SinGAN :
Learning a Generative Model from a Single Natural Image

20201102

세미나

강사무엘

Index

Intro

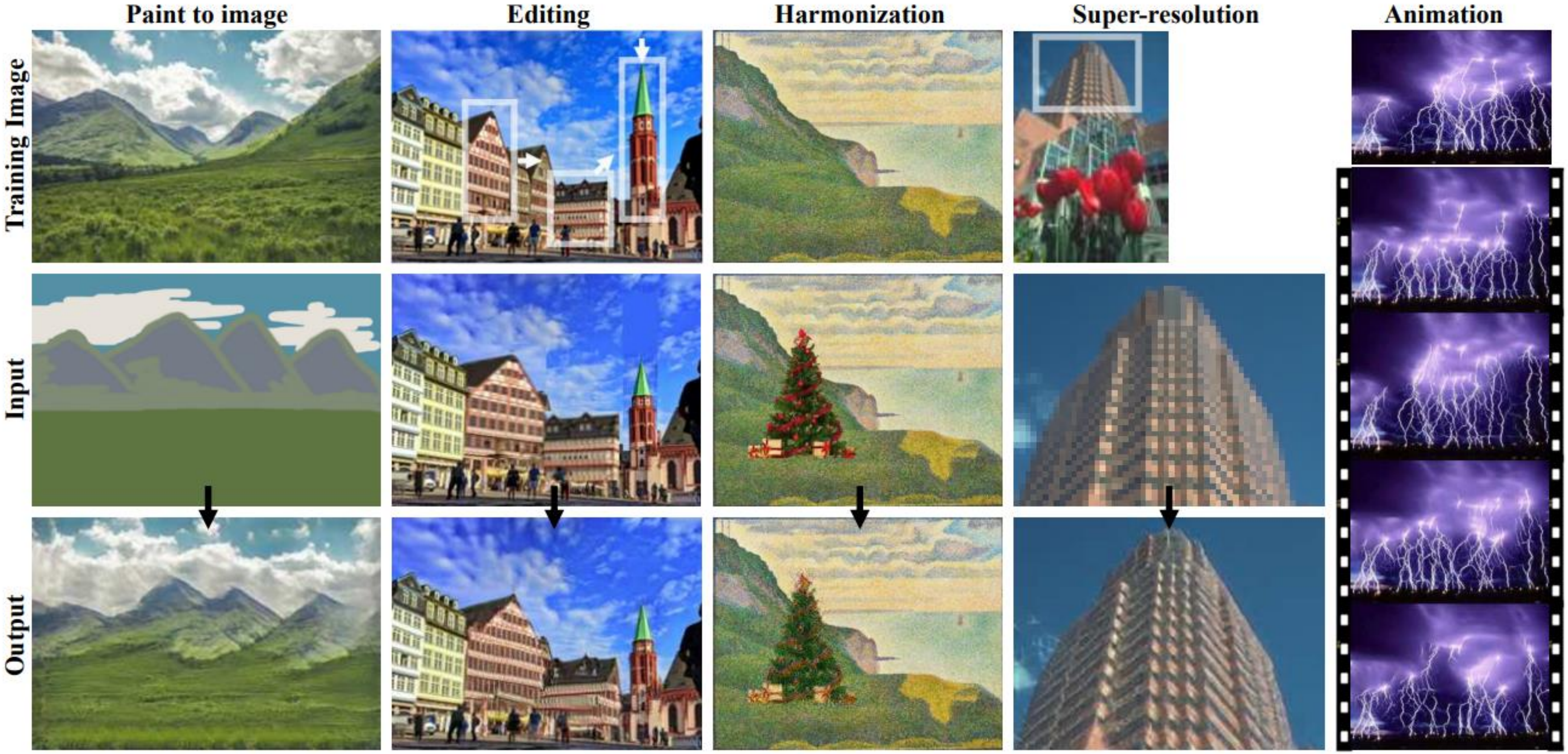
SinGAN

Intro

- 현재까지 대부분의 GAN모델은 특정 Domain (사람 얼굴, 침실 등)에 한하여 Image를 생성했고, 많은 Data가 필요했다.
- 다양한 Class로 구성된 Dataset을 학습하는 것이 불가능 하였으며, Input 값에 조건을 걸어 주거나 Task (Super Resolution, Inpainting 등) 를 한정하여 연구가 진행되었다.

적은 수의 Image만 가지고 (혹은 1장) GAN을 학습할 수 있을까?

SinGAN
Intro



SinGAN

Method

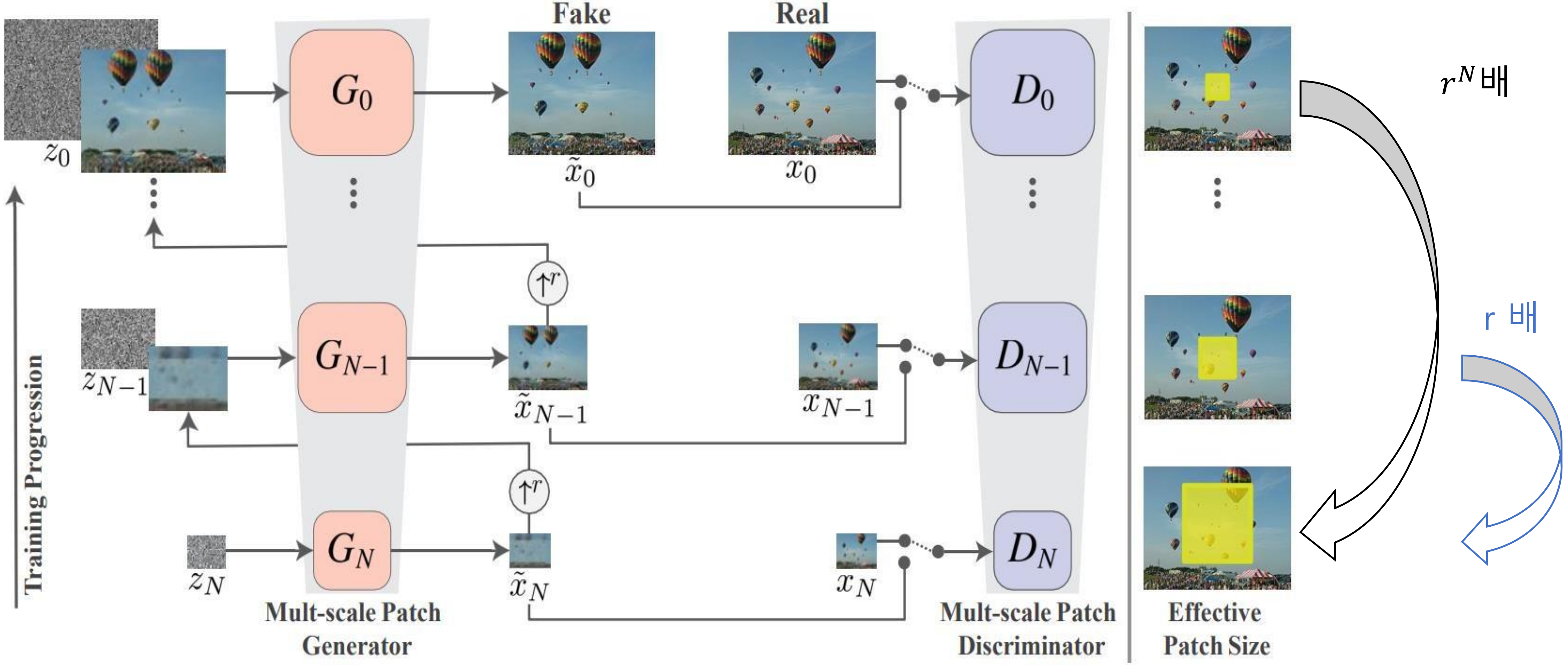
- SinGAN의 목표는 Single Training Image의 내부 분포를 배울 수 있는 Unconditional Generative Model을 형성하는 것

Image의 Global한 특징부터 Texture, Object의 세부적인 정보까지 학습 필요

Method

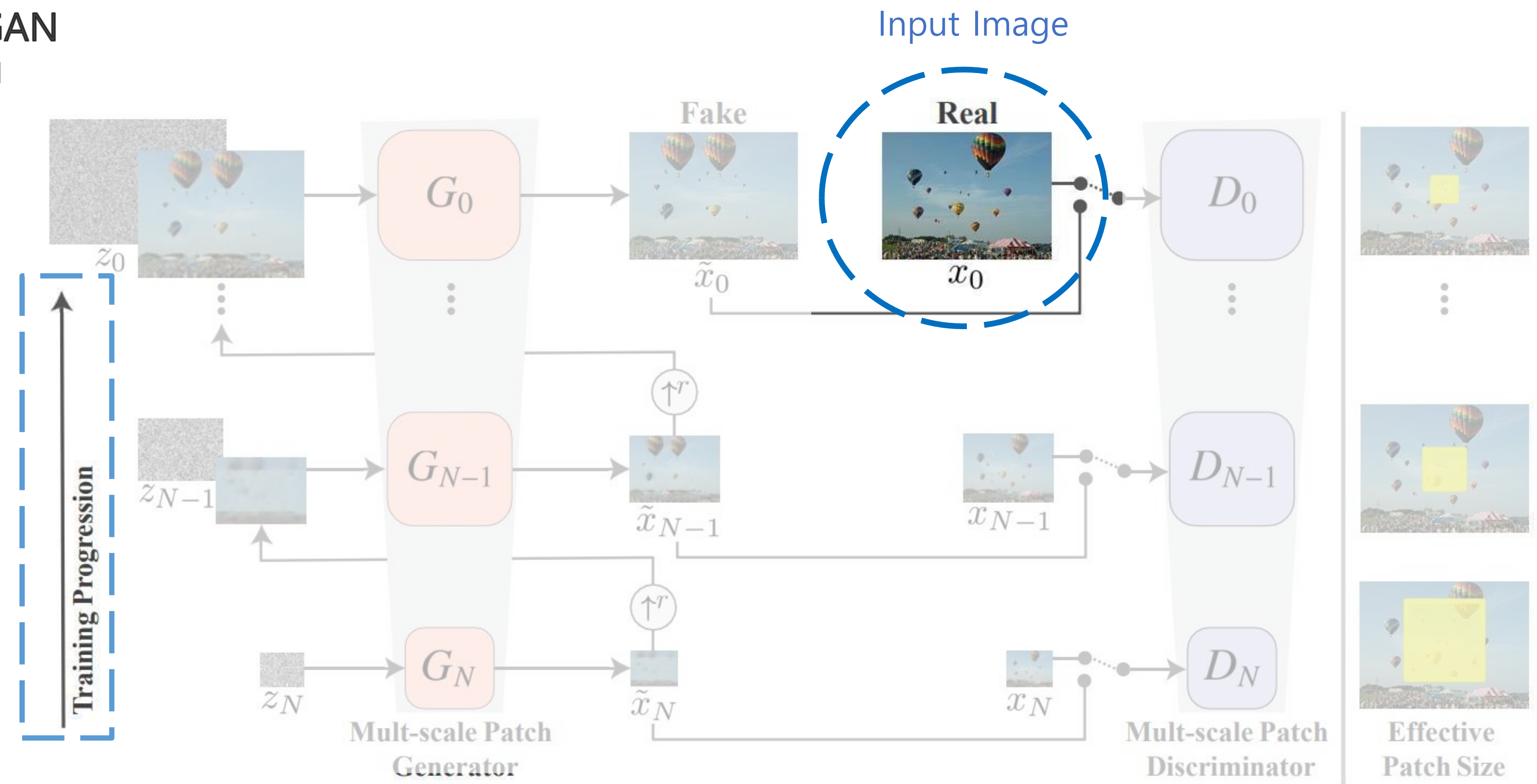
SinGAN

Model

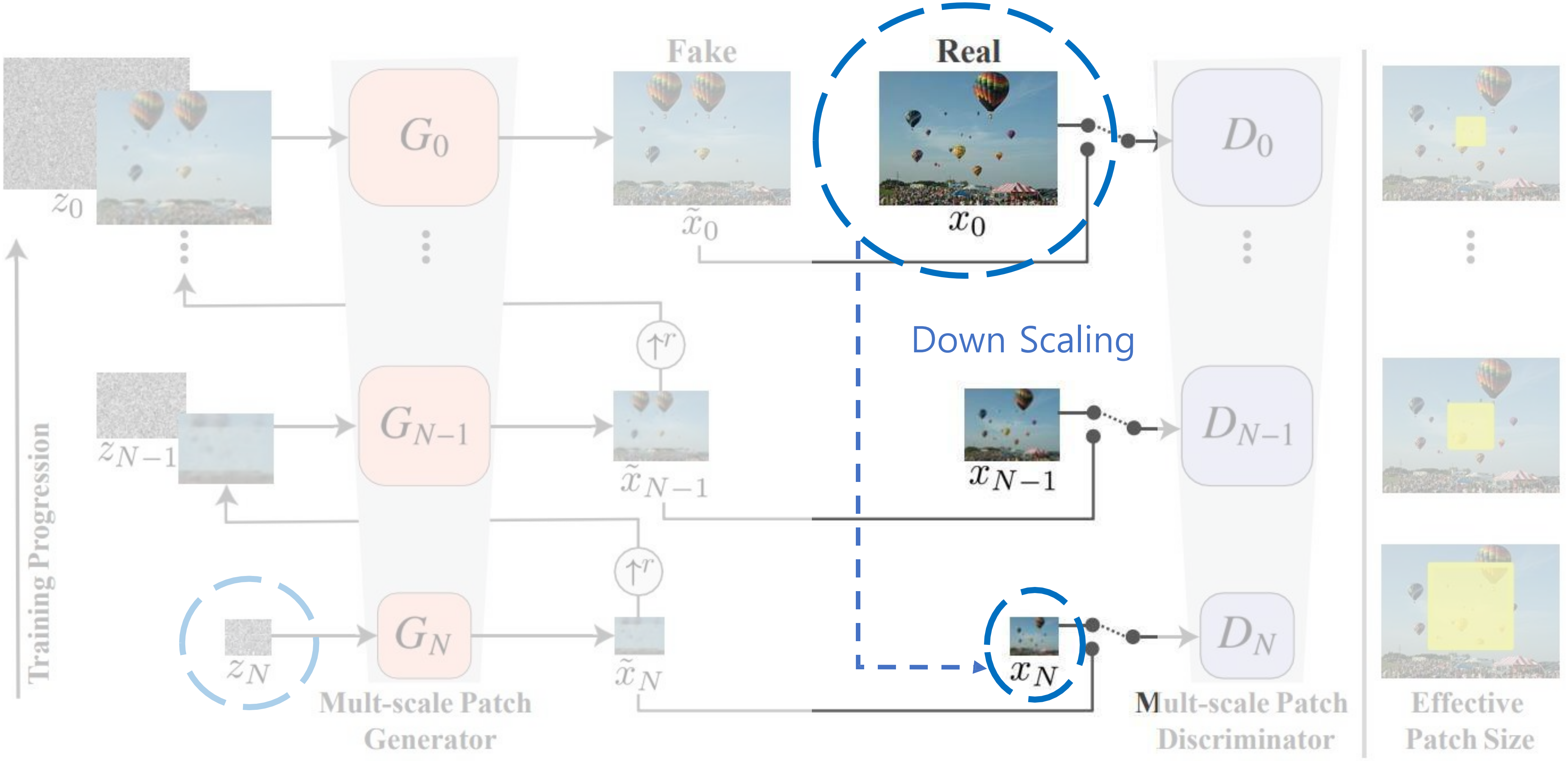


SinGAN

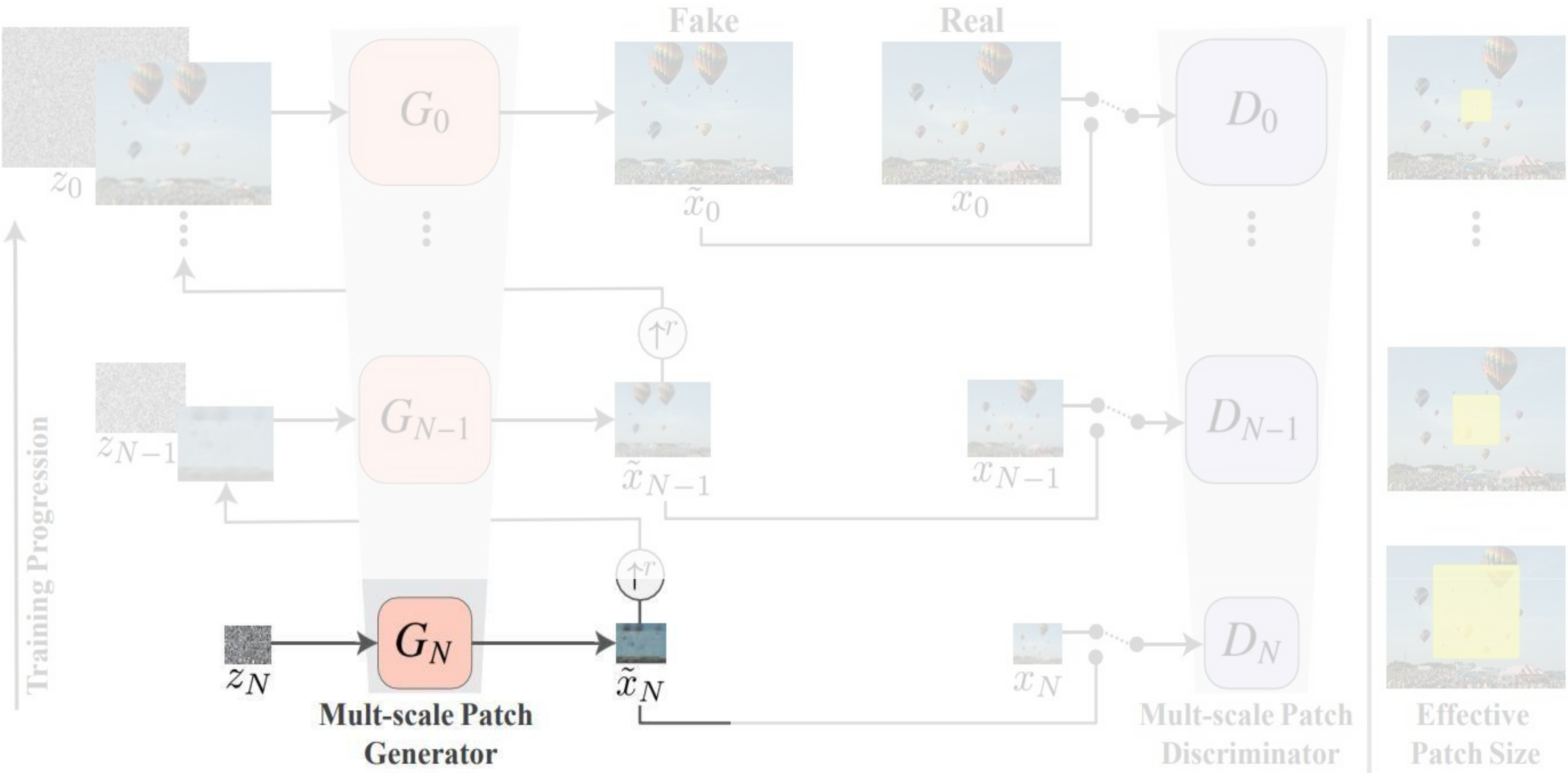
Model



SinGAN
Model

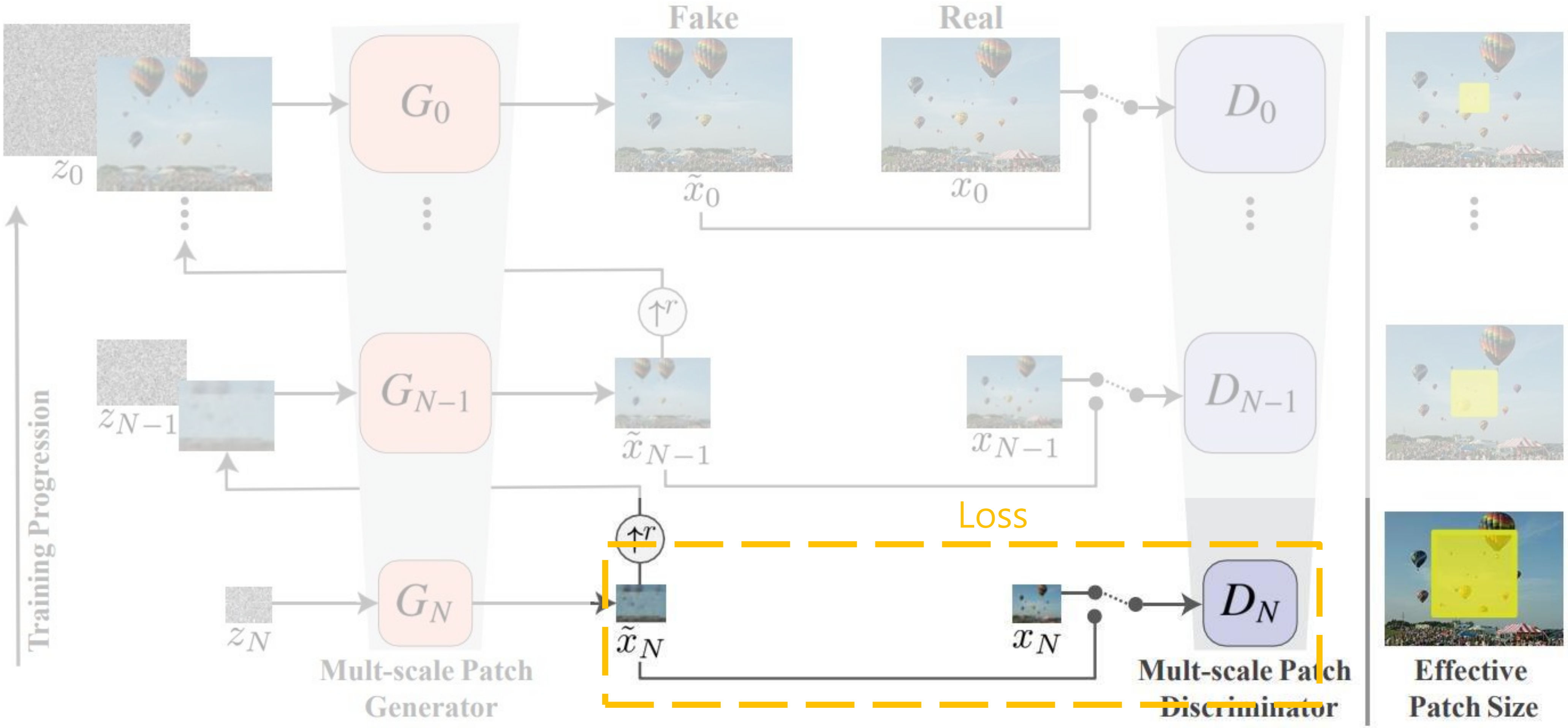


SinGAN
Model



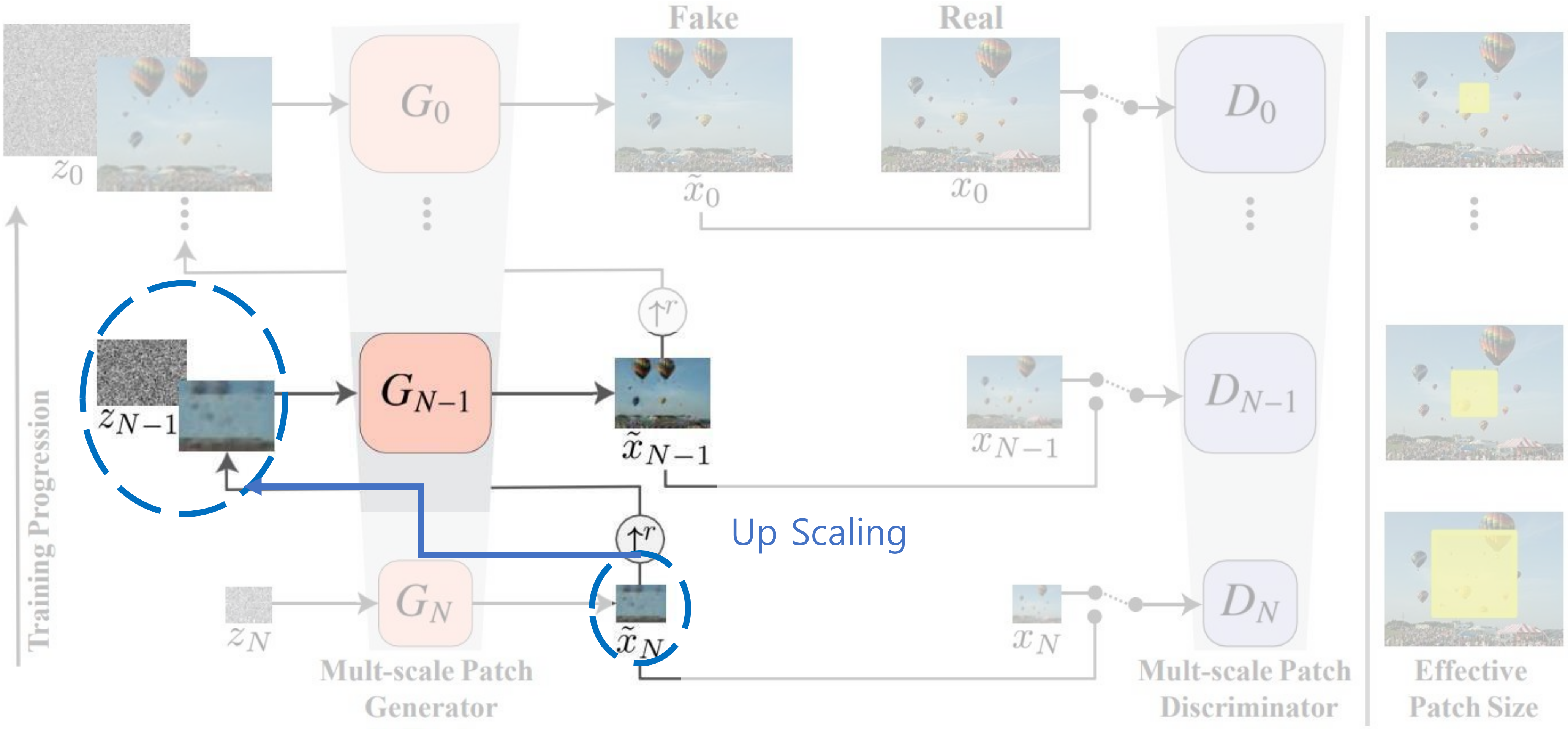
$$\tilde{x}_N = G_N(z_N).$$

SinGAN
Model



SinGAN

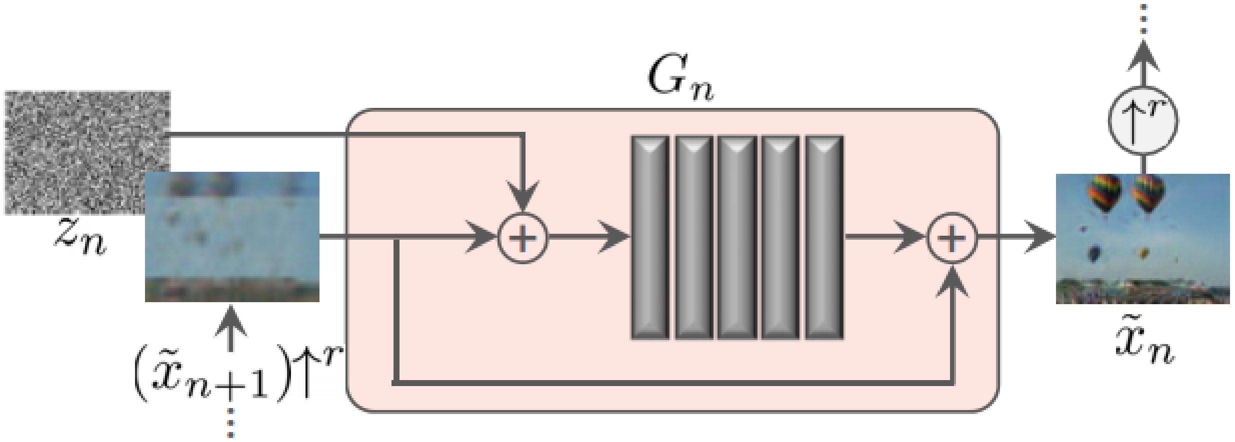
Model



$$\tilde{x}_n = G_n\left(z_n, (\tilde{x}_{n+1})\uparrow^r\right), \qquad n < N.$$

SinGAN

Model



- 3x3 Conv-BatchNorm-LeakyReLU 를 5번 반복한 간단한 Fully-Convolutional 구조
- 제일 Coarse한 Generator는 32개의 Kernel을 사용하였고, 4개의 Scale이 증가할 때마다 Kernel 수를 2배로 증가

SinGAN

Model

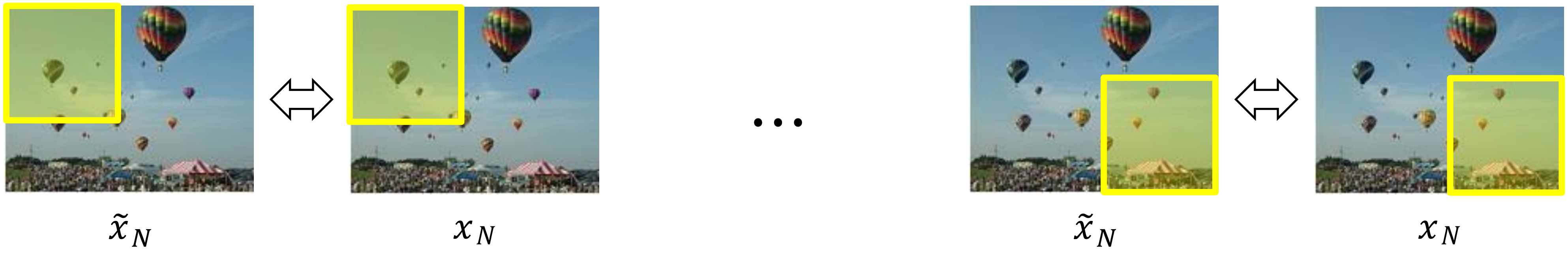
$$\min_{G_n} \max_{D_n} \mathcal{L}_{\mathrm{adv}}(G_n, D_n) + \alpha \mathcal{L}_{\mathrm{rec}}(G_n).$$

- Loss Function은 Adversarial Loss와 Reconstruction Loss로 구성

SinGAN

Model

$$\min_{G_n} \max_{D_n} \boxed{\mathcal{L}_{\text{adv}}(G_n, D_n)} + \alpha \mathcal{L}_{\text{rec}}(G_n).$$



- Adversarial Loss는 PatchGAN 원리를 이용
- 영역별 구체적인 정보를 학습하기 위해 사용
- 한 부분의 데이터를 알아내기 위해 이웃하고 있는 데이터들의 관계를 파악하여 판단
- $L_{adv}(\cdot)$: WGAN - GP

SinGAN

Model

$$\min_{G_n} \max_{D_n} \mathcal{L}_{\text{adv}}(G_n, D_n) + \boxed{\alpha \mathcal{L}_{\text{rec}}(G_n).}$$

- Reconstruction Loss에는 L2 Norm Loss 사용
- Global 한 정보를 얻기 위해 사용

$$\{z_N^{\text{rec}}, z_{N-1}^{\text{rec}} \ldots, z_0^{\text{rec}}\} = \{z^*, 0, \ldots, 0\}$$

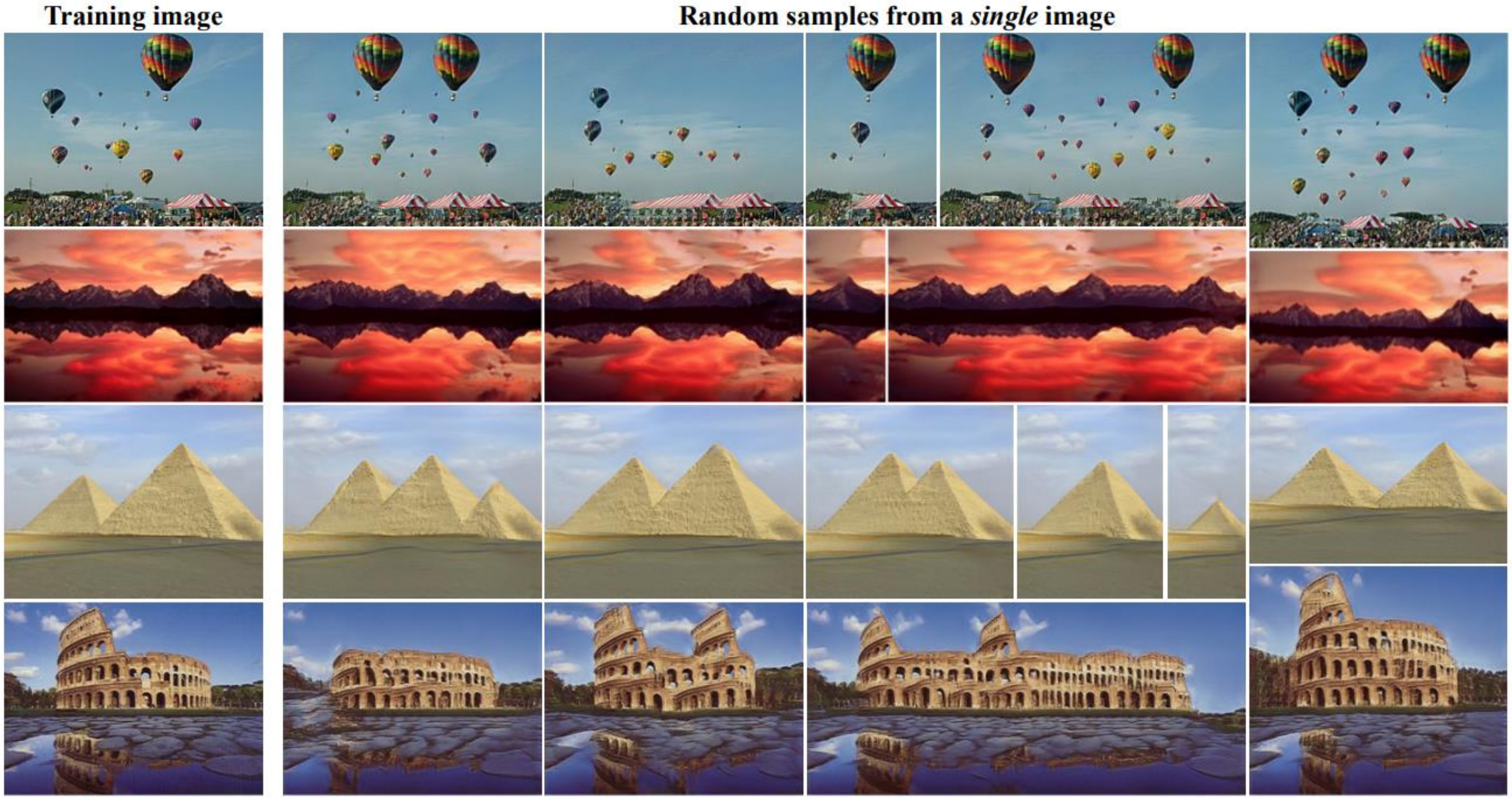
$$\text{for } n < N, \qquad \mathcal{L}_{\text{rec}} = \|G_n(0, (\tilde{x}_{n+1}^{\text{rec}}) \uparrow^r) - x_n\|^2$$

$$\text{for } n = N \qquad \mathcal{L}_{\text{rec}} = \|G_N(z^*) - x_N\|^2$$

Result

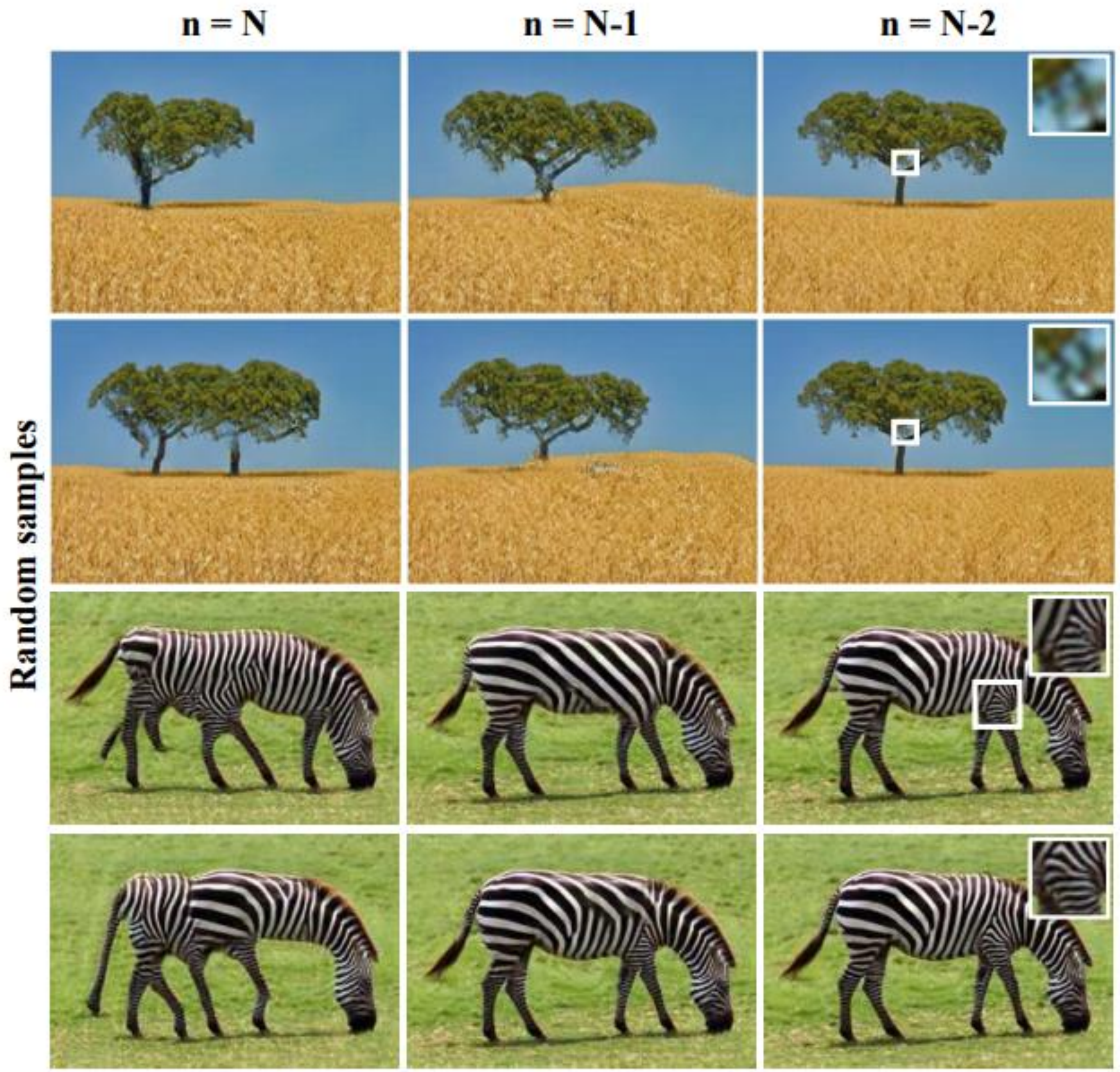
SinGAN

Result



SinGAN

Result



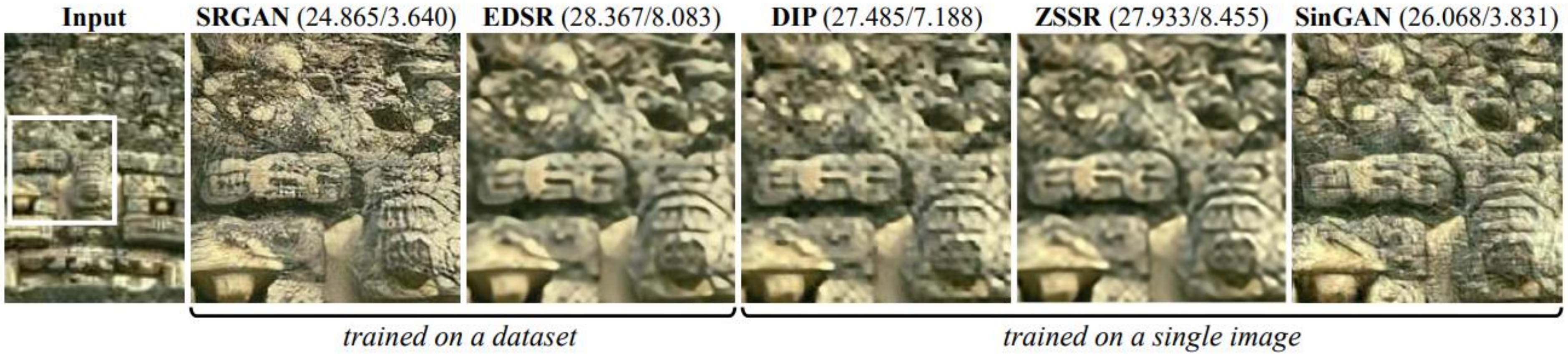
1st Scale	Diversity	Survey	Confusion
N	0.5	paired	$21.45\% \pm 1.5\%$
		unpaired	$42.9\% \pm 0.9\%$
$N-1$	0.35	paired	$30.45\% \pm 1.5\%$
		unpaired	$47.04\% \pm 0.8\%$

- Unpaired : Fake Image와 GT를 동시에 보여주지 않고 1초간격으로 보여줌

- Paired : Fake Image와 GT를 동시에 보여줌

SinGAN

Result



	External methods		Internal methods		
	SRGAN	EDSR	DIP	ZSSR	SinGAN
RMSE	16.34	12.29	13.82	13.08	16.22
NIQE	3.41	6.50	6.35	7.13	3.71

Reference

SinGAN

Method

- https://openaccess.thecvf.com/content_ICCV_2019/papers/Shaham_SinGAN_Learning_a_Generative_Model_From_a_Single_Natural_Image_ICCV_2019_paper.pdf
- https://hoya012.github.io/blog/ICCV-2019_review_2/
- https://www.youtube.com/watch?v=-f8sz8AExdc