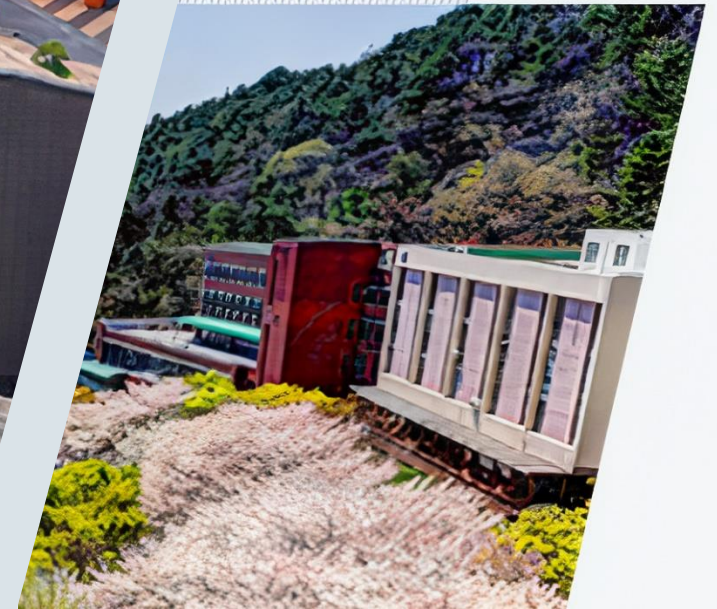


[실습] Super Resolution using CNN

컴퓨터공학부 AI학과
2025년 1학기 머신러닝



Super Resolution (SR)

- **Single Image SR (SISR)**
 - 저해상도 이미지 1개를 입력 받아 고해상도 이미지 1개 출력
- **Multi Image SR (Video SR)**
 - 저해상도 이미지 여러 개를 입력 받아 고해상도 이미지 1개 또는 여러 개 출력

*Goal: Restoring a **HR** image from a single **LR** image*



Low-resolution
image

Super-Resolution

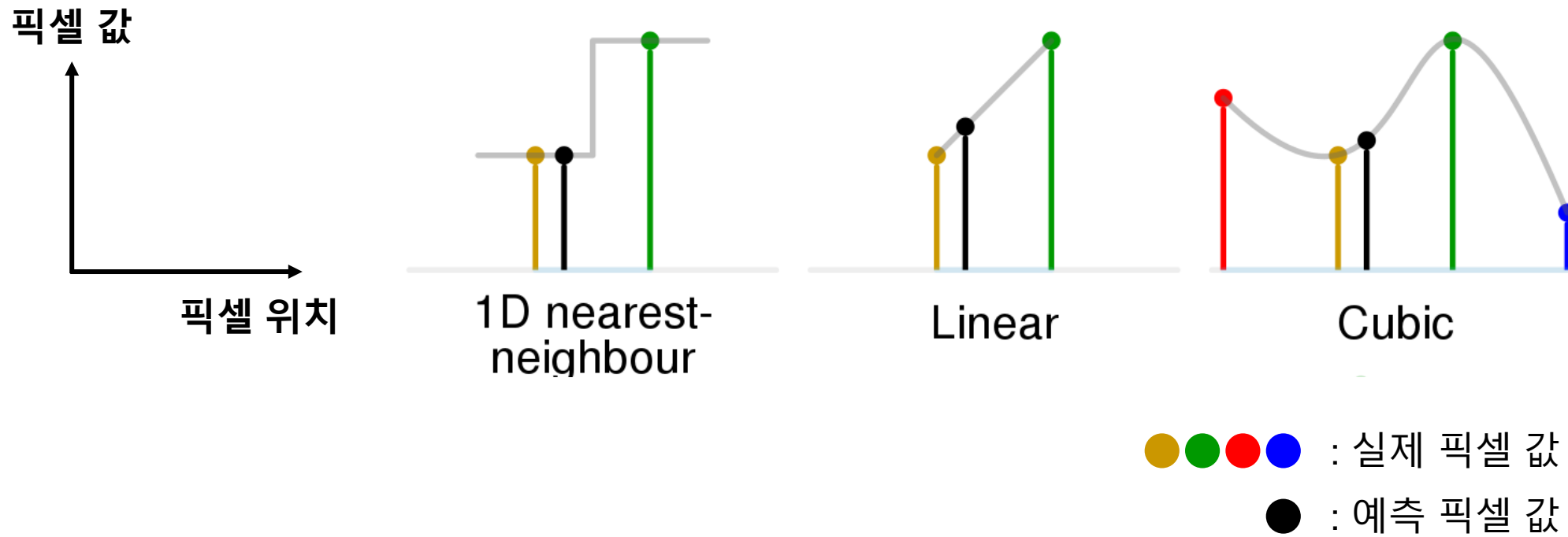


High-resolution
image

Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

▪ Interpolation-based SR

- 픽셀 사이의 값을 예측해 고해상도 이미지로 출력

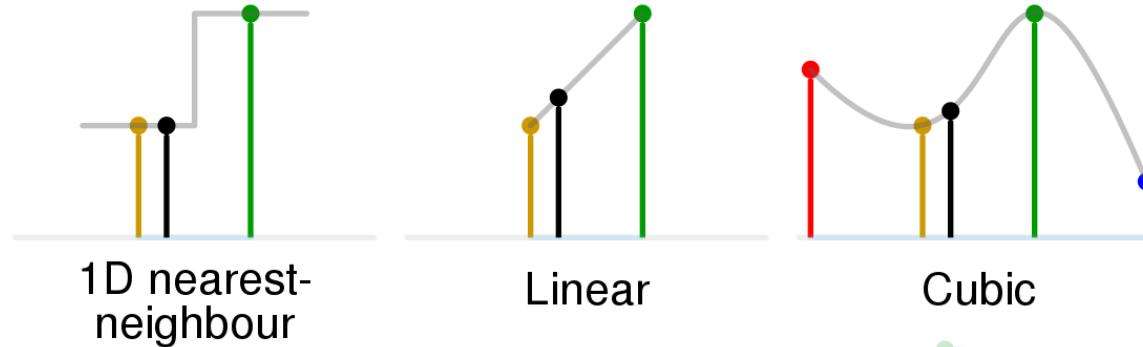


Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

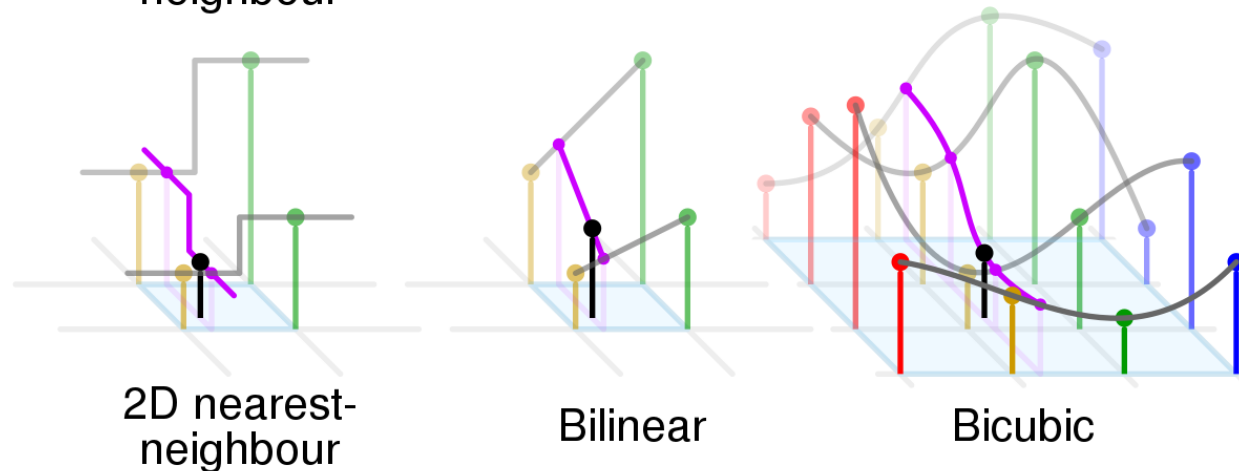
■ Interpolation-based SR

- 픽셀 사이의 값을 예측해 고해상도 이미지로 출력

1D signal interpolation (Ex. Audio)



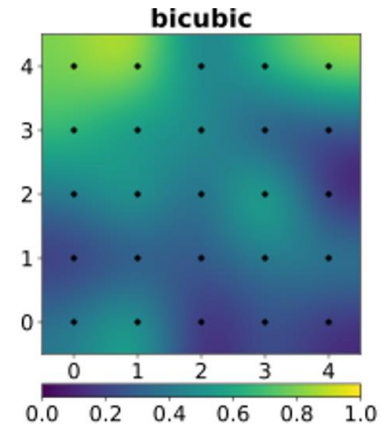
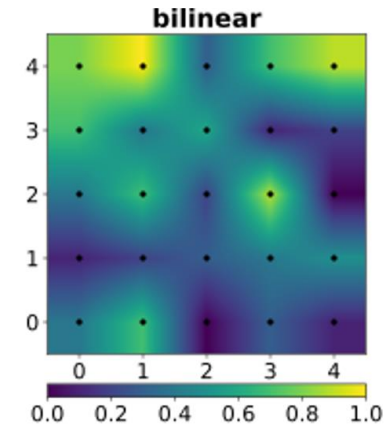
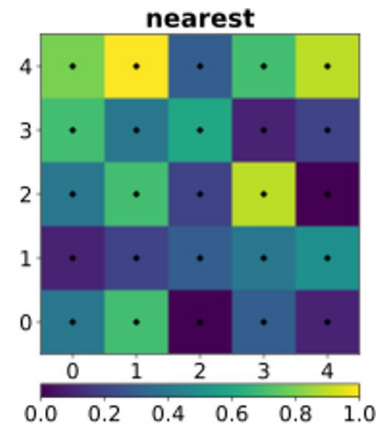
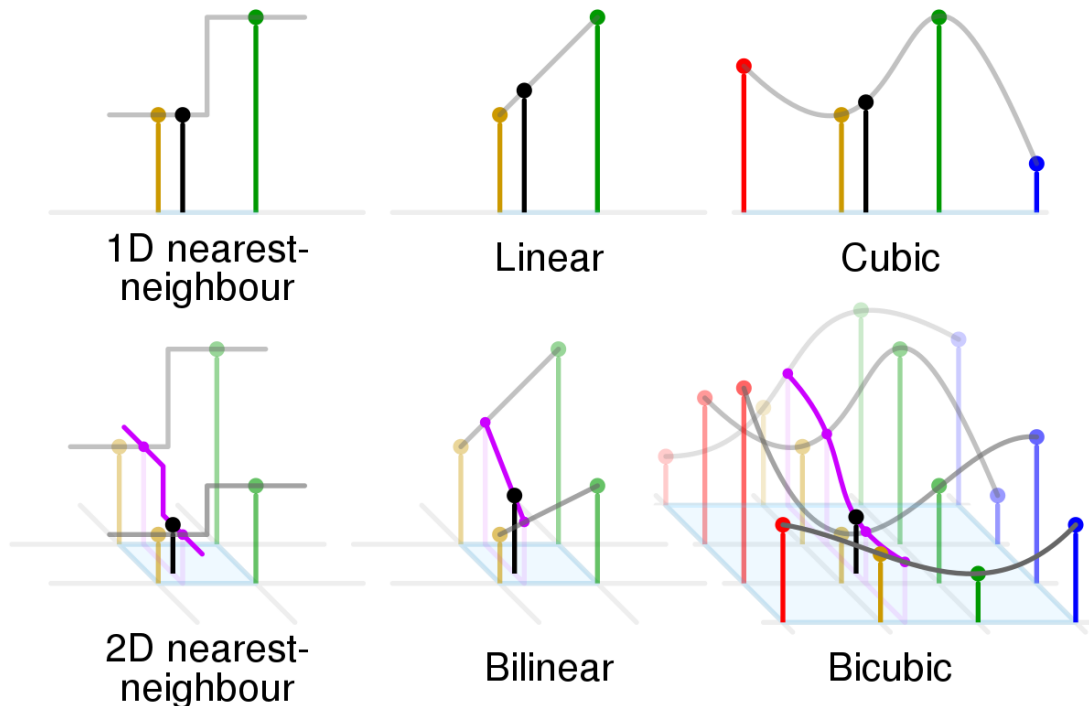
2D signal interpolation (Ex. Image)



Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

■ Interpolation-based SR

- 픽셀 사이의 값을 예측해 고해상도 이미지로 출력



Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

▪ Interpolation-based SR

- 참조 범위 내의 픽셀들의 평균 값을 참조하기 때문에 부드럽고 자연스러운 영상을 생성
- 평균값 연산의 smoothing 효과로 인해 영상의 선명도가 떨어지는 단점이 있음
- 특히 고주파 신호의 복원력이 떨어짐

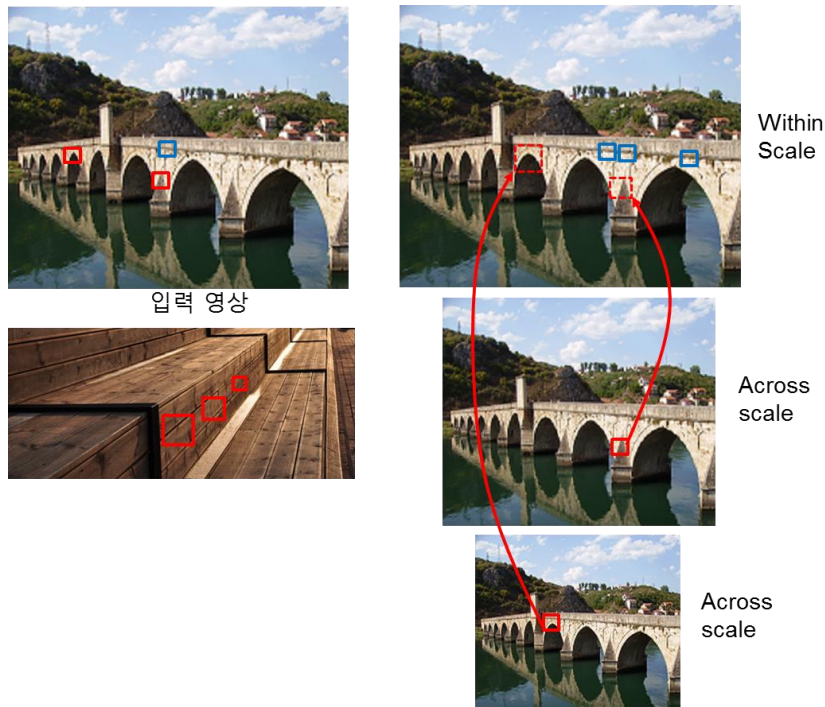


Bi-cubic
interpolation

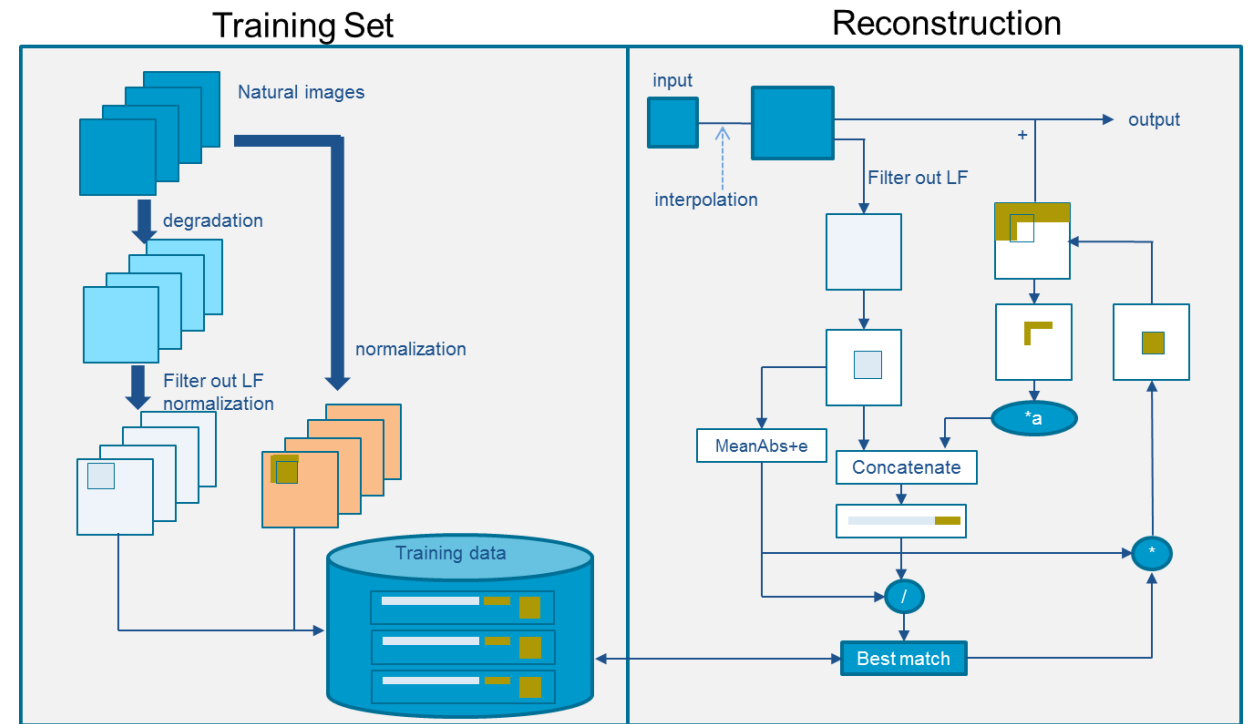


Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

- Example-based SR: 현재 이미지 또는 다른 이미지의 패치를 이용해 SR 적용



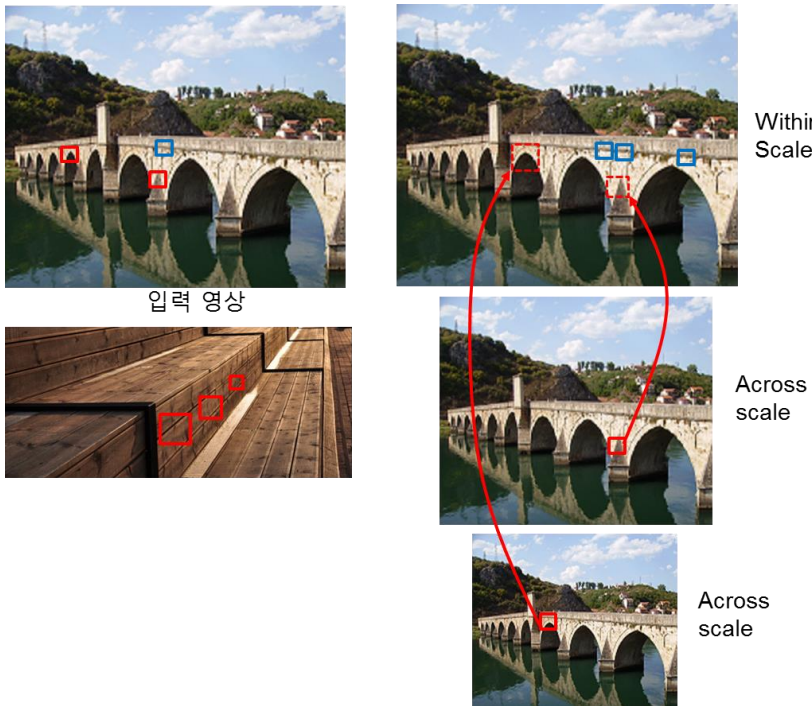
자기유사성 기반 SR



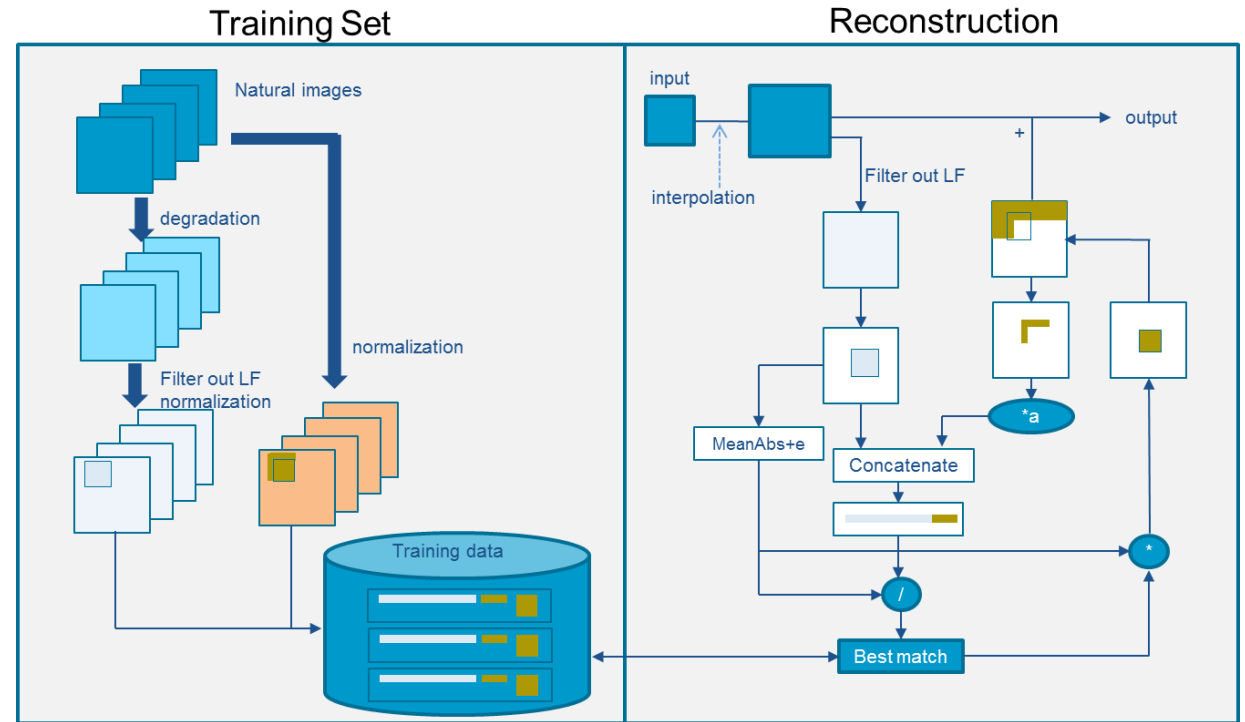
External Database 기반 SR

Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

- Example-based SR: 현재 이미지 또는 다른 이미지의 패치를 이용해 SR 적용
 - 우수한 성능을 위해서는 방대한 양의 데이터베이스가 필요함 → 검색 시간이 오래 걸림
 - 데이터베이스 내에 적절한 match를 찾지 못할 경우 주관적 화질이 크게 떨어질 수 있음



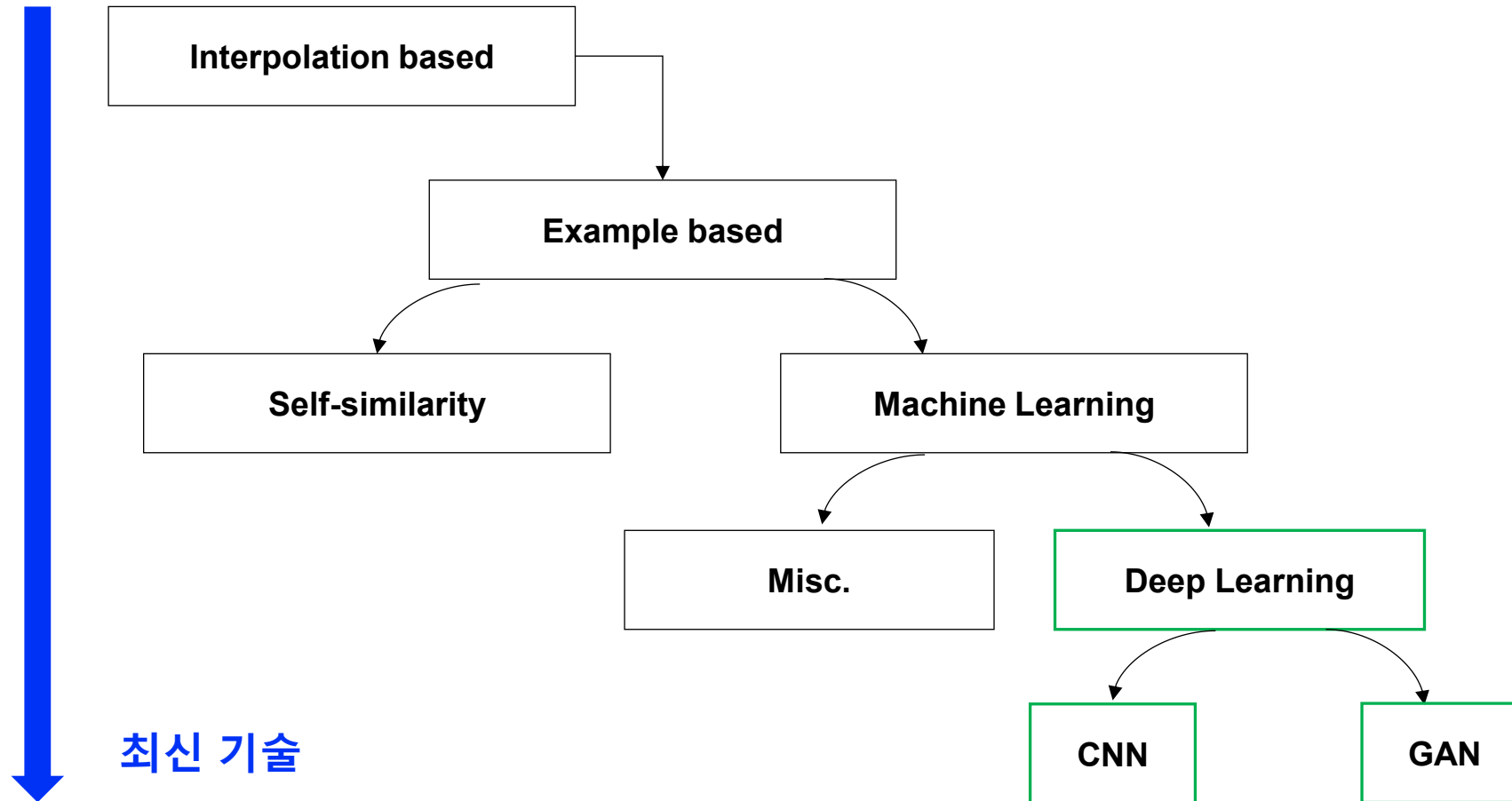
자기유사성 기반 SR



External Database 기반 SR

Super Resolution (SR) - 일반적인 SR 기법

- SR 기술 연구 동향



Super Resolution (SR) - SR 응용 분야

■ SR 기술 응용 분야



2007년 방영
(1280 x 720) → 2018년 재방영
(3840 x 2160)

Super Resolution (SR) - SR 응용 분야

- Artifact Reduction (AR): 압축으로 발생하는 잡음을 제거하는 기술



(a) Blur



(b) JPEG2000 Coding



(c) JPEG Coding



(d) Additive Noise



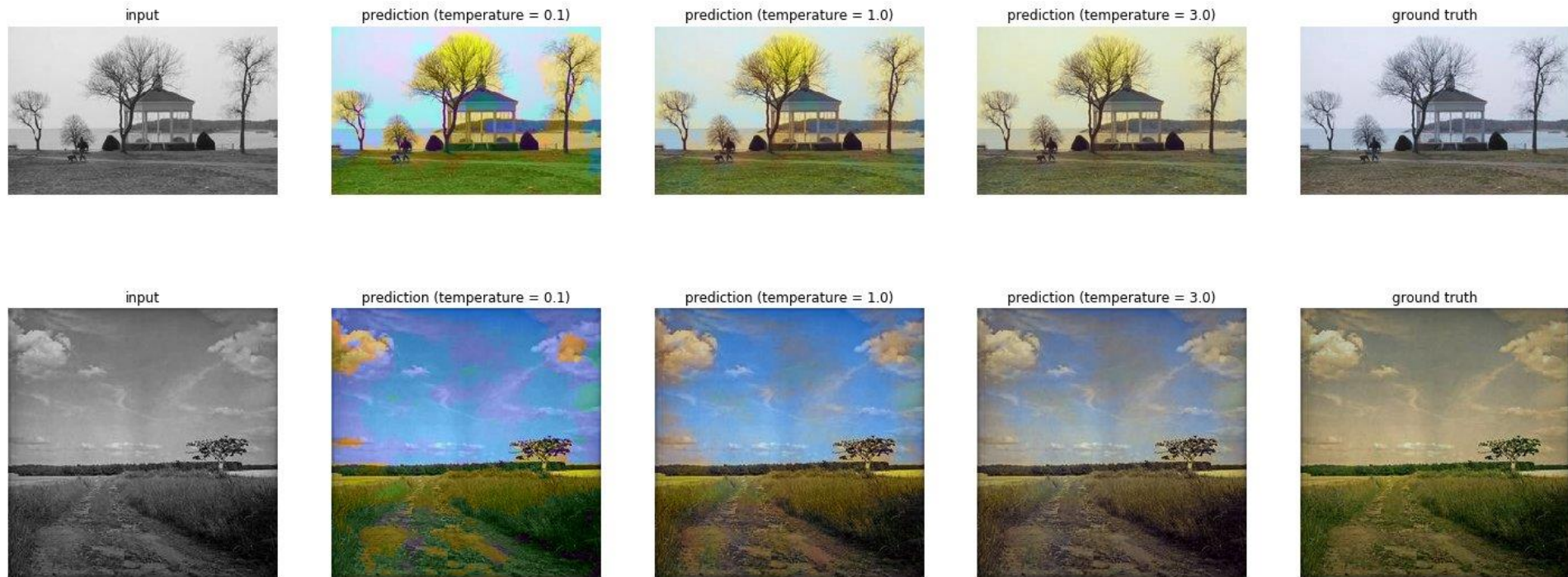
JPEG 압축 이미지



ARCNN 복원 이미지

Super Resolution (SR) - SR 응용 분야

- Image colorization: 흑백 이미지를 입력 받아 채색된 이미지 출력



Super Resolution (SR) - SR 응용 분야

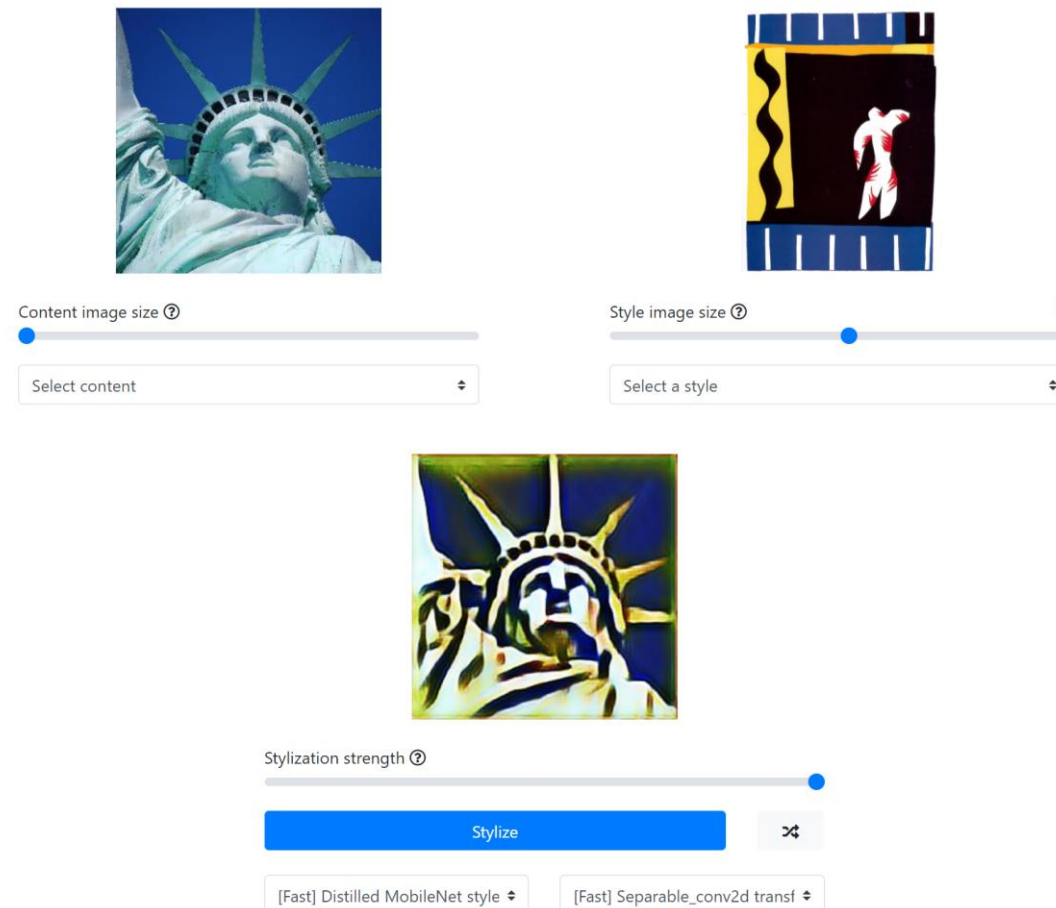
- Image style transfer

Content image



Super Resolution (SR) - SR 응용 분야

- Image style transfer: <https://reiinakano.com/arbitrary-image-stylization-tfjs/>



SR 성능 평가 방법

- 객관적 성능 평가
 - 최대 신호 대 잡음 비 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)
 - 구조적 유사 지수 (Structural Similarity Index Measure, SSIM)
 - 다중 스케일 구조적 유사 지수 (Multi-Scale SSIM, MS-SSIM)
- 주관적 성능 평가
 - 평균 주관 점수 (Mean Opinion Score, MOS)

SR 성능 평가 방법 - 객관적 성능 평가 방법

▪ Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

- 각 픽셀 간 차이 (MSE)를 이용해 계산
- Log scale 값이므로 [dB] 단위 사용

- ❖ MSE: Mean Square Error
- ❖ PSNR: Peak Signal-to-Noise Ratio

$$MSE = \frac{1}{w \cdot h} \sum_{i=1}^{w \cdot h} (O_i - R_i)^2$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX}{\sqrt{MSE}} \right)$$

8bit 영상인 경우 255



Original image

PSNR 34.8227dB

PSNR 30.9394dB

PSNR 25.8699dB

SR 성능 평가 방법 - 주관적 성능 평가 방법

Mean Opinion Score (MOS)

- 사람이 직접 품질에 대한 점수 부여, 평균값을 사용

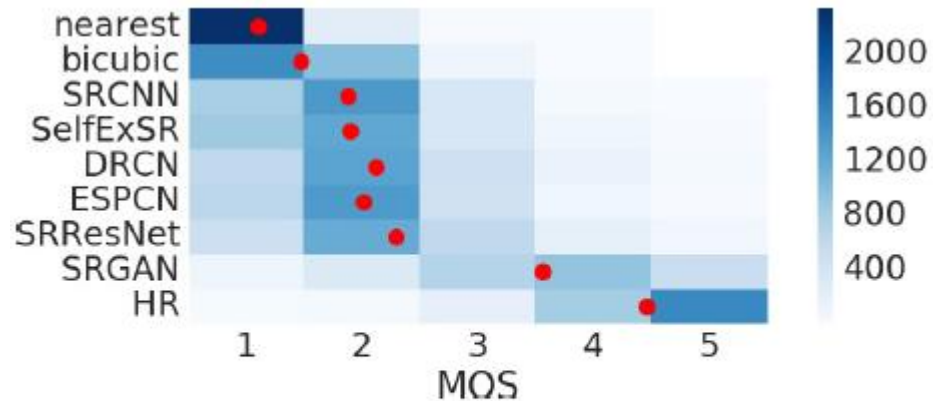


Figure 5: Color-coded distribution of MOS scores on BSD100. For each method 2600 samples (100 images \times 26 raters) were assessed. Mean shown as red marker, where the bins are centered around value i . [4 \times upscaling]

SRGAN의 MOS 평가 결과

Subjective test (*Require IRB authorization)



Short interview

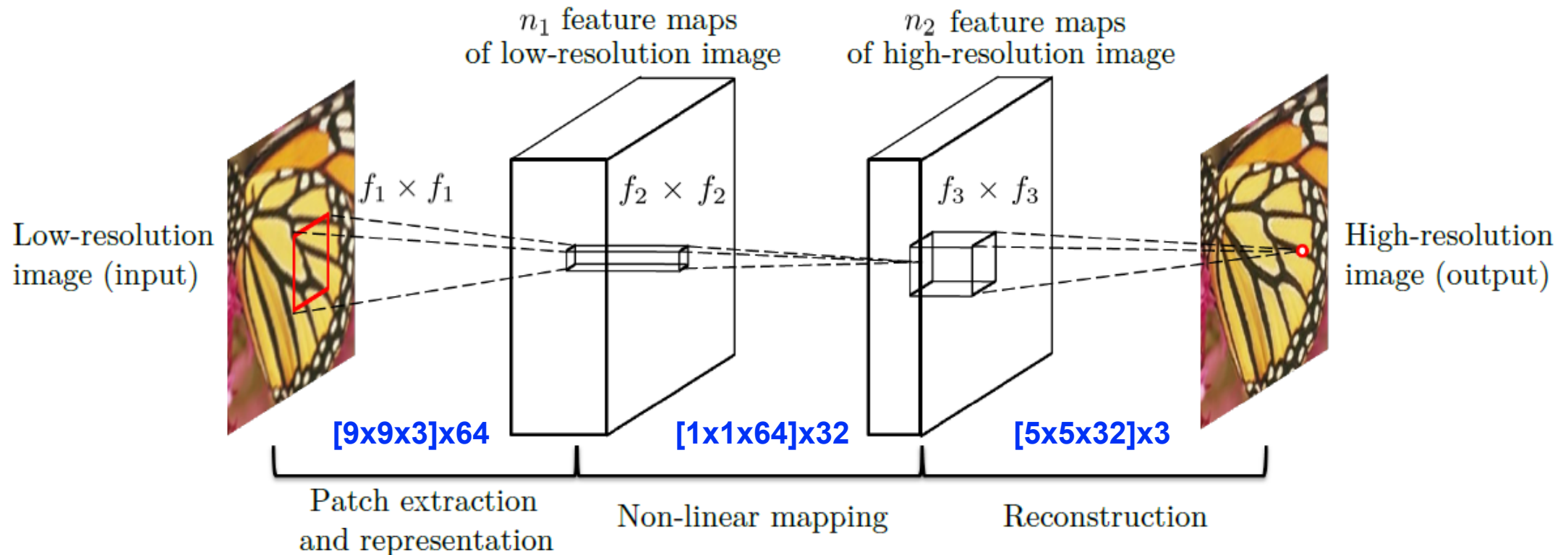


MOS 평가 환경 예시

❖ IRB: 기관생명 윤리위원회

Super Resolution using Convolutional Neural Network (SRCNN)

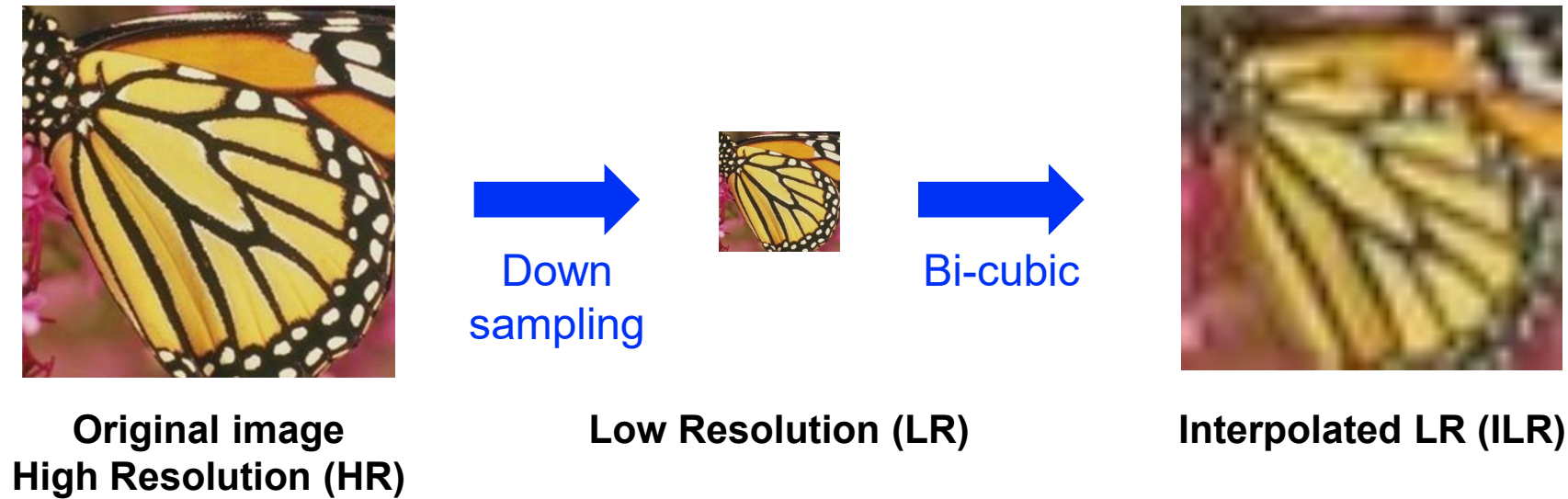
- [IEEE TPAMI 2015] Dong et al. (PKU)
- Image-input, Image-output 구조의 3-layer CNN
- 2/3/4배 해상도로 출력하게 학습 (Ex. 3배 모델 → 입력: 32x32, 출력: 96x96)



Super Resolution using Convolutional Neural Network (SRCNN)

- SRCNN 입출력 구조

- 저해상도 이미지 (LR)를 interpolation한 이미지 (ILR)를 입력



- ❖ LR: Low Resolution
- ❖ ILR: Interpolated LR
- ❖ HR: High Resolution (Original)

Super Resolution using Convolutional Neural Network (SRCNN)

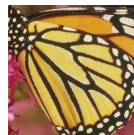
- SRCNN 데이터셋 구성 방법

SRCNN 정답 데이터



Original image
High Resolution (HR)

Down
sampling



Low Resolution (LR)

Bi-cubic



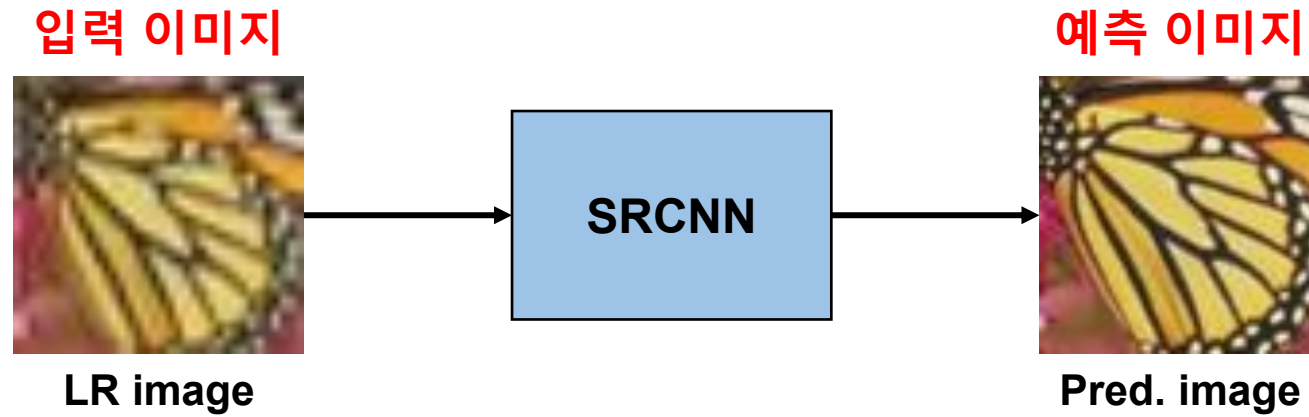
Interpolated LR (ILR)

SRCNN 입력 데이터

- ❖ LR: Low Resolution
- ❖ ILR: Interpolated LR
- ❖ HR: High Resolution (Original)

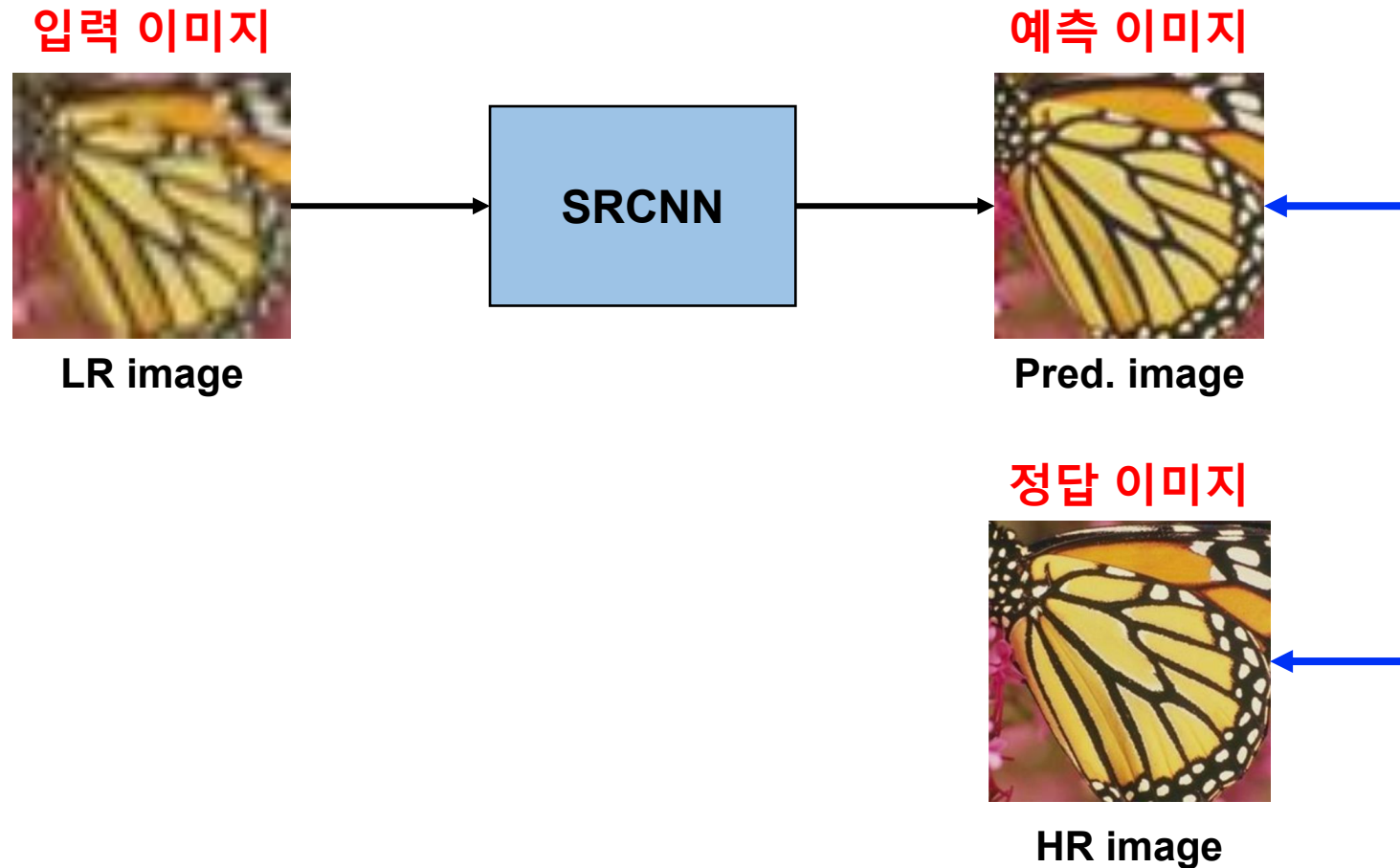
Super Resolution using Convolutional Neural Network (SRCNN)

- SRCNN 학습 방법



Super Resolution using Convolutional Neural Network (SRCNN)

■ SRCNN 학습 방법



■ Train

- ✓ Loss function 정의
- ✓ 최적화

■ Test

- ✓ PSNR 측정
- ✓ MOS 측정

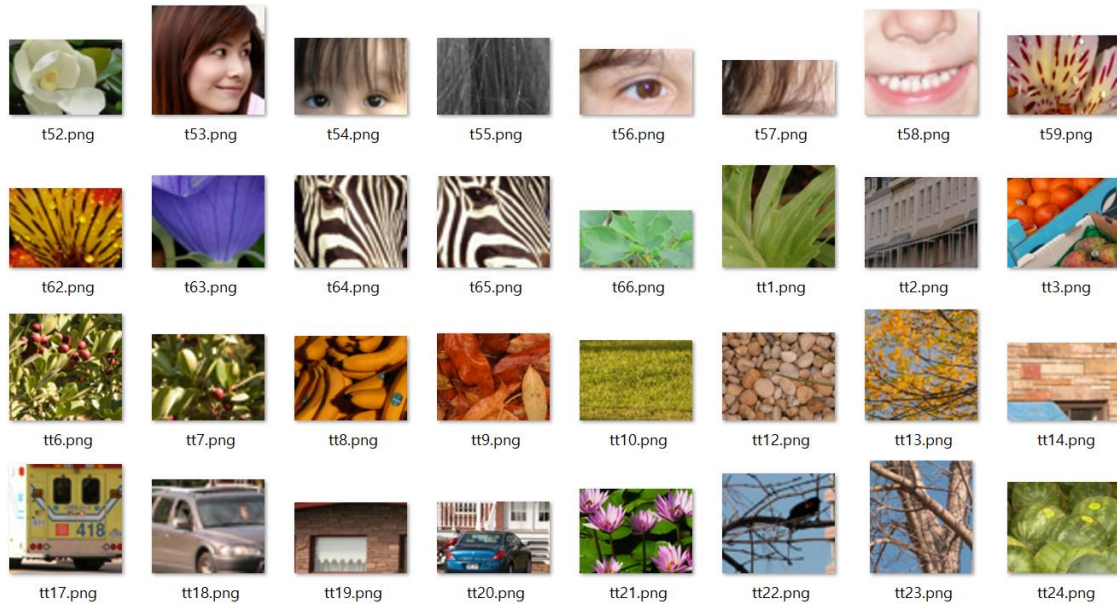
SRCNN - SR dataset 구성 방법

■ Training dataset 구성 (Scale: 4)

- T-91 이미지 데이터셋 (91장)
- 하나의 이미지에서 32x32 단위 patch로 나누어 dataset 구성

■ Testing dataset 구성

- Set5 이미지 데이터셋 (5장)



T-91 dataset



Set5 dataset

SRCNN - SR dataset 구성 방법

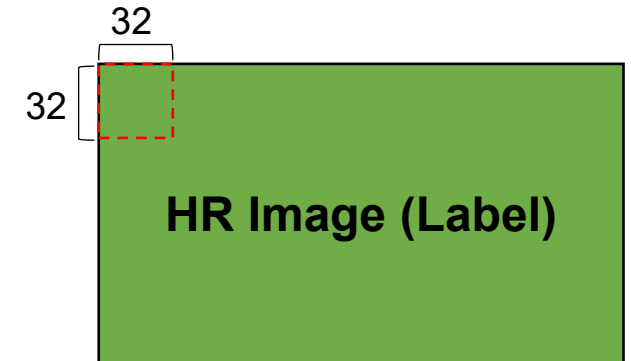
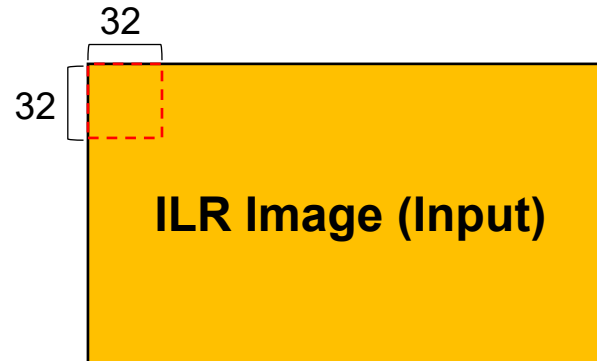
■ Training dataset 구성 (Scale: 4)

- T-91 이미지 데이터셋 (91장)
- 하나의 이미지에서 32x32 단위 patch로 나누어 dataset 구성

■ Testing dataset 구성

- Set5 이미지 데이터셋 (5장)

- ❖ LR: Low Resolution
- ❖ ILR: Interpolated LR
- ❖ HR: High Resolution (Original)



Training dataset 구성 예시

SRCNN - SR dataset 구성 방법

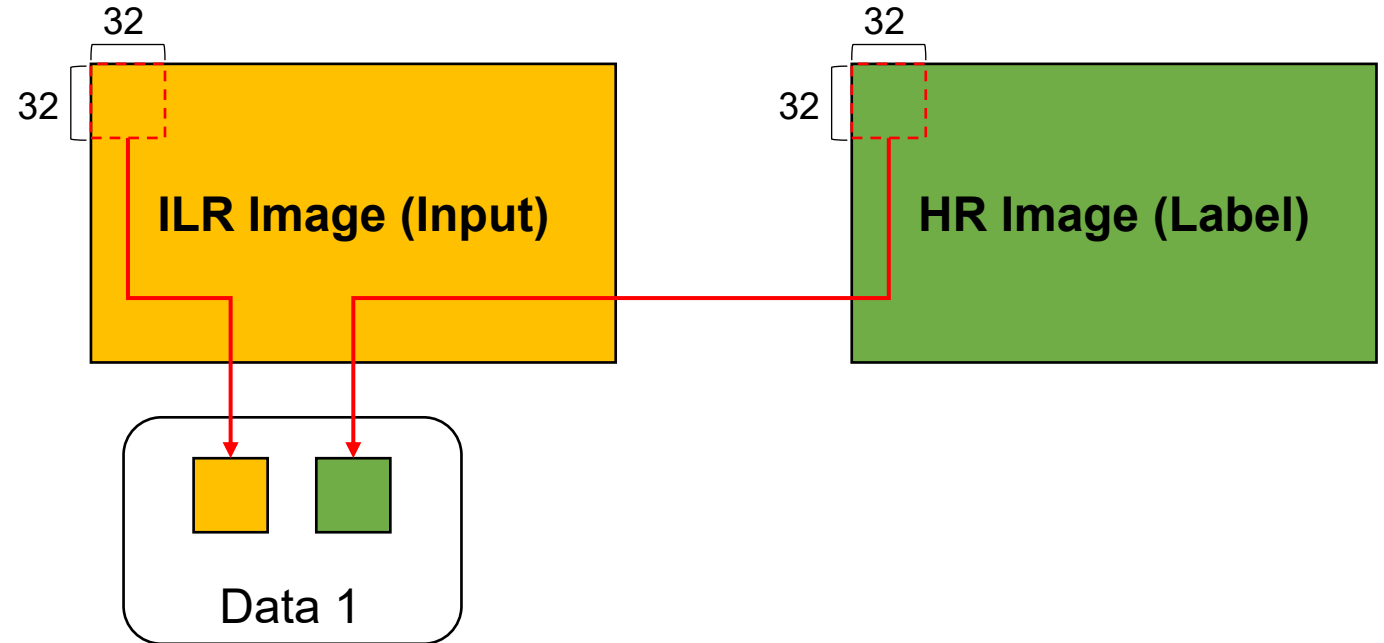
■ Training dataset 구성 (Scale: 4)

- T-91 이미지 데이터셋 (91장)
- 하나의 이미지에서 32x32 단위 patch로 나누어 dataset 구성

- ❖ LR: Low Resolution
- ❖ ILR: Interpolated LR
- ❖ HR: High Resolution (Original)

■ Testing dataset 구성

- Set5 이미지 데이터셋 (5장)



Training dataset 구성 예시

SRCNN - SR dataset 구성 방법

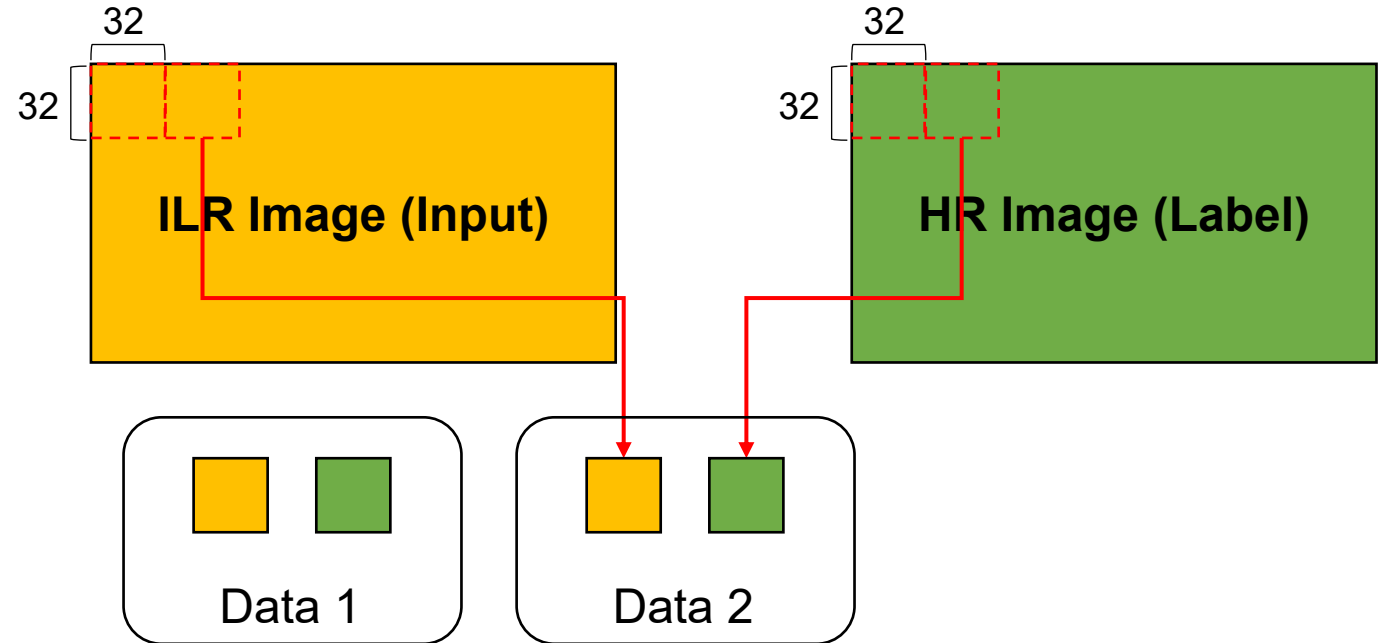
■ Training dataset 구성 (Scale: 4)

- T-91 이미지 데이터셋 (91장)
- 하나의 이미지에서 32x32 단위 patch로 나누어 dataset 구성

- ❖ LR: Low Resolution
- ❖ ILR: Interpolated LR
- ❖ HR: High Resolution (Original)

■ Testing dataset 구성

- Set5 이미지 데이터셋 (5장)



Training dataset 구성 예시

SRCNN - SR dataset 구성 방법

▪ SR data loader 정의

- (4) Training data loader 정의

▼ DataLoader 정의

```
[ ] # Training data loader
class TrainDataset(Dataset):
    def __init__(self):

    def __len__(self):

    def __getitem__(self, idx):
```

- ✓ `__init__(self)`: 데이터셋 전처리 (이미지 패치 수행)
- ✓ `__len__(self)`: 데이터셋 개수 반환
- ✓ `__getitem__(self, idx)`: idx 번째 데이터 반환

SRCNN - SR dataset 구성 방법

- SR data loader 정의



- (5) Testing data loader 정의

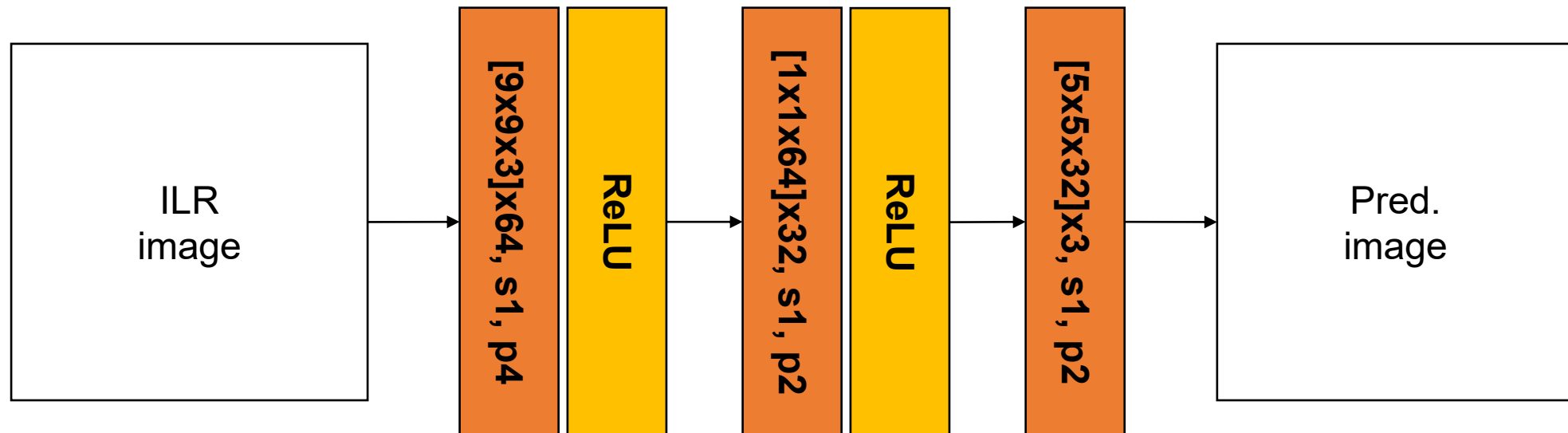
- 주의사항: Test dataset은 이미지 패치를 수행하지 않음

SRCNN - SR 모델 학습

■ SRCNN 모델 학습

- (1) SRCNN 모델 정의

 : Convolution layer
 : Activation function

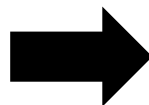


SRCNN - SR 모델 학습

■ SRCNN 모델 학습

• (3) Training loop 선언

```
1 network.train()
2 network = network.to('cuda:0')
3
4 # epoch 별 반복문
5 for epoch in range(training_epoch):
6     avg_cost = 0
7     total_batch = len(train_dataloader)
8
9     # batch 별 loss 계산 및 backpropagation
10    for data in train_dataloader:
11        # 데이터 로드
12        # data -> TrainDataset 의 __getitem__ 을 통해서 반환
13
14
15        # 데이터를 gpu로 사용
16
17
18        # predictor 생성
19
20
21        # loss 계산
22        loss =
23
24
25        # Backpropagation
26        optimizer.zero_grad()
27        loss.backward()
28        optimizer.step()
29
30        avg_cost += loss / total_batch
31
32
33    print('Epoch: %d Loss = %f'%(epoch+1, avg_cost))
34 print('Learning finished')
35
```



```
Epoch: 1 Loss = 0.054062
Epoch: 2 Loss = 0.012692
Epoch: 3 Loss = 0.007096
Epoch: 4 Loss = 0.005645
Epoch: 5 Loss = 0.005018
Epoch: 6 Loss = 0.004632
Epoch: 7 Loss = 0.004382
Epoch: 8 Loss = 0.004212
Epoch: 9 Loss = 0.004087
Epoch: 10 Loss = 0.003995
Epoch: 11 Loss = 0.003923
Epoch: 12 Loss = 0.003851
Epoch: 13 Loss = 0.003803
Epoch: 14 Loss = 0.003750
Epoch: 15 Loss = 0.003712
Learning finished
```

SRCNN - SR 성능 검증

■ SRCNN 모델 학습

- (7) 구글 드라이브 데이터셋 폴더에 저장된 복원 이미지 확인



Original (HR)



Bicubic interpolation (ILR)

30.4304dB



SRCNN (Pred.)

31.1327dB

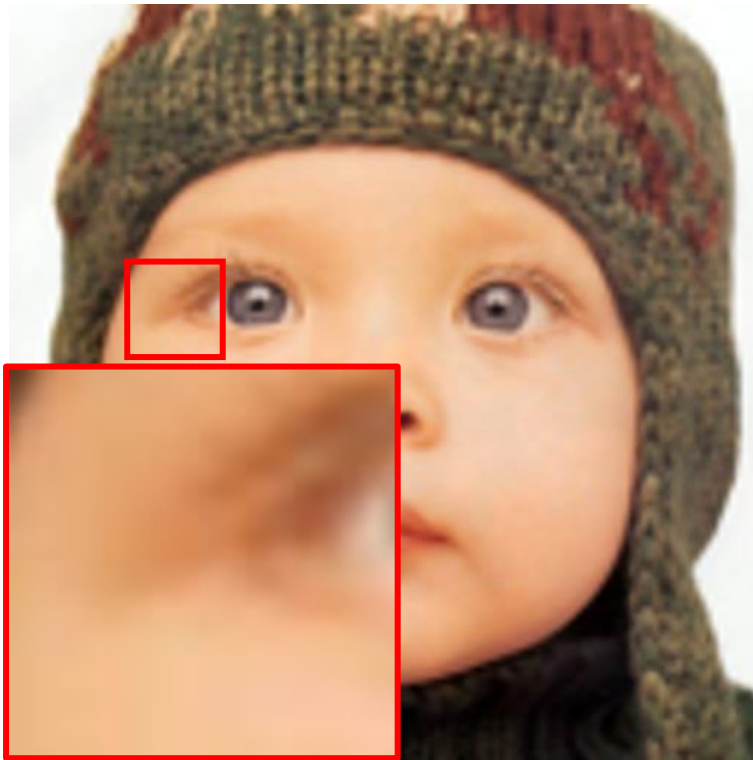
SRCNN - SR 성능 검증

■ SRCNN 모델 학습

- (7) 구글 드라이브 데이터셋 폴더에 저장된 복원 이미지 확인

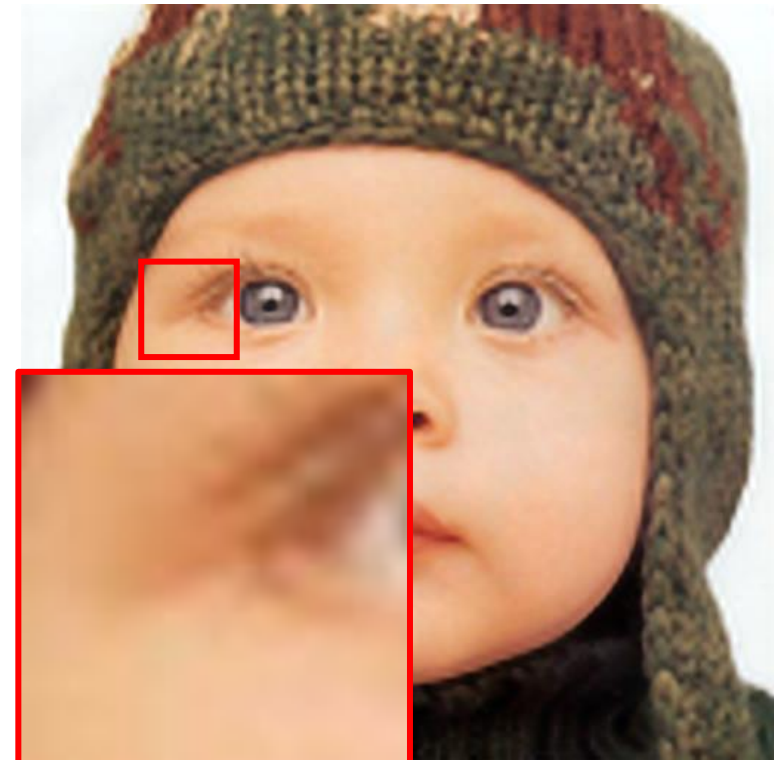


Original (HR)



Bicubic interpolation (ILR)

30.4304dB



SRCNN (Pred.)

31.1327dB

Questions & Answers

Dongsan Jun (dsjun@dau.ac.kr)

Image Signal Processing Laboratory (www.donga-ispl.kr)

Dept. of Computer Engineering

Dong-A University, Busan, Rep. of Korea