

Blind Super Resolution

2023. 09. 01.

김성수

Data Mining and Quality Analytics

발표자 소개



❖ 김성수 (Sungsu Kim)

- 경희대학교 산업경영공학과 학부 졸업 (2022.02)
- 고려대학교 산업경영공학과 대학원 재학
- Data Mining & Quality Analytics Lab. (김성범 교수님)
- 석박통합 과정 (2022.03 ~ Present)

❖ Research Interest

- Computer Vision
- Self-supervised Learning
- Scene Text Recognition

❖ Contact

- 2022020650@korea.ac.kr

목차

❖ Introduction

- Super Resolution
- Blind Super Resolution

❖ Algorithms

- End-to-End Blind Super Resolution
- Only Degradation Estimation
 - Classical Degradation Estimation w/ Single Image
 - Classical Degradation Estimation w/ Other Images
 - Complex Degradation Estimation

❖ Conclusion

❖ References

Introduction

Introduction

Background

❖ 이미지 & 컴퓨터 비전

- 최근 다양한 영상기기들의 발전에 따라 우리 주변에는 수많은 이미지 데이터가 존재
- 특히, 2023년은 OLED나 QLED 4K와 같이 실제처럼 선명한 이미지가 각광받는 시대



Introduction

Background

❖ 이미지 & 컴퓨터 비전

- 최근 다양한 영상기기들의 발전에 따라 우리 주변에는 수많은 이미지 데이터가 존재
- 특히, 2023년은 OLED나 4K UHD TV와 같이 실제처럼 **선명한 이미지**가 각광받는 시대



디지털 카메라



휴대폰 카메라



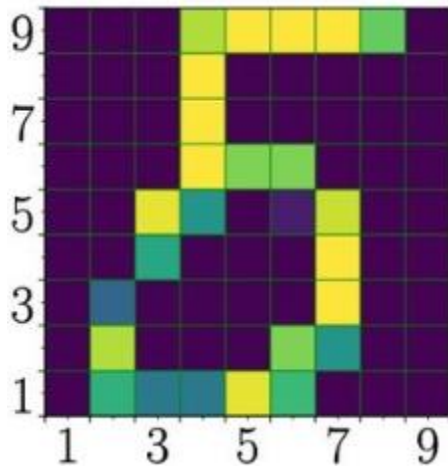
4K UHD TV

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지란?

- 선명한 이미지 = 고화질 이미지 = **높은 해상도**와 **선명도**를 가진 이미지
- **높은 해상도(Resolution)** = 픽셀 개수가 많은 이미지
 - 동일한 이미지 크기를 가정할 때, 같은 크기의 이미지를 많은 픽셀로 표현할수록 고화질 이미지



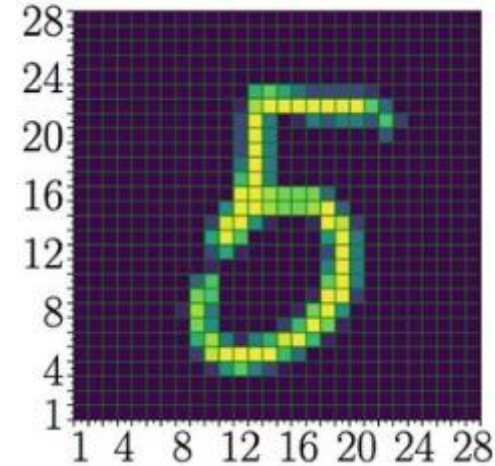
저화질 이미지

이미지 크기: [10 x 10]

픽셀 개수: [9 x 9]

픽셀크기: [1.1 x 1.1]

(1.1 = 10/9)



고화질 이미지

이미지 크기: [10 x 10]

픽셀 개수: [28 x 28]

픽셀크기: [0.36 x 0.36]

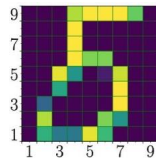
(0.36 = 10/28)

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지란?

- 선명한 이미지 = 고화질 이미지 = **높은 해상도**와 **선명도**를 가진 이미지
- **높은 해상도(Resolution)** = 픽셀 개수가 많은 이미지
 - 동일한 이미지 크기를 가정할 때, 같은 크기의 이미지를 많은 픽셀로 표현할수록 고화질 이미지
 - 동일한 픽셀 크기를 가정할 때, 크기가 클수록 고화질 이미지

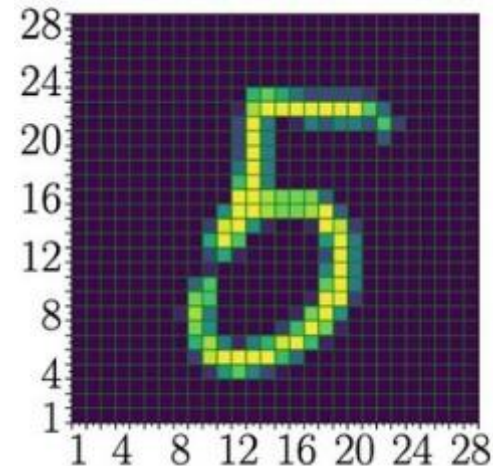


저화질 이미지

이미지 크기: [9 x 9]

픽셀 개수: [9 x 9]

픽셀크기: [1 x 1]



고화질 이미지

이미지 크기: [28 x 28]

픽셀 개수: [28 x 28]

픽셀크기: [1 x 1]

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지란?

- 선명한 이미지 = 고화질 이미지 = **높은 해상도**와 **선명도**를 가진 이미지
- **높은 해상도(Resolution)** = 픽셀 개수가 많은 이미지
 - 동일한 이미지 크기를 가정할 때, 같은 크기의 이미지를 많은 픽셀로 표현할수록 고화질 이미지
 - 동일한 픽셀 크기를 가정할 때, 크기가 클수록 고화질 이미지



저화질 이미지

이미지 크기: [160 x 90]

픽셀 개수: [160 x 90]

픽셀크기: [1 x 1]



저화질 이미지

이미지 크기: [1,920 x 1,080]

픽셀 개수: [160 x 90]

픽셀크기: [12 x 12]



고화질 이미지

이미지 크기: [1,920 x 1,080]

픽셀 개수: [1,920 x 1,080]

픽셀크기: [1 x 1]

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지란?

- 선명한 이미지 = 고화질 이미지 = **높은 해상도**와 **선명도**를 가진 이미지
- **높은 선명도** = 디테일하고 정교함
 - 같은 조건에서 동일한 물체를 촬영했더라도, 이미지 별로 형태가 상이할 수 있음
 - 색상을 명확히 드러내고, 노이즈 관리가 잘 되며, 이미지가 정교할수록 고화질



고화질 이미지1

이미지 크기: [960 x 540]

픽셀 개수: [960 x 540]

픽셀크기: [1 x 1]



고화질 이미지2

이미지 크기: [960 x 540]

픽셀 개수: [960 x 540]

픽셀크기: [1 x 1]



고화질 이미지3

이미지 크기: [960 x 540]

픽셀 개수: [960 x 540]

픽셀크기: [1 x 1]

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지 그리고 현실

- 최근에 나온 촬영기기만이 고화질 이미지 촬영 가능
 - 노후화된 이전 촬영기기들로 촬영한 이미지들은 대다수 저화질로 존재
- 고화질 이미지는 많은 용량을 차지한다.
 - 실시간 이미지를 촬영하는 CCTV 등은 고화질 이미지로 저장하는 것 자체가 불가능



2017년 촬영 이미지



실제 인천공항 CCTV

Introduction

Background

❖ 선명한 이미지 그리고 현실

- 최근에 나온 촬영기기만이 고화질 이미지 촬영 가능
 - 노후화된 이전 촬영기기들로 촬영한 이미지들은 대다수 저화질로 존재
- 고화질 이미지는 많은 용량을 차지한다.
 - 실시간 이미지를 촬영하는 CCTV 등은 고화질 이미지로 저장하는 것 자체가 불가능

Q. 이러한 저화질 이미지를 고화질로 개선할 수는 없을까?

“Super Resolution”

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution(SR)이란?

- 저화질 이미지를 고화질로 해상도를 높여주는 Task
 - 입력값: 저화질 이미지 (Low Resolution, LR)
 - 출력값: 고화질 이미지 (High Resolution, HR)
- * LR이미지와 HR이미지의 픽셀 크기는 동일하다고 가정



입력값: 저화질 이미지
[160 x 90]

출력값: 고화질 이미지
[1,920 x 1,080]

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution 아이디어

- “LR이미지에 대한 픽셀개수를 **HR이미지만큼 확장**하자!”
 - 주요 문제점: 어떻게 빈 공간을 **잘 채울 수 있을까?**

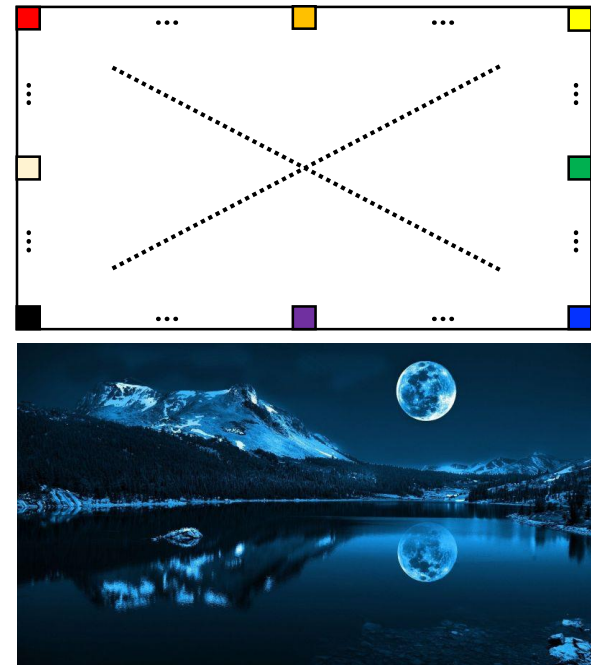
높은 해상도

높은 선명도

$$(1,920 \times 1,080) - (160 \times 90) = 2,059,200$$



Super Resolution



입력값: 저화질 이미지
[160 x 90]

출력값: 고화질 이미지
[1,920 x 1,080]

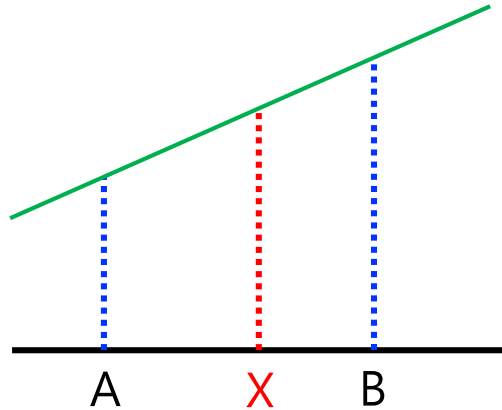
Introduction

Super Resolution

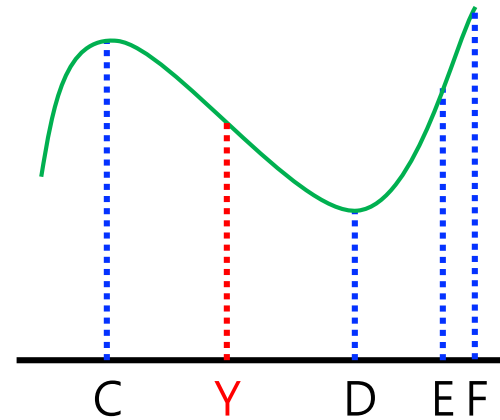
❖ Super Resolution 접근방법

① 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간

➤ Bilinear, Bicubic, Nearest ...



Linear-Interpolation
(Need 2 Point)



Cubic Interpolation
(Need 4 Point)

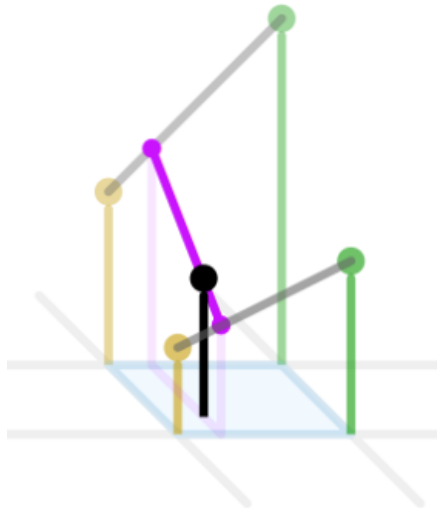
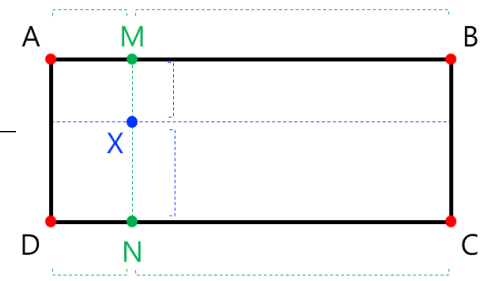
Introduction

Super Resolution

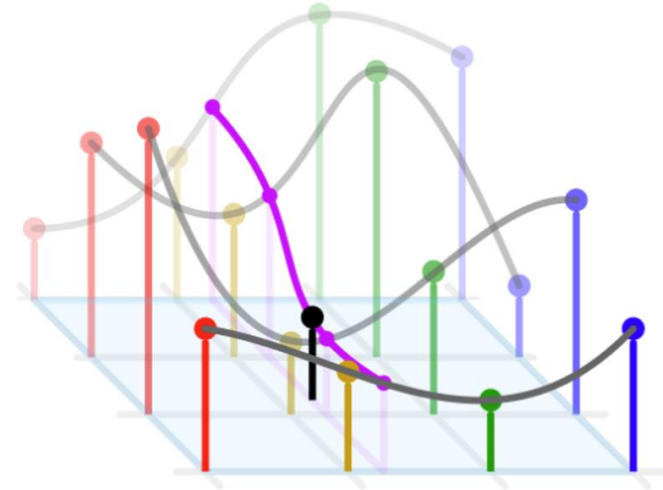
❖ Super Resolution 접근방법

① 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간

➤ Bilinear, Bicubic, Nearest ...



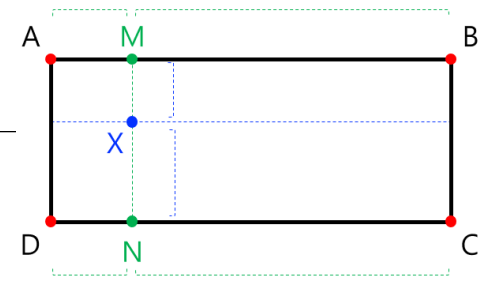
Bilinear-Interpolation
(Need 4 Point)



Bilinear-Interpolation
(Need 16 Point)

Introduction

Super Resolution



❖ Super Resolution 접근방법

- ① 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간
 - Bilinear, Bicubic, Nearest ...

[통계적 기법 기반 SR의 한계]

- ① 요약 통계량만으로는 세밀한 정보를 복원하기 어려움
- ② 통계적 패턴에 의존하기에, 작은 변화나 노이즈에 민감
- ③ 큰 해상도의 SR에 대해서 잘 복원하지 못함

...

Introduction

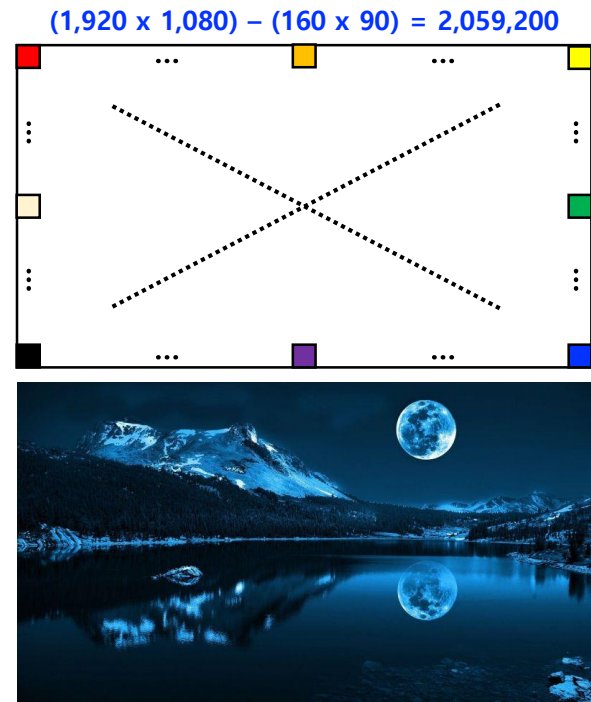
Super Resolution

❖ Super Resolution 접근방법

- ① 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간
- ② 인공지능 기반: 딥러닝 모델을 기반으로 빈 픽셀을 예측 (CNN, GAN, Diffusion ...)



Super Resolution



입력값: 저화질 이미지
[160 x 90]

출력값: 고화질 이미지
[1,920 x 1,080]

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution 접근방법

- 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간
- 인공지능 기반: 딥러닝 모델을 기반으로 빈 픽셀을 예측
 - CNN: 얇은 3개의 CNN Layer로 SR이 가능함을 보여줌 [2]

중요 Super Resolution 문제를 해결하려는 연구가 다수 진행되고 있음

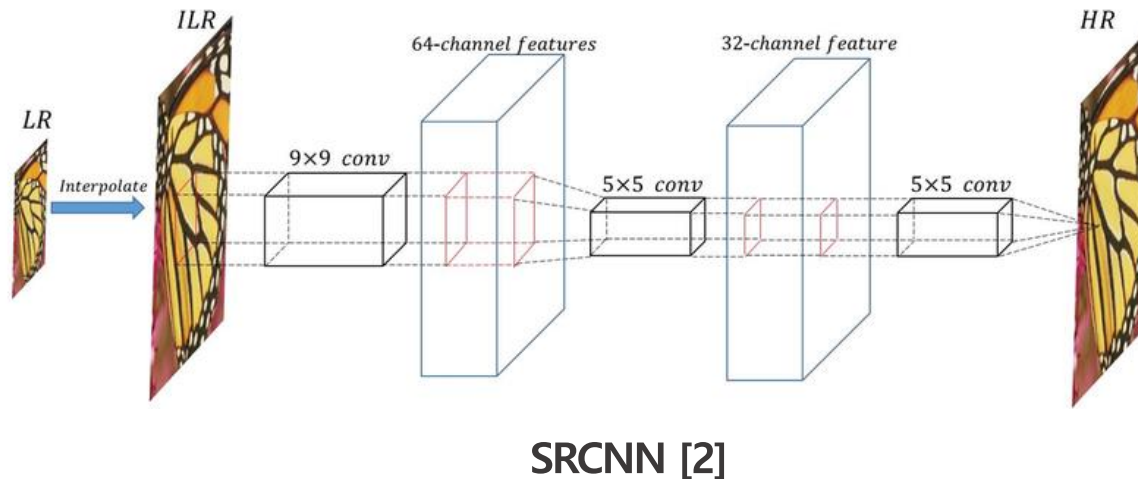
① Prospective convolution SR ② Iterative generation Sampling SR

Introduction to Image Super-Resolution

발표자: 백인성

📅 2021년 4월 9일
🕒 오후 1시 ~
📺 온라인 비디오 시청 (YouTube)

세미나 정보 보기 →



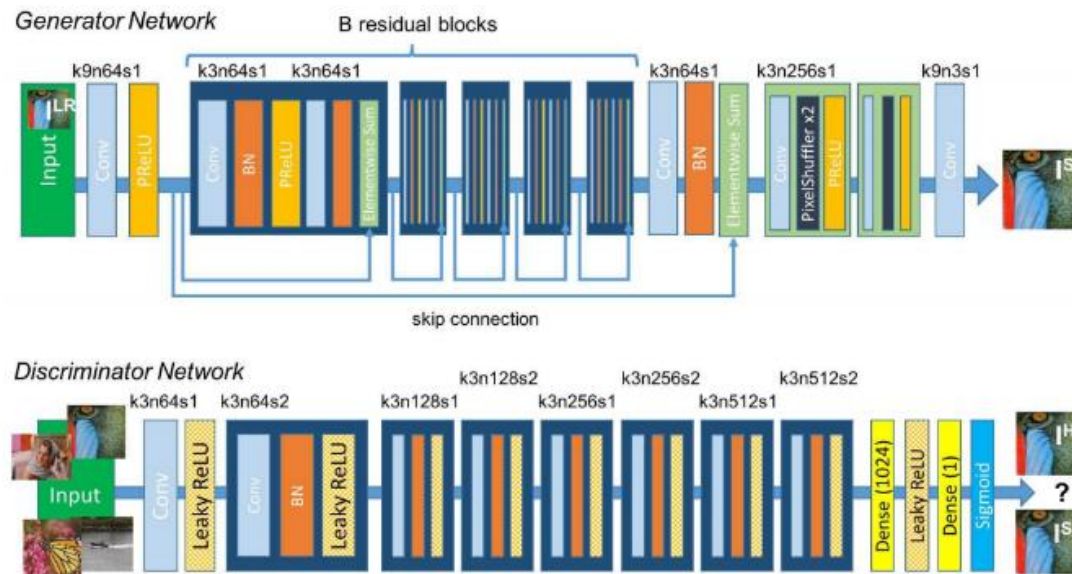
[2] Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2015). Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 38(2), 295-307.
<http://dmqm.korea.ac.kr/activity/seminar/318>

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution 접근방법

- 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간
- 인공지능 기반: 딥러닝 모델을 기반으로 빈 픽셀을 예측
 - **GAN**: Generator는 SR을 수행, Discriminator는 SR로 생성된 이미지와 실제 이미지를 구분하며 학습 [3]



SRGAN [3]

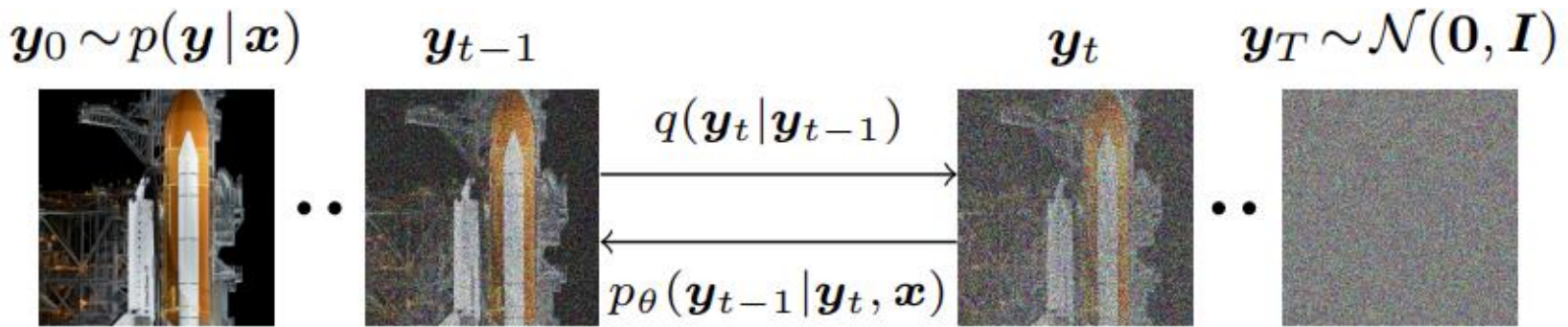
[3] Ledig, C., Theis, L., Huszar, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., ... & Shi, W. (2017). Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 4681-4690.

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution 접근방법

- 통계적 기법 기반: 빈 픽셀을 통계 기반으로 보간
- 인공지능 기반: 딥러닝 모델을 기반으로 빈 픽셀을 예측
 - **Diffusion**: LR이미지를 Noise화 한 후, 여러 Step에 걸쳐 Noise를 제거하면서 SR학습 [4]



SR3 [4]

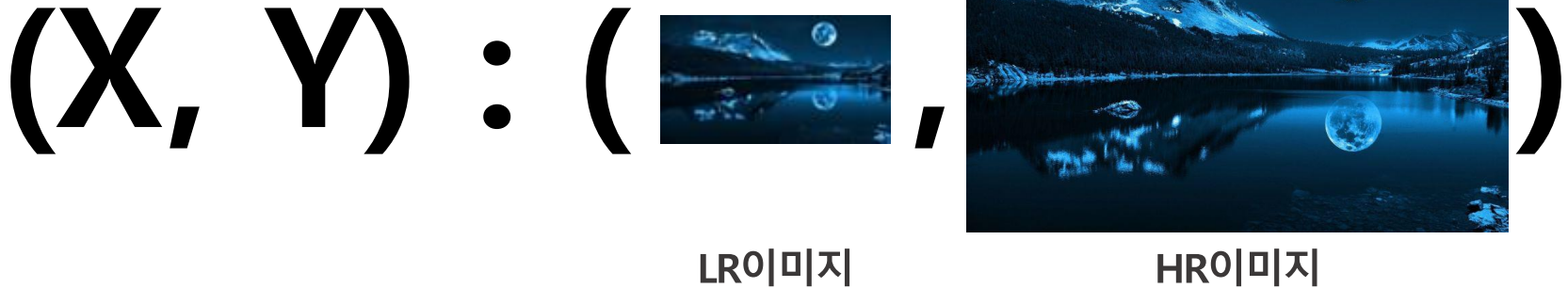
[4] Saharia, C., Ho, J., Chan, W., Salimans, T., Fleet, D. J., & Norouzi, M. (2022). Image Super-Resolution via Iterative Refinement. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 45(4), 4713-4726.

Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution & 인공지능

- 입력값: LR이미지 → 출력값: HR이미지
 - 동일한 이미지를 지칭하는 (LR이미지, HR이미지) 쌍의 학습 데이터가 필요
 - 그러나, 현실적으로 동일한 이미지를 다른 화질로 찍은 이미지를 얻는 것은 매우 어려움



Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution & 인공지능

- HR이미지를 Bilinear/Bicubic Downsampling으로 LR이미지를 생성
- 생성된 이미지로 학습 데이터 쌍(LR, HR)을 구성한 후, Supervised Learning으로 학습
- 최근 연구들은 Supervised Learning 모델 구조를 개선하는 방향으로 연구가 진행

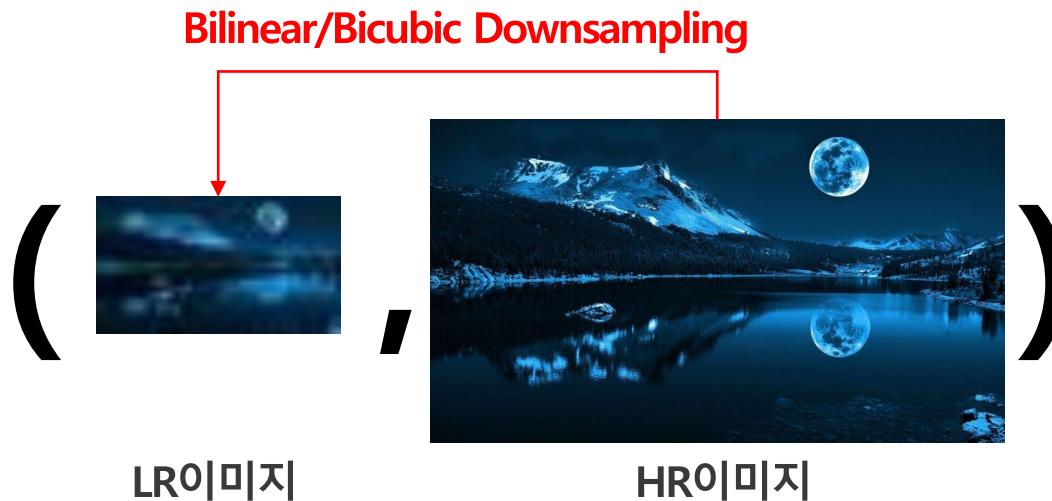


Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution & 인공지능

- HR이미지를 Bilinear/Bicubic Downsampling으로 LR이미지를 생성
- 생성된 이미지로 학습 데이터 쌍(LR, HR)을 구성한 후, Supervised Learning으로 학습
- 최근 연구들은 Supervised Learning 모델 구조를 개선하는 방향으로 연구가 진행

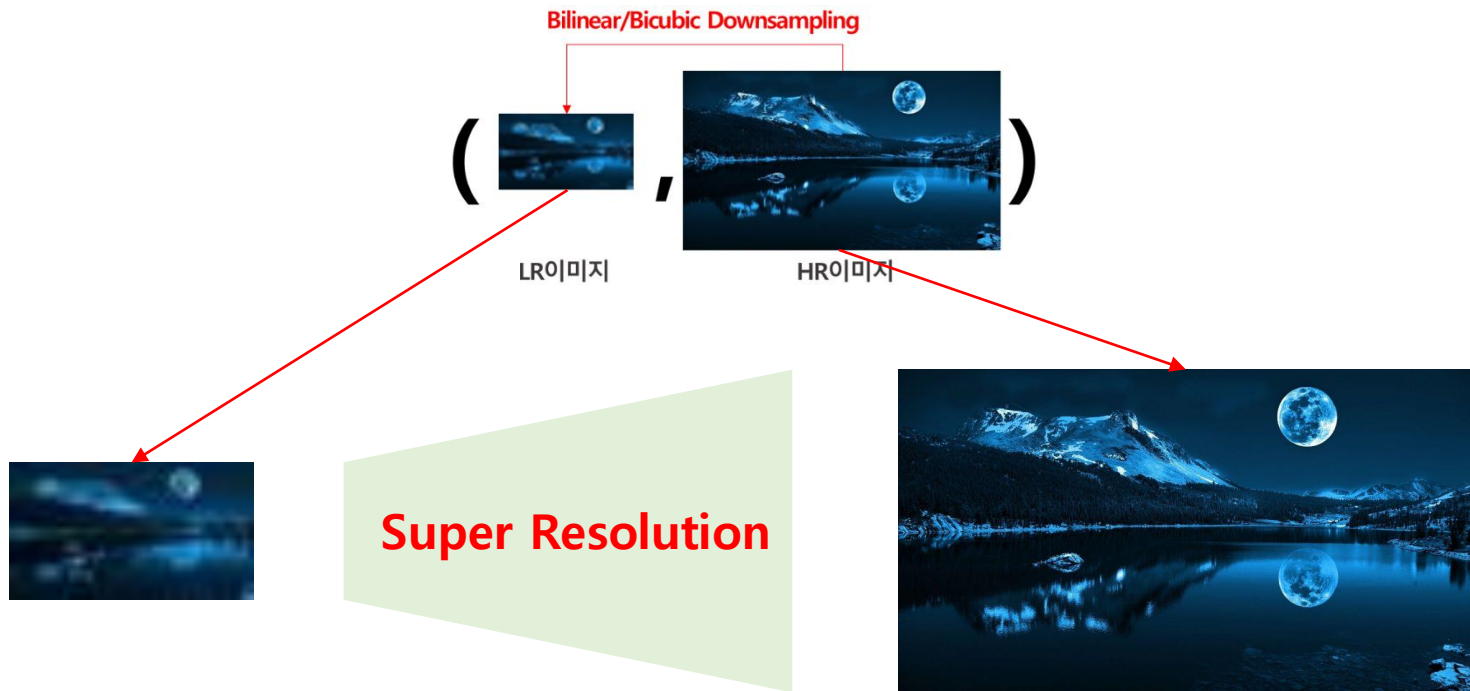


Introduction

Super Resolution

❖ Super Resolution & 인공지능

- HR이미지를 Bilinear/Bicubic Downsampling으로 LR이미지를 생성
- 생성된 이미지로 학습 데이터 쌍(LR, HR)을 구성한 후, Supervised Learning으로 학습
- 최근 연구들은 Supervised Learning 모델 구조를 개선하는 방향으로 연구가 진행



Introduction

Super Resolution

❖ 기존 Super Resolution 연구의 한계

- Benchmark 데이터에 대한 모델의 정량적 지표(SSIM, PSNR)들은 조금씩 상승
 - 그러나, Real-world 데이터에 대해서는 잘 복원하지 못함
- Bilinear/Bicubic Downsampling은 저화질 이미지 내 현실에 존재하는 다양한 노이즈를 대변하지 못하기 때문

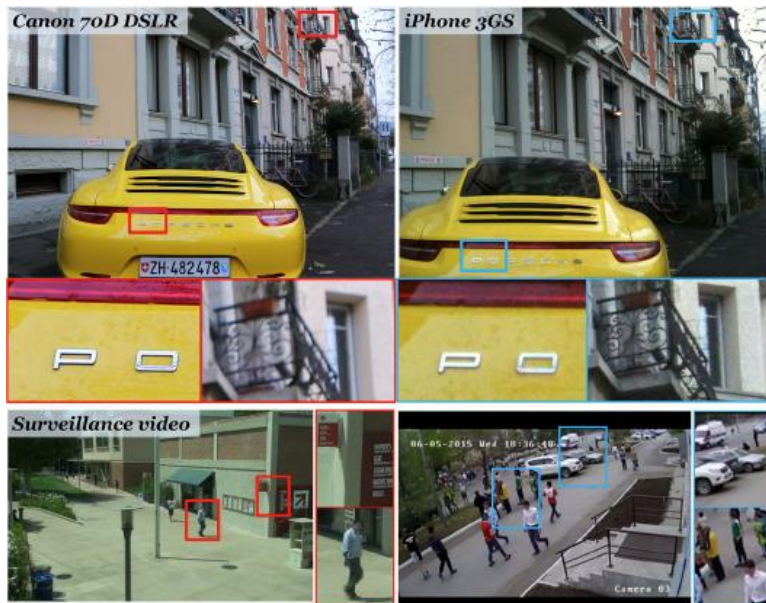


Introduction

Super Resolution

❖ 기존 Super Resolution 연구의 한계

- 촬영 및 저장상에서 발생하는 다양한 유형의 노이즈는 학습하지 못함
 - 다양한 촬영 기기에서 발생하는 Noise: 디지털 카메라, 핸드폰 ...
 - 이미지 처리 과정에서 발생하는 Noise: Pixel 보정, Denoising, Sharpening ...
 - 이미지 저장 과정에서 발생하는 Noise: JPEG Compression, 시간이 지날수록 노후화되는 필름 ...



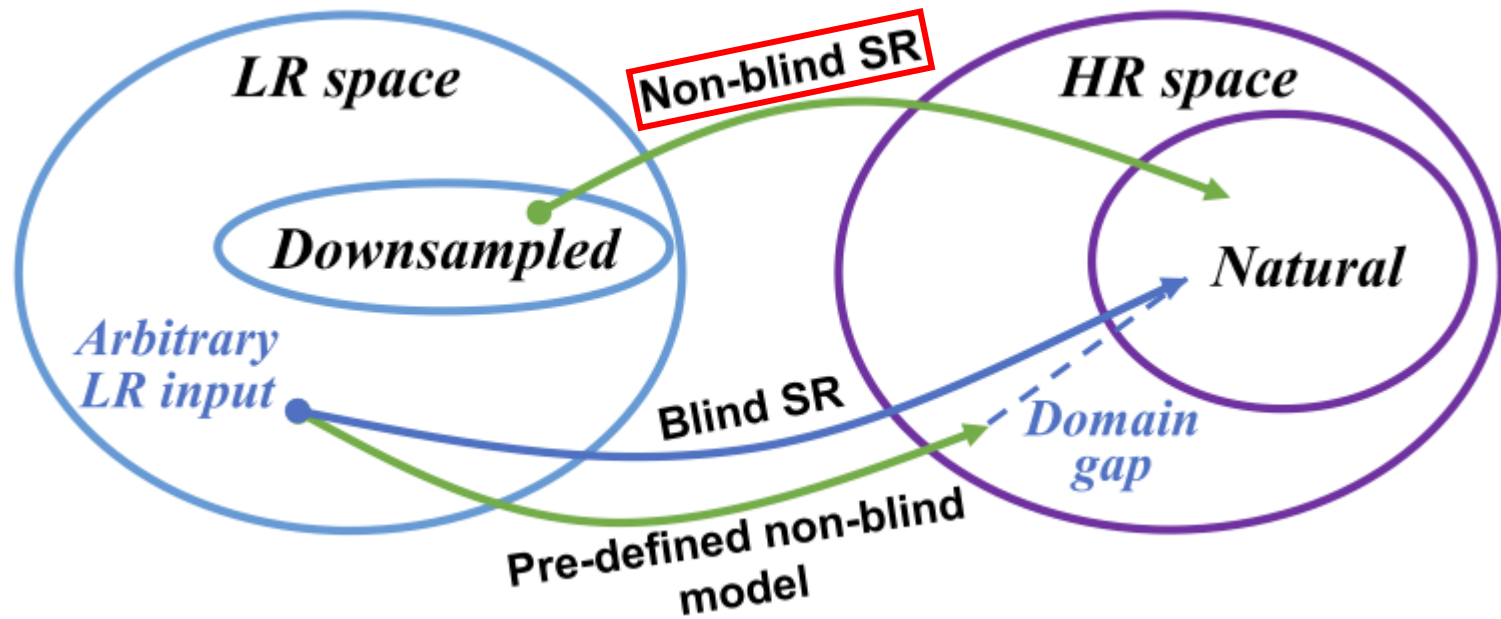
[1] Liu, A., Liu, Y., Gu, J., Qiao, Y., & Dong, C. (2022). Blind Image Super-Resolution: A Survey and Beyond. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 45(5), 5461-5480.

Introduction

Super Resolution

❖ 기존 Super Resolution 연구의 한계

- **Overfitting:** Bilinear/Bicubic Downsampling이 적용된 LR이미지에 대해서 모델이 과적합
 - Bilinear/Bicubic Downsampling된 이미지와 현실 LR이미지는 데이터 분포에 차이가 존재
 - Bilinear/ Bicubic Downsampling된 LR이미지로만 학습된 모델은 현실 LR이미지를 잘 복원할 수 없음



Introduction

Super Resolution

❖ 기존 Super Resolution 연구의 한계

- **Overfitting:** Bicubic Downsampling이 적용된 LR에 대해서 모델이 과적합
 - Bicubic Downsampling된 이미지와 현실 LR이미지는 데이터 분포에 차이가 존재
 - Bicubic Downsampling된 LR이미지로만 학습된 모델은 현실 LR이미지를 잘 복원할 수 없음

현실에서는 이미지에 어떤 저하기법이 적용됐는지 알 수 없다.

그렇다면, 어떻게 다양한 이미지 저하 기법에 대해 강건한 모델을 만들 수 있을까?

“Blind Super Resolution”

Introduction

Blind Super Resolution

❖ Blind Super Resolution

- HR이미지는 존재하는데, LR이미지가 존재하지 않는 SR 상황
 - 심지어 LR이미지가 생성되는 Degradation 과정도 모르는 상태
- 학습을 위한 $X \leftrightarrow Y$ 데이터 Pair가 존재하지 않음
 - Semi/Self supervised Learning은 Y가 없지만, 해당 Task는 X가 없는 Task

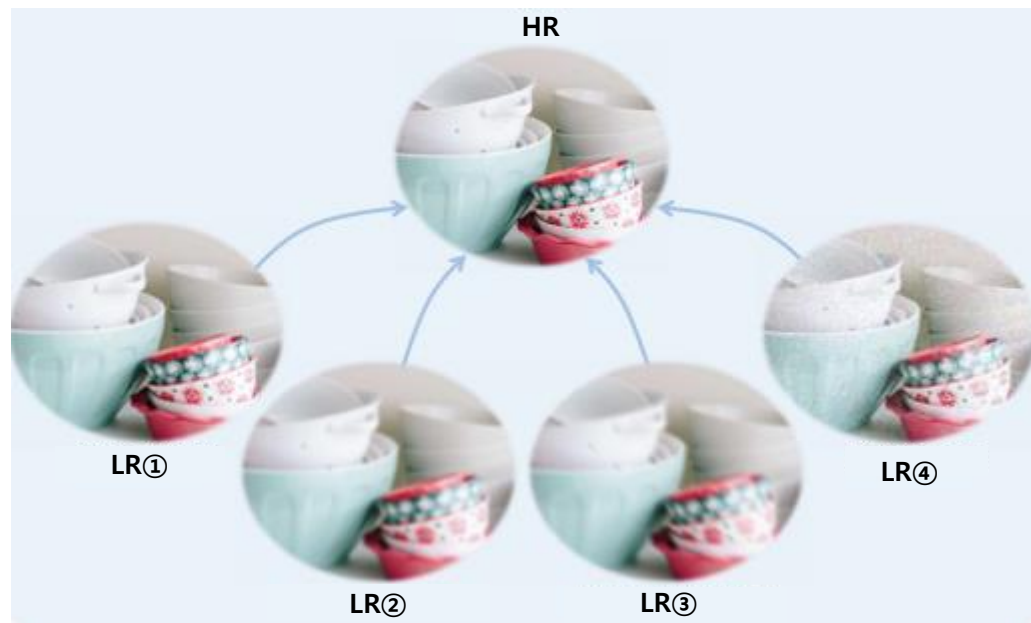


Introduction

Blind Super Resolution

❖ Blind Super Resolution

- HR이미지로부터 현실과 유사한 LR이미지를 효과적으로 만들어 학습
 - LR이미지 생성에 있어 단순 Bilinear/Bicubic Downsampling이 아닌, 여러 Noise를 함께 고려
 - 가설: 다양한 저하기법이 반영된 LR이미지는 SR모델의 성능향상에 큰 도움을 줄 것이다.



Introduction

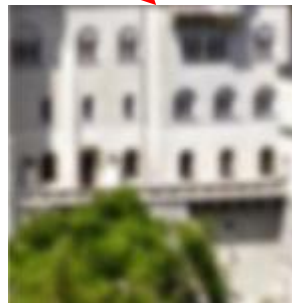
Blind Super Resolution

❖ Blind Super Resolution

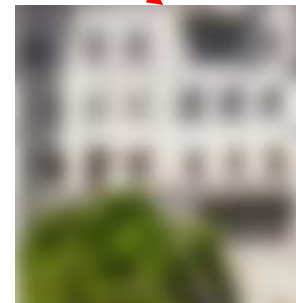
- 핵심: 다양한 Degradation 기법들로 현실에 있을 법한 LR이미지를 생성하자
 - 궁극적인 목표: LR이미지를 잘 생성하여 여러 노이즈가 포함된 이미지에도 일반화된 SR모델 구축



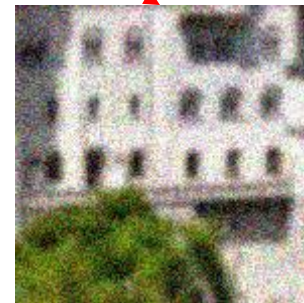
HR



LR①
Gaussian Blur



LR②
Gaussian Blur
JPEG Compression



LR③
Gaussian Noise

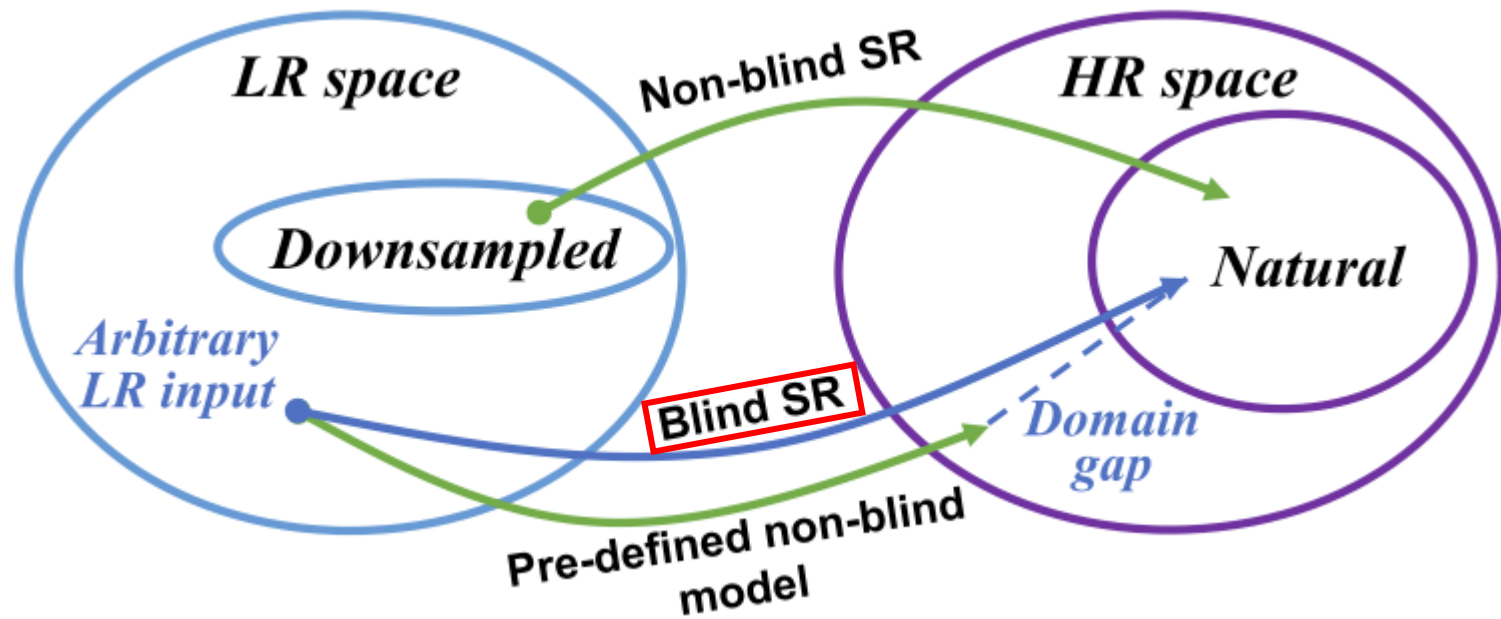
[1] Liu, A., Liu, Y., Gu, J., Qiao, Y., & Dong, C. (2022). Blind Image Super-Resolution: A Survey and Beyond. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 45(5), 5461-5480.

Introduction

Super Resolution

❖ Blind Super Resolution

- 다양한 Degradation 기법이 적용된 LR이미지로 학습했기에, Real-World 이미지 SR에 Robust
 - 기존 SR모델이 갖는 과적합 해소 가능

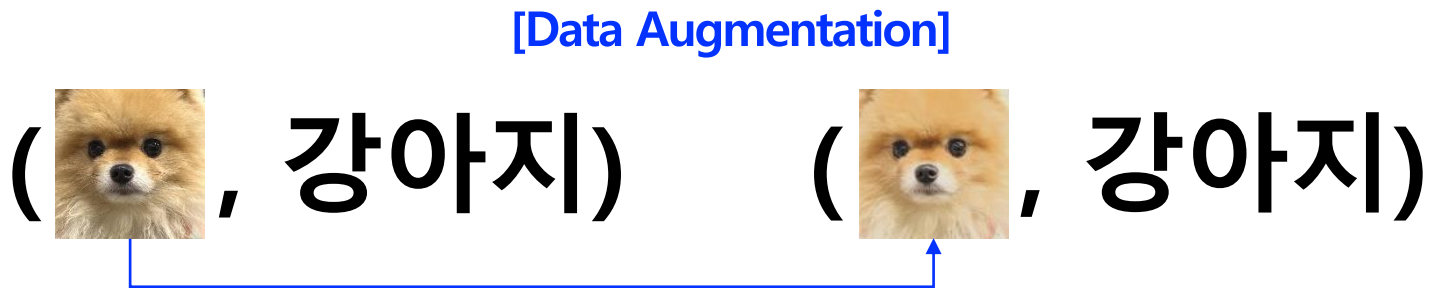


Introduction

Blind Super Resolution

❖ Blind Super Resolution & Data Augmentation

- Blind Super Resolution: Y로부터 X를 생성
- Data Augmentation: X로부터 X'를 생성



Introduction

Blind Super Resolution

❖ Taxonomy of Blind Super Resolution

- ① Learning-based Degradation Estimation: 학습을 기반으로 Degradation 기법 추정
- ② Heuristic Degradation Estimation: 학습없이 휴리스틱하게 Degradation 기법 추정

① Learning-based Approach



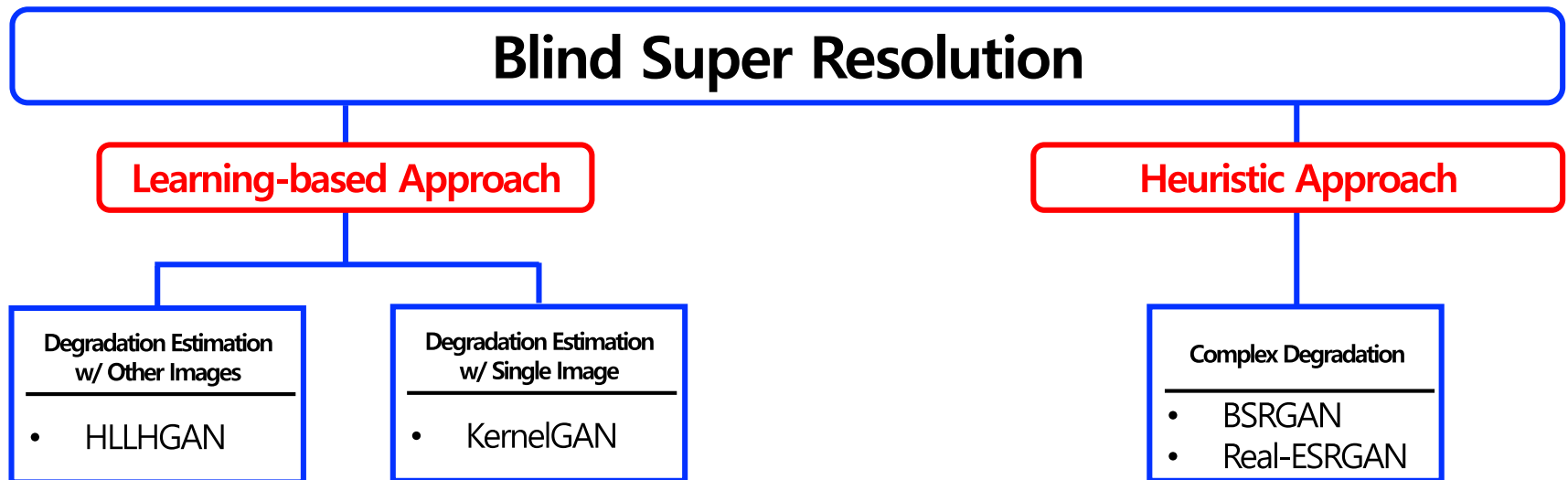
② Hand-crafted Approach

Introduction

Blind Super Resolution

❖ Taxonomy of Blind Super Resolution

- ① Learning-based Degradation Estimation: 학습을 기반으로 Degradation 기법 추정
- ② Heuristic Degradation Estimation: 학습없이 휴리스틱하게 Degradation 기법 추정



Algorithms

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Learning-based Degradation Estimation w/ Other Images

- GAN을 활용하여 Degradation 모델을 학습 (인용수: 354회)
- HLLHGAN: High-to-Low & Low-to-High GAN

To learn image super-resolution, use a GAN to learn how to do image degradation first

Adrian Bulat*, Jing Yang*, Georgios Tzimiropoulos

Computer Vision Laboratory, University of Nottingham, U.K.

{adrian.bulat,jing.yang2,yorgos.tzimiropoulos}@nottingham.ac.uk

[5] Bulat, A., Yang, J., & Tzimiropoulos, G. (2018). To learn image super-resolution, use a GAN to learn how to do image degradation first. In Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 185-200.

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Background

- 기존 SR연구들은 Bilinear Downsampling으로 LR이미지를 만들어 학습에 활용
 - 실제 LR이미지에 존재하는 Degradation을 무시
- 이러한 Degradation과정을 안다고 해도, 실제로 이들을 모델링하는 것은 매우 어려움

HR



Bilinear
Degradation

LR



Super Resolution



VS

Real-LR



Blur, Compression Noise, Sensor Noise...

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Background

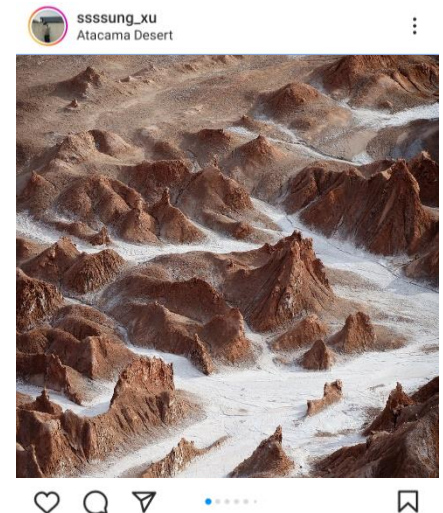
- 기존 SR연구들은 Bilinear Downsampling으로 LR이미지를 만들어 학습에 활용
 - 실제 LR이미지에 존재하는 Degradation을 무시
- 이러한 Degradation과정을 안다고 해도, 실제로 이들을 모델링하는 것은 매우 어려움



① 사진촬영



② 사진편집



③ 소셜미디어 업로드

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Background

- 기존 SR연구들은 Bilinear Downsampling으로 LR이미지를 만들어 학습에 활용
 - 실제 LR이미지에 존재하는 Degradation을 무시
- 이러한 Degradation과정을 안다고 해도, 실제로 이들을 모델링하는 것은 매우 어려움

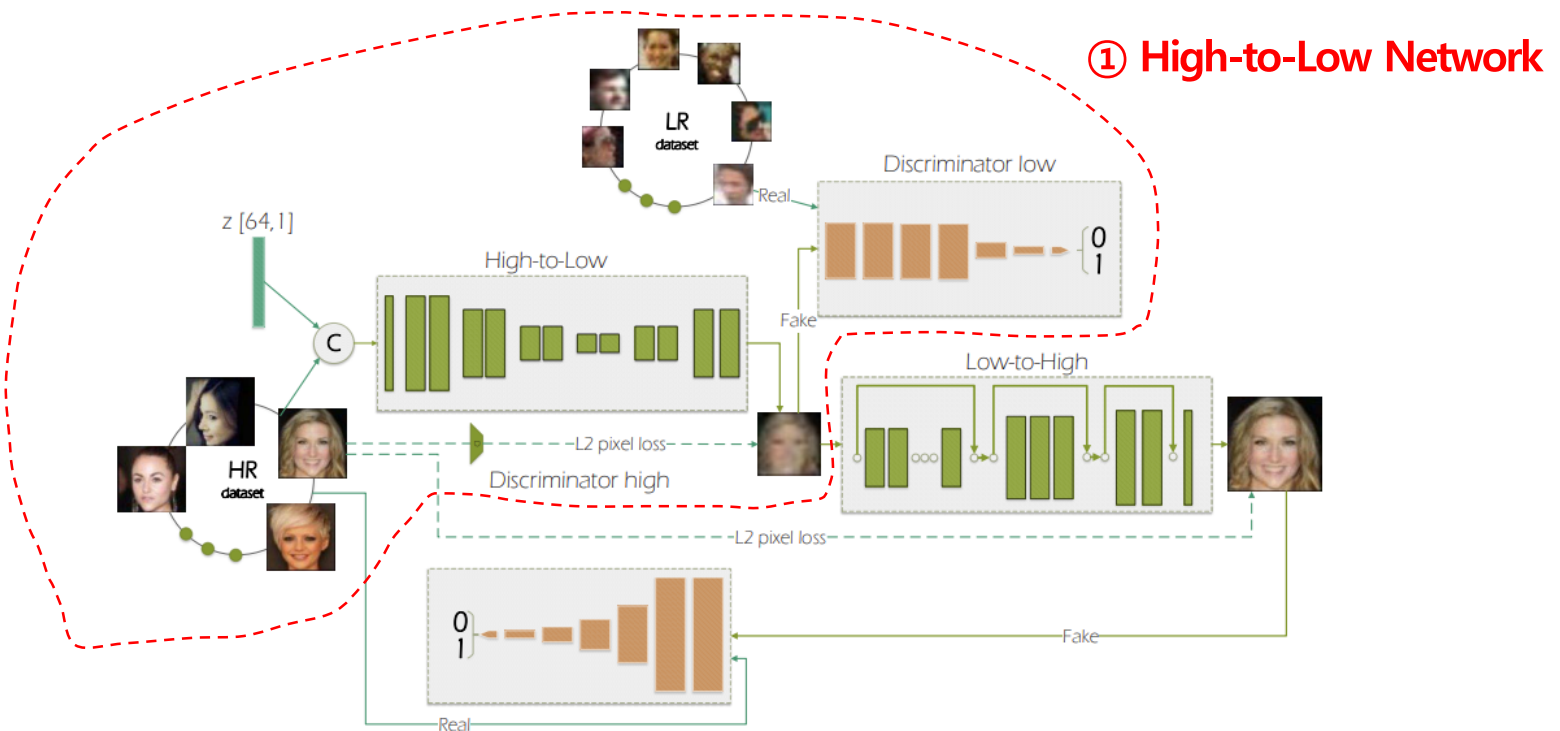
**이러한 Degradation을 하나씩 만들기 보다는,
학습을 통해서 Degradation해보자!**

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN 개요

- High-to-Low GAN과 Low-to-High로 구성된 2-stage Process
 - High-to-Low: Degradation Network – 학습 데이터 쌍 구축
 - Low-to-High: Super Resolution Network – Super Resolution 수행

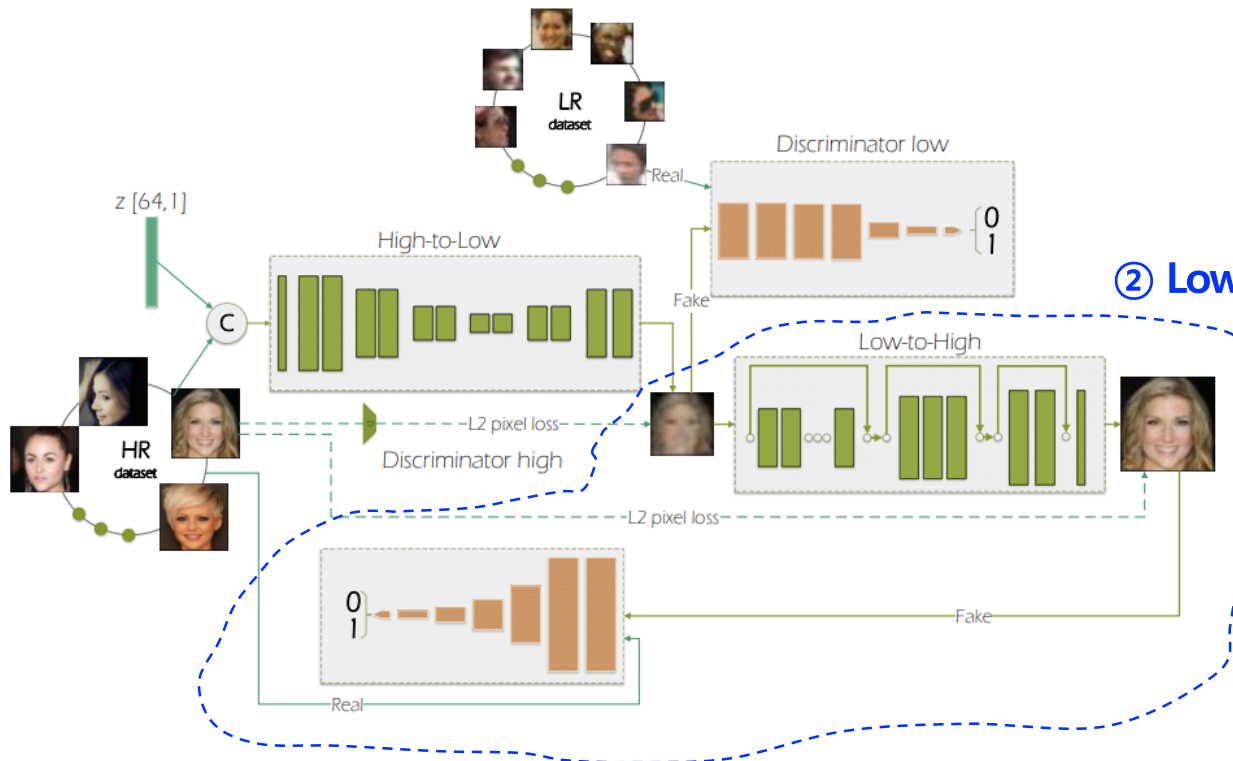


Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN 개요

- High-to-Low GAN과 Low-to-High로 구성된 2-stage Process
 - High-to-Low: Degradation Network – 학습 데이터 쌍 구축
 - Low-to-High: Super Resolution Network – Super Resolution 수행

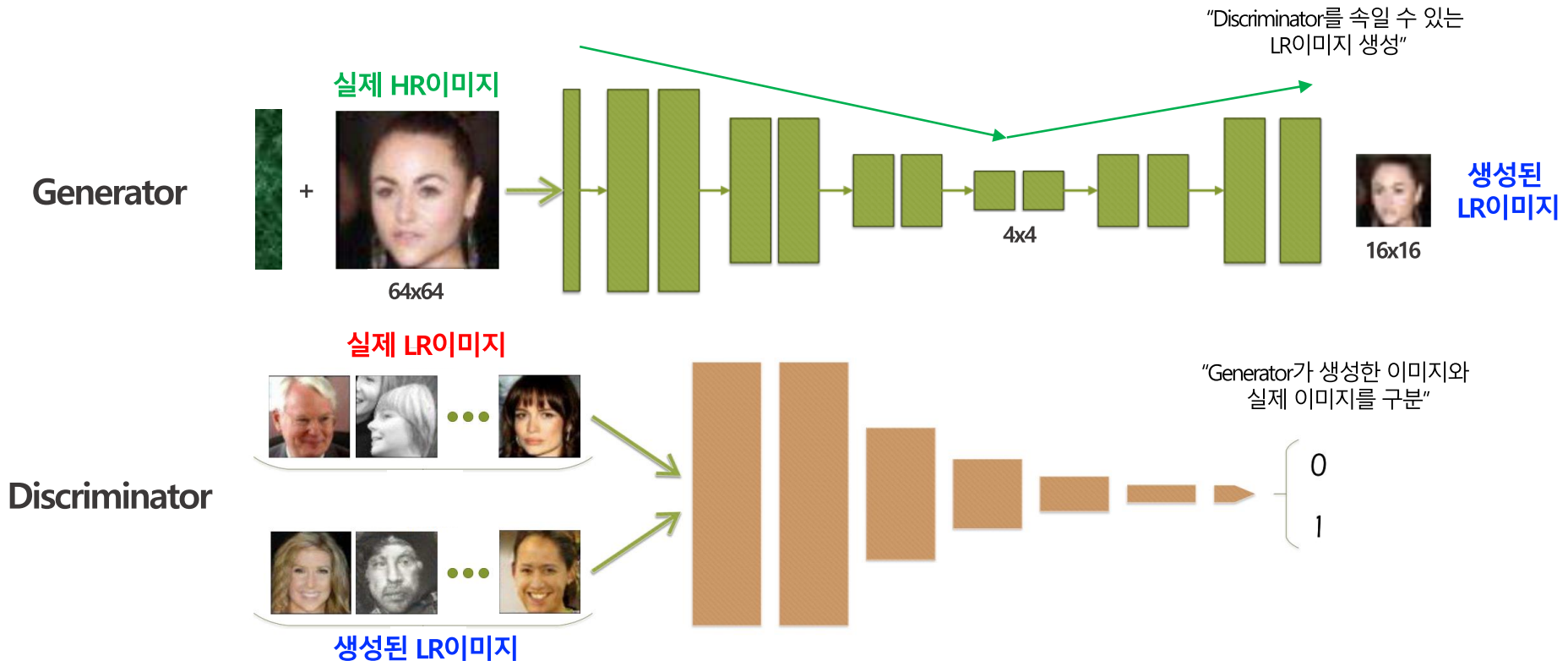


Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN①: High-to-Low GAN

- Pair가 없는 LR, HR이미지들을 학습에 활용
- GAN 기반의 모델 구조로, Generator와 Discriminator로 구성
 - Condition GAN처럼 Noise와 HR이미지를 Input으로 받음



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN①: High-to-Low GAN

- Loss = GAN Loss + Pixel Loss
 - GAN Loss: Improved WGAN + Spectral Normalization GAN
 - Pixel Loss: MSE Loss

$$l = \alpha l_{pixel} + \beta l_{GAN}$$

$$l_{GAN} = \mathbb{E}_{x \sim \mathbb{P}_r} [\min(0, -1 + D(x))] + \mathbb{E}_{\hat{x} \sim \mathbb{P}_g} [\min(0, -1 - D(\hat{x}))]$$

$$l_{pixel} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (\underline{F}(I^{hr})_{i,j} - G_{\theta_G}(I^d)_{i,j})^2$$

학습 안정화를 위한 보조 Loss

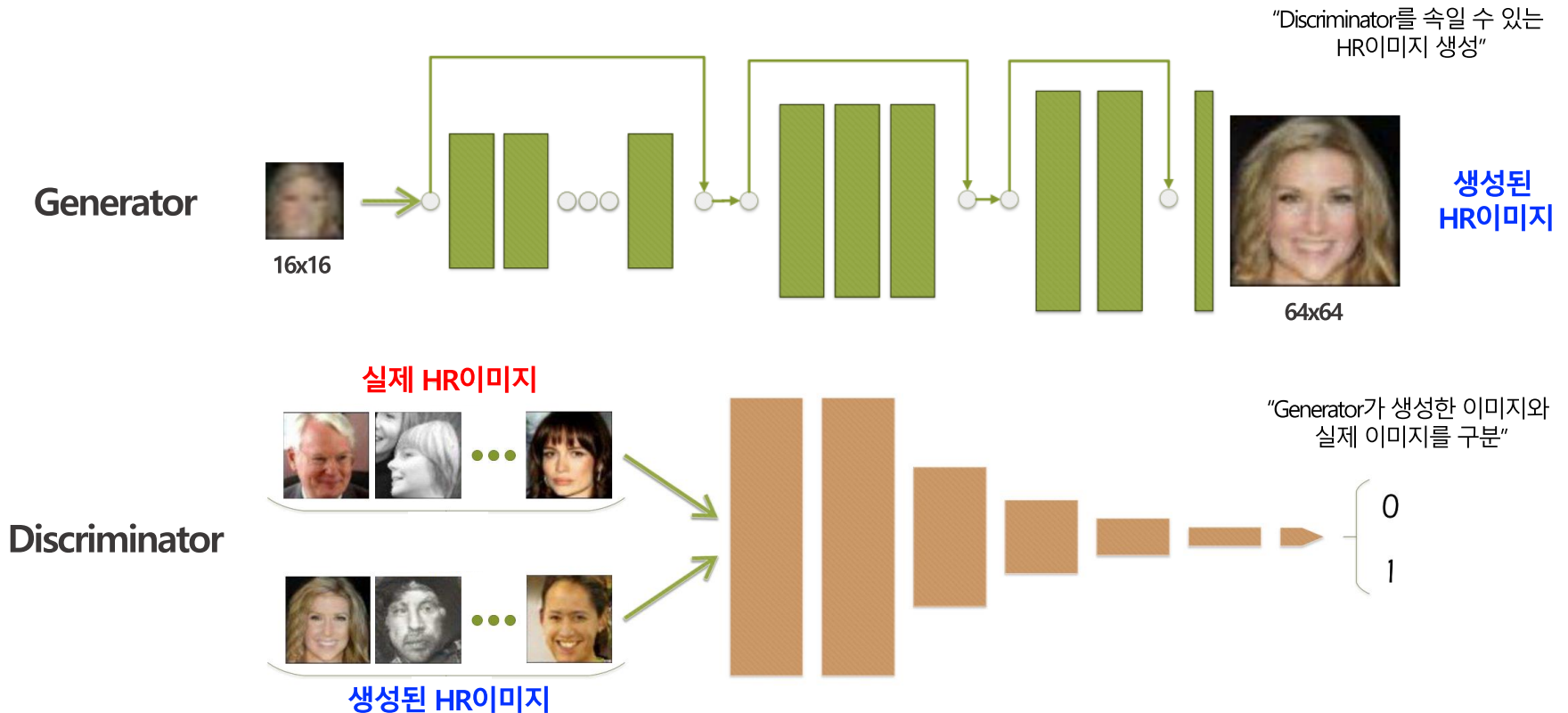
Average Pooling

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN②: Low-to-High GAN

- Super Resolution 수행 ($16 \times 16 \rightarrow 64 \times 64$)
- Generator와 Discriminator 서로 경쟁하며 학습
- Loss Function은 High-to-Low와 동일하게 구성



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ HLLHGAN②: Low-to-High GAN

- Super Resolution 수행 ($16 \times 16 \rightarrow 64 \times 64$)
- Generator와 Discriminator 서로 경쟁하며 학습
- Loss Function은 High-to-Low와 동일하게 구성

$$l = \alpha l_{pixel} + \beta l_{GAN}$$

$$l_{GAN} = \mathbb{E}_{x \sim \mathbb{P}_r} [\min(0, -1 + D(x))] + \mathbb{E}_{\hat{x} \sim \mathbb{P}_g} [\min(0, -1 - D(\hat{x}))]$$

$$l_{pixel} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (\underline{F}(I^{hr})_{i,j} - G_{\theta_G}(I^d)_{i,j})^2$$

학습 안정화를 위한 보조 Loss

Identity Function

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Result

- 시각적으로 현실적인지 나타내는 지표인 FID 측면에서는 SOTA성능 달성
- PSNR측면에서는 Competitive Performance
- 시각적으로 가장 실제 이미지처럼 복원됨

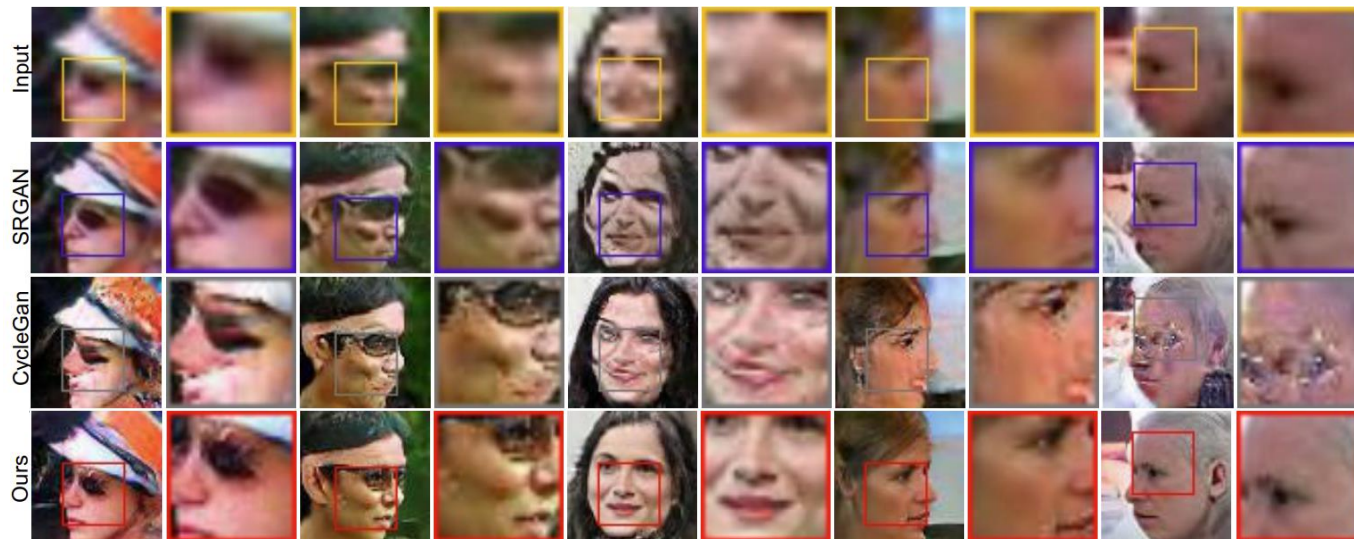
Method	FID	PSNR
	LR test set	LS3D-W
SRGAN [2]	104.80	23.19
CycleGan [3]	19.01	16.10
DeepDeblur [43]	294.96	19.62
Wavelet-SRNet [20]	149.46	23.98
FSRNet [42]	157.29	19.45
Low-to-High (trained on bilinear)	85.59	23.50
Low-to-High (trained on blur + bilinear)	84.68	22.87
High-to-Low+Low-to-High (pixel loss only)	87.91	23.22
Ours	14.89	19.30

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation ①: To Learn Image Super Resolution, Use a GAN to Learn How to do Image Degradation First (2018, ECCV)

❖ Result

- 시각적으로 현실적인지 나타내는 지표인 FID 측면에서는 SOTA성능 달성
- PSNR측면에서는 Competitive Performance
- 시각적으로 가장 실제 이미지처럼 복원됨



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Learning-based Degradation Estimation w/ Single Image

- 개별 이미지로 각 이미지에 적절한 Image-specific Degradation 기법을 추정 (인용수: 341회)
- KernelGAN

Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal-GAN

Sefi Bell-Kligler Assaf Shocher Michal Irani

Dept. of Computer Science and Applied Math

The Weizmann Institute of Science, Israel

Project website: <http://www.wisdom.weizmann.ac.il/~vision/kernelgan>

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

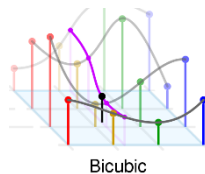
❖ Background

- 기존 SR은 Bicubic Downsampling이나 고정된 Classical Degradation으로 LR이미지를 생성
 - 현실에서는 이러한 방식으로 생성된 이미지는 매우 적음
 - LR이미지를 동일한 센서로 촬영했더라도, 카메라 움직임에 따라 다른 Degradation이 발생가능

HR



Bicubic
Degradation



LR



$$y = (\mathbf{x} \otimes \mathbf{k}) \downarrow_s + \mathbf{n}$$

Down sampling
Blur Kernel Gaussian Noise

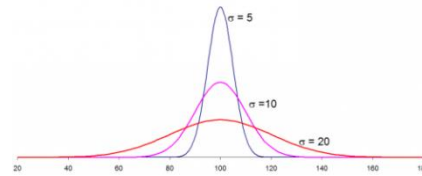
Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Intel

$$y = (\underbrace{x}_{\text{Input}} \otimes \underbrace{k}_{\text{Blur Kernel}}) \downarrow_s^{\text{Down sampling}} + \underbrace{n}_{\text{Gaussian Noise}}$$

❖ Background

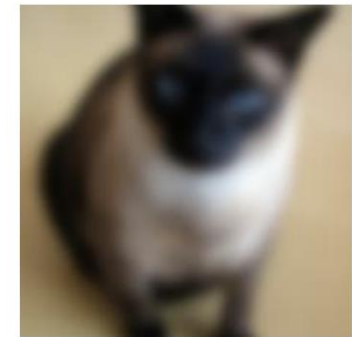
- 기존 SR은 Bicubic Downsampling이나 고정된 Classical Degradation으로 LR이미지를 생성
 - 현실에서는 이러한 방식으로 생성된 이미지는 매우 적음
 - LR이미지를 동일한 센서로 촬영했더라도, 카메라 움직임에 따라 다른 Degradation이 발생가능



---> $\frac{1}{273}$

1	4	7	4	1
4	16	26	16	4
7	26	41	26	7
4	16	26	16	4
1	4	7	4	1

Blur Kernel



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Inter

$$\mathbf{y} = (\mathbf{x} \otimes \mathbf{k}) \downarrow_s + \mathbf{n}$$

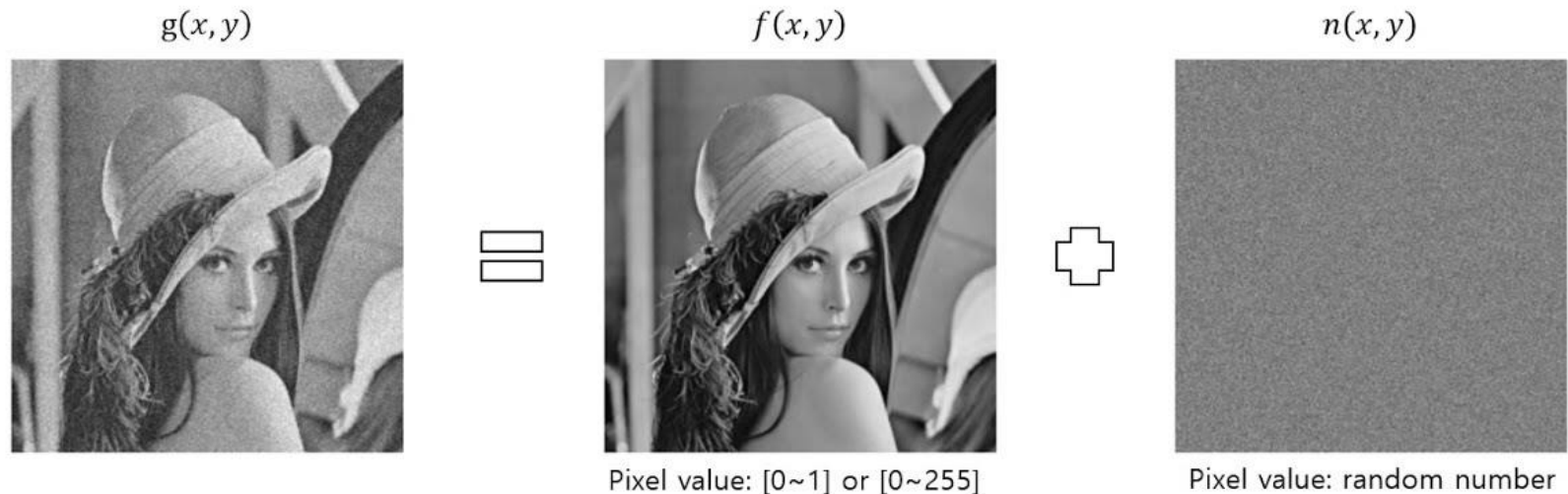
Down
sampling

Blur
Kernel

Gaussian
Noise

❖ Background

- 기존 SR은 Bicubic Downsampling이나 고정된 Classical Degradation으로 LR이미지를 생성
 - 현실에서는 이러한 방식으로 생성된 이미지는 매우 적음
 - LR이미지를 동일한 센서로 촬영했더라도, 카메라 움직임에 따라 다른 Degradation이 발생가능



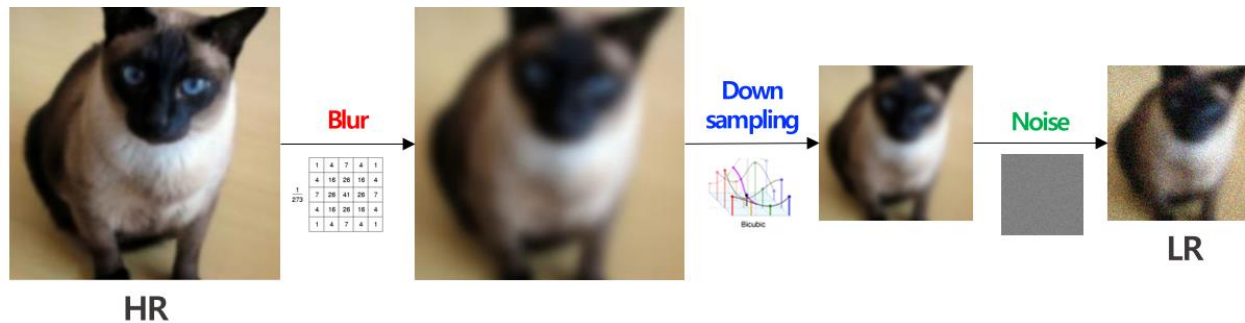
Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Inter

$$y = (\underbrace{x}_{\text{HR}} \otimes \underbrace{k}_{\text{Blur Kernel}}) \underbrace{\downarrow_s}_{\text{Down sampling}} + \underbrace{n}_{\text{Gaussian Noise}}$$

❖ Background

- 기존 SR은 Bicubic Downsampling이나 고정된 Classical Degradation으로 LR이미지를 생성
 - 현실에서는 이러한 방식으로 생성된 이미지는 매우 적음
 - LR이미지를 동일한 센서로 촬영했더라도, 카메라 움직임에 따라 다른 Degradation이 발생가능



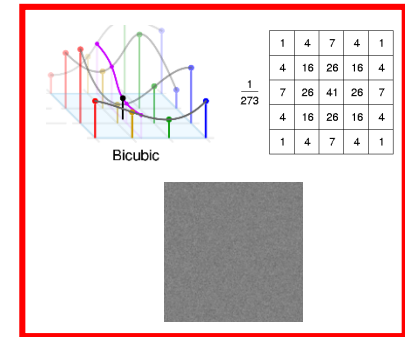
<https://slidesplayer.org/slide/14595989/v>
<https://blog.roboflow.com/content/images/2020/03/cats-blur.png>
<https://www.spcforexcel.com/knowledge/basic-statistics/normal-distribution>
https://www.youtube.com/watch?v=-Vk23ye2o_I

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Background

- 기존 Blind SR은 각 이미지에 특화된(Image-specific) Degradation을 만들어내지 못함
- 실제 Kernel은 LR이미지의 다양한 스케일에서 Patch Recurrence를 극대화하는 Kernel
 - 가정: Scale에 따른 Recurrence Property는 Degradation 추정에 매우 효과적임
 - Patch의 분포를 최대한 보존하는 Kernel을 추정하자!



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (

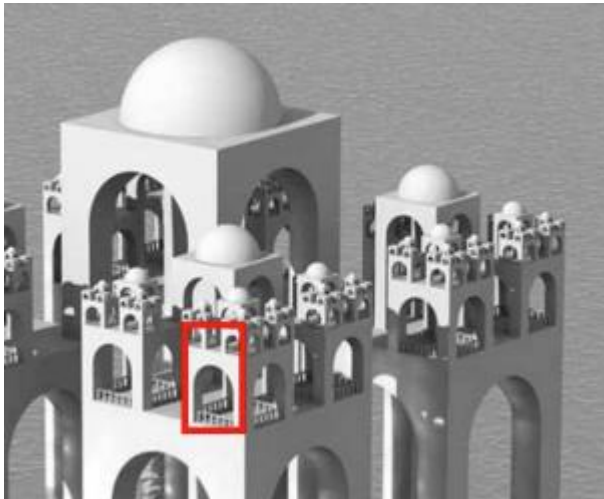
$$y = (\mathbf{x} \otimes \mathbf{k}) \downarrow_s$$

Down
sampling

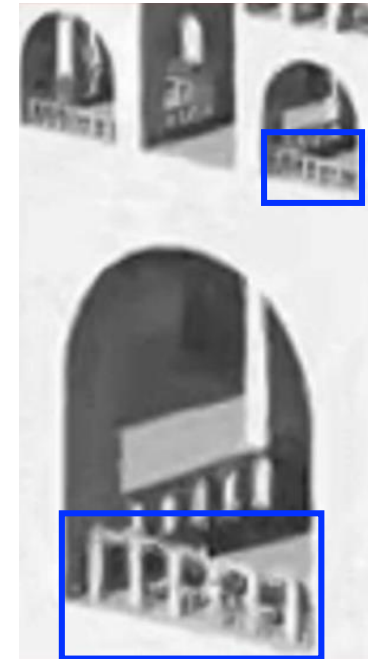
Blur
Kernel

❖ Background

- 기존 Blind SR은 각 이미지에 특화된(Image-specific) Degradation을 만들어내지 못함
- 실제 Blur Kernel은 LR이미지의 다양한 스케일에서 Patch Recurrence를 극대화하는 Kernel
 - 가정: Scale에 따른 Recurrence Property는 Degradation 추정에 매우 효과적이다.
 - Patch의 분포를 최대한 보존하는 Kernel을 추정하자!



이미지 내 유사한 패턴은
이미지 복원에 큰 정보가 된다.



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Background

- 기존 Blind SR은 각 이미지에 특화된(Image-specific) Degradation을 만들어내지 못함
- 실제 Kernel은 LR이미지의 다양한 스케일에서 Patch Recurrence를 극대화하는 Kernel
 - 가정: Scale에 따른 Recurrence Property는 Degradation 추정에 매우 효과적이다.
 - Patch의 분포를 최대한 보존하는 Kernel을 추정하자!

*** 핵심 Point ***

- ① HLLHGAN은 모든 이미지에 동일한 Degradation 기법을 적용
그러나, Real-World 이미지는 동일한 Degradation을 갖지 않는다.

→ 각 Image에 특화된 Degradation을 적용하자!

- ② HLLHGAN은 Degradation Network 및 SR Network를 모두 학습
그러나, SR Network는 사전에 잘 연구된 모델이 많음

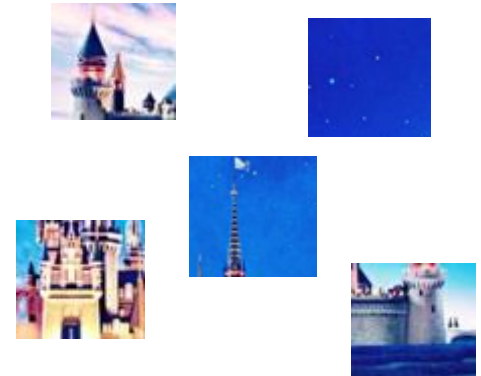
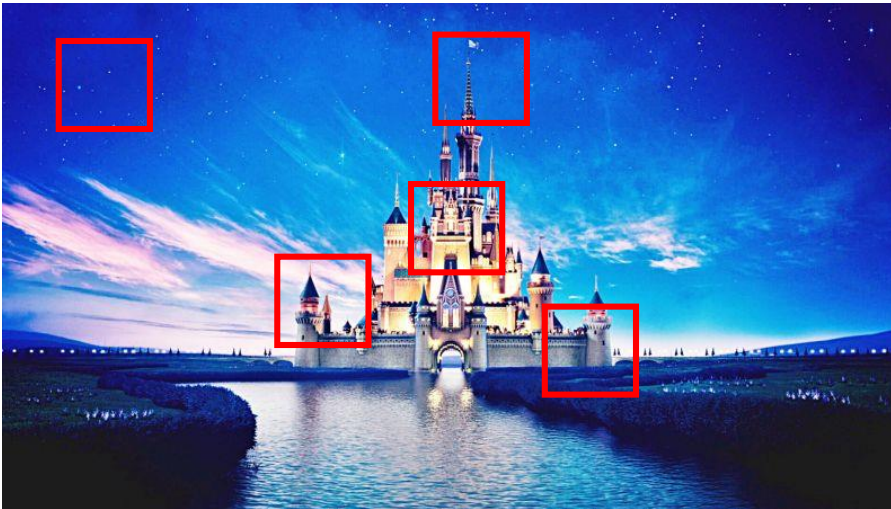
→ Degradation Network만 새롭게 제안하고, SR Network는 기존에 잘 연구된 모델을 활용하자.

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ KernelGAN

- 하나의 이미지로만 학습하며, 이미지 내 패치 단위로 학습을 수행
- Inference 시, Train과 Test를 동시에 수행
 - Image-specific Kernel 생성 가능
 - Layer가 얇은 특징 (V100 기준, 60초 소요)

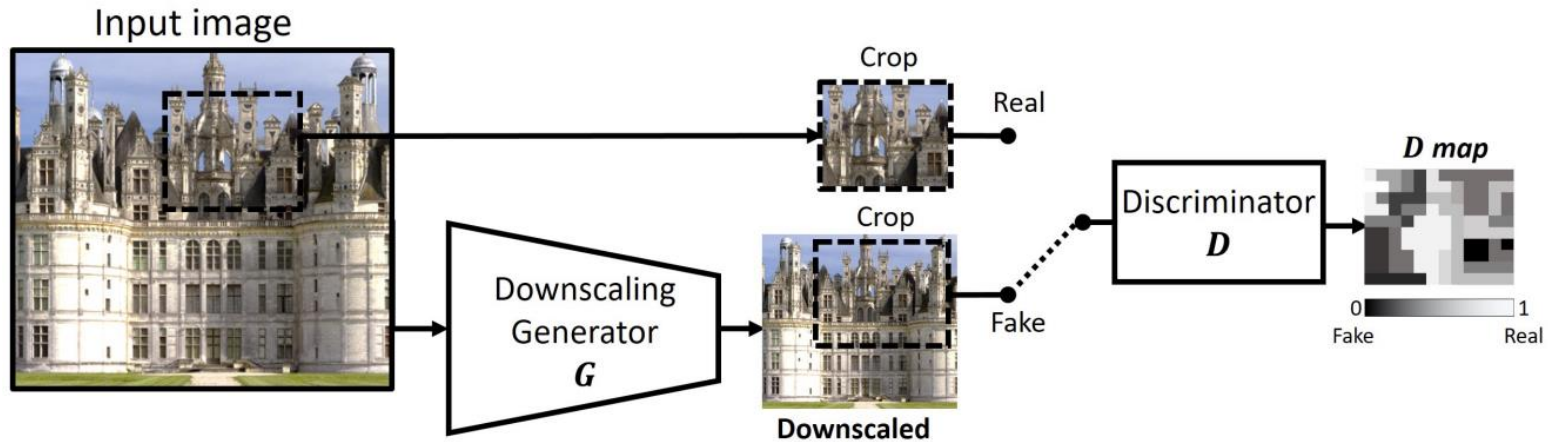


Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ KernelGAN

- Generator: HR이미지에서 LR이미지를 생성
- Discriminator: 생성된 이미지 여부를 픽셀단위로 식별



Algorithms

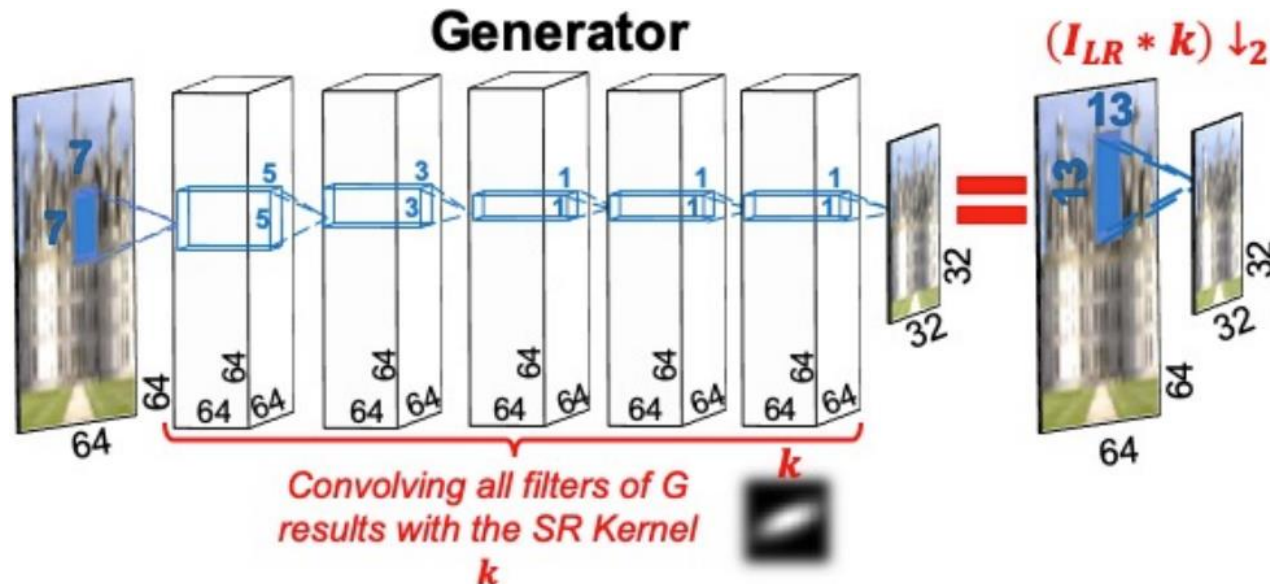
Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Inter

$$\mathbf{y} = (\mathbf{x} \otimes \mathbf{k}) \downarrow_s + \mathbf{n}$$

Down sampling
Blur Kernel Gaussian Noise

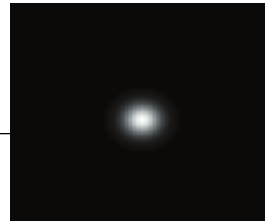
❖ KernelGAN

- Generator: LSGAN Loss + Regularization
 - Pooling 및 활성화함수를 활용하지 않는 Linear Convolution 형태로 구성
 - “실제 Degradation Kernel에는 비선형성이 적용되어서는 안된다.”
 - Regularization: 현실과 유사한 Kernel을 만들어 내기 위함



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)



❖ KernelGAN

- Generator: LSGAN Loss + Regularization
 - Pooling 및 활성화함수를 활용하지 않는 Linear Convolution 형태로 구성
 - “실제 Degradation Kernel에는 비선형성이 적용되어서는 안된다.”
 - Regularization: 현실과 유사한 Kernel을 만들어 내기 위함

$$G^*(I_{LR}) = \underset{G}{\operatorname{argmin}} \max_D \left\{ \underbrace{\mathbb{E}_{x \sim \text{patches}(I_{LR})} [|D(x) - 1| + |D(G(x))|]}_{\text{LSGAN}} + \underbrace{\mathcal{R}}_{\text{Regularization}} \right\}$$

$$\mathcal{R} = \alpha \mathcal{L}_{\text{sum_to_1}} + \beta \mathcal{L}_{\text{boundaries}} + \gamma \mathcal{L}_{\text{sparse}} + \delta \mathcal{L}_{\text{center}}$$

$$\mathcal{L}_{\text{sum_to_1}} = \left| 1 - \sum_{i,j} k_{i,j} \right| \quad \text{Kernel 정규화}$$

$$\mathcal{L}_{\text{boundaries}} = \sum_{i,j} |k_{i,j} \cdot m_{i,j}| \quad \text{중심을 기준으로 값이 작아지도록}$$

$$\mathcal{L}_{\text{sparse}} = \sum_{i,j} |k_{i,j}|^{1/2} \quad \text{Lasso처럼 작은 값은 아예 0으로}$$

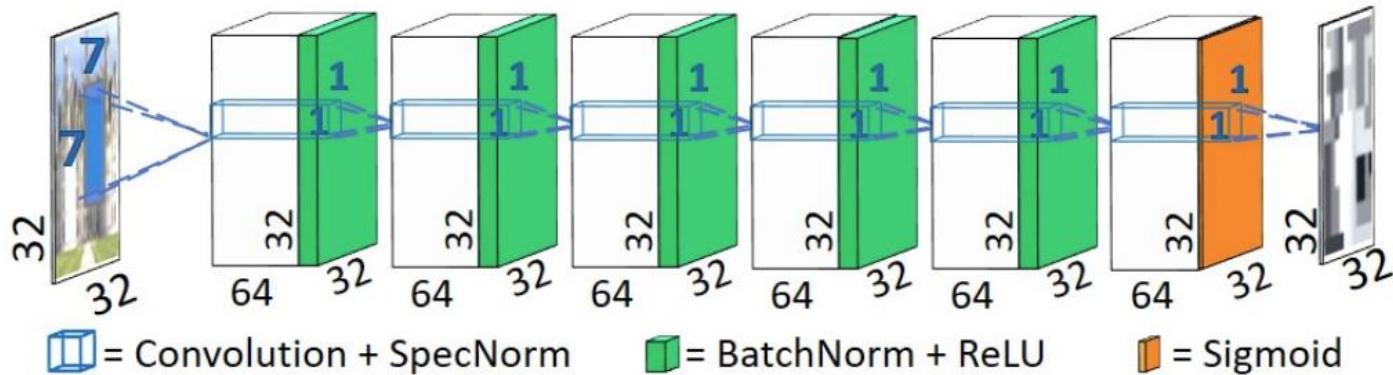
$$\mathcal{L}_{\text{center}} = \left\| (x_0, y_0) - \frac{\sum_{i,j} k_{i,j} \cdot (i,j)}{\sum_{i,j} k_{i,j}} \right\|_2 \quad \text{Kernel 중심 정의}$$

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ KernelGAN

- Discriminator: Pixel-wise MSE
 - 각 픽셀이 생성된 것인지, 실제 픽셀인지 식별
 - Label이 모두 0(가짜)이거나, 1(진짜) 이미지

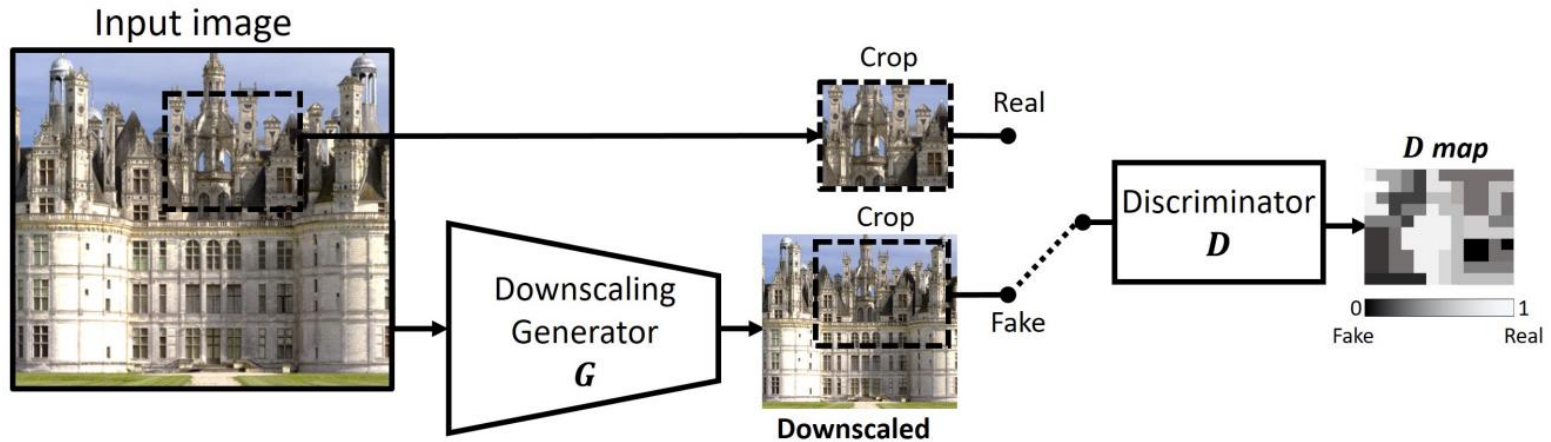


Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ KernelGAN

- ① 실제 이미지 내 Patch를 Crop
- ② 이미지를 G로 Downsampling → 생성된 이미지 내 Patch를 Crop
- ③ ①과 ②를 Discriminator에 넣어 Pixel-wise MSE로 학습

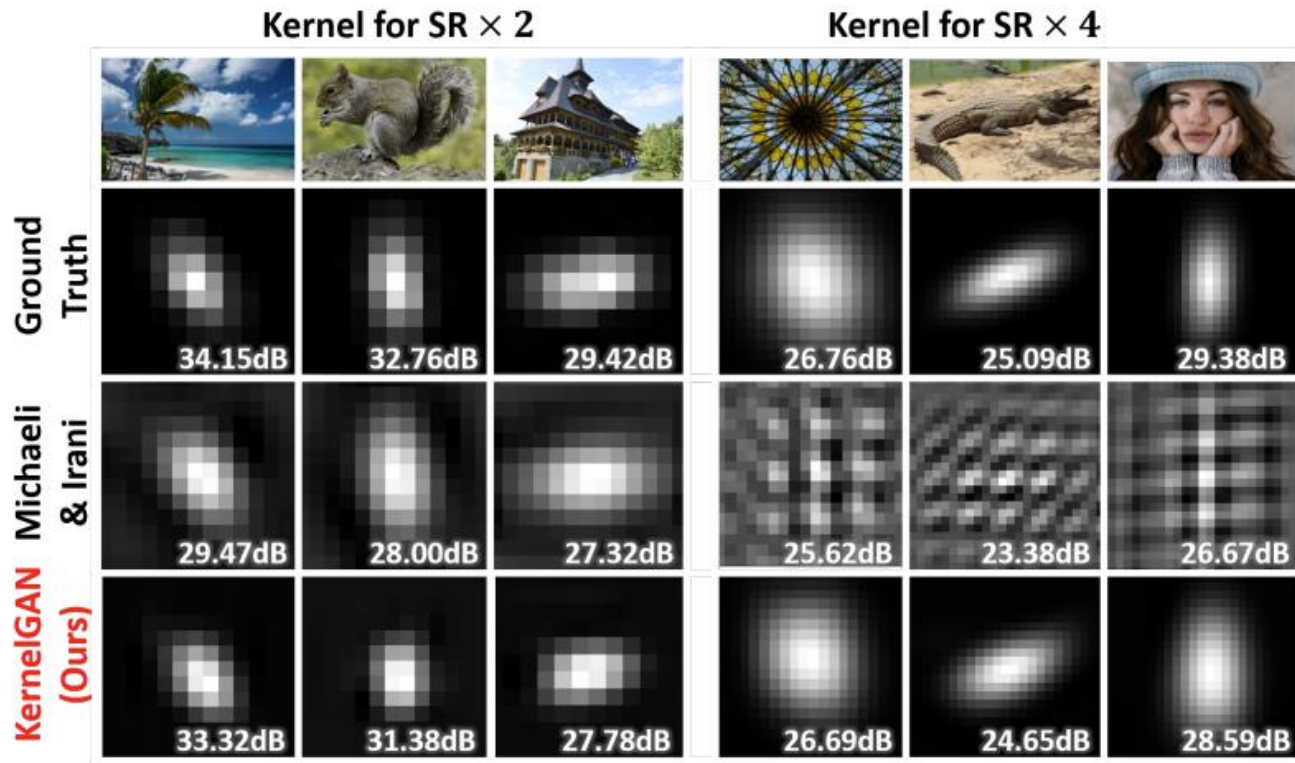


Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Result

- 다양한 스케일에서 실제 Downsampling Kernel과 유사한 결과를 보여줌
 - Generator가 Linear로 구성 되어있기에, 하나의 Kernel로 표현 가능



Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Result

- Bicubic 등 보다 좋은 성능을 보임 (PSNR / SSIM)
- 기존 Blind SR 알고리즘보다 좋은 성능을 보임

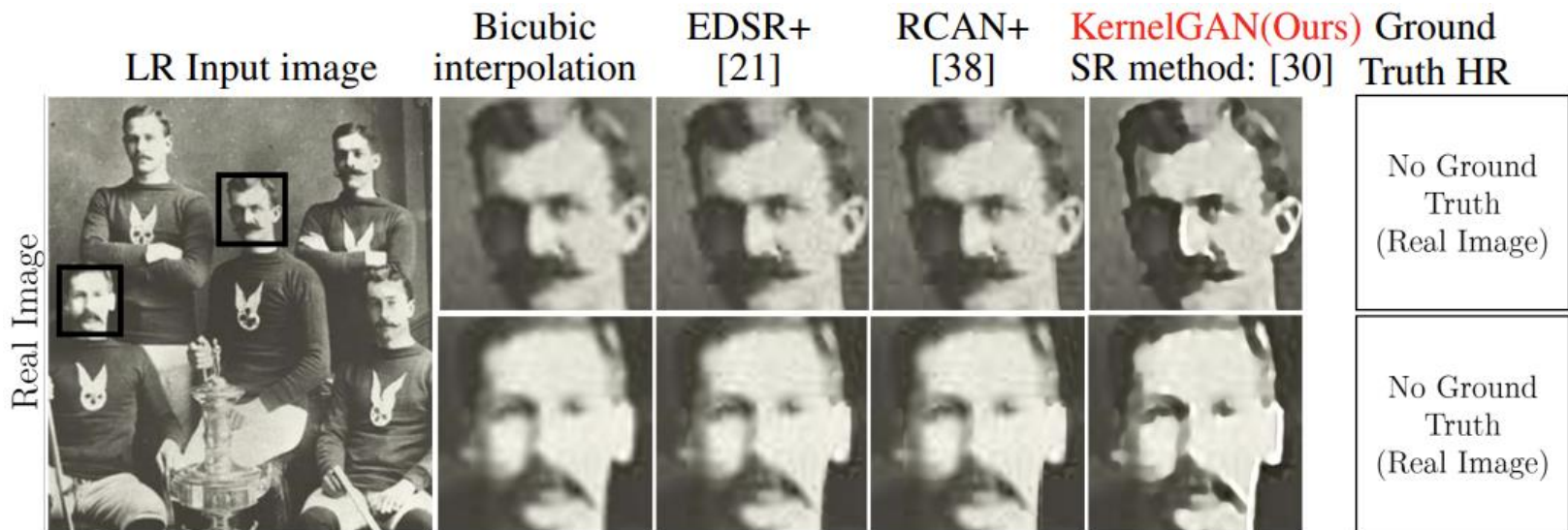
	Method	×2	×4
Type 1: SotA SR algorithms (trained on bicubically downscaled images)	Bicubic Interpolation	28.731 / 0.8040	25.330 / 0.6795
	Bicubic kernel + ZSSR [30]	29.102 / 0.8215	25.605 / 0.6911
	EDSRplus [21]	29.172 / 0.8216	25.638 / 0.6928
	RCANplus [38]	29.198 / 0.8223	25.659 / 0.6936
Type 2: Blind-SR NTIRE'18 [31] winners	PDN [34] - 1st in NTIRE track4	-	26.340 / 0.7190
	WDSR [36] - 1st in NTIRE track2	-	21.546 / 0.6841
	WDSR [36] - 1st in NTIRE track3	-	21.539 / 0.7016
	WDSR [36] - 2nd in NTIRE track4	-	25.636 / 0.7144
Type 3: kernel estimation + non Blind-SR algorithm	Michaeli & Irani [24] + SRMD [37]	25.511 / 0.8083	23.335 / 0.6530
	Michaeli & Irani [24] + ZSSR [30]	29.368 / 0.8370	26.080 / 0.7138
	KernelGAN (Ours) + SRMD [37]	29.565 / 0.8564	25.711 / 0.7265
	KernelGAN (Ours) + ZSSR [30]	30.363 / 0.8669	26.810 / 0.7316
Type 4: Upper bound	Ground-truth kernel + SRMD [37]	31.962 / 0.8955	27.375 / 0.7655
	Ground-truth kernel + ZSSR [30]	32.436 / 0.8992	27.527 / 0.7446

Algorithms

Learning-based Degradation Estimation②: Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal GAN (2019, NIPS)

❖ Result

- 시각적으로도 가장 잘 복원된 것을 확인할 수 있음



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ Heuristic Degradation Estimation – Complex Degradation

- Classical Degradation 기법들을 확장하고, Shuffle하여 적용 (인용수: 243회)
- BSRGAN

Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super-Resolution

Kai Zhang¹ Jingyun Liang¹ Luc Van Gool^{1,2} Radu Timofte¹

¹Computer Vision Lab, ETH Zurich, Switzerland ²KU Leuven, Belgium

{kai.zhang, jinliang, vangool, timofte}@vision.ee.ethz.ch

<https://github.com/cszn/BSRGAN>

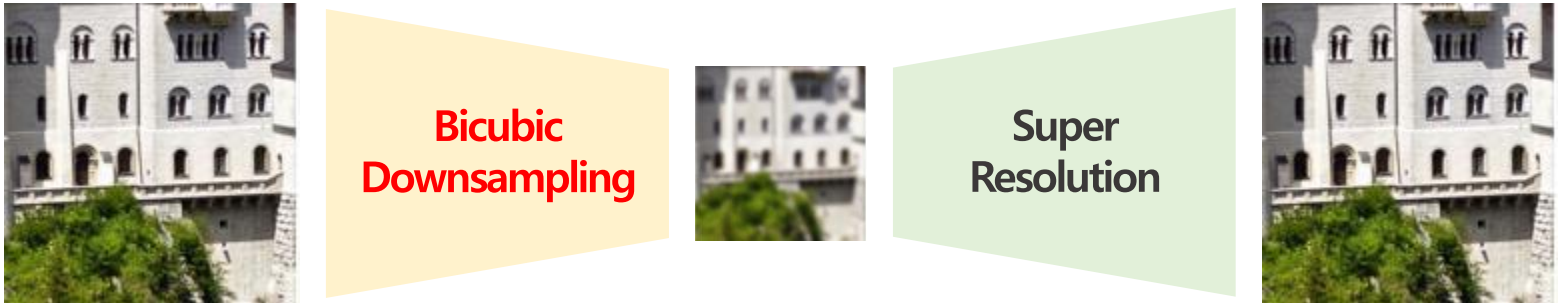
Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ Background

- 기존 SR: Bicubic Downsampling으로 LR이미지를 생성
- 기존 Blind SR: Blur 및 Gaussian Noise를 포함한 Classical Degradation 기법들을 함께 활용
 - 그러나 여전히 Real-World 이미지들은 잘 복원하지 못함

Non Blind SR



Blind SR



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ Background

- “Real-World Degradation을 충분히 대변할 수 있는 LR이미지를 만들어야만 한다.”
- 가설: 기존의 Degradation Space를 확장하면 다양한 Degradation을 반영 가능할 것



HR이미지



Classical Degradation 이미지

Degradation Space를 확장할 수 있을까?

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN 개요

Blur, Downsampling, Noise

- 기존의 Classical Degradation에서 정의되는 3가지 핵심 요소를 각각 다양하게 확장
- Classical Degradation에서 적용되는 순서를 랜덤하게 적용하여 Degradation Space 확장
- 학습을 통해 적절한 요소들을 추정하는 것이 아닌, Hand-crafted 방식 적용



HR이미지



Classical Degradation 이미지

$$y = (x \otimes k) \downarrow_s + n$$

Blur → Downsampling → Noise



다양한 Degradation 이미지

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN 개요

Blur, Downsampling, Noise

- 기존의 Classical Degradation에서 정의되는 3가지 핵심 요소를 각각 다양하게 확장
- Classical Degradation에서 적용되는 순서를 랜덤하게 적용하여 Degradation Space 확장
- 학습을 통해 적절한 요소들을 추정하는 것이 아닌, Hand-crafted 방식 적용

*** 핵심 Point ***

KernelGAN은 각 Image에 특화된 Degradation 기법을 활용
그러나, Blur만 효과적으로 추정할 뿐, Downsampling이나 Noise는 여전히 Real-World를 반영하지 못함

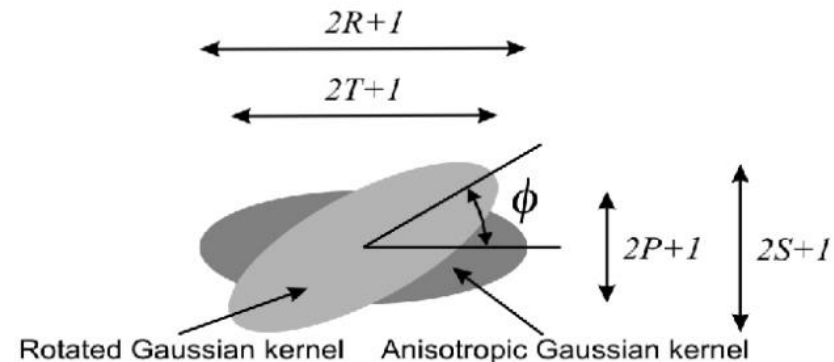
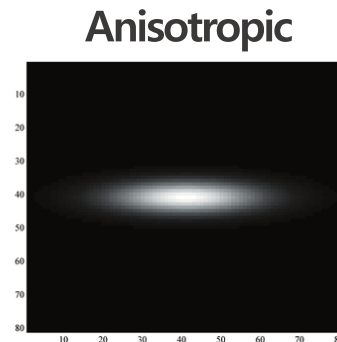
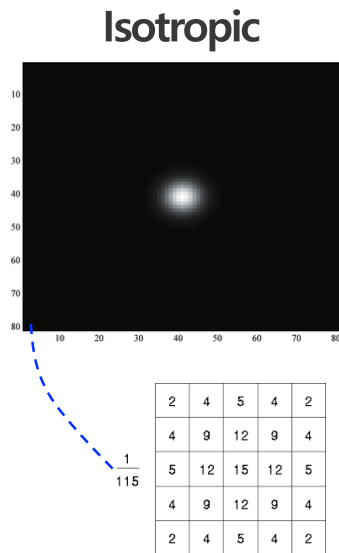
→ Real-World에 존재할 법한 Blur, Downsampling, Noise Space를 확장하자.

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Blur

- Isotropic Gaussian Kernel 및 Anisotropic Gaussian Kernel 2가지를 모두 적용 (100% 적용)
 - 다양한 Kernel 사이즈 ($7 \times 7 \sim 21 \times 21$)
 - 다양한 Kernel Width (0.1~2.4)
 - 다양한 Rotation Angle (0.5~6)

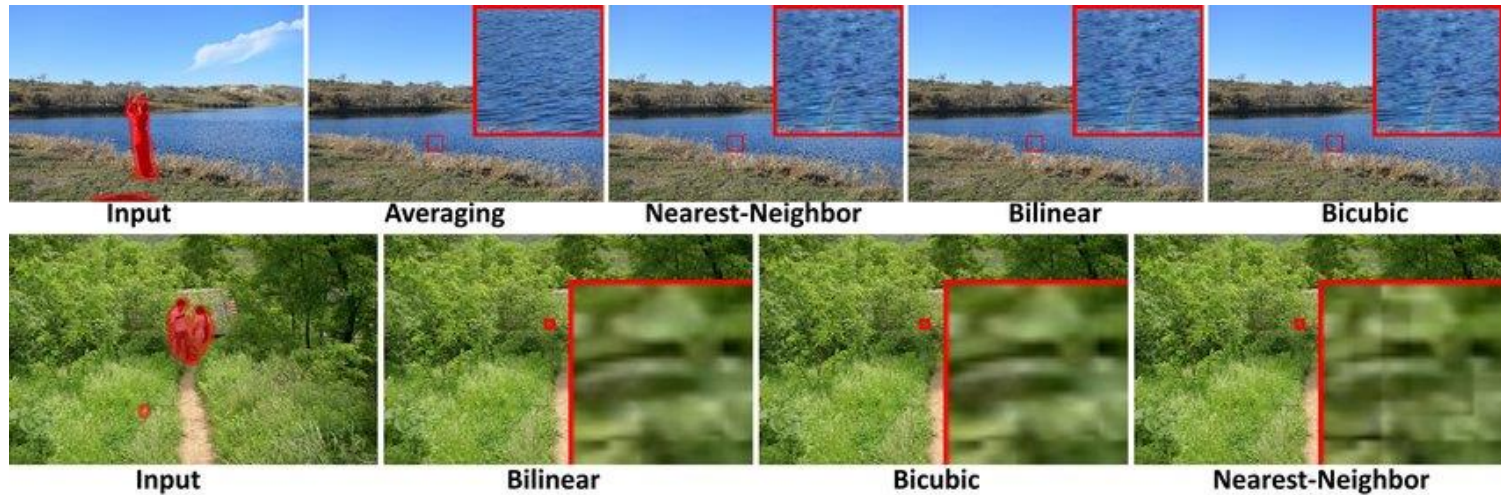
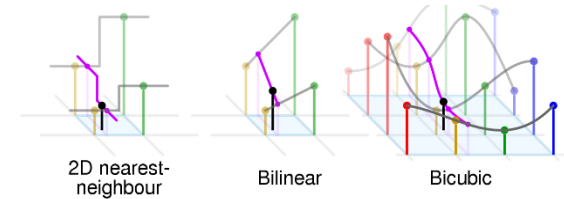


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Downsampling

- 4가지 Downsampling 기법들 중 1가지를 적용 (100% 적용)
 - Nearest: 가까운 픽셀값을 할당
 - Bilinear: 선형 보간
 - Bicubic: 비선형 보간
 - Down-up: 이미지를 더 줄인 후, 다시 크게 하는 전략



Algorithms

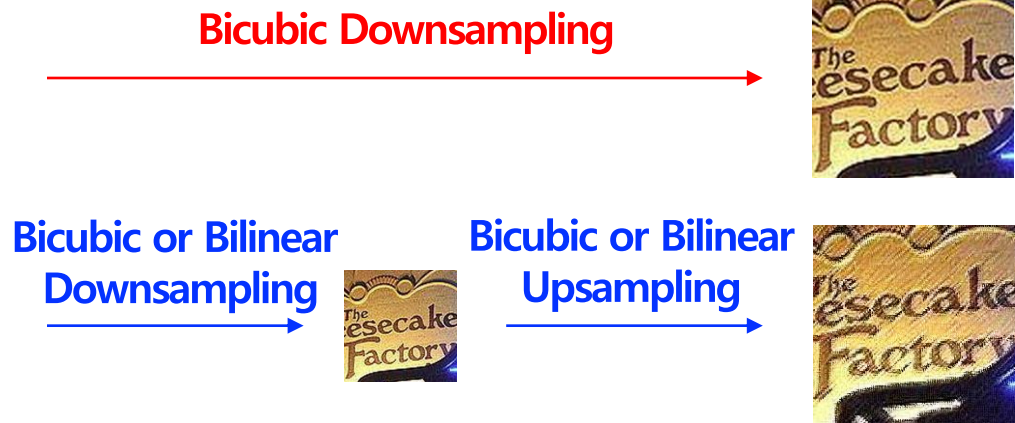
Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Downsampling

- 4가지 Downsampling 기법들 중 1가지를 적용 (100% 적용)
 - Nearest: 가까운 픽셀값을 할당
 - Bilinear: 선형 보간
 - Bicubic: 비선형 보간
 - Down-up: 이미지를 더 줄인 후, 다시 크게 하여 Downsampling



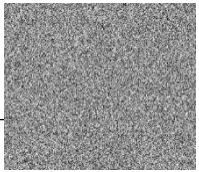
원본 이미지



Downsampling 결과

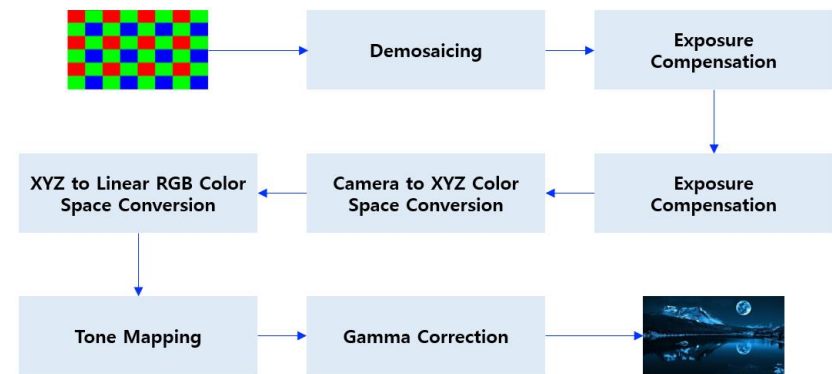
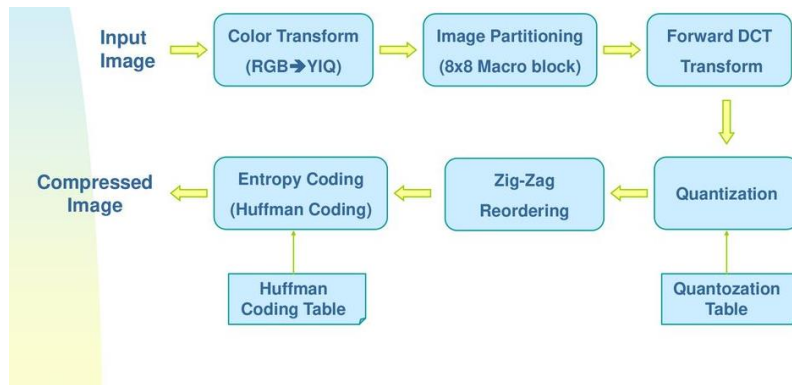
Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)



❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Noise

- Gaussian Noise, JPEG Compression Noise, Camera Sensor Noise를 확률적으로 적용
 - Gaussian Noise: Gaussian 분포를 따르는 일반적인 Noise (100% 적용)
 - JPEG Compression Noise: 이미지를 저장할 때, 발생하는 Noise (중간에 75% 적용, 마지막은 100% 적용)
 - Camera Sensor Noise: 카메라에서 이미지를 처리하는 과정 중 발생가능한 Noise (25% 적용)

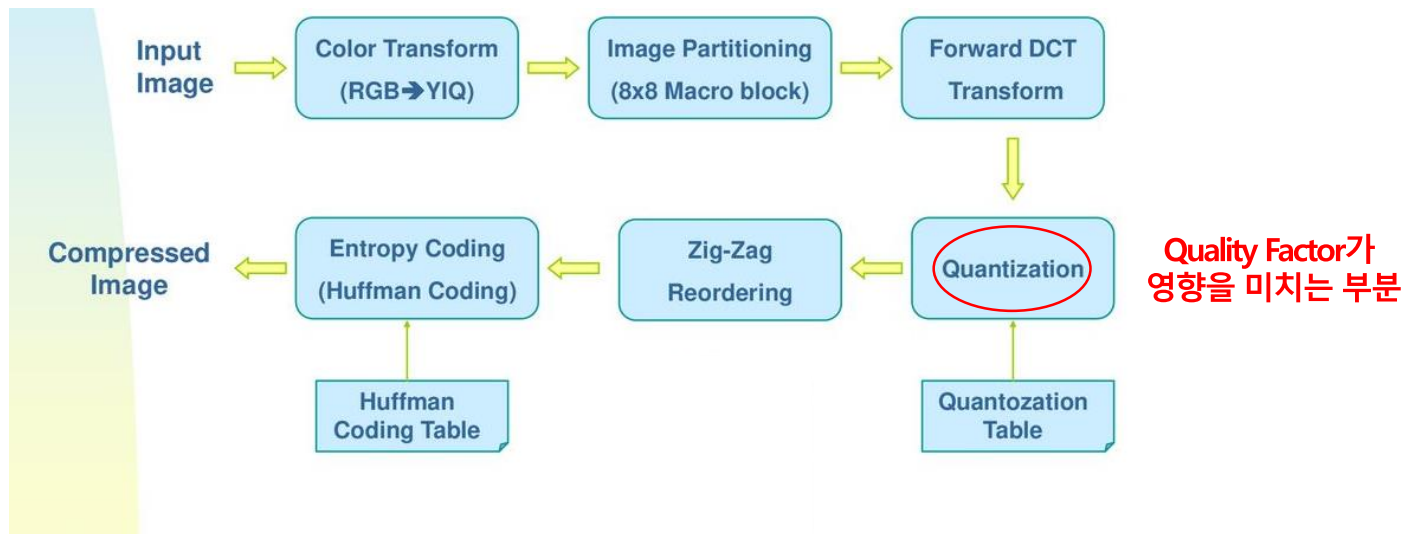


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Noise

- JPEG Compression Noise: 이미지를 JPEG 등 확장자로 저장할 때, 발생하는 노이즈
 - Quality Factor [0, 100] → 중간 과정에 75% 확률로 적용
 - Quality Factor [30, 95] → 가장 마지막 Degradation Step으로 고정
 - Quality Factor가 0에 가까울수록 많이 왜곡된 형태이며, 100에 가까울수록 덜 왜곡된 형태
 - ✓ 많이 왜곡될수록 용량은 적음

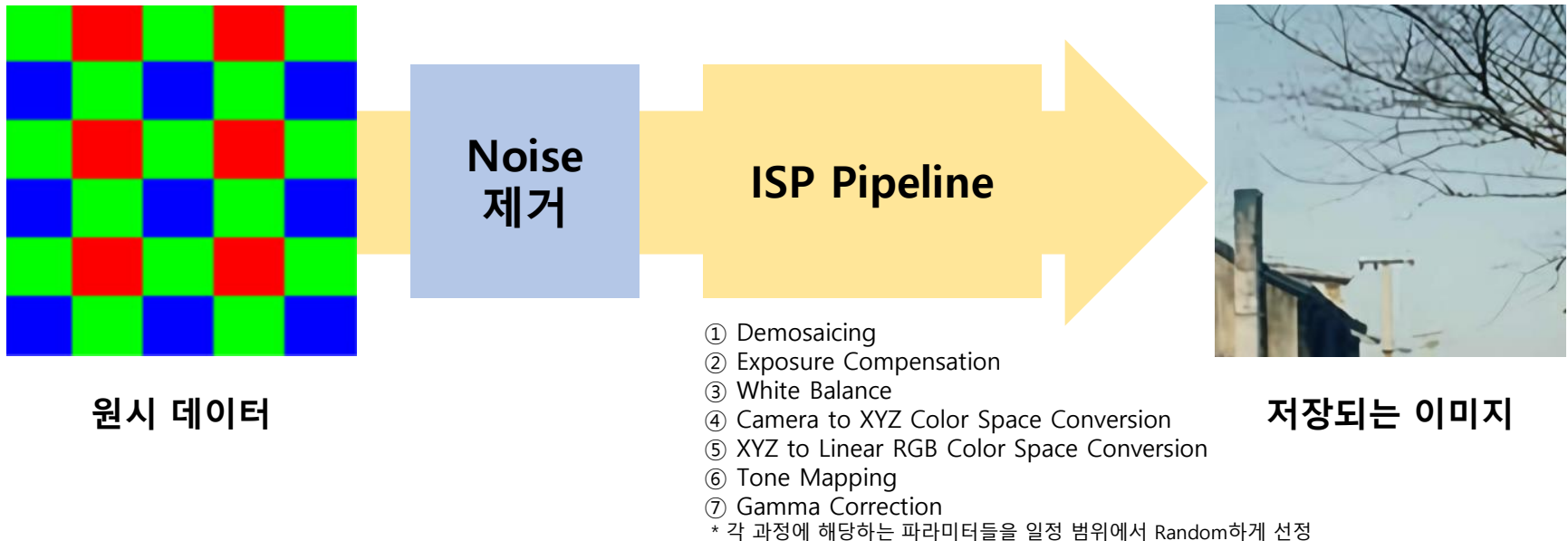


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Noise

- Camera Sensor Noise: 이미지 처리과정에서 발생하는 노이즈
- 디지털 카메라는 센서 데이터를 이미지 신호처리(ISP) 파이프라인에 통과시켜 이미지를 얻음
- 이때, Noise를 제거하지 않고 파이프라인에 넣으면 이미지의 품질이 떨어짐
 - Noise를 제거하지 않고 처리된 이미지를 고려하고자 함

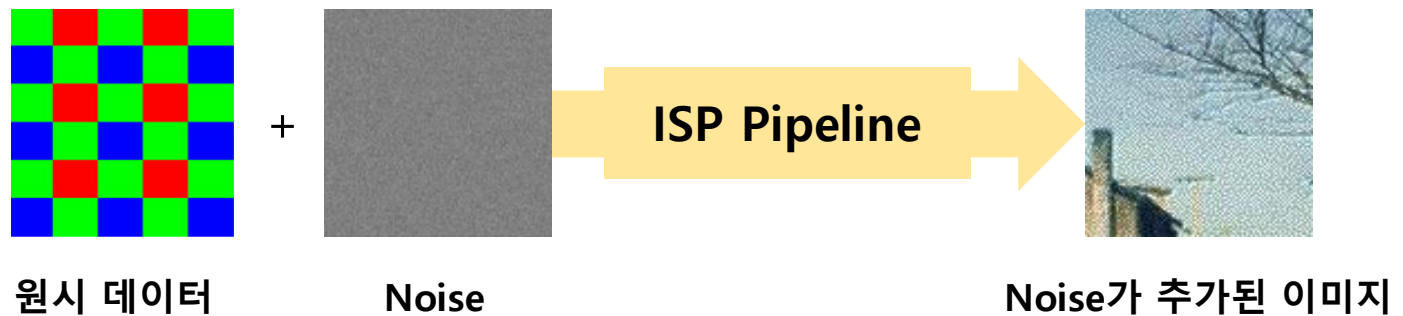
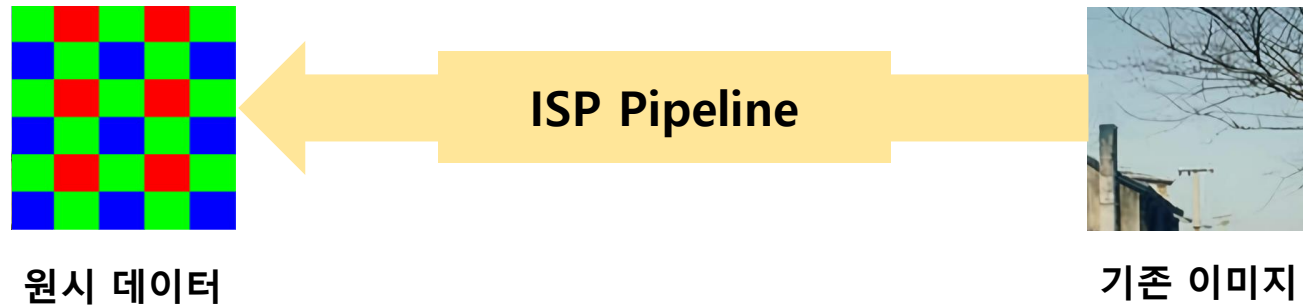


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN① 개별 요소의 확장 - Noise

- 저장된 이미지를 ISP Pipeline의 역으로 넣어주어 원시 데이터를 복원
- 원시 데이터에 노이즈를 추가한 후, ISP Pipeline에 넣어주어 노이즈가 추가된 이미지를 얻음

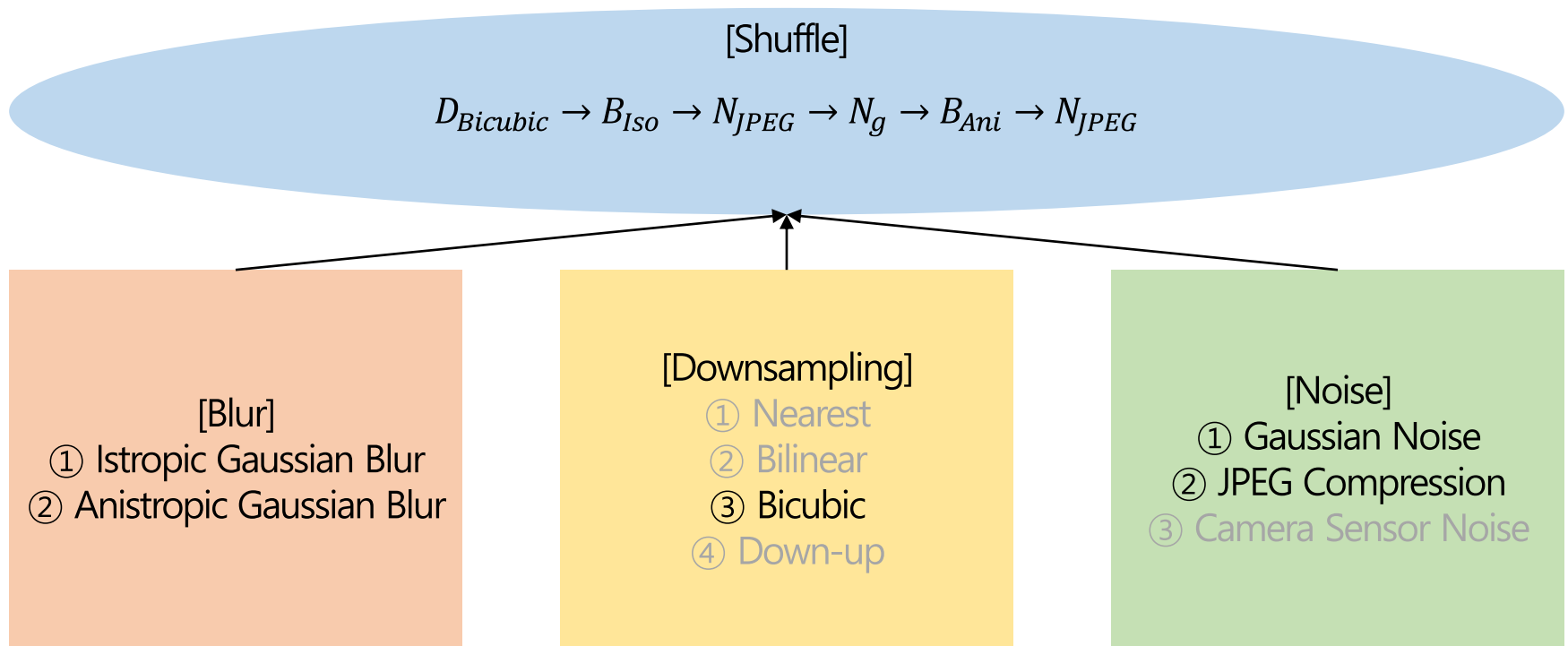


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN② Random Shuffle

- “모든 이미지는 동일한 과정으로 Degradation 되지 않는다.”
- 앞에서 정의한 Degradation 기법들을 랜덤한 순서로 적용하여 Degradation Space 확장

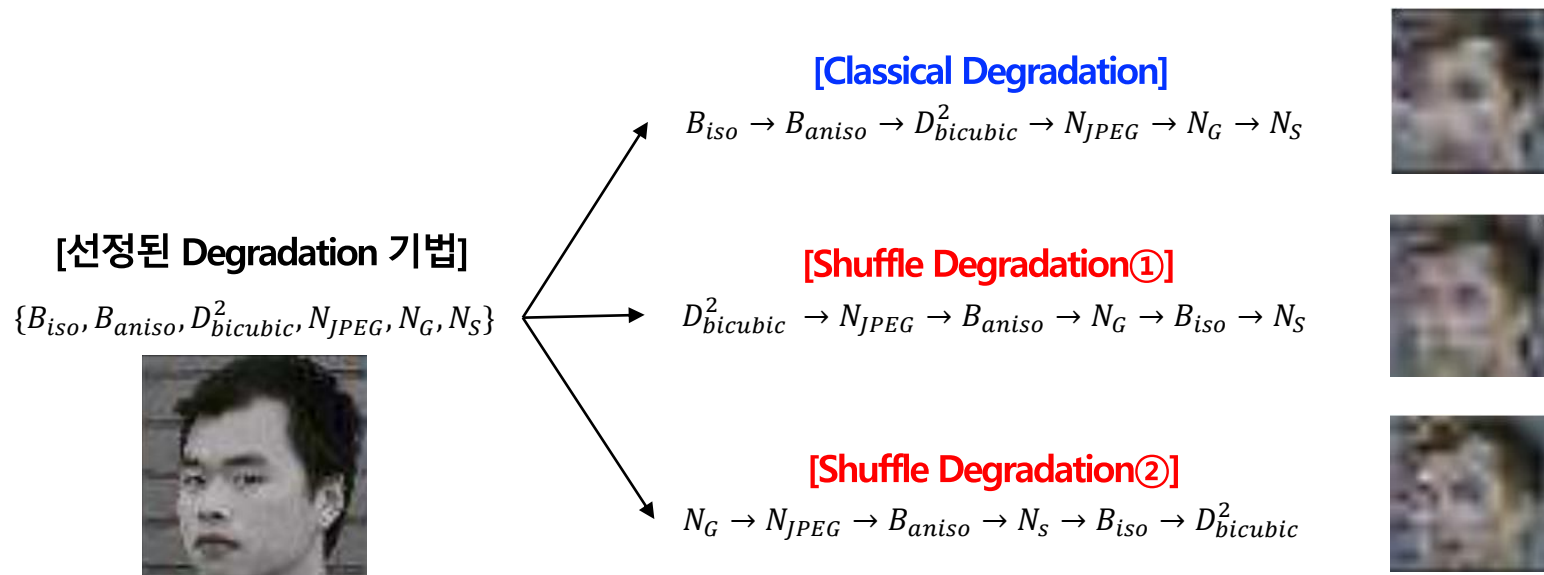


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN② Random Shuffle

- “모든 이미지는 동일한 과정으로 Degradation 되지 않는다.”
- 앞에서 정의한 Degradation 기법들을 랜덤한 순서로 적용하여 Degradation Space 확장



Algorithms

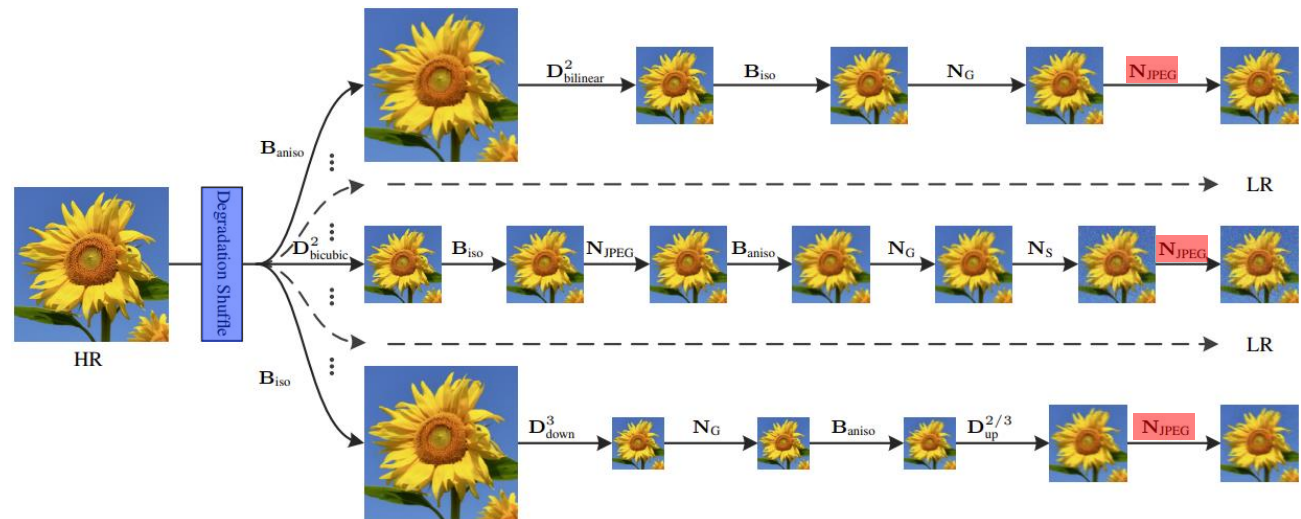
Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN Algorithm

- Degradation에서 활용할 Blur, Downsampling, Noise 기법들을 확률적으로 **선택**
- 선택된 기법들을 Random하게 **Shuffle**하여 HR 이미지에 적용
- 마지막에 항상 **JPEG Compression** 적용함으로써 최종 LR이미지 생성
- BSRGAN을 기반으로 Degradation하여 학습 데이터를 확보한 후, SR모델 학습

$$\{B_{iso}, B_{aniso}, D_{bilinear}^2, N_G\}$$
$$\{B_{iso}, B_{aniso}, D_{bicubic}^2, N_{JPEG}, N_G, N_S\}$$
$$\{B_{iso}, B_{aniso}, D_{up}^{2/3}, D_{down}^3, N_G\}$$

...



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ BSRGAN Algorithm

- Degradation에서 활용할 Blur, Downsampling, Noise 기법들을 확률적으로 **선택**
- 선택된 기법들을 Random하게 **Shuffle**하여 HR 이미지에 적용
- 마지막에 항상 **JPEG Compression** 적용함으로써 최종 LR이미지 생성
- BSRGAN을 기반으로 Degradation하여 학습 데이터를 확보한 후, SR모델 학습

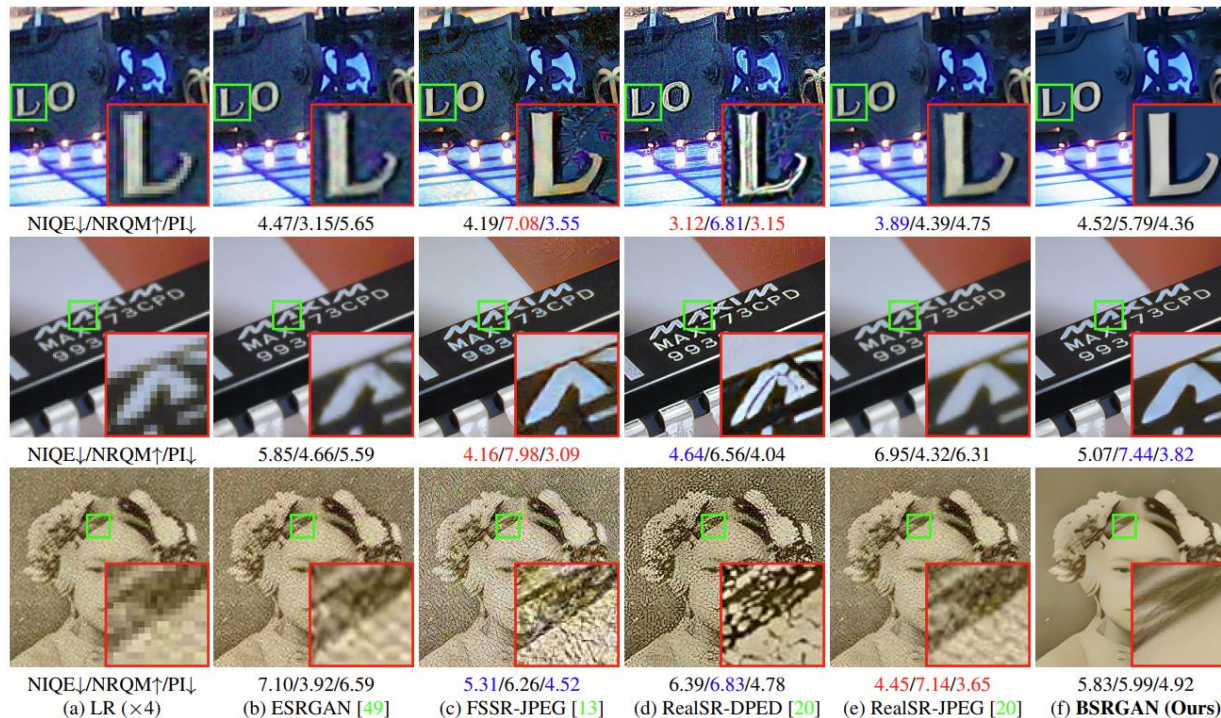


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation①: Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super Resolution (2021, ICCV)

❖ Result

- HR이미지가 없는 Real-World 이미지에 대해 가장 Robust하게 복원
- 정량적 지표는 오히려 BSRGAN이 낮은 수치
 - SR분야에서 시각적인 결과와 Metric의 이질성에 대한 이야기가 종종 언급되는 추세



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Heuristic Degradation Estimation – Complex Degradation

- Classical Degradation 기법들 외 여러 기법들을 2번씩 적용 (인용수: 416회)
- Real-ESRGAN

Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data

Xintao Wang¹ Liangbin Xie^{*2,3} Chao Dong^{2,4} Ying Shan¹

¹Applied Research Center (ARC), Tencent PCG

²Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences

³University of Chinese Academy of Sciences ⁴Shanghai AI Laboratory

{xintaowang, yingsshan}@tencent.com {lb.xie, chao.dong}@siat.ac.cn

<https://github.com/xinntao/Real-ESRGAN>

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Background

- Real-World 이미지에 대해 Classical & Complex Degradation은 아직까지 기대수준에 못 미침
- 기존 Degradation 방법론들은 현실의 Degradation을 잘 묘사하지 못함
 - 현재 Degradation 방법론들은 고정된 개수의 Degradation만 고려



$$y = (\mathbf{x} \otimes \mathbf{k}) \downarrow_s + \mathbf{n}$$

Down sampling

Blur Kernel

Gaussian Noise

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Background

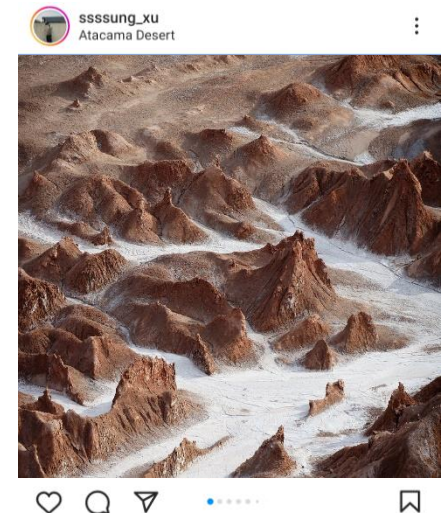
- 각 Degradation을 1번만 적용하는 것으로 Real-World LR이미지를 묘사할 수 없음
- 현실에서는 고정된 개수가 아닌, 다양한 Degradation을 가짐
 - ① 핸드폰 카메라로 사진을 촬영
 - ② 사진을 편집
 - ③ 소셜 미디어로 공유



① 사진촬영



② 사진편집



③ 소셜미디어 업로드

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Background

- 각 Degradation을 1번만 적용하는 것으로 Real-World LR이미지를 묘사할 수 없음
- 현실에서는 고정된 개수가 아닌, 다양한 Degradation을 가짐
 - ① 핸드폰 카메라로 사진을 촬영
 - ② 사진을 편집
 - ③ 소셜 미디어로 공유

*** 핵심 Point ***

BSRGAN은 Degradation Space를 확장하고, 다양한 순서로 적용
그러나, Real-World Degradation은 1번씩만 발생하지 않음

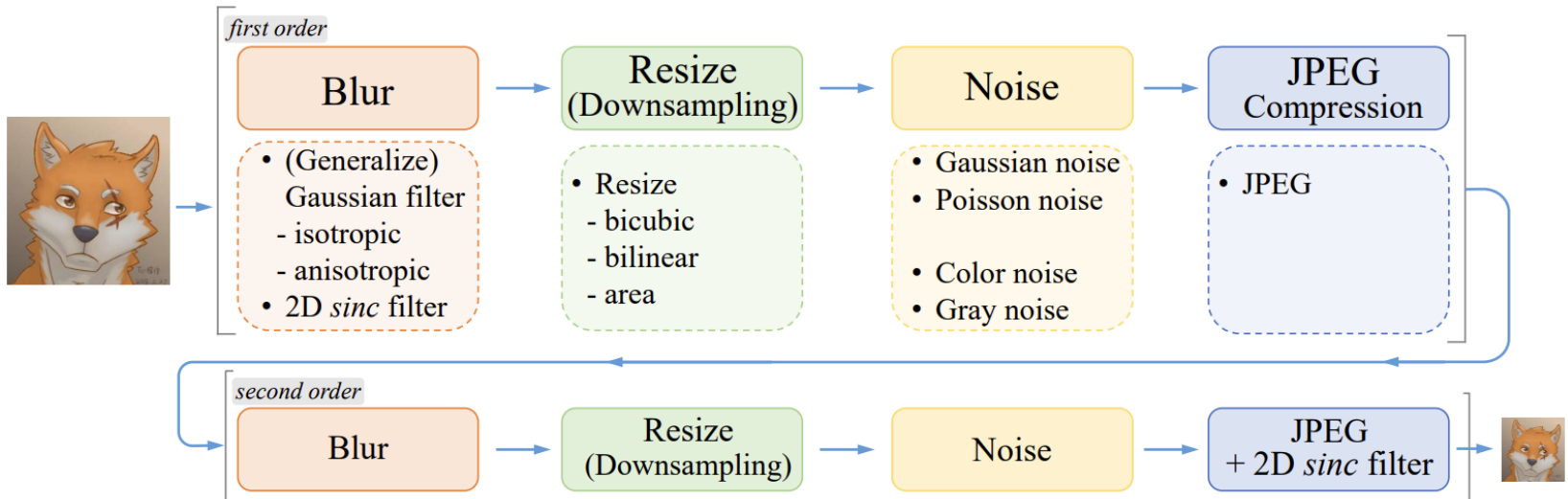
→ 추가적으로 확장된 Degradation 기법들을 N번씩 적용

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN 개요

- 각 Degradation 요소를 1번만 적용하는 것이 아닌, 여러 번 적용
 - High-order Degradation 모델링으로 Degradation Space를 확장
 - Degradation 요소를 Blur, Noise, Downsampling, JPEG Compression으로 구분

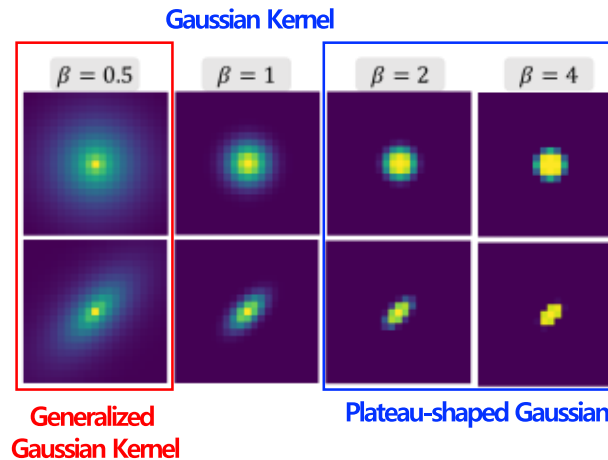
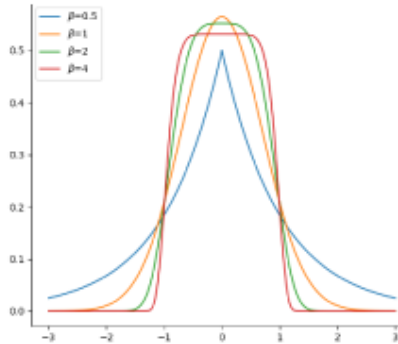


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

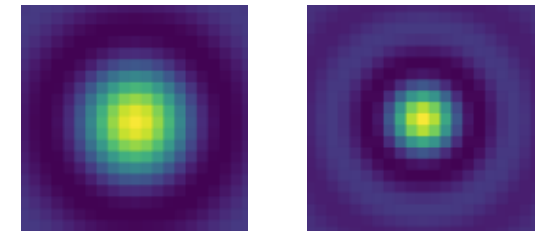
❖ Real-ESRGAN① Blur

- BSRGAN에서 소개한 Isotropic, Anisotropic Gaussian 커널
- Generalized Gaussian Kernel, Plateau-shaped Distributed Gaussian 커널
- Sinc 커널



(이미지의 Edge를 더 선명하게 만듦)

(Ringing 및 Overshoot 최소화)



Sinc Kernel①

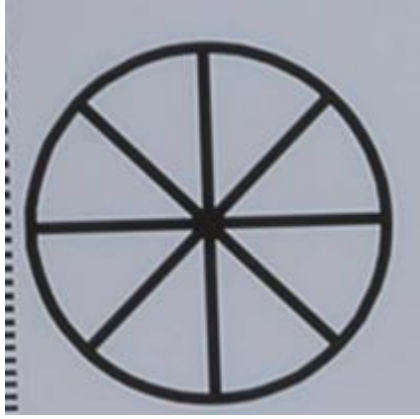
Sinc Kernel②

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN① Blur

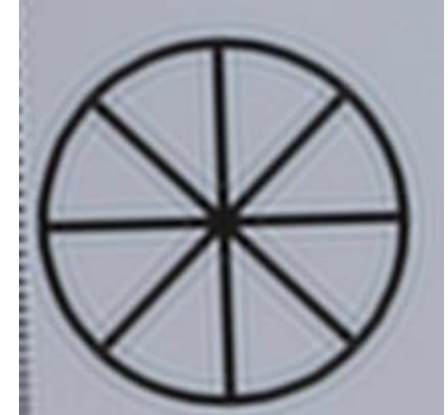
- Sinc 커널
 - Super Resolution 시, Ringing 및 Overshoot 문제를 보완하기 위함
 - Ringing: 엣지 주변에 잔상처럼 남는 Noise
 - Overshoot: 엣지 부근에 또 다른 선이 나타나는 Noise



Original



Ringing



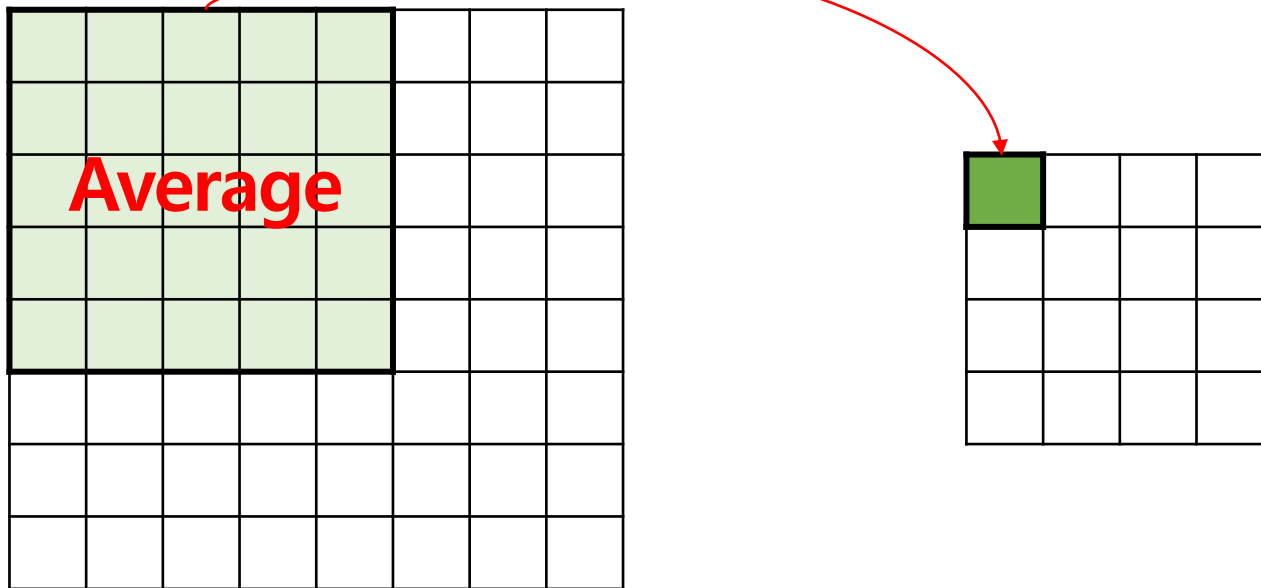
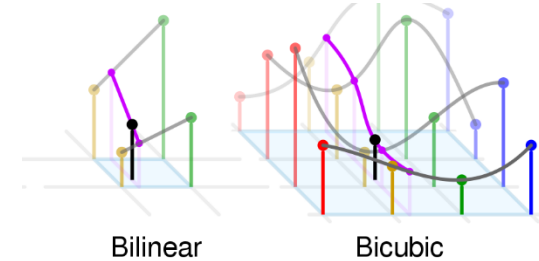
Overshoot

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN② Downsampling

- Area, Bilinear, Bicubic
 - Area: 주변 픽셀들의 평균값으로 Downsampling



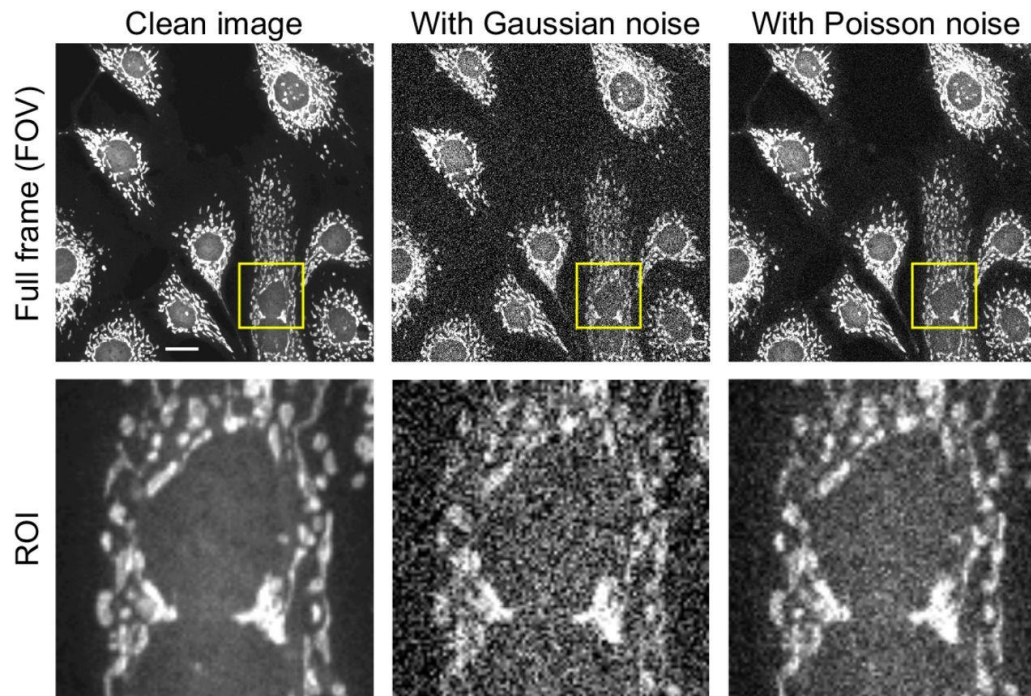
Area Downsampling

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN③ Noise

- Gaussian Noise, Poisson Noise
 - 이미지 처리 과정 내 광자들의 센서 노이즈는 포아송 분포를 가정함

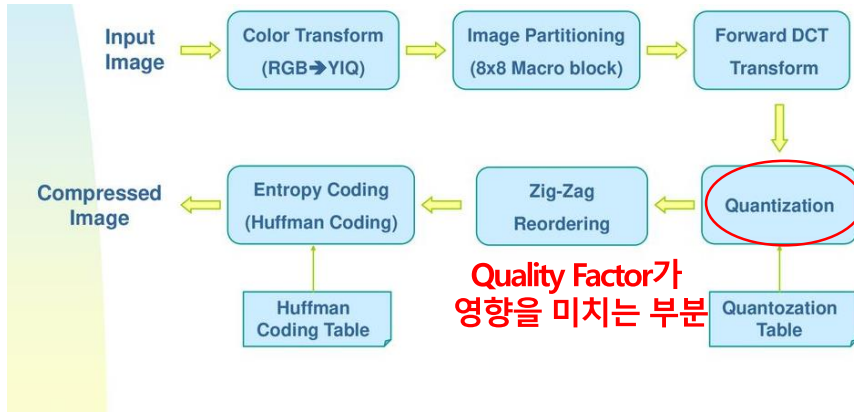


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN④ JPEG Compression

- 각 order의 마지막 부분에 적용하여 JPEG 저장 시 발생하는 Noise를 함께 고려
 - Quality Factor: [30, 95]



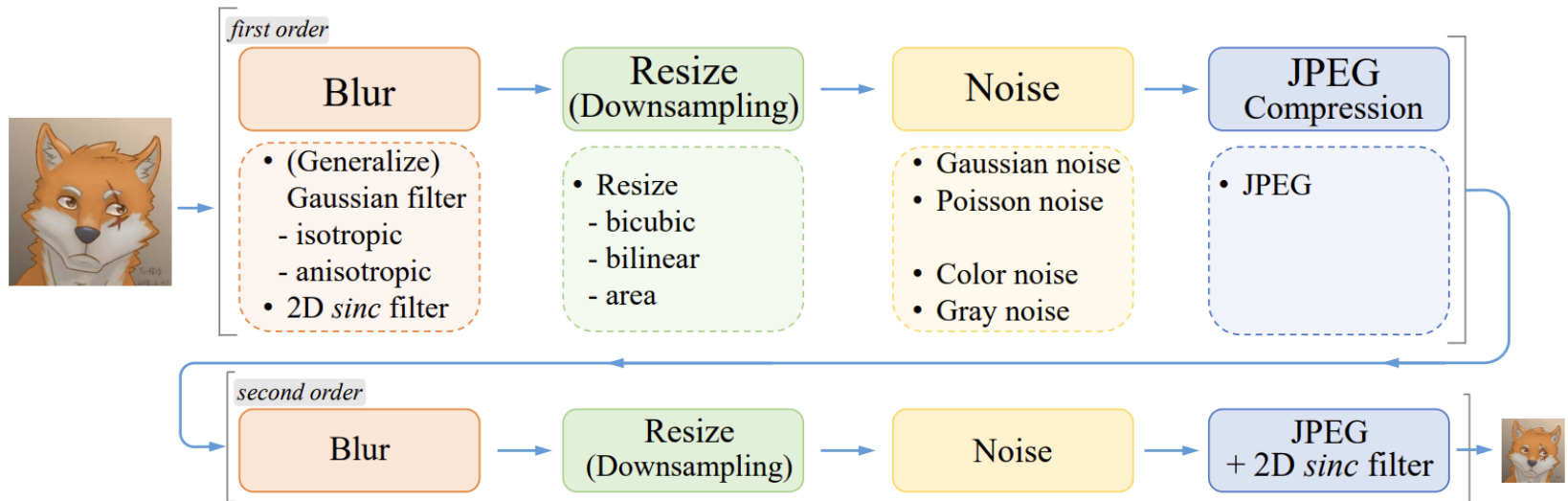
JPEG Compression

Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN Architecture

- 앞에서 정의한 4가지의 Degradation요소를 2번씩 적용 (Second-order)
- (Blur – Downsampling – Noise – JPEG Compression) X 2
- Real-ESRGAN을 기반으로 Degradation하여 학습 데이터를 확보한 후, SR모델 학습



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Real-ESRGAN Architecture

- 앞에서 정의한 4가지의 Degradation요소를 2번씩 적용 (Second-order)
- (Blur – Downsampling – Noise – JPEG Compression) X 2
- Real-ESRGAN을 기반으로 Degradation하여 학습 데이터를 확보한 후, SR모델 학습

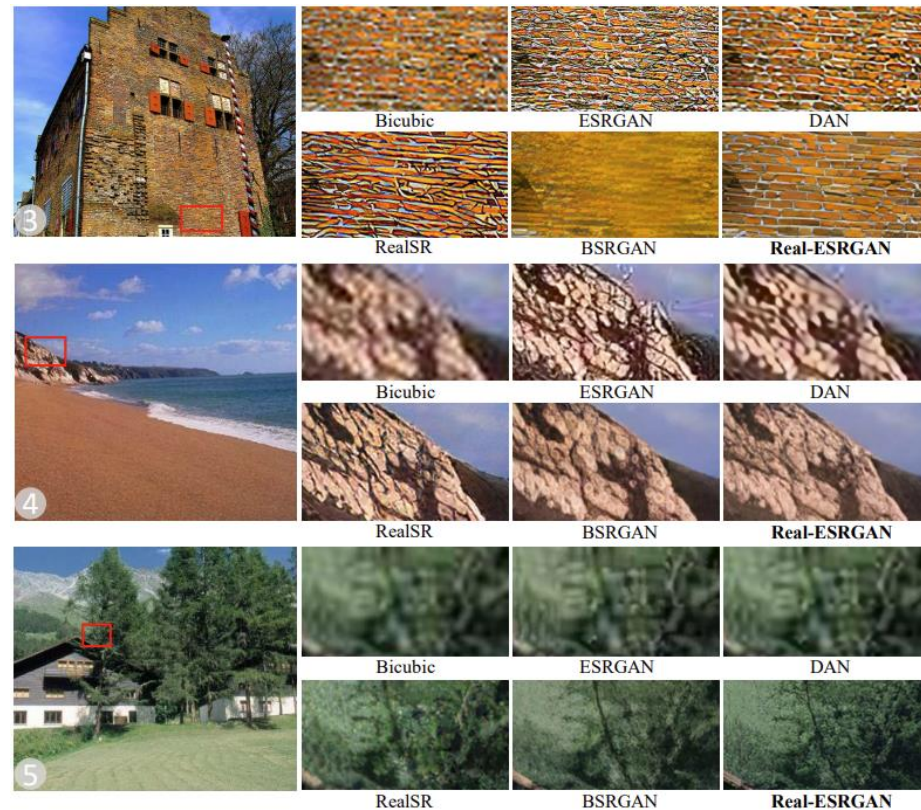


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Result

- Degradation기법만 다르게 하고, SR모델은 ESRGAN으로 통일
- Real-ESRGAN으로 확보한 데이터셋이 가장 좋은 성능을 보임



Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ Ablation Study

- Second Order로 Degradation 적용 시, 이미지가 선명하게 복원
- Sinc커널 적용 시 Ringing & Overshooting을 효과적으로 극복

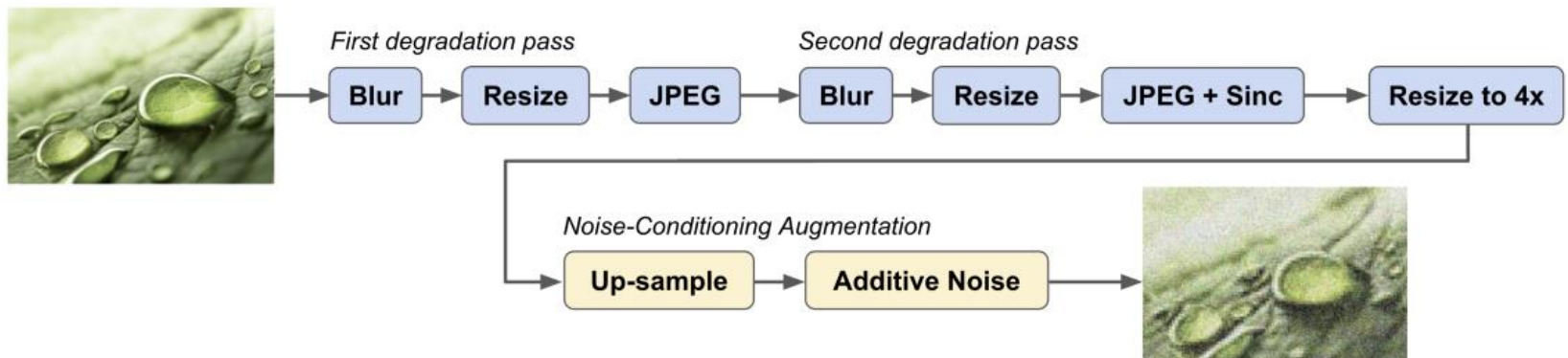


Algorithms

Heuristic Degradation Estimation②: Real-ESRGAN: Training Real World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data (2021, ICCVW)

❖ SR3+: Real-ESRGAN & Diffusion

- Real-ESRGAN의 Second Order Degradation을 Diffusion모델(SR3)에 적용했을 때도 효과적 [10]



[9] Sahak, H., Watson, D., Saharia, C., & Fleet, D. (2023). Denoising Diffusion Probabilistic Models for Robust Image Super-Resolution in the Wild. arXiv preprint arXiv:2302.07864.

Conclusion

Conclusion

Conclusion

❖ Conclusion

- Super Resolution: LR이미지를 HR로 복원하는 Task
- Blind Super Resolution: SR에서 (LR이미지, HR이미지) Pair가 불분명할 때, 효과적으로 LR이미지를 추정하는 방법론
 - HLLHGAN: 학습을 통해 Degradation을 추정
 - KernelGAN: 하나의 이미지만을 활용하여 Image-specific Degradation을 추정
 - BSRGAN: Degradation Space를 확장하고, 다양한 순서로 적용
 - Real-ESRGAN: Degradation을 N번씩 적용

Reference

1. Liu, A., Liu, Y., Gu, J., Qiao, Y., & Dong, C. (2022). Blind Image Super-Resolution: A Survey and Beyond. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 45(5), 5461-5480.
2. Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2015). Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 38(2), 295-307.
3. Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., ... & Shi, W. (2017). Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 4681-4690.
4. Saharia, C., Ho, J., Chan, W., Salimans, T., Fleet, D. J., & Norouzi, M. (2022). Image Super-Resolution via Iterative Refinement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 45(4), 4713-4726.
5. Bulat, A., Yang, J., & Tzimiropoulos, G. (2018). To learn image super-resolution, use a GAN to learn how to do image degradation first. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 185-200.
6. Bell-Kligler, S., Shocher, A., & Irani, M. (2019). Blind Super-Resolution Kernel Estimation using an Internal-GAN. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 32.
7. Zhang, K., Liang, J., Van Gool, L., & Timofte, R. (2021). Designing a Practical Degradation Model for Deep Blind Image Super-Resolution. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 4791-4800.
8. Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). Real-esrgan: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 1905-1914.
9. Sahak, H., Watson, D., Saharia, C., & Fleet, D. (2023). Denoising Diffusion Probabilistic Models for Robust Image Super-Resolution in the Wild. *arXiv preprint arXiv:2302.07864*.

Thank you!