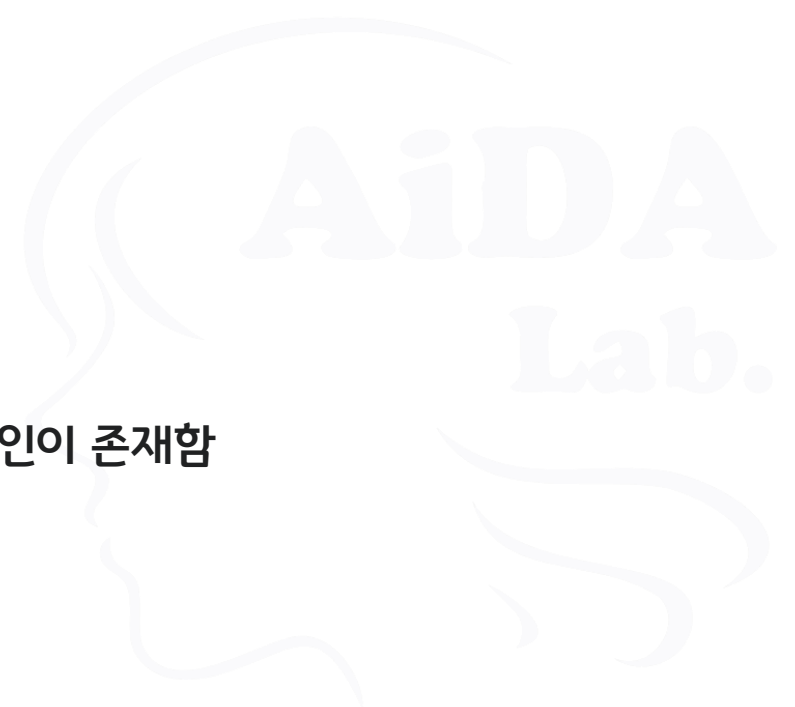


- **이미지 복원(Image Restoration)**

- 손상되었거나 노이즈가 있는 이미지에서 깨끗한 원본 이미지를 추정하는 작업  
→ 이미지 복원 기술의 목적은 주로 노이즈를 줄이고 해상도 손실을 복구하는 것

- **손상이 발생할 수 있는 경우**

- 이미지 캡처 과정(예: 노이즈, 렌즈 흐림)
- 후처리(예: JPEG 압축)
- 이상적이지 않은 조건에서의 촬영(예: 안개, 모션 블러) 등 매우 많은 원인이 존재함



- **이미지 복원 기술의 주요 대상**

- **노이즈 제거(Denoising)**

- 불필요하거나 잘못된 픽셀 및 영역을 깨끗하게 정리하는 기술

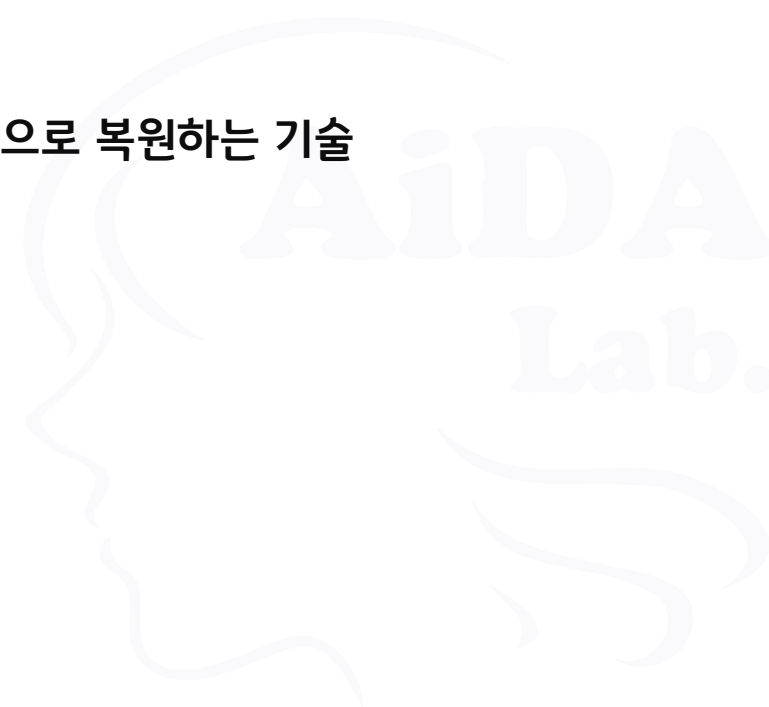
- **해상도 상향(Super Resolution, SR)**

- Low Resolution(저해상도)의 이미지를 high resolution(고해상도)으로 복원하는 기술

- **흔들림 복원(Deblurring)**

- 흔들린 사진이 주어졌을 때 선명한 사진으로 복원 시키는 작업

- **손상되거나 지워진 영역 복원**



## • 노이즈 제거 (Denoising)

### • 가장 간단하게 이미지에서 노이즈를 제거하는 방법: 다양한 필터를 적용하는 방법

- Low Pass Filtering: 가장 기본적인 방법(저주파 통과 필터링)
- Bilateral Filtering: 선형으로 처리되지 않으며, 엣지와 노이즈를 줄여서 부드러운 영상을 만들어 줌
- Gaussian Filtering: 가우시안 분포(=정규 분포) 함수를 근사하여 생성한 필터 마스크를 사용하는 방법
- Median Filtering: 현재 픽셀의 주변 이웃들의 중앙값을 구해서 그 값을 현재 픽셀의 값으로 적용

→ 대체로 현재 픽셀의 주변 이웃 픽셀의 값을 이용하여 현재 픽셀의 값을 바꿔주는 타입

→ 그러나 다양한 한계로 인해 제대로 노이즈 제거가 되지 않는 경우가 많음

### • Edge-Aware Filtering

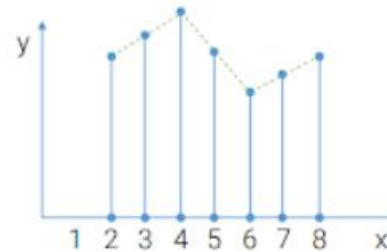
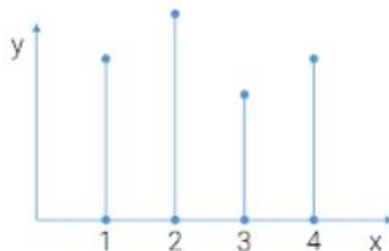
- 다양한 computer vision이나 graphics 분야에서 fundamental building block의 역할을 수행
- 작은 디테일들을 smooth하게 만들면서 구조적인 edge들은 보존하는 filter

- 해상도 상향 (Super Resolution, SR)

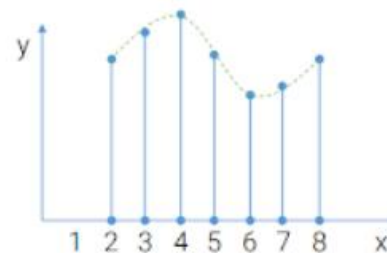
- Interpolation(보간/보완법)을 통한 접근

- Interpolation을 이용하는 방법이 가장 간단함
    - 그러나 단순한 보간 연산을 Super Resolution 이라고 하기는 좀 애매한 접근 방법

Bicubic interpolation:  
most commonly used



Linear interpolation



Cubic interpolation

- 영상 합성 기술을 이용한 합성 기반 SR을 통한 접근
  - 고해상도 이미지를 잔뜩 모은 다음 낮은 해상도 이미지로 압축시킨 뒤
  - 두 이미지의 patch를 pair로 묶어 DB처럼 보관

1. Collect high-resolution natural images



High-res images

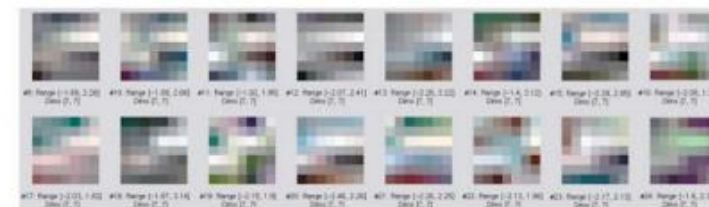
2. Generate corresponding low-res images by downsampling



Corresponding low-res images

3. From high and low-res images, collect patch pairs

Closest image patches from database



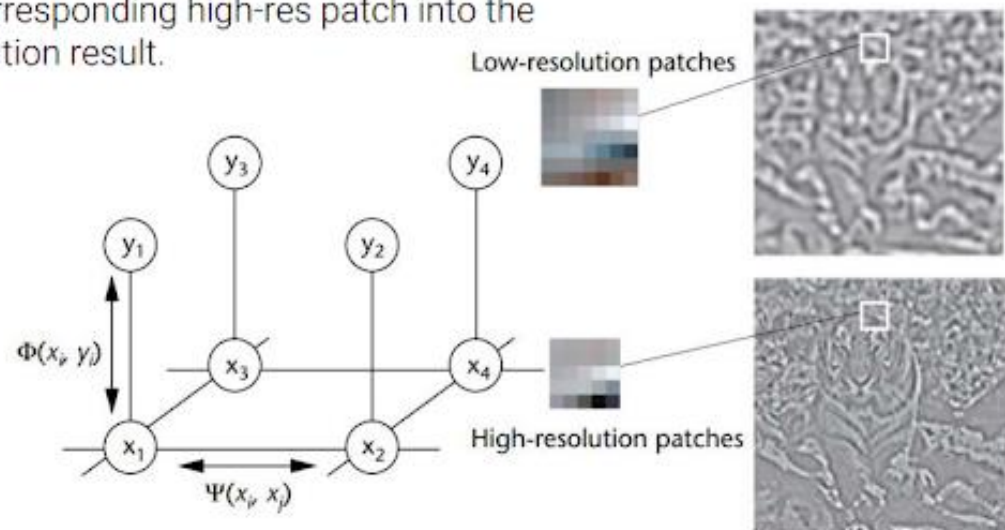
Corresponding high-resolution patches from database



- 새로운 낮은 해상도 이미지가 입력되면
- 그 데이터베이스에서 가장 유사한 patch를 찾아서 두 이미지를 합성해 해상도를 향상시키는 방법

4. For each patch in the input low-res image, find its corresponding low-res patch in the database, and

5. Put its corresponding high-res patch into the super-resolution result.



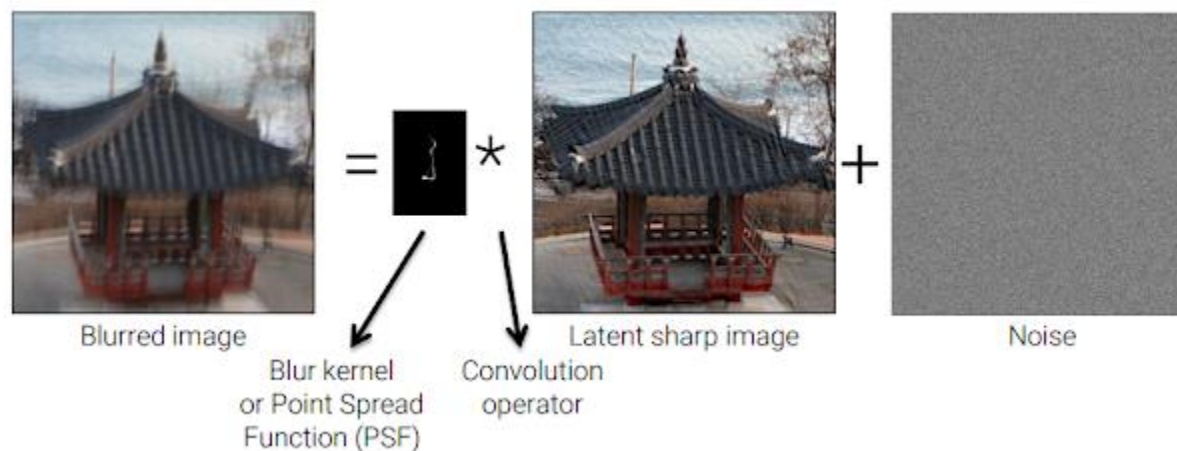
high/low 이미지를 neural network로 학습해서  
super resolution하는 개념과 매우 비슷하다고 평가됨



## • 흔들림 복원 (Deblurring)

### • 일반적인 작업 과정

- Blurred image는 원본 이미지에 Blur kernel(=PSF : Point Spread Function) 연산이 적용되었다고 가정
- PSF를 잘 찾아서 inverse blur를 취해주는 방법 (어쩌면 이것이 진정한 의미의 Inverse Convolution)
- 일반적으로 사진만 보고 PSF를 찾는 것은 매우 어려움 (Blind deconvolution)
- 예전에는 원인을 알고 있다면 (ex. 렌즈문제, 손떨림 문제) 그 원인 별 Blured 이미지의 분포를 보고 PSF를 원인 별로 정의해두고 사용했음



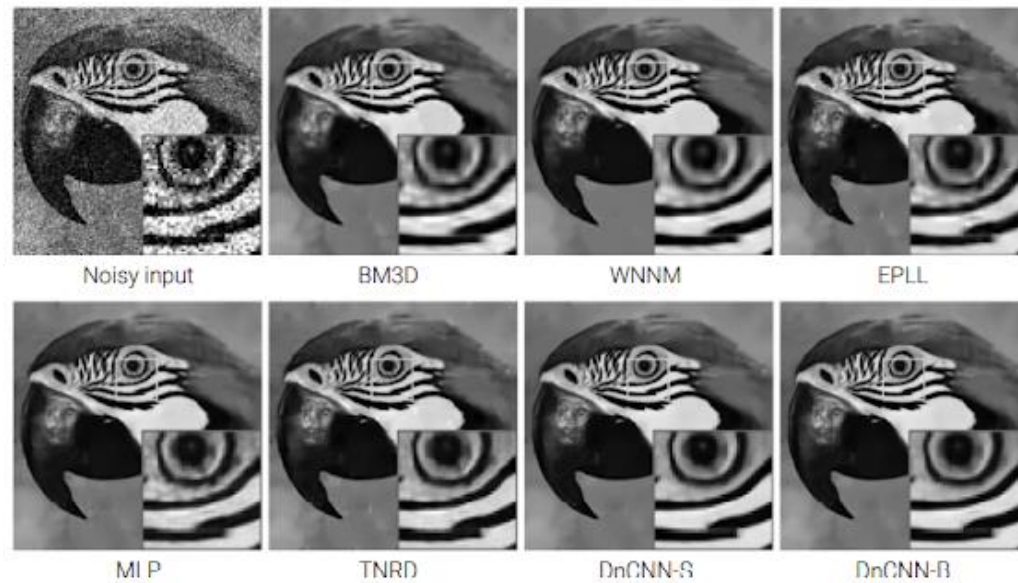
- 대표적 방법

- MAP (Maximum posterior, 최대 사후 확률)
  - 베이지 통계학에서 사후 확률의 최빈값을 가리킴
  - 최대 사후 확률에 대응하는 모수는 모수의 점 추정으로 사용함
  - 모수는 모수의 사전 확률과 결합된 확률을 고려함
- Variational Bayesian (변분 베이지 방법)
  - 베이지 추론과 기계 학습에서 실제로 계산하기 힘든 적분을 근사하는데 사용되는 기술
  - 여러 관측 변수들과 파라미터, 은닉 변수등으로 구성된 그래프 모형으로 표현될 수 있는 복잡한 통계적 모형에서 사용됨
  - 파라미터와 은닉 변수는 관측 변수와 대비되어 관측되지 않는 변수라고 불림
- Edge prediction(외곽선 예측) 등

## • DeNoising with DNNs

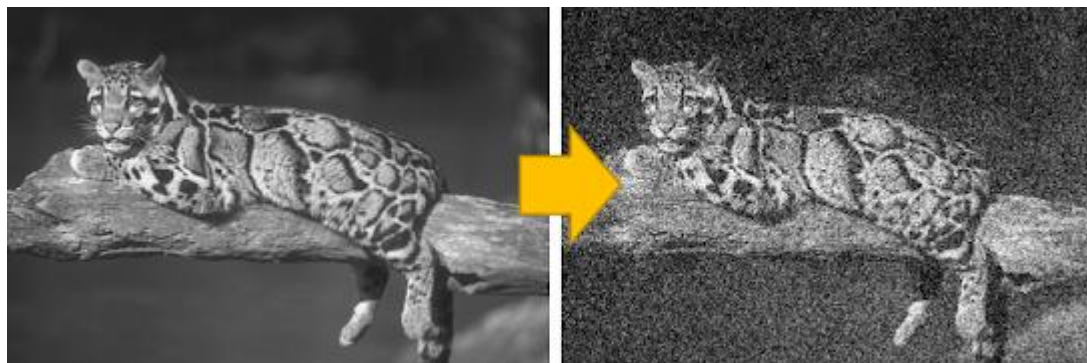
### • DnCNN (Deep CNN for Image Denoising, 2017) 모델의 적용

- DNN을 denoising에 활용한 대표적인 사례
- 학습을 통해 noisy를 표현하는 residual image를 생성하고 원본에서 이 residual image를 빼면
- 원본의 noise를 제거할 수 있음 (그래서 residual learning이라고도 부름)
- 복원 결과를 살펴보면, 기존에 사용했던 prior 기반의 복잡한 방법보다 DnCNN과 같은 기법들이 잡음제거에 더욱 효과적임이 **실험적**으로 입증됨



Zhang et al., Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising, IEEE Transactions on Image Processing, 2017

- NLRN(Non-Local Recurrent Network for Image Restoration, 2018) 모델의 적용
  - DnCNN과 달리 원본 이미지 내 유사한 패턴을 찾아서(self similarity) denoising에 활용하는 모델



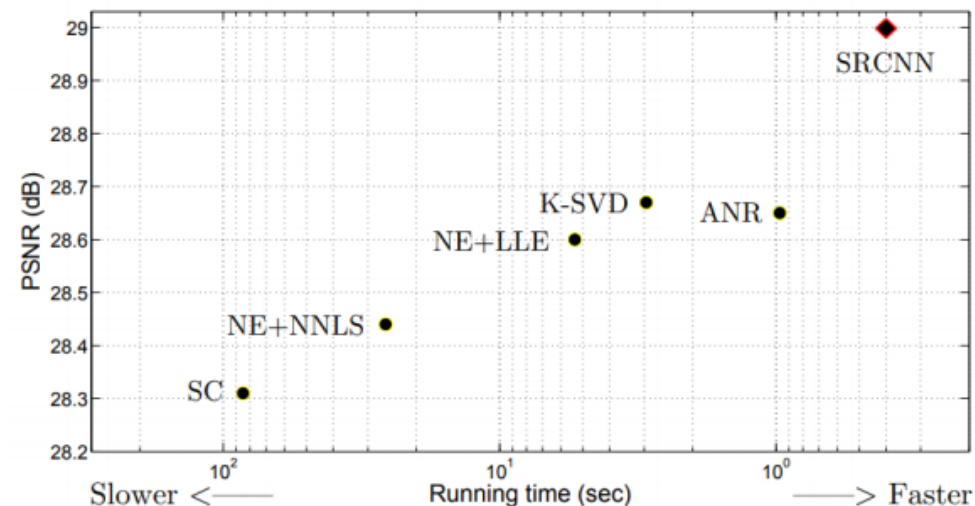
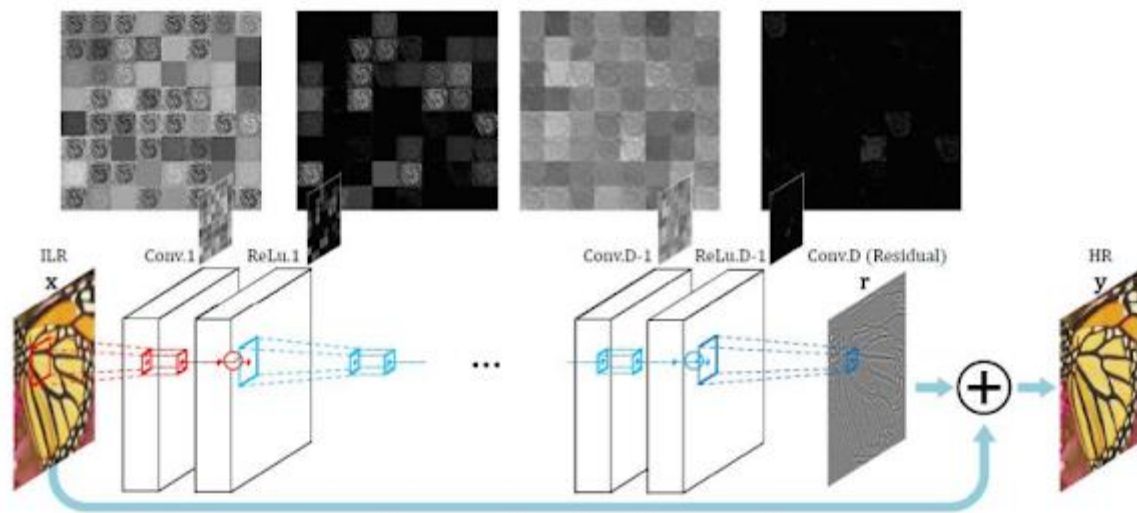
Liu et al., Non-Local Recurrent Network for Image Restoration, NeurIPS2018

- 두 모델의 공통점
  - 지도학습을 위한 pure image - noisy image가 set으로 필요하다는 것
  - 예전에서는 깔끔한 이미지에 인위적인 noise (ex. Gaussian noise)를 가해서 네트워크를 학습시키곤 했지만, 당연히 real noise의 분포와는 차이가 있어 성능이 그렇게 좋진 않았음

- 해상도 상향 (Super Resolution, SR)

Dong et al. Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks, ECCV 2014

- SRCNN (Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks, 2014) 모델의 적용
  - DNN을 가장 처음 Super-Resolution에 적용한 논문
  - 고작 3-layer로 구성된 SRCNN이 기존의 방법들보다 월등히 성능이 좋은 것이 입증되면서 (속도, 해상도 측면에서 모두) 세간의 화제가 됨 → 그 이후로 super-resolution에 DNN을 적용시키는 연구가 활발히 일어남



- VDSR (Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks ,2016) 모델의 적용
  - 기존의 모델들보다 Layer의 층수를 늘림
  - DnCNN처럼 Residual Learning 방식을 적용
  - DnCNN은  $\text{Original} - \text{Residual}$  연산을 하지만 VDSR은  $\text{Original} + \text{Residual}$  연산을 수행함

Kim et al., Accurate Image Super-Resolution Using  
Very Deep Convolutional Networks, CVPR 2016



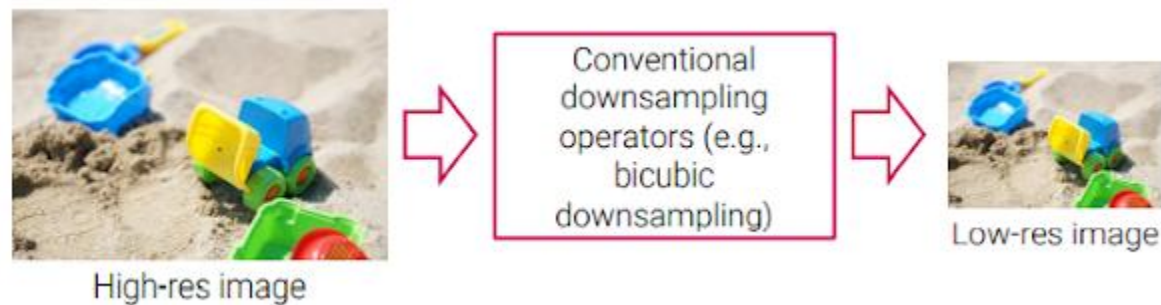


- SRGAN (Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network, 2017) 모델의 적용
  - GAN을 Super-Resolution에 활용한 사례
    - GAN은 적대적(adversarial) 네트워크 2개를 학습시키면서 경쟁시키는 구조
  - 그런데 사람이 봤을 때는 SRGAN이 원본 이미지와 유사하게 복원이 잘 된 것처럼 보이지만, 수치상으로는 SRResNet, bicubic이 원본과 훨씬 유사하다고 나옴



Ledig et al., Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network, CVPR 2017

- **Super-Resolution with DNN**에서도 학습을 위한 데이터베이스가 필요함
  - 좋은 화질의 이미지를 down-sampling 시키거나
  - 사진을 찍을 때 고/저해상도 각각 촬영하면 되기 때문에
  - noise 문제보다 훨씬 수월하게 만들 수 있음



Cai et al., Toward Real-World Sing Image Super-Resolution :  
A New Benchmark and A New Model, ICCV 2019

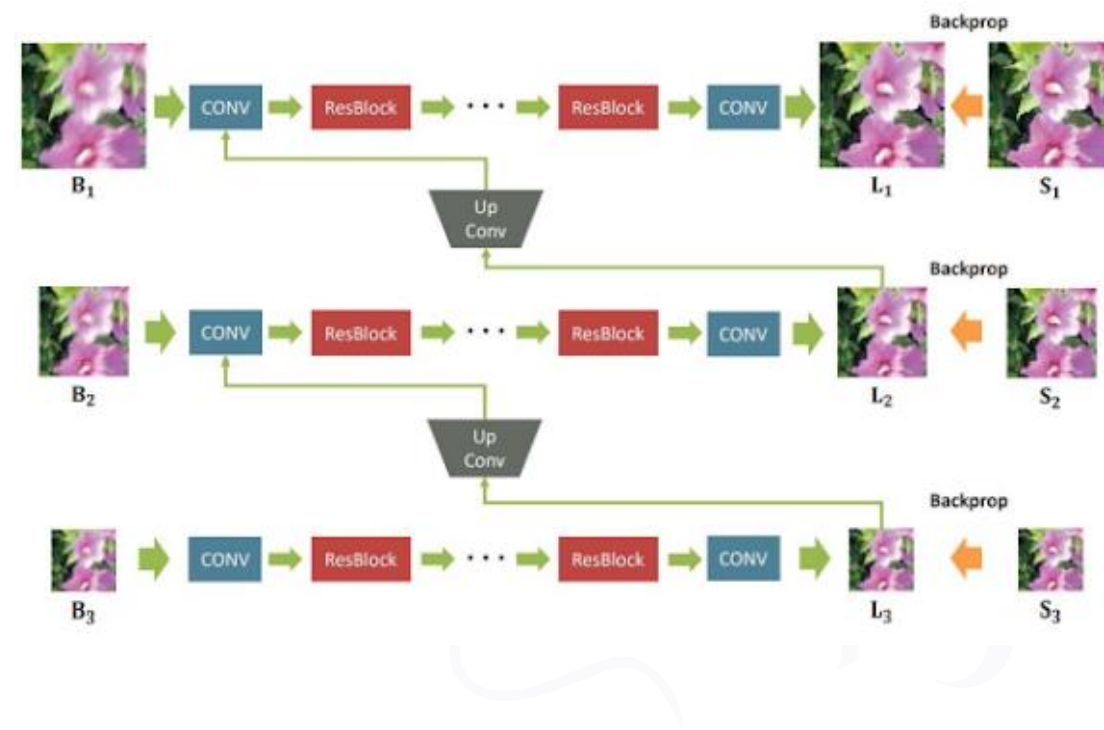


- 흔들림 복원 (Deblurring)

- 학습데이터만 주어진다면 네트워크를 학습해서 Deblurred image를 생성할 수 있음



Nah et al., Deep Multi-scale Convolutional Neural Network for Dynamic Scene Deblurring, CVPR 2017



- 데이터셋 확보가 중요함

- 위 논문에서는 GoPro를 이용해서 high speed로 촬영한 뒤, 여러 인접 이미지를 average취하면서 인위적으로 blurred 이미지를 생성하였음

High-speed camera  
– GoPro4 Hero Black camera, 240 fps



High-speed video frames

Averaging

Middle frame

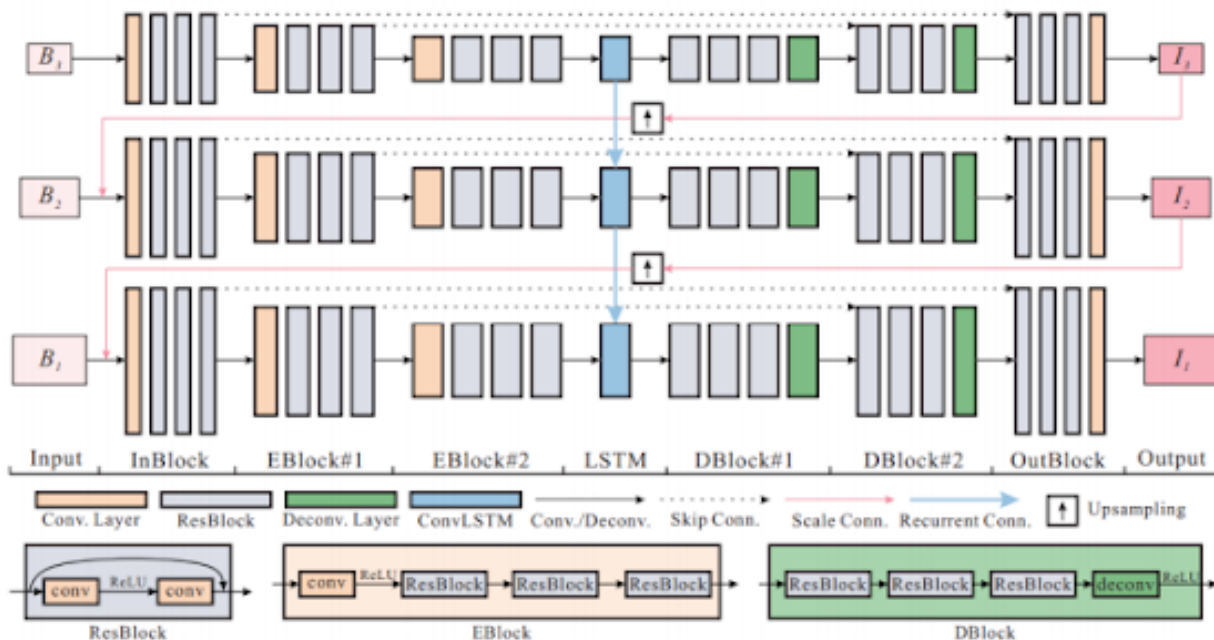


Blurry image (averaged)



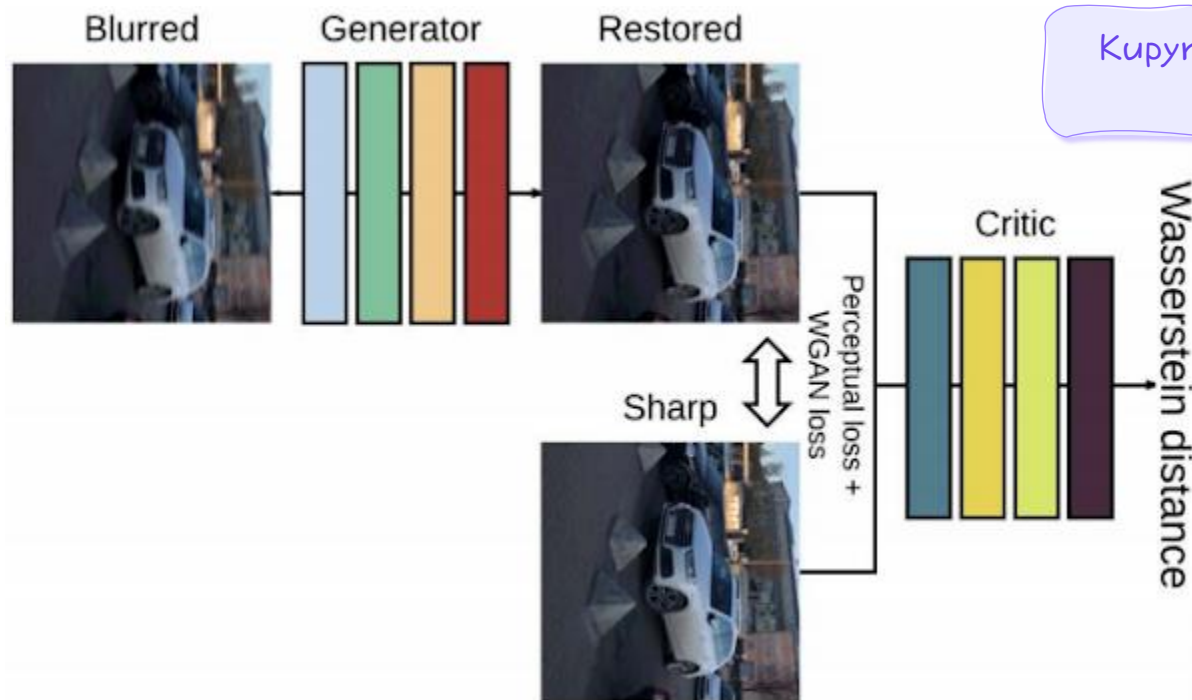
Sharp image (middle frame)

- LSTM의 구조를 인용한 Scale-recurrent network도 있음
  - 추후에 저자들도 LSTM 구조는 사실 별로 필요없다고 발표



Tao et al., Scale-recurrent Network for Deep Image Deblurring, CVPR 2018

- GAN을 기반으로 한 deblurring 기법도 시도됨



Kupyn et al., DeblurGAN : Blind Motion Deblurring Using Conditional Adversarial Networks, CVPR 2018



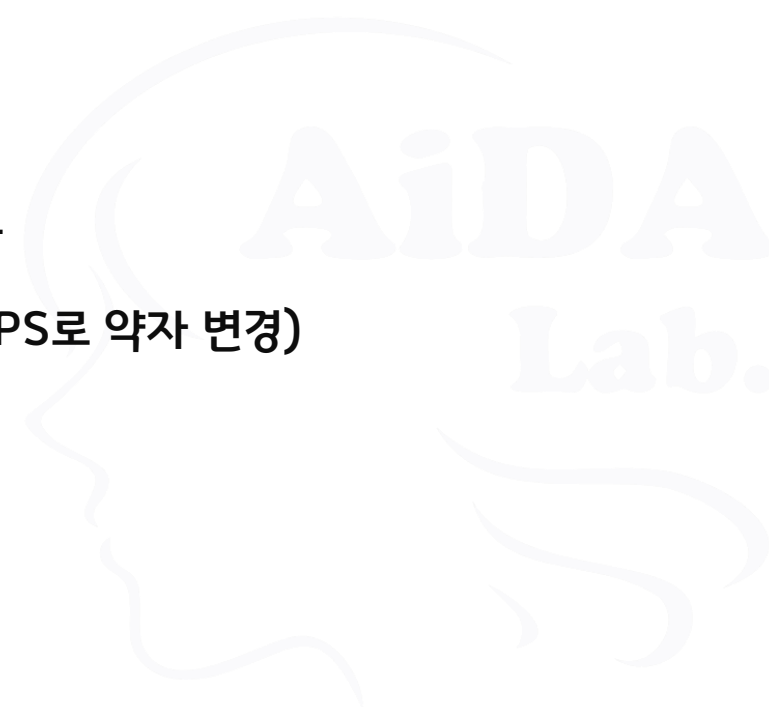
- Deblur에서도 역시 학습 데이터베이스가 중요한데, 임의의 blur kernel을 사용하거나 high-speed 카메라를 활용해 blurred image를 임의로 만들어내는 것이 일반적임
  - model base : kernel 연산으로만 가능한 한정된 blur를 만들 수 있음
  - high-speed camera : 카메라 흔들림, object흔들림 등 더 넓은 범위의 blur를 다룰 수 있음
- 현실에서의 Blur의 양상은 매우 복잡해서 위의 두 데이터베이스로도 모두 커버하기가 쉽지가 않기 때문에 현실 세계를 반영하는 데이터셋을 마련하는 연구도 중요한 연구분야로 자리잡고 있음

Rim et al., Real-World Blur Dataset for Learning and Benchmarking Deblurring Algorithms, ECCV 2020

- **참고해 볼 모델**

- **GAN (Generative Adversarial Networks, 생성적 적대 신경망)**

- 동시에 두 개의 모델을 훈련하는 머신 러닝의 한 종류
    - 2014년, 이안 굿펠로우가 NIPS에서 발표
    - 지도학습 중심의 딥러닝 패러다임을 비지도학습으로 전환시킴
    - 얀 르쿤, 최근 20년간 머신 러닝 연구 중 가장 혁신적인 아이디어로 꼽음
    - NIPS(Neural Information Processing Systems, 2017년 NeurIPS로 약자 변경)

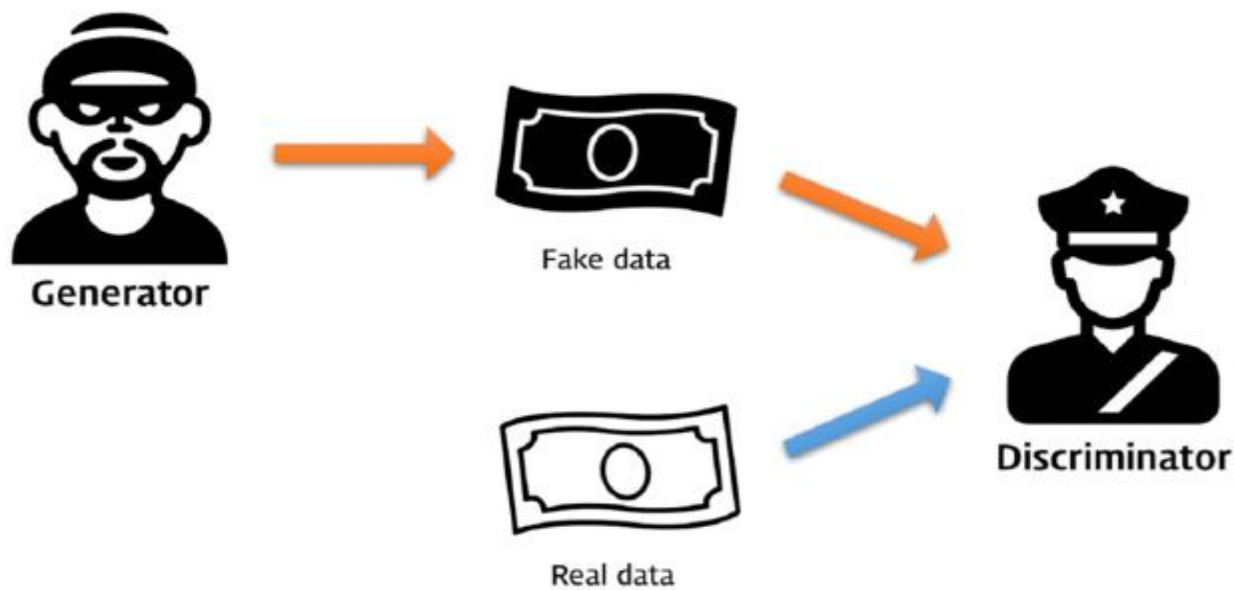


- GAN 모델의 개념

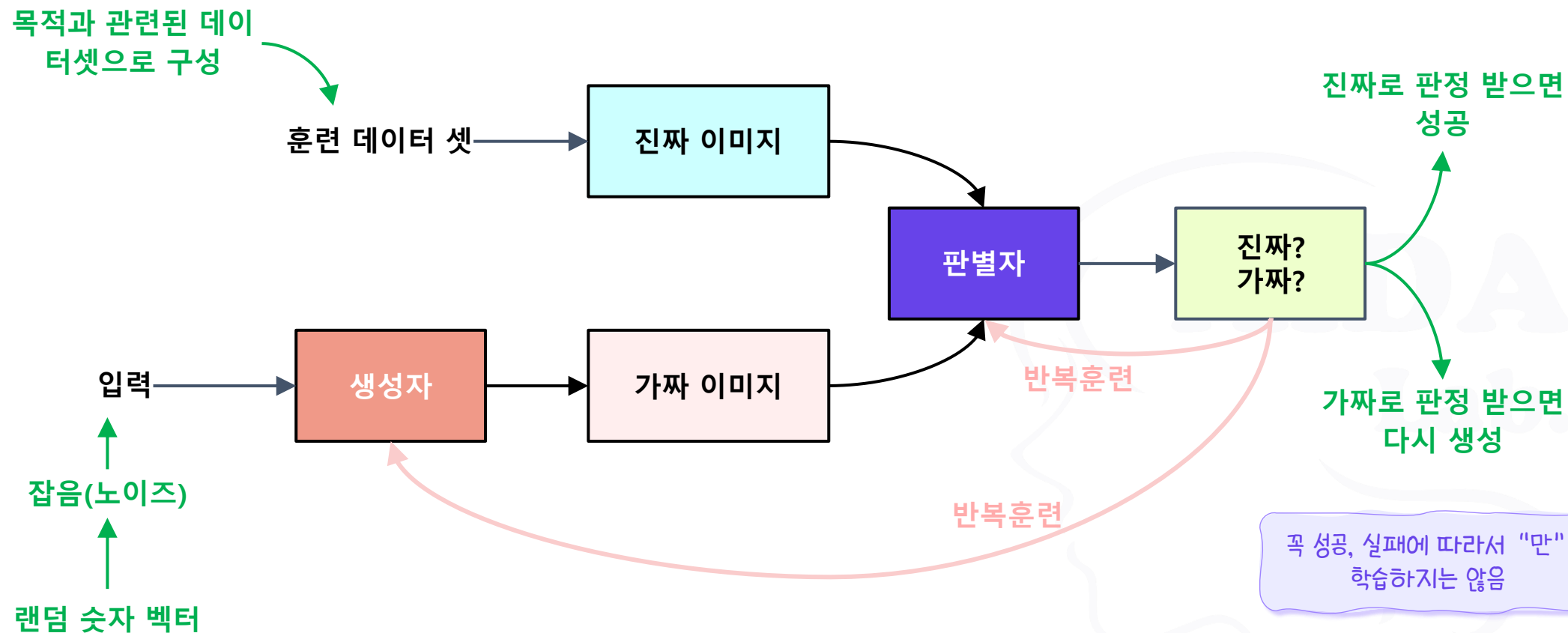
- 위조지폐범과 경찰

- 위조지폐범: 경찰을 속이기 위해 점점 지폐 위조 기술을 발전시킴
    - 경찰: 위조지폐범을 잡기 위해 점점 위폐 판별 기술을 발전시킴

점점 완벽에  
가깝게 발전



## • GAN 모델의 학습 과정





**THANK  
YOU**

