Writing Session - eXplainable AI

생성형 모델 eXplainable AI

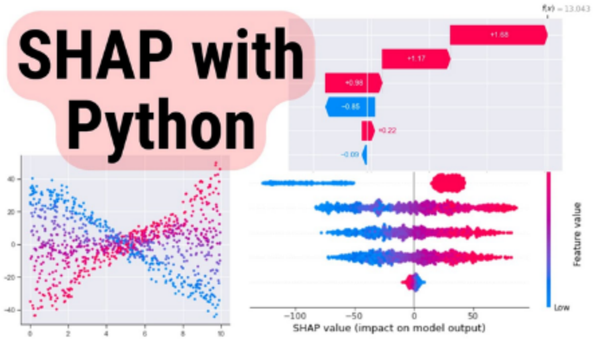
20212549 김채원 / 20192780 유광열 / 20212568 이서연

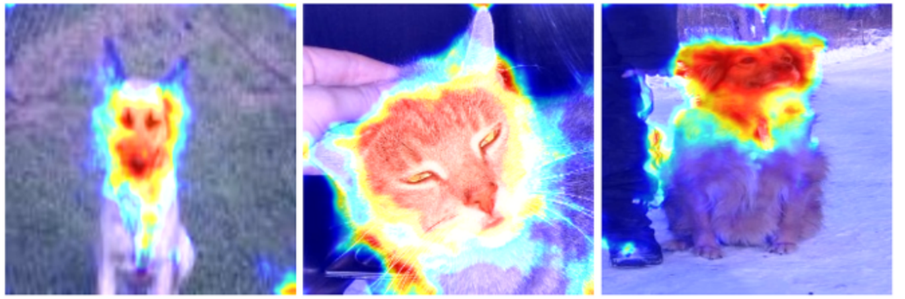
CONTENTS

eXplainable AI?

AI 모델을 설명하고 해석할 수 있게 하는 기술과 프레임워크를 의미

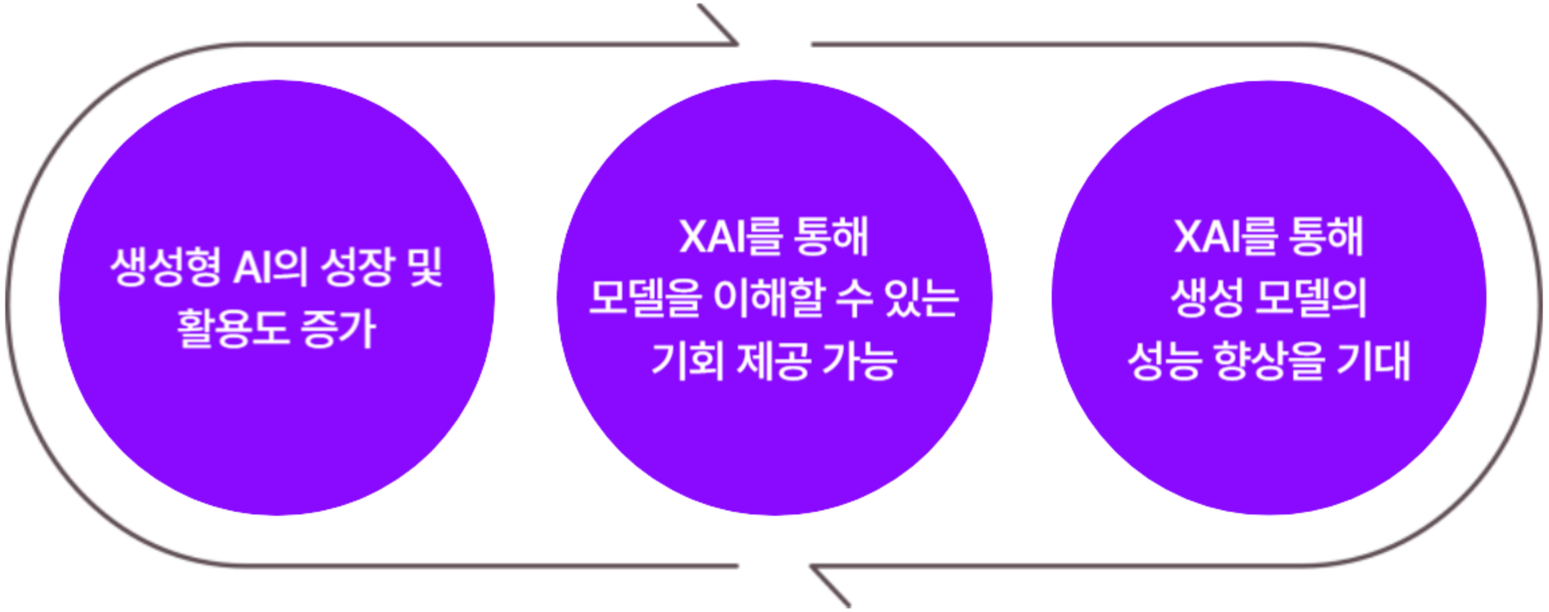
블랙박스 형태의 복잡한 AI 모델을 투명하고 해석 가능한 방식으로 만들어,
AI를 사용하는 사람들에게 모델의 작동 방식을 이해할 수 있는 기회를 제공





연구 배경

“ 생성형 AI + eXplainable ”



연구 주제

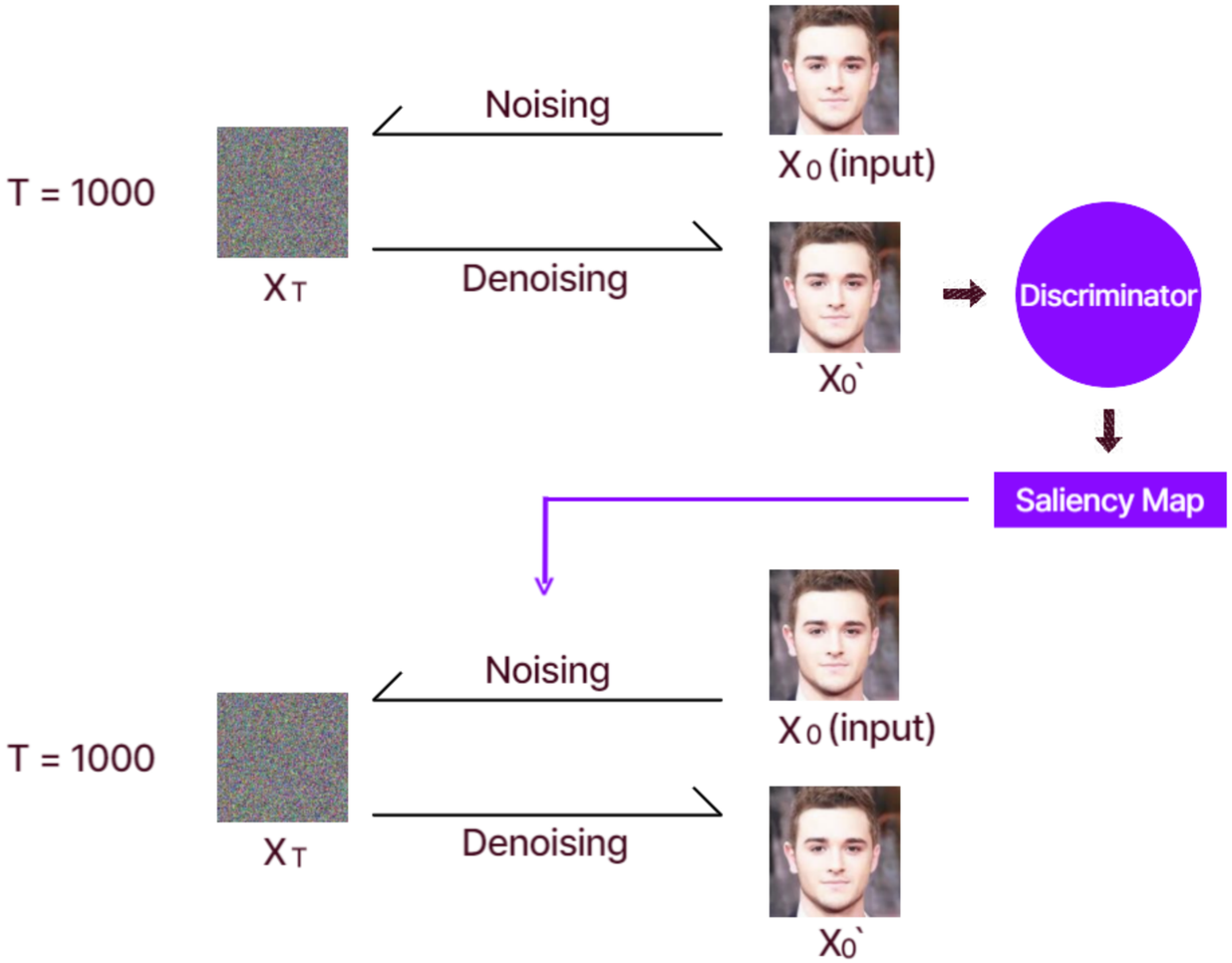
Generative AI + Explainable AI (XAI)

Diffusion에 XAI 기술을 적용하여 모델의 의사 결정을 이해하고 성능을 향상시킴

Discriminator를 Diffusion에 추가하고 해당 부분에 XAI 기술을 적용한 후,
이를 모델에 다시 반영하여 성능을 향상

Pipeline

1 Cycle - 100,000 Process



Process1

기존 Diffusion Process

X 20,000

(Discriminator 학습)

Process2

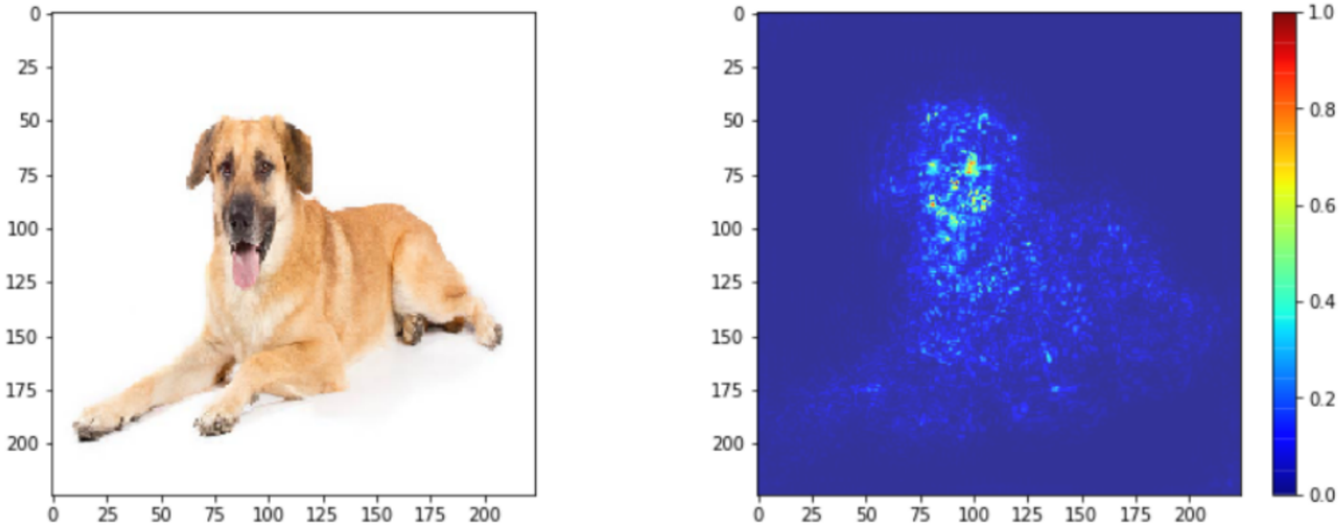
Discriminator의 Saliency Map 결과
(픽셀별 Fake라고 판별한 데 기여한 정도)를
Noise에 곱하여 진행

X 40,000

(Discriminator 학습 X)

Saliency Map?

이미지에서 어떤 부분에 집중하는지 살펴보는 방법으로,
각 Input 픽셀에 대해서 구하고자 하는 Class의 Output의 Gradient를 계산



즉 위의 사진에서 색깔이 밝을 수록, 모델이 해당 사진을 강아지라고 판단하는데 큰 도움을 줬다는 의미

Details

Process

: 한번 Noising 거치고 Denoising으로 복원하는 과정

[Process1]

기존 Diffusion Process

[Process2]

Noising 과정에서, 학습이 더 필요한 영역에 Noise를 더 많이 추가
→ 해당 부분에 집중하여 학습할 것으로 기대

Cycle

- Discriminator를 추가한 Process1로 Diffusion 모델 및 Discriminator 학습 (x 2만)

- Process1을 거친 후, 만들어진 이미지를 Discriminator에 넣어 Discriminator가 Fake라고 판단한 결과에 대한 각 픽셀의 기여도(Saliency Map)를 추출한 후, Process2에서 이미지에 Noise를 추가할 때 Noise에 해당 기여도를 곱한 값으로 추가 (x 4만)

⇒ Process1 x 2만 + (Process1 + Process2) X 4만 = 10만 Process

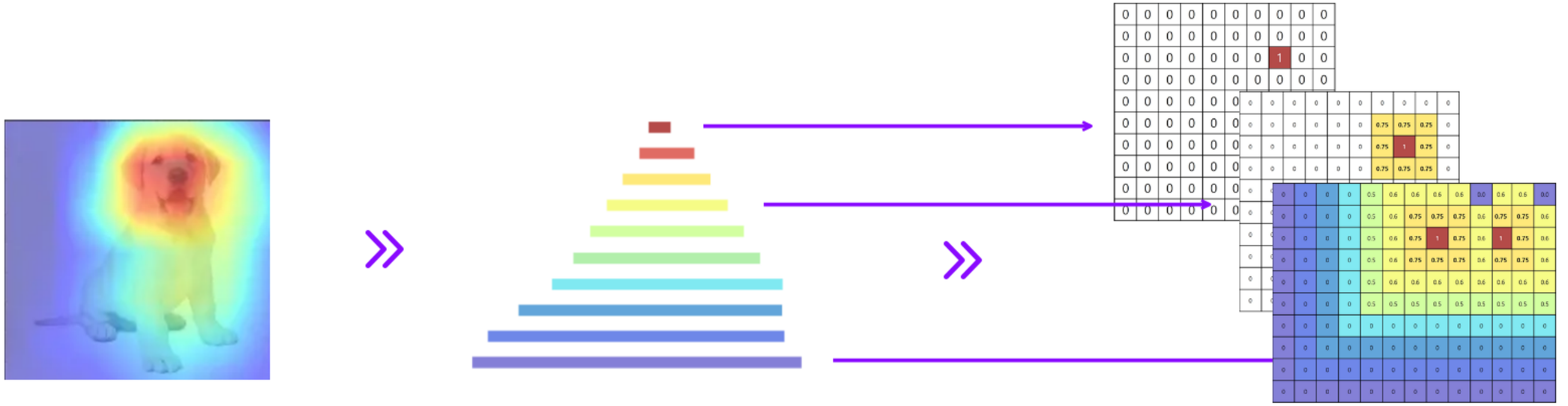
총 5 Cycle (500,000 Process) 진행

※ 기존 DDPM 논문에서 학습한 Process 횟수와 동일하게 설정

Add XAI info to Noise : MAKE Attention MAP

Discriminator에서 도출된 Saliency MAP 정보를
DDPM의 Noise Layer에 순차적으로 Attention 정보로 입력

- Discriminator에서 추출된 Saliency MAP을 Hierarchical하게 변형함
- Hierarchical하게 변형 된 Saliency MAP정보를 바탕으로 Attnetion MAP을 생성



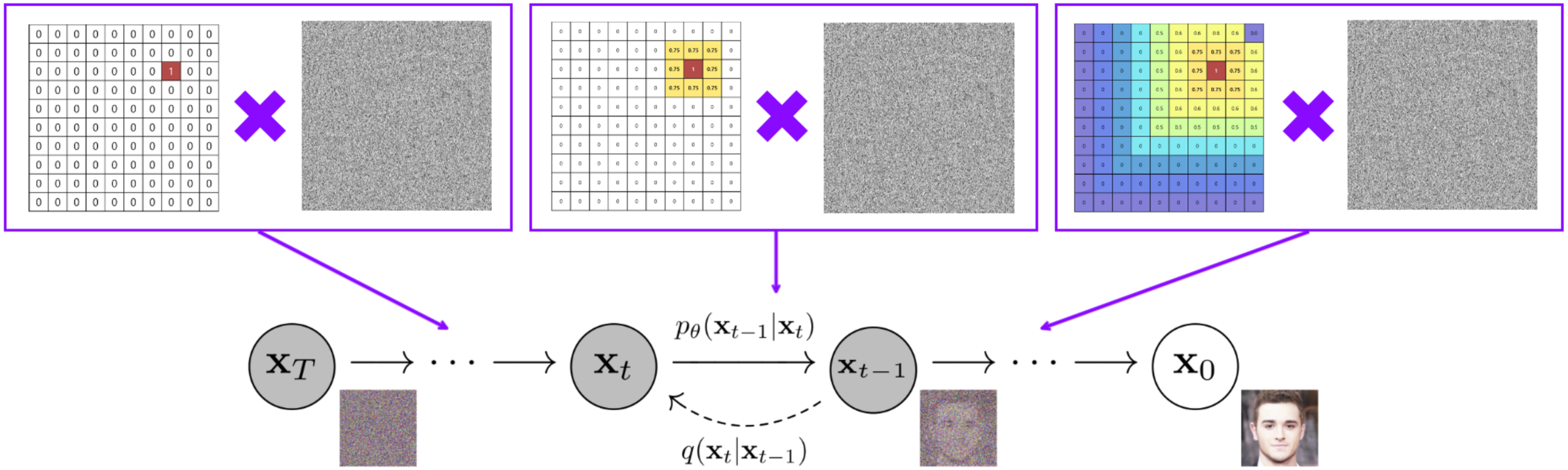
Discriminator Scliency MAP

Hierarchical Scliency MAP

Make Attention MAP

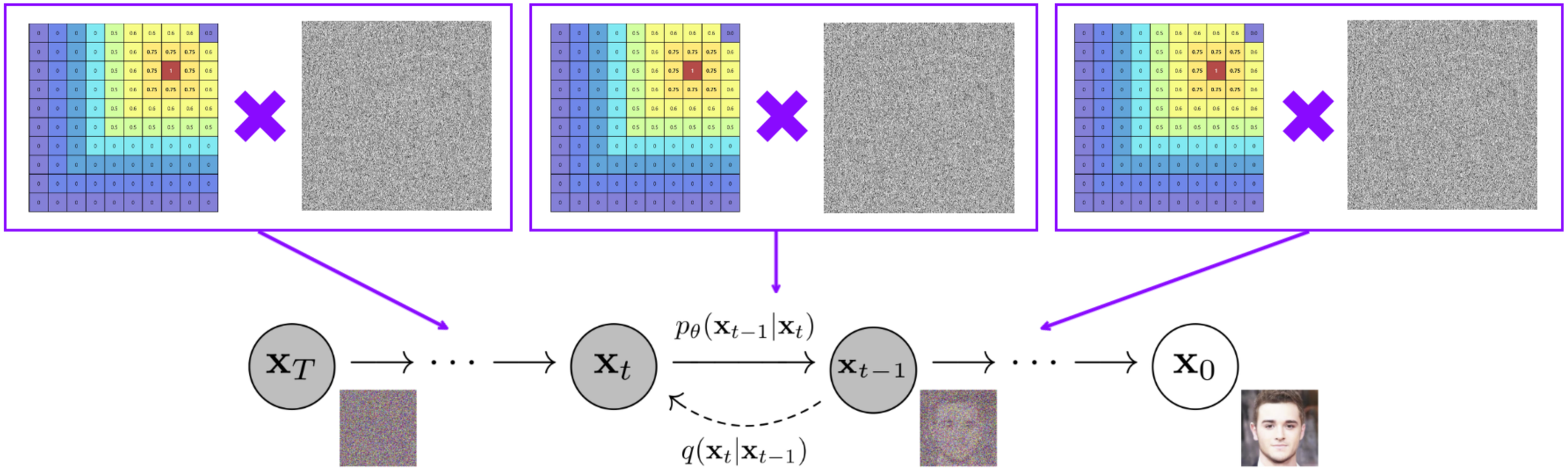
Add XAI info to Noise : Layer Hierarchical Info

Discriminator에서 도출된 Saliency MAP 정보를
DDPM의 Noise Layer에 순차적으로 Attention 정보로 입력



Add XAI info to Noise : Layer SAME Info

Discriminator에서 나온 Saliency MAP 정보를
DDPM의 Noise Layer에 같은 Attention 정보로 입력



진행 상황

DDPM 학습 진행

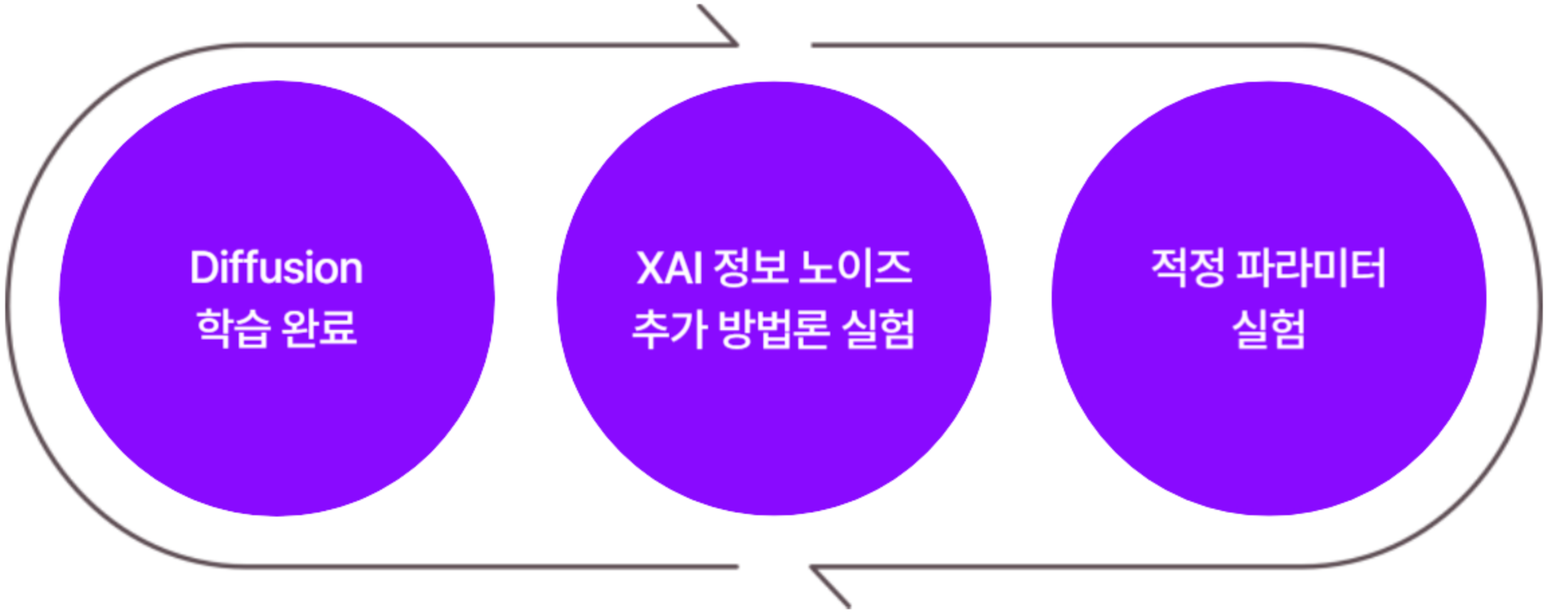
```python
class RandomOrLearnedSinusoidalPosEmb(nn.Module):
    """ following @crowsonkb 's lead with random (learned optional) sinusoidal pos emb """
    """ https://github.com/crowsonkb/v-diffusion-jax/blob/master/diffusion/models/danbooru_128.py#L8 """

    def __init__(self, dim, is_random = False):
        super().__init__()
        assert divisible_by(dim, 2)
        half_dim = dim // 2
        self.weights = nn.Parameter(torch.randn(half_dim), requires_grad = not is_random)

    def forward(self, x):
        x = rearrange(x, 'b -> b 1')
        freqs = x * rearrange(self.weights, 'd -> 1 d') * 2 * math.pi
        fouriered = torch.cat((freqs.sin(), freqs.cos()), dim = -1)
        fouriered = torch.cat((x, fouriered), dim = -1)
        return fouriered
```

Dataset: CelebA-HQ 256

원활한 실험 결과 비교를 위해 기존 DDPM 논문에서
사용한 데이터셋을 사용하여 학습

*현재까지 CIFAR-10, CIFAR-100에 대해서는 학습 가능 여부 확인

연구 계획



- Diffusion에 Discriminator를 적용한 후, CelebA-HQ 256으로 학습 진행
- 앞서 설명한 3가지 방법론 중 가장 효율적인 방법론으로 선택
- Cycle 및 Process 수와 같은 파라미터를 실험적으로 결정

연구 의의

Diffusion 모델에 eXplainbe AI 적용

XAI를 통해
모델을 이해할 수 있는
기회 제공 가능

- Diffusion에 Discriminator를 적용
- Discriminator에 XAI 기술을 적용하여 Saliency MAP을 통한 Generative model 모델 이해
- 모델 이해를 통한 Gerative model에 정보 전달 및 의사 결정 반영

XAI를 통해
생성 모델의
성능 향상을 기대

- Discriminator에서 추출한 Saliency map을 attentim MAP으로 변환
- 해당 attention MAP을 Hierarchical하게 Noise에 반영
- 해당 attention mAP을 모든 Noise에 반영
- 이를 통한 Generative model 성능 향상 기대

Writing Session - eXplainable AI

THANK YOU

2024. 02. 06