

Diffusion-based Anomaly Detection

안시후

2024.01.12

발표자 소개



❖ 안시후 (Sihu Ahn)

- Data Mining & Quality Analytics Lab (김성범 교수님)
- Ph.D. Student (2021.3 ~)

❖ 관심 연구 분야

- Diffusion models
- Computer Vision (Human Action Recognition)

❖ E-mail

- sihuahn@korea.ac.kr

CONTENTS

1. Introduction

- Anomaly Detection
- Diffusion models

2. Diffusion-based Anomaly Detection models

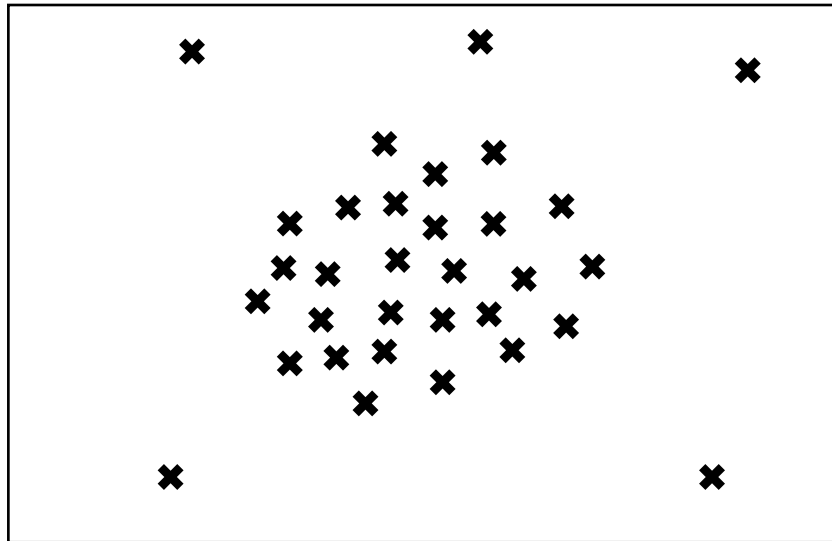
- AnoDDPM
- DiffAD
- MoCoDAD

3. Conclusion

1. Introduction

❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

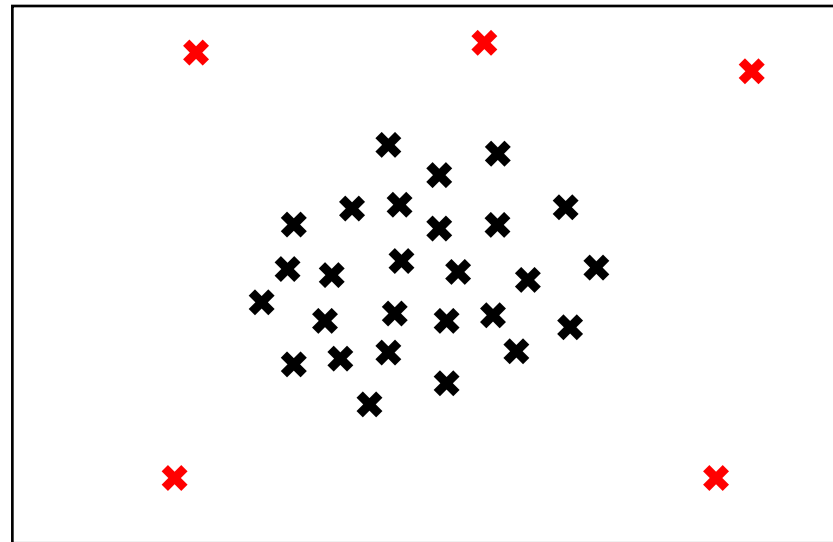
- 이상치는 대부분의 데이터와 본질적인 특성이 다른 관측치를 의미



1. Introduction

❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 이상치는 대부분의 데이터와 본질적인 특성이 다른 관측치를 의미



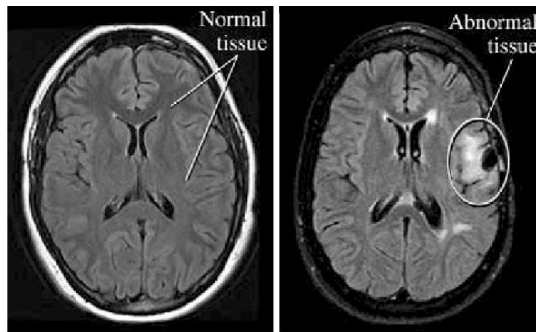
✕ 정상 관측치
✕ 이상 관측치

1. Introduction

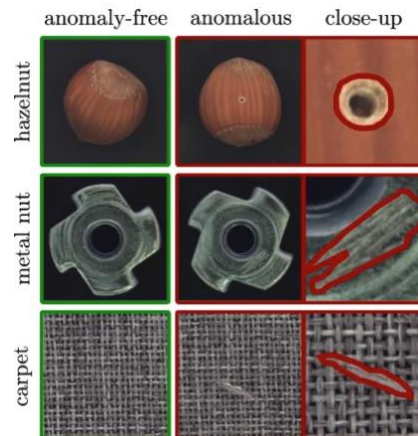
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 이상치는 대부분의 데이터와 본질적인 특성이 다른 관측치를 의미
- 현실에서는 다양한 이상치가 존재
- 대부분의 데이터가 정상인 경우 이상치 탐지를 적용

의료 이상치 탐지



산업 이상치 탐지



감시 카메라 이상치 탐지



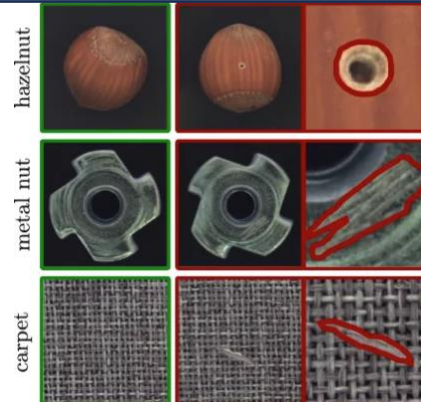
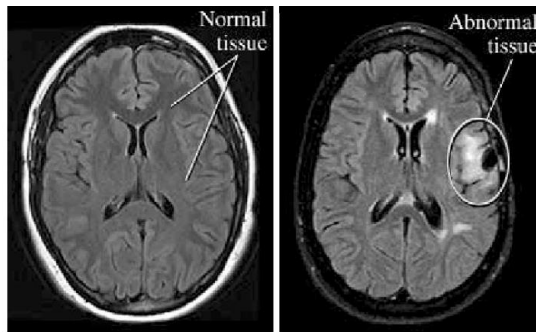
1. Introduction

❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 이상치는 대부분의 데이터와 본질적인 특성이 다른 관측치를 의미
- 현실에서는 다양한 이상치가 존재
- 대부분의 데이터가 정상인 경우 이상치 탐지를 적용

왜 이진 분류를 사용하지 않고 이상치 탐지를 사용하는가?

의료

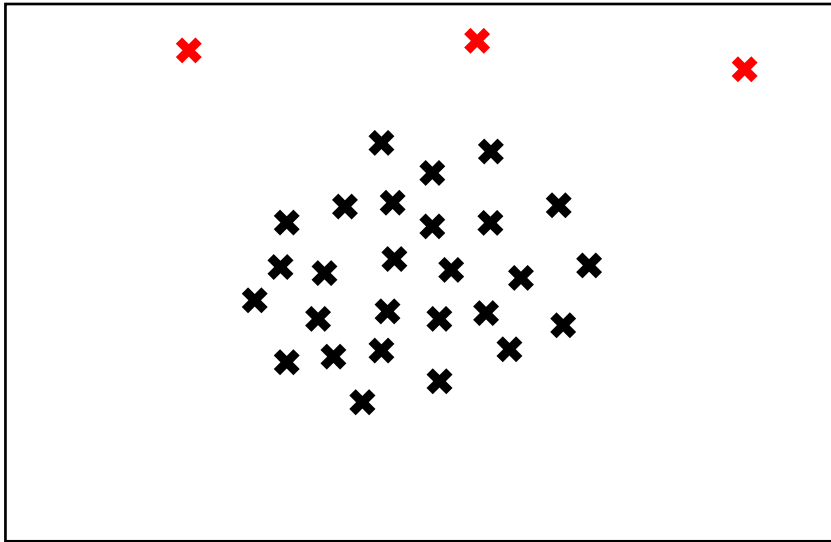


1. Introduction

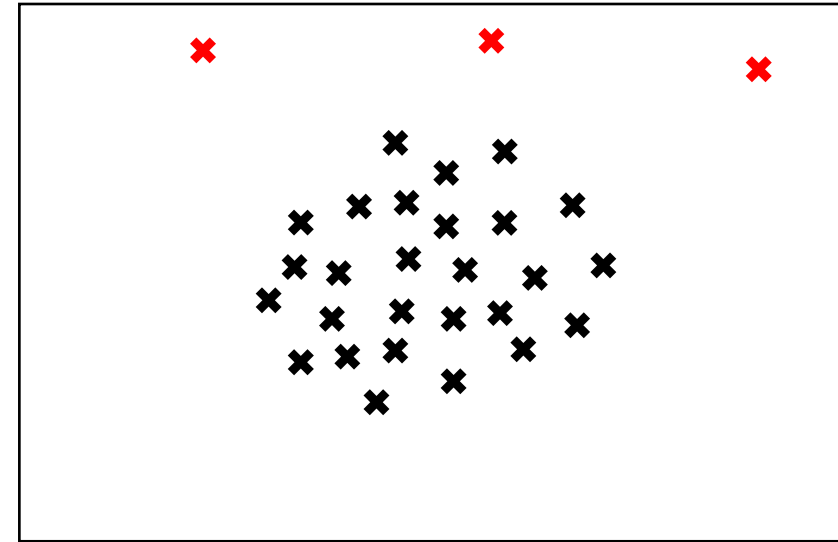
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 분류와 이상치 탐지의 차이

분류 예시



이상치 탐지 예시



✕ 정상 관측치

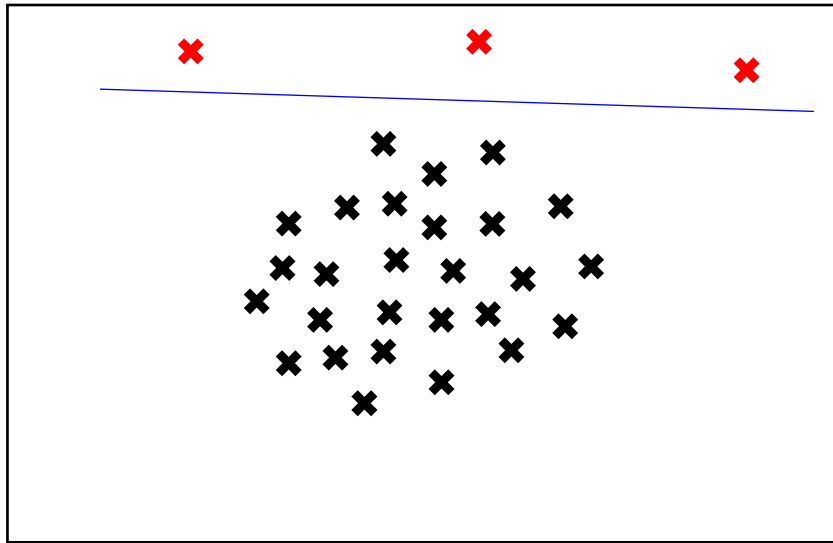
✕ 이상 관측치

1. Introduction

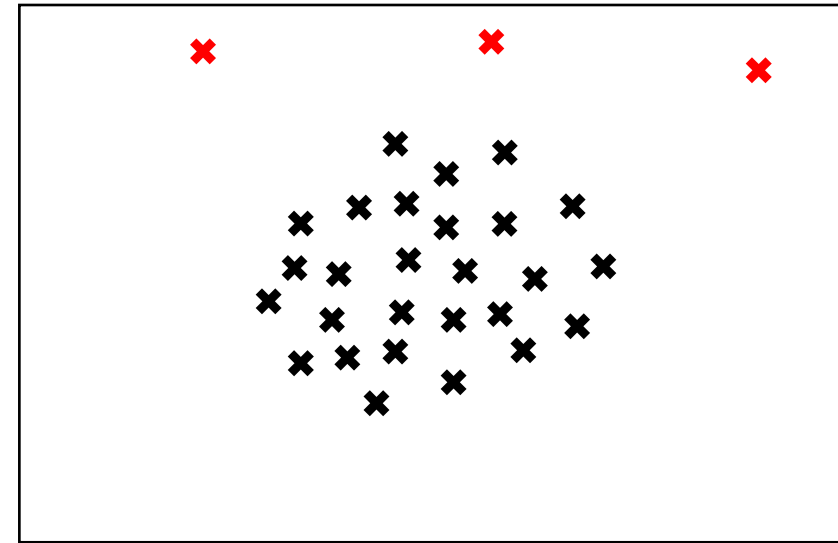
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 분류와 이상치 탐지의 차이

분류 예시



이상치 탐지 예시



✕ 정상 관측치

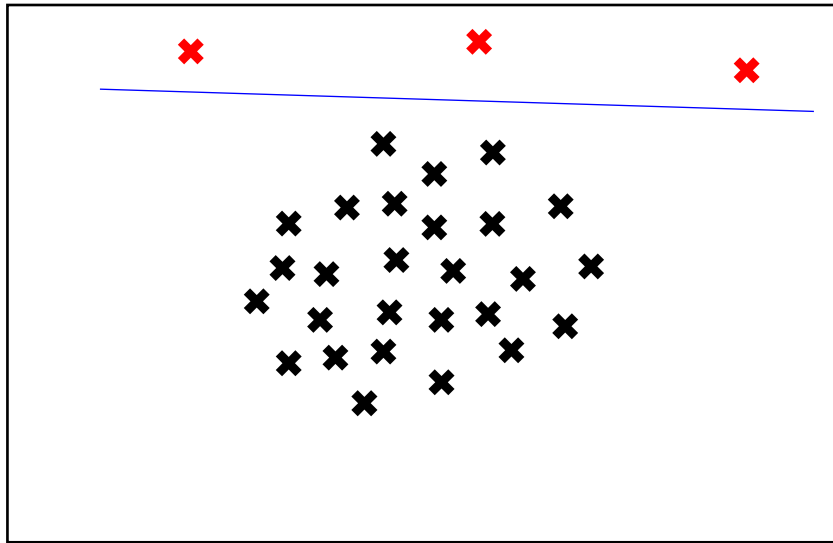
✕ 이상 관측치

1. Introduction

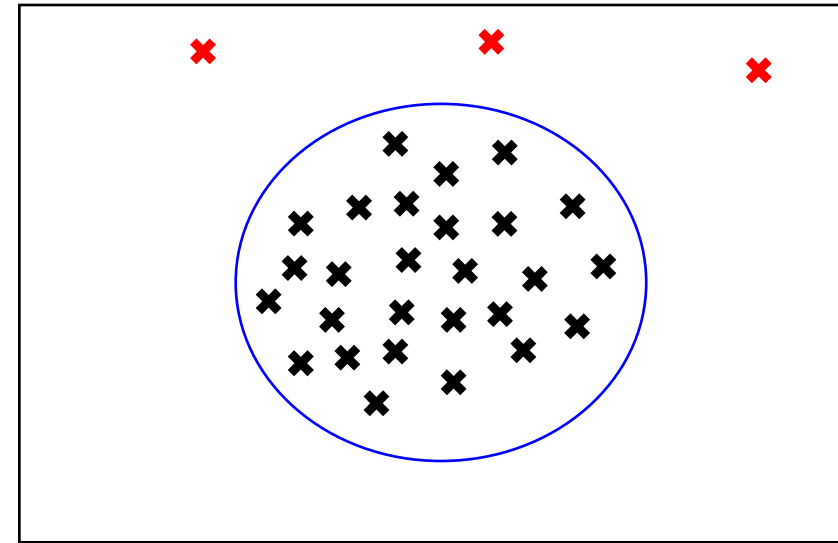
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 분류와 이상치 탐지의 차이

분류 예시



이상치 탐지 예시



✕ 정상 관측치

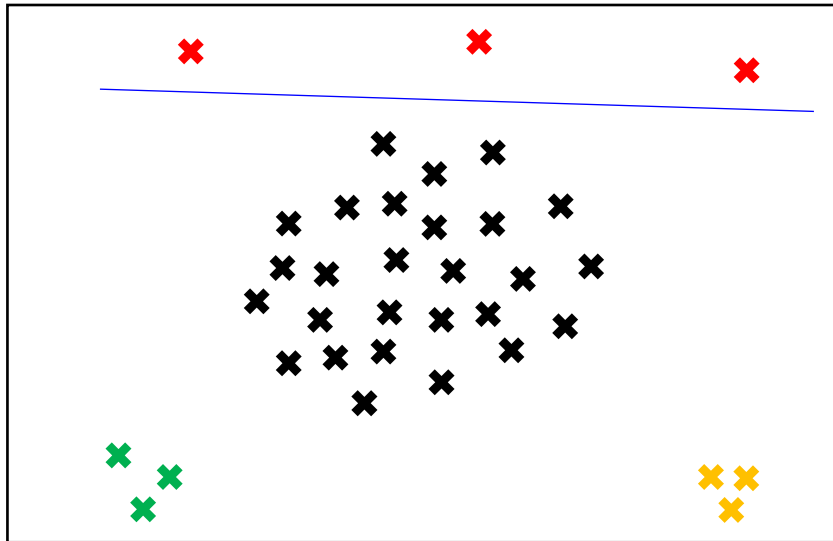
✕ 이상 관측치

1. Introduction

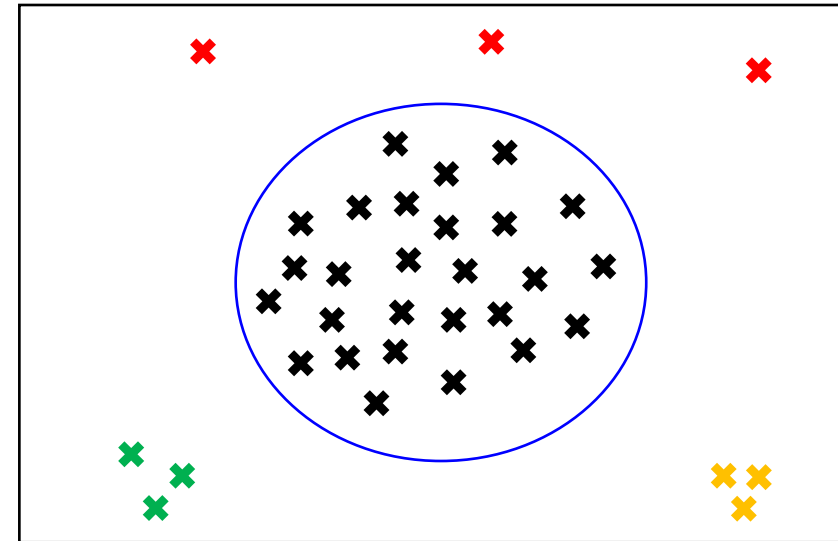
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 분류와 이상치 탐지의 차이
 - 정상에 비해 이상치는 다양한 케이스가 존재하기 때문에 분류가 어려울 수 있음

분류 예시



이상치 탐지 예시

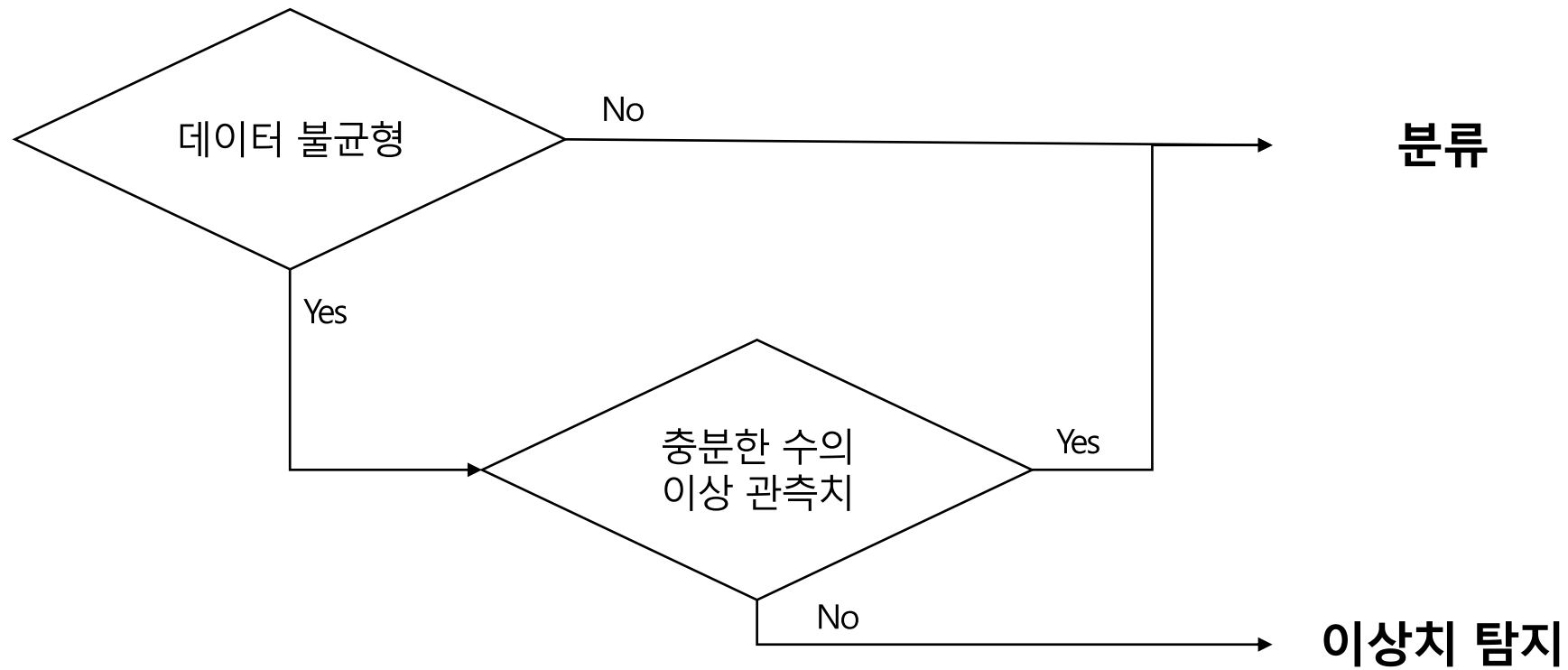


x 정상 관측치

1. Introduction

❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 분류와 이상치 탐지의 차이
- 충분한 수의 이상치 데이터가 존재한다면 분류 문제로 접근 가능

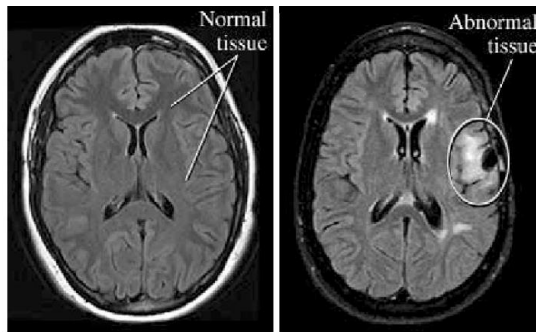


1. Introduction

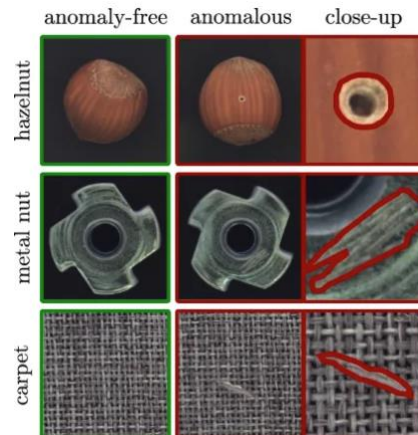
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 충분한 수의 이상치 데이터가 존재한다면 분류 문제로 접근 가능
- 현실 문제에서는 충분한 수의 이상치가 존재하지 않는 경우가 대부분
 - > 다양한 이상치를 분류하는 것 보다 이상치 탐지 방법으로 접근하는 것이 합리적

의료 이상치 탐지



산업 이상치 탐지



감시 카메라 이상치 탐지

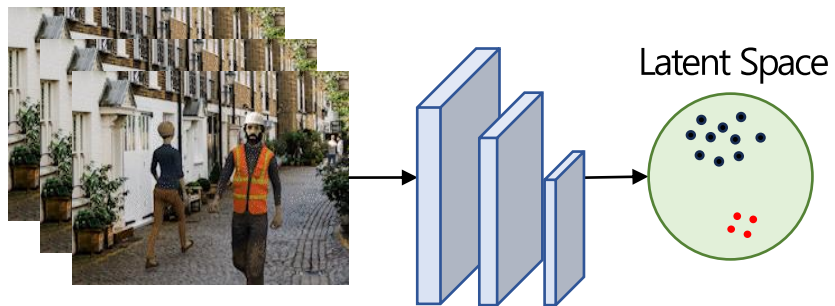


1. Introduction

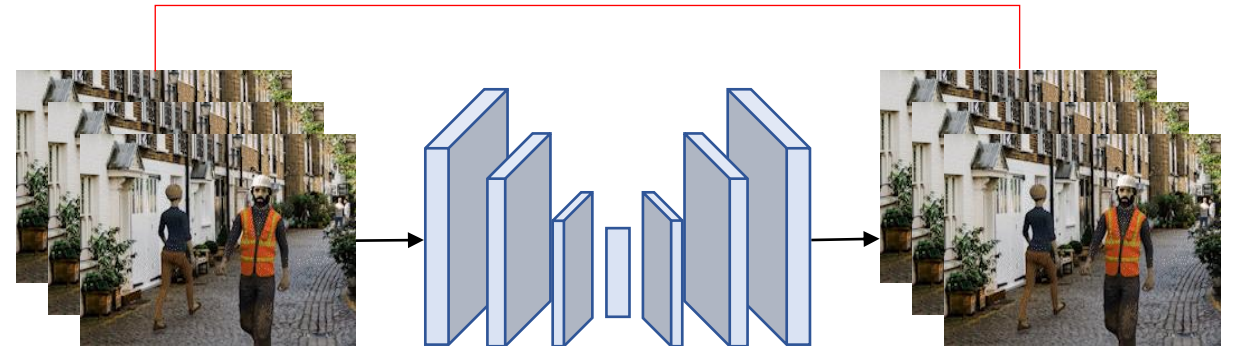
❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 통계나 시각화를 통한 이상치 탐지도 가능하지만
잠재 기반 혹은 재구성 기반의 딥러닝 방법론 등이 활발히 연구 중

잠재 기반 이상치 탐지



재구성 기반 이상치 탐지
Reconstruction error



1. Introduction

❖ Anomaly Detection (이상치 탐지)

- 통계나 시각화를 통한 이상치 탐지도 가능하지만
잠재 기반 혹은 재구축 기반의 딥러닝 방법론 등이 활발히 연구 중
- 재구축 기반 이상치 탐지는 생성모델 기반 GAN, VAE, Diffusion models가 사용되고 있다

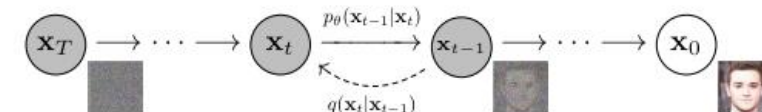
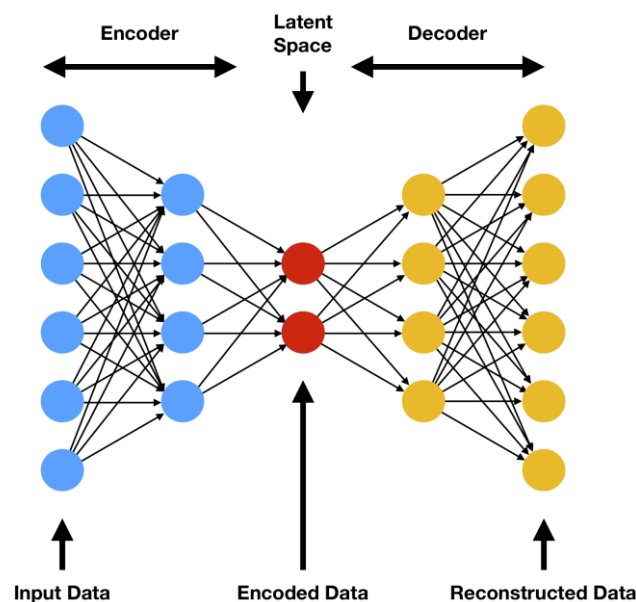
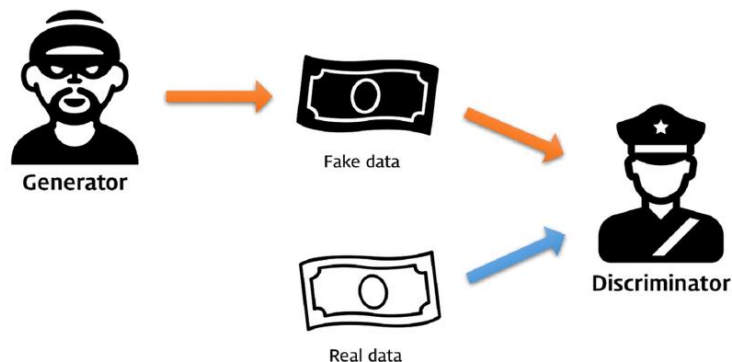
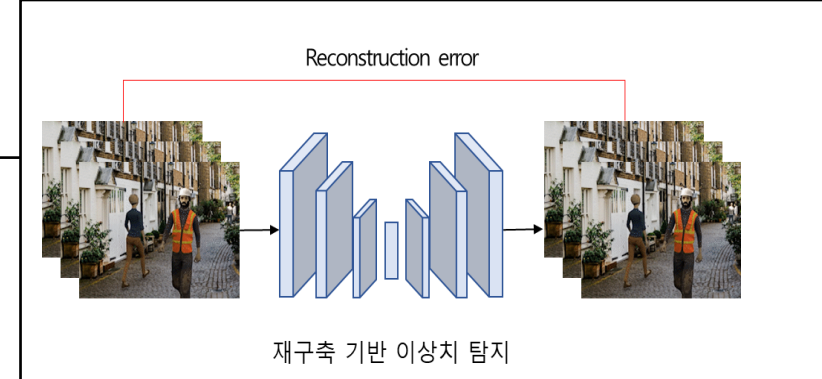
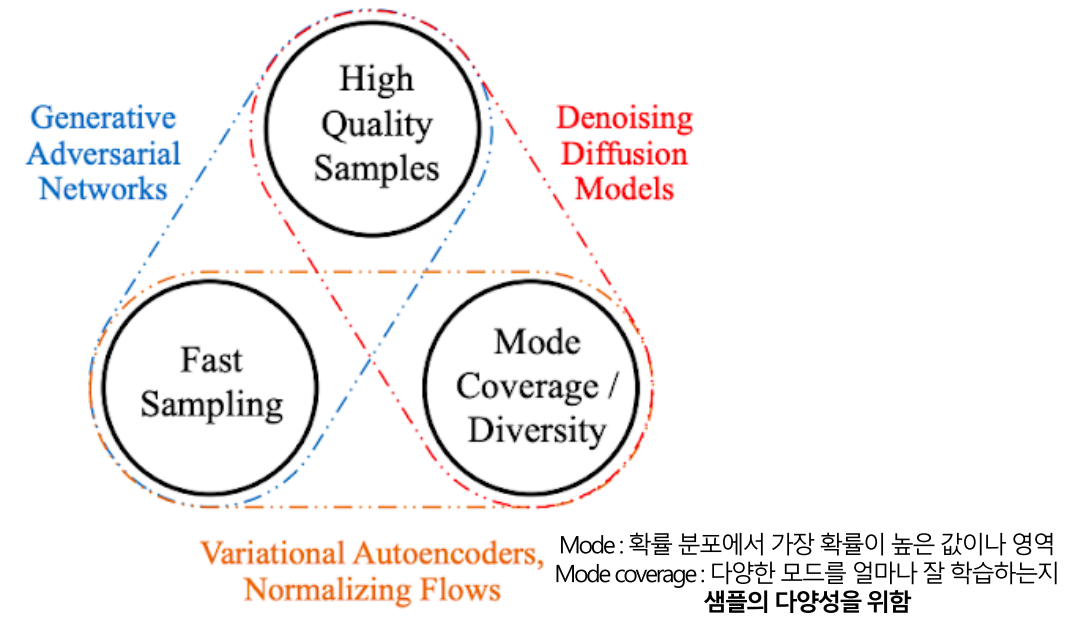
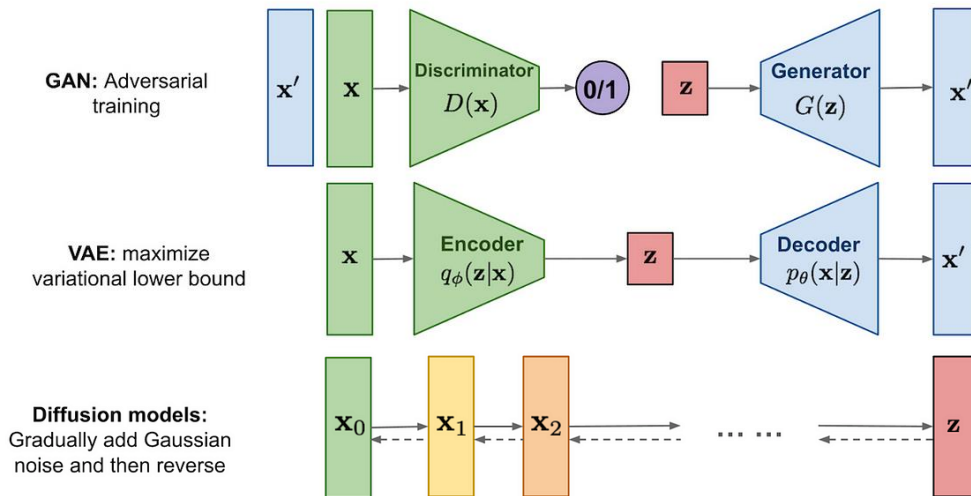


Figure 2: The directed graphical model considered in this work.

1. Introduction

❖ Diffusion models

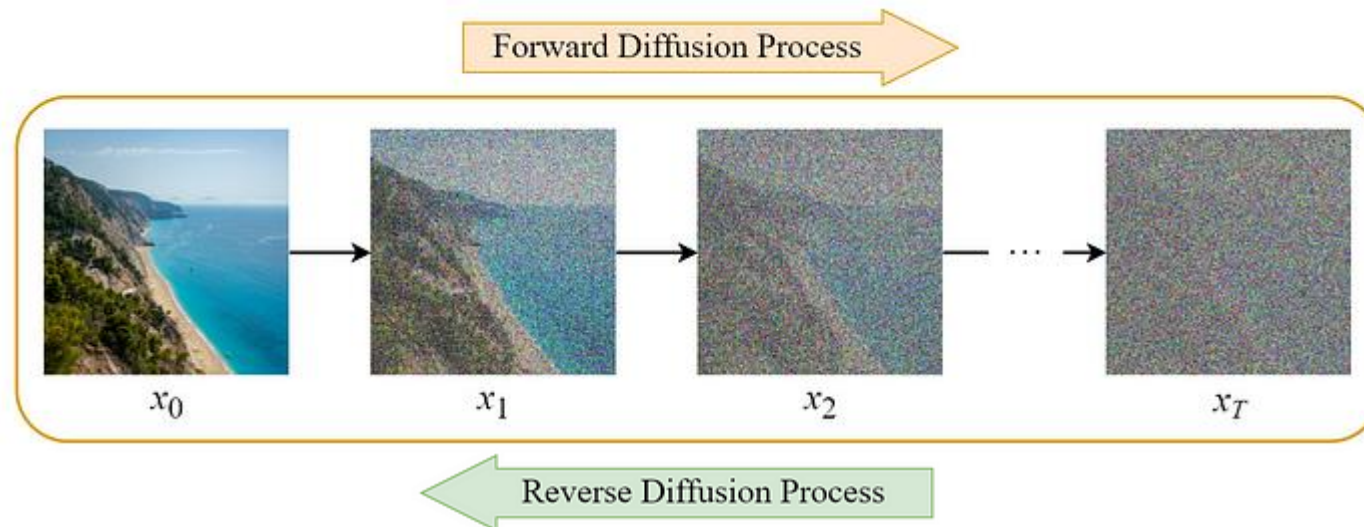
- GAN은 2개의 네트워크로 구성되어 hyperparameter에 민감하여 다양한 샘플 생성이 어려움
- VAE는 생성 되는 이미지가 흐릿하게 생성되어 퀄리티가 떨어짐
- 높은 퀄리티와 다양한 샘플을 가질 수 있는 Diffusion models
 - 최근에는 빠르게 샘플링 하는 연구도 이루어지고 있음



1. Introduction

❖ Diffusion models

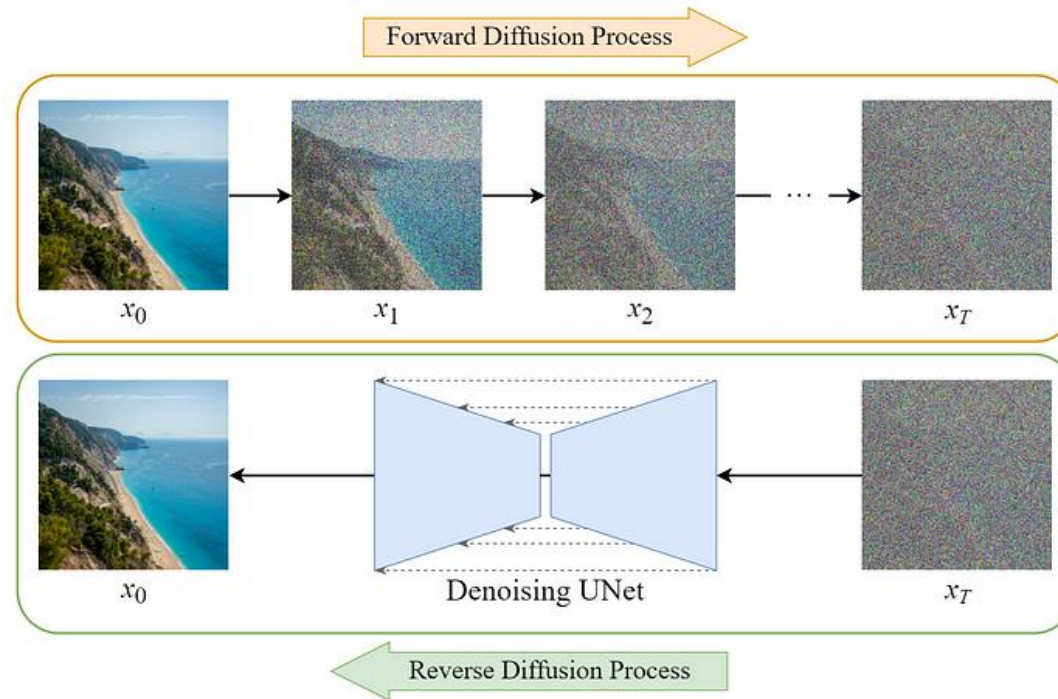
- Forward Diffusion Process: 데이터(x_0)가 완전한 Noise(x_T)가 될 때까지 Noise를 점진적으로 추가
- Reverse Diffusion Process: 완전한 Noise(x_T)에서 점진적으로 Noise를 제거하여 데이터(x_0)를 복원



1. Introduction

❖ Diffusion models

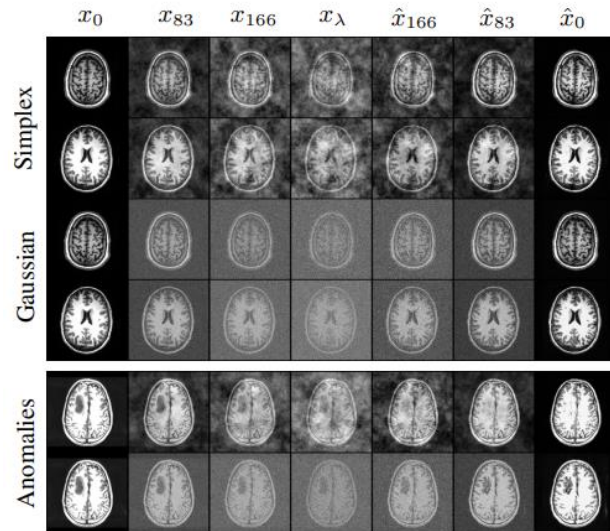
- Forward Diffusion Process: 데이터(x_0)가 완전한 Noise(x_T)가 될 때까지 Noise를 점진적으로 추가
 - 노이즈를 주는 과정은 단순하기 때문에 랜덤으로 노이즈를 적용
- Reverse Diffusion Process: 완전한 Noise(x_T)에서 점진적으로 Noise를 제거하여 데이터(x_0)를 복원
 - 복원 과정은 단순하지 않기 때문에 딥러닝 모델을 활용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ Diffusion models

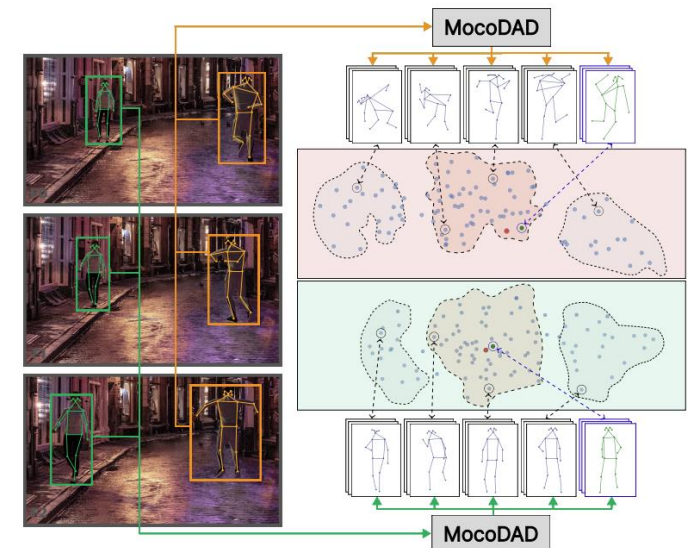
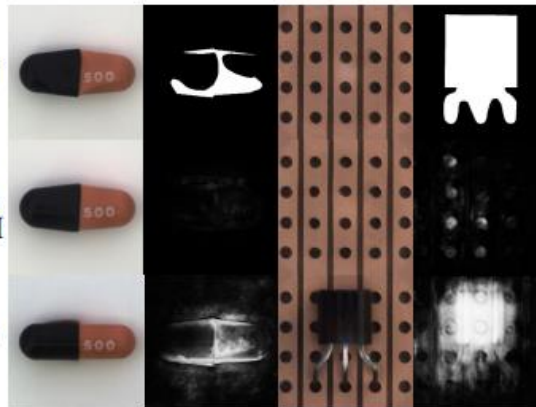
- 뇌에 악성 종양이 있는지 판단하는 AnoDDPM
- 품질 검사 라인에서 이상치 탐지를 수행하는 DiffAD
- 동영상으로부터 사람의 이상 행동을 탐지하는 MoCoDAD



I_a & GT

I_r & M_o
DRAEM

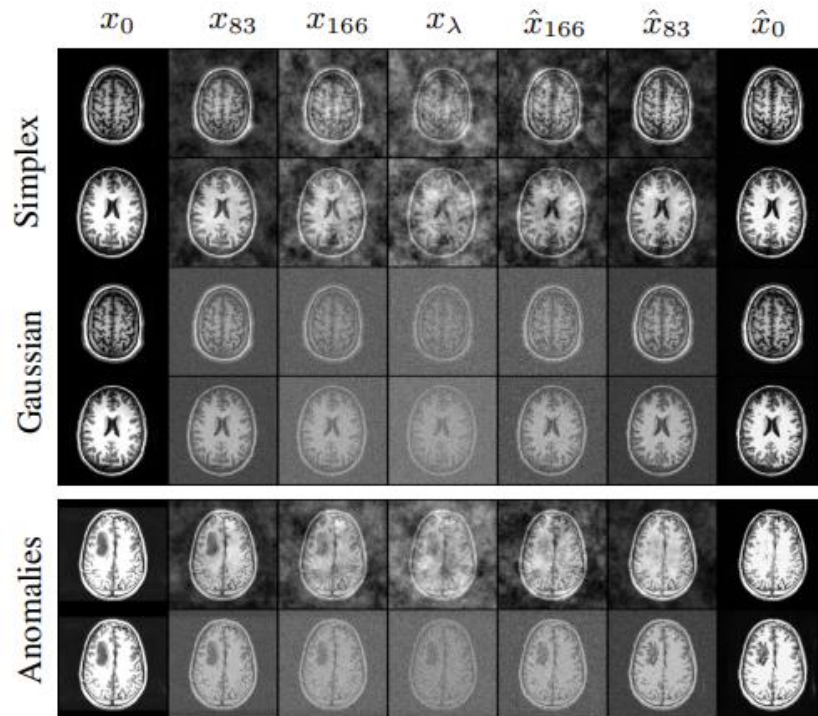
I_r & M_o
Ours



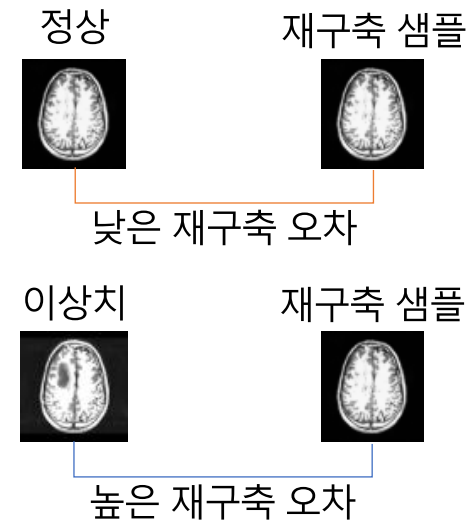
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - 뇌에 악성 종양이 있는지 판단하는 Anomaly Detection 수행
 - Partial Diffusion strategy 및 Multi-scale Simplex Noise 사용



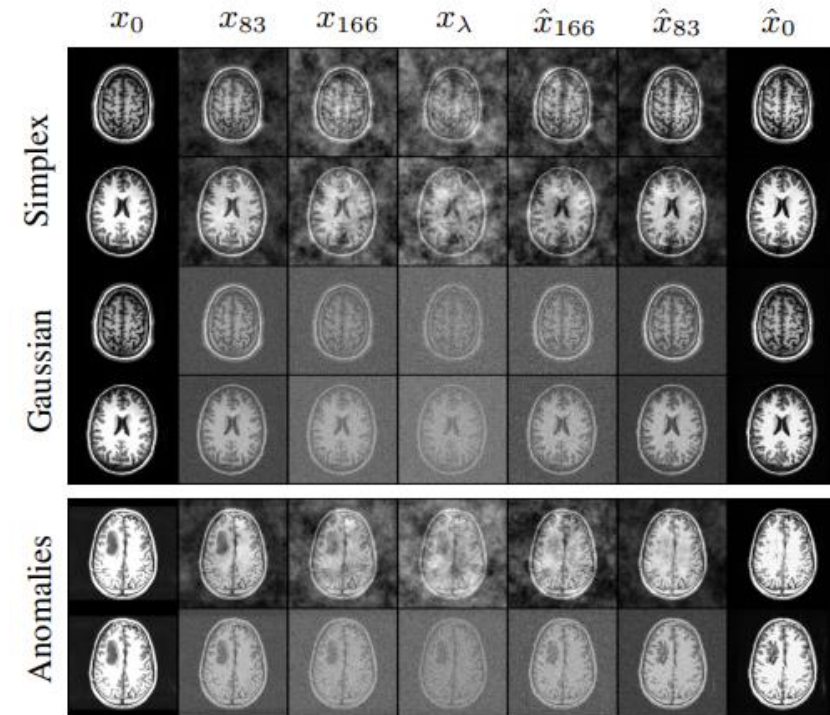
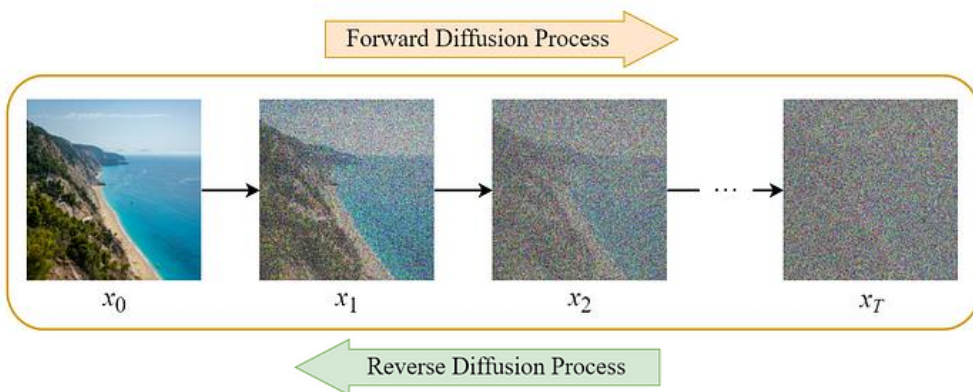
연구 목표



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

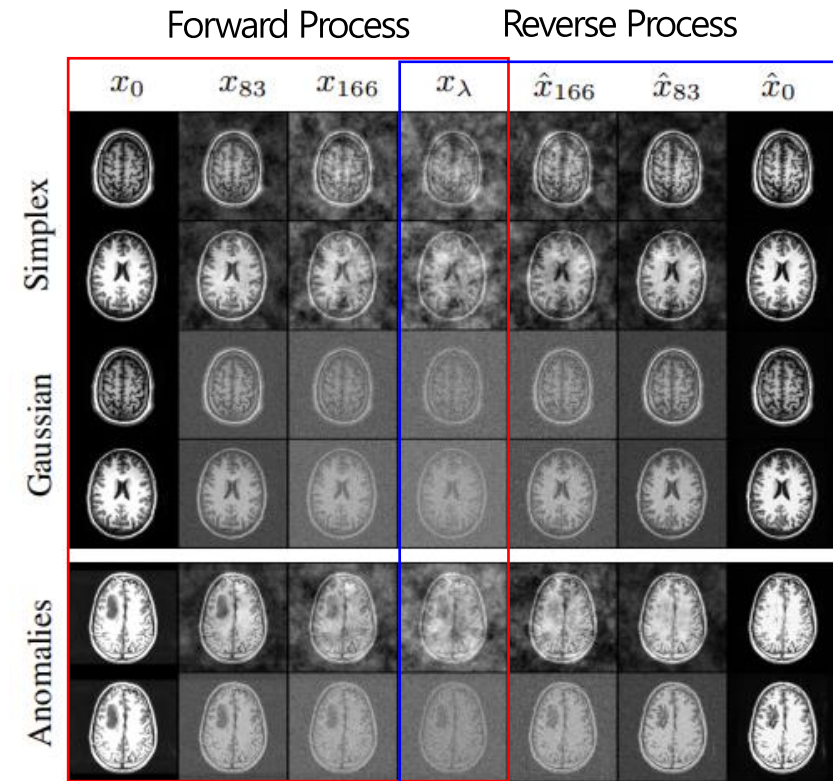
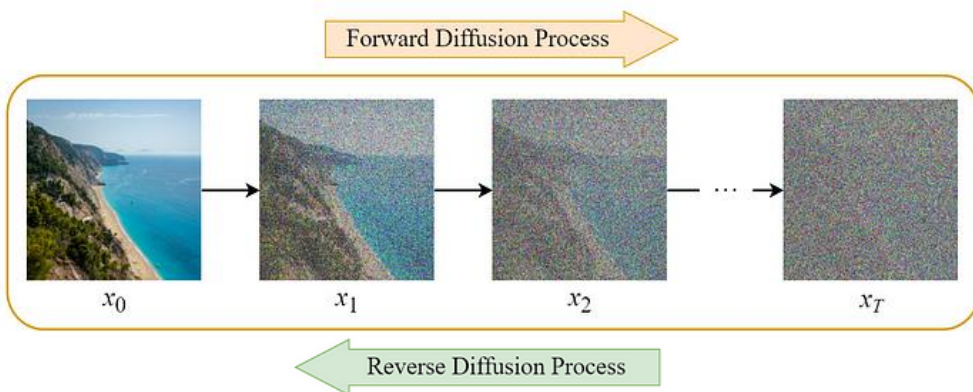
- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - 뇌에 악성 종양이 있는지 판단하는 Anomaly Detection 수행
 - Partial Diffusion strategy 및 Multi-scale Simplex Noise 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

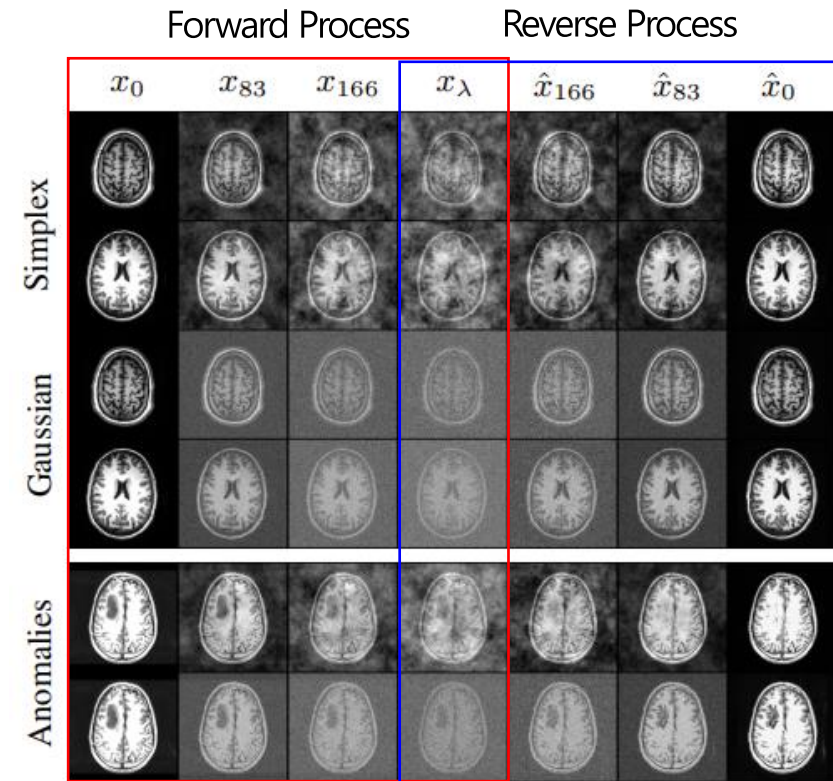
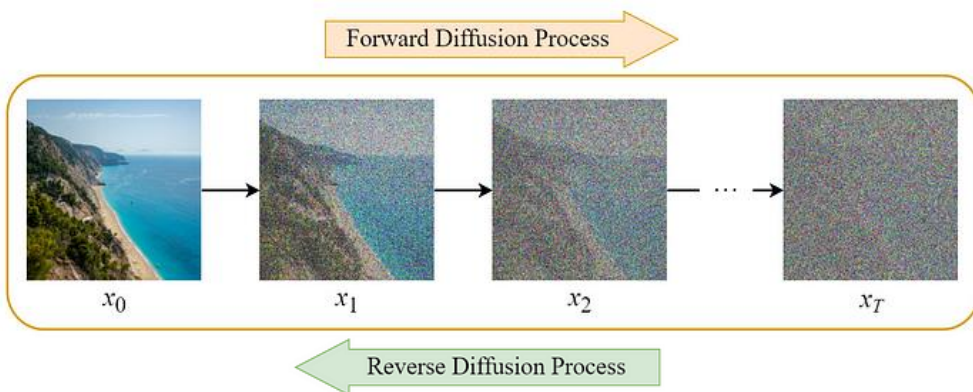
- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - 뇌에 악성 종양이 있는지 판단하는 Anomaly Detection 수행
 - Partial Diffusion strategy 및 Multi-scale Simplex Noise 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

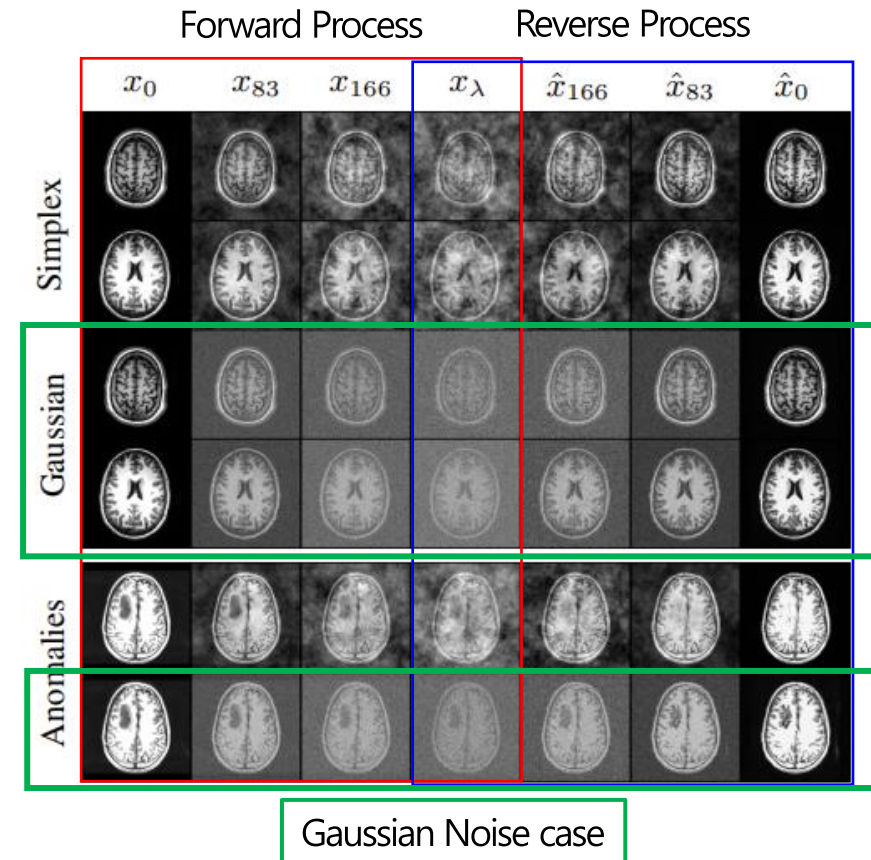
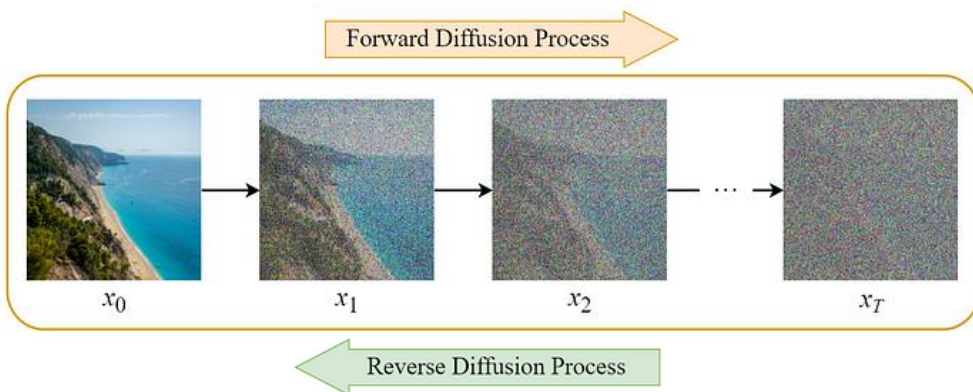
- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - Partial Diffusion strategy : 기존 하나의 시점마다 연산해주던 부분을 T 시점에 해당하는 λ 에 3번 만에 도달할 수 있도록 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

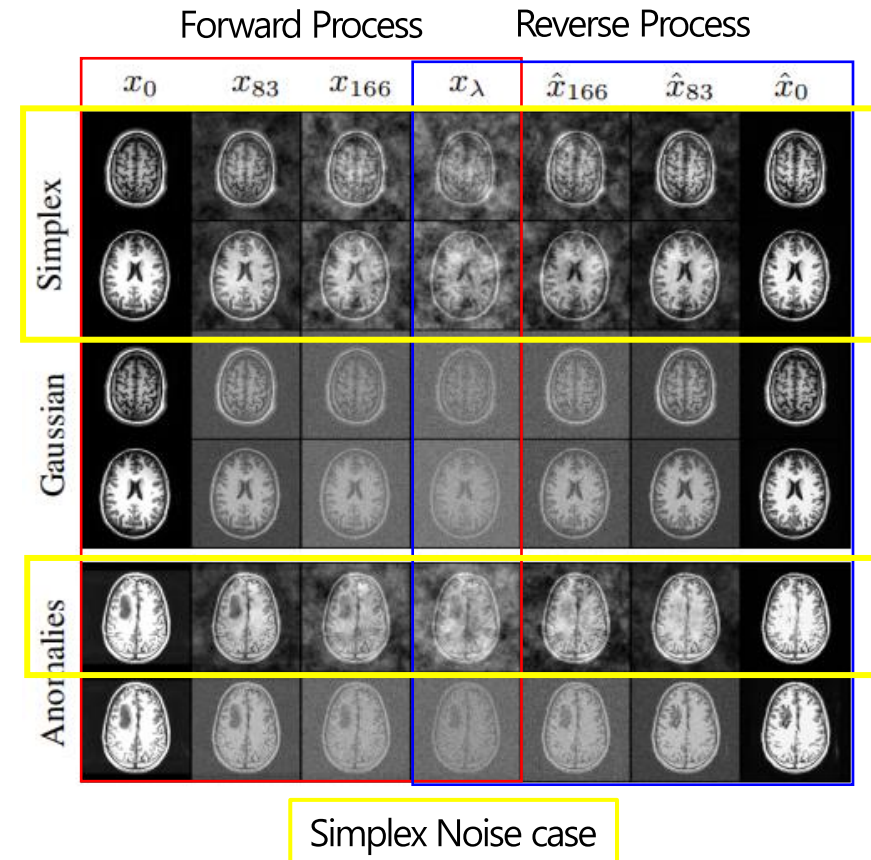
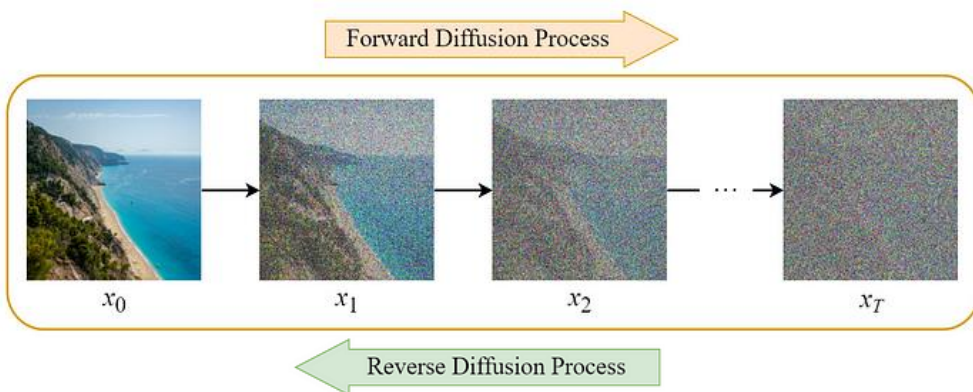
- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - Gaussian Noise 균일한 노이즈를 주게 되어 이상치를 그대로 생성해내는 현상 발견



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - Gaussian Noise 균일한 노이즈를 주게 되어 이상치를 그대로 생성해내는 현상 발견
 - 자연스러운 노이즈 패턴을 생성해주는 Simplex Noise 사용



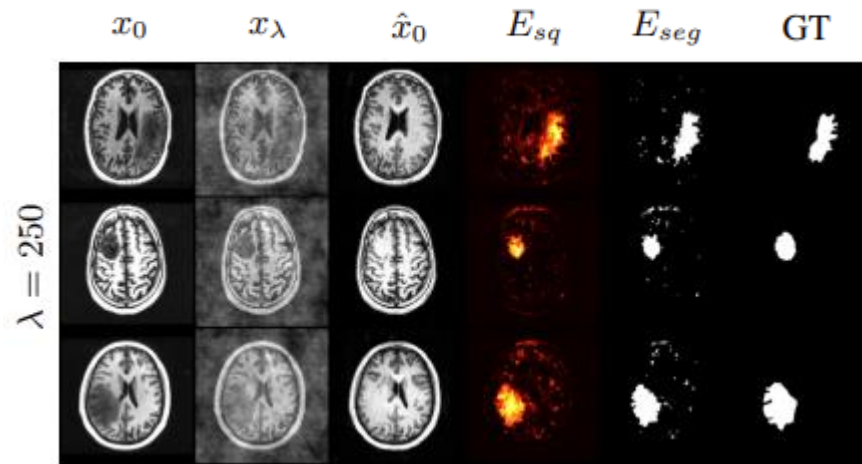
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ AnoDDPM: Anomaly Detection with Denoising Diffusion Probabilistic Models using Simplex Noise

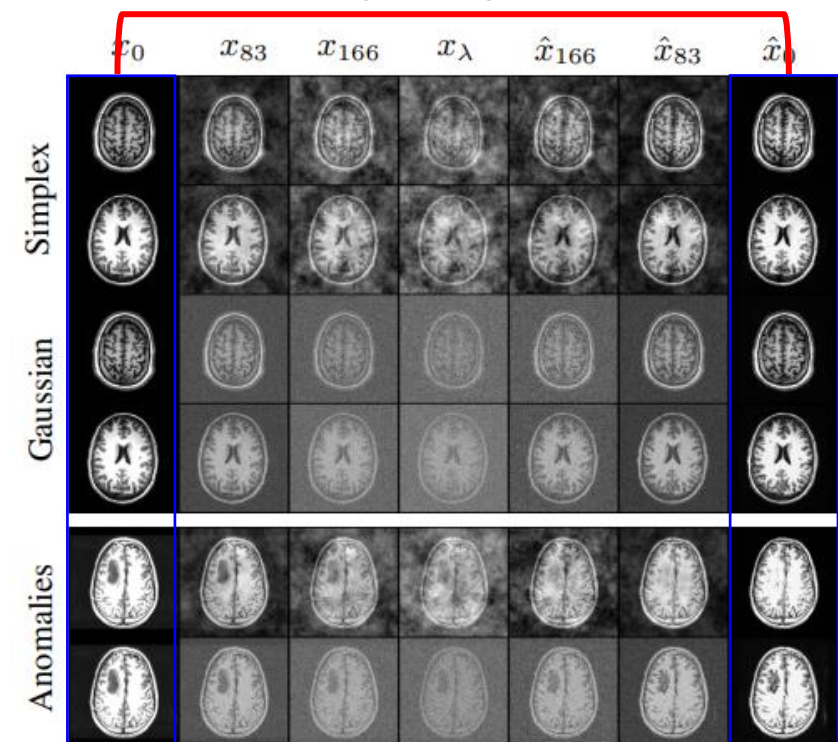
- Diffusion을 Anomaly Detection에 적용한 AnoDDPM 모델 (CVPR 2022)
 - Segmentation 평가 지표인 Dice, IoU와 분류 평가 지표인 AUC를 통해 성능 비교
(Reconstruction Error : input과 output을 square error로 비교 및 anomaly score로 사용)

재구축 오차 (Reconstruction error)

$$= (x_0 - \hat{x}_0)^2$$



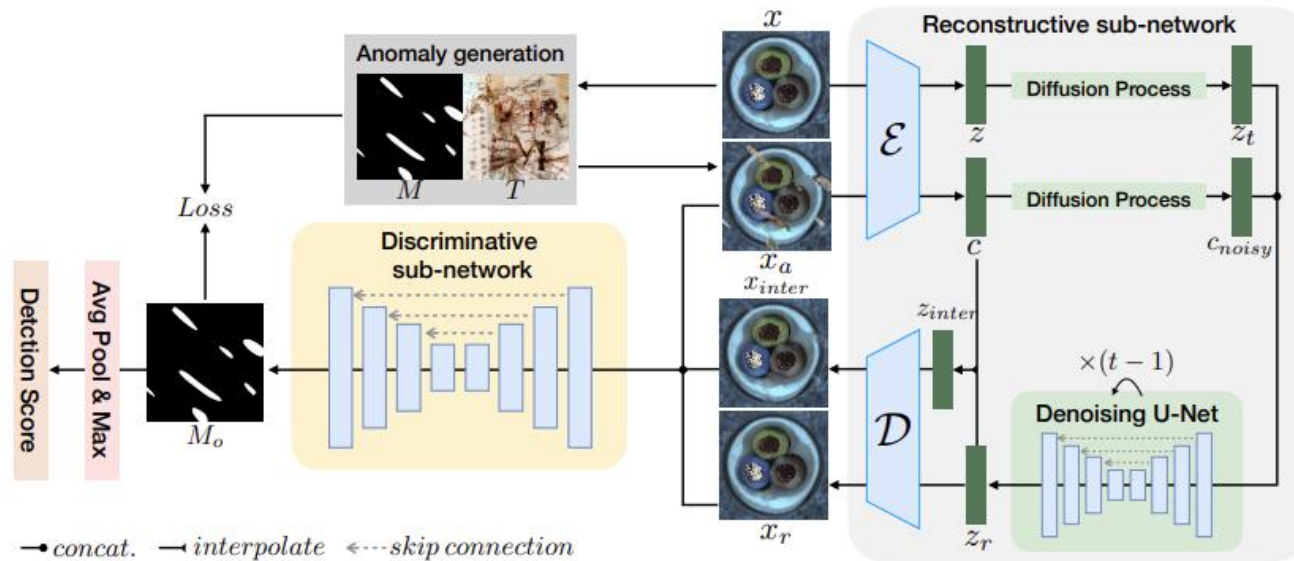
	Dice ↑	IoU ↑	Precision ↑	Recall ↑	AUC ↑
Context Encoder [12]	0.252 ± 0.209	0.162 ± 0.149	0.258 ± 0.223	0.279 ± 0.234	0.707 ± 0.150
f-AnoGAN [20]	0.128 ± 0.001	0.093 ± 0.003	0.362 ± 0.009	0.080 ± 0.003	0.789 ± 0.001
AnoDDPM - Gauss (Ours)	0.009 ± 0.012	0.004 ± 0.006	0.006 ± 0.009	0.032 ± 0.044	0.601 ± 0.074
AnoDDPM $\mathcal{L}_s$ (Ours)	0.383 ± 0.258	0.269 ± 0.204	0.373 ± 0.269	0.468 ± 0.283	0.863 ± 0.107



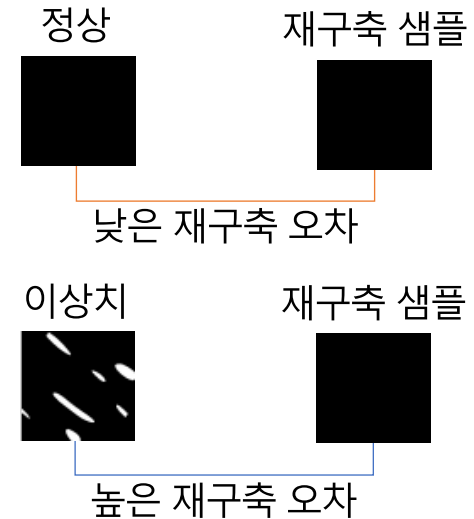
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



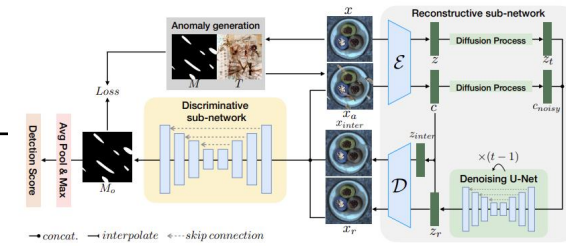
연구 목표



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



입력 이미지



x

M

T

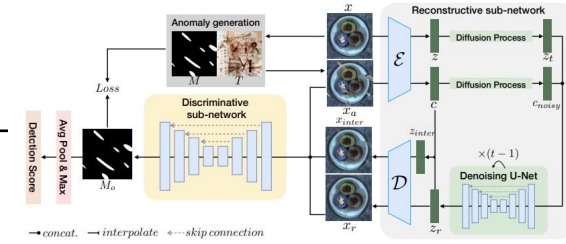


랜덤 노이즈, 표면 소스 이미지

2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

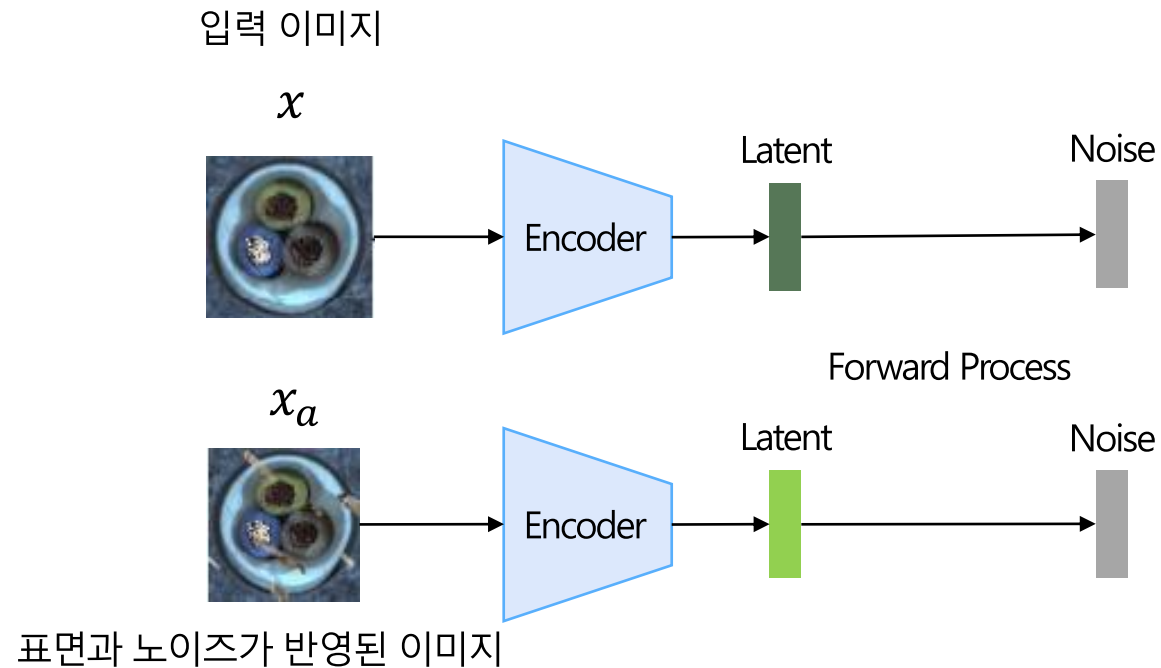
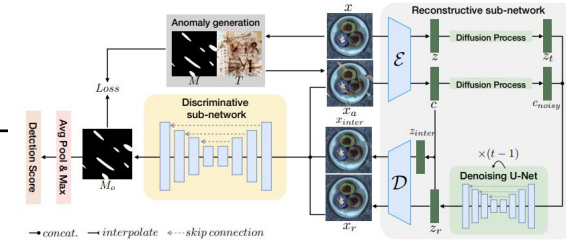
- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

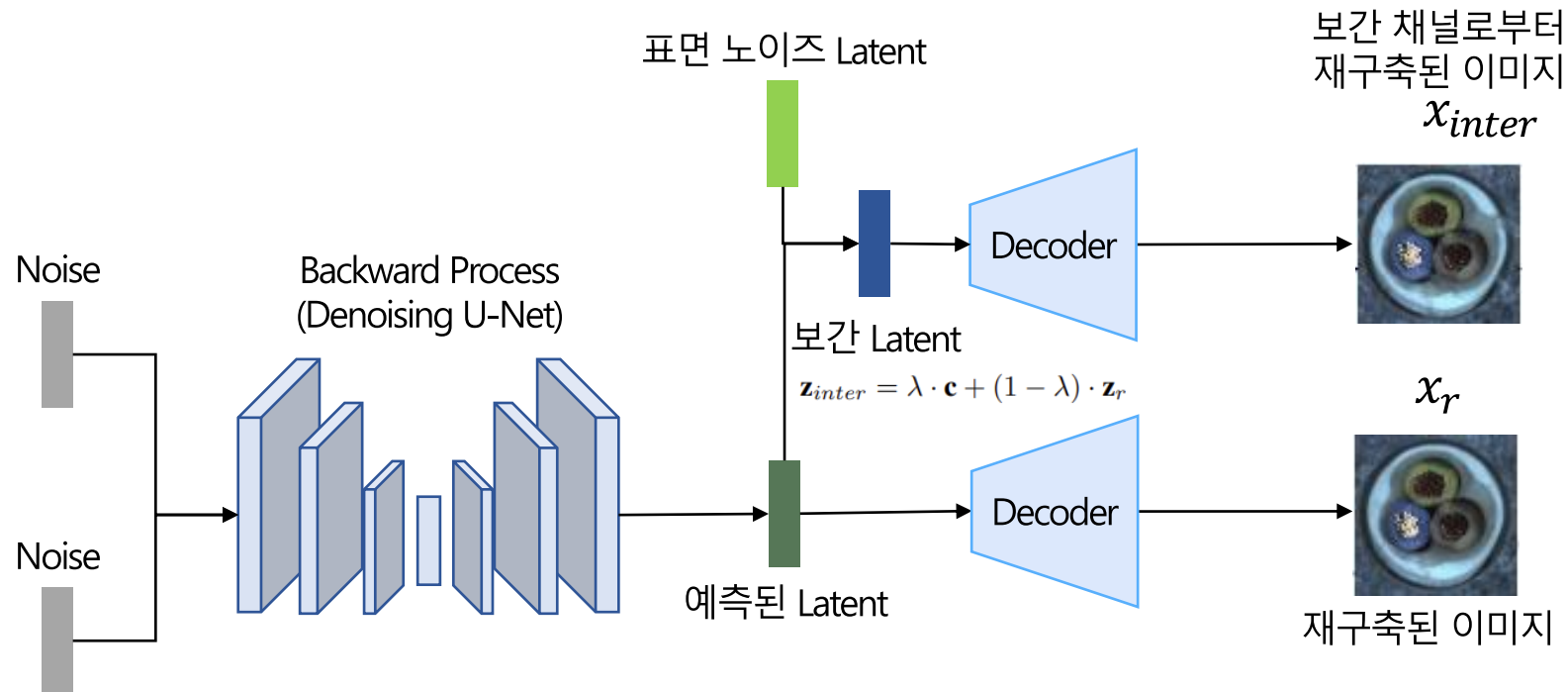
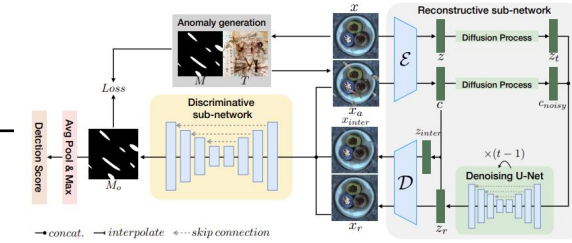
- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

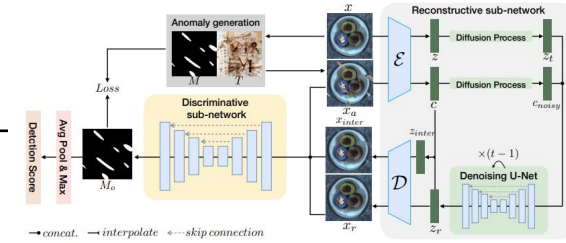
- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



표면과 노이즈가 반영된 이미지

x_a



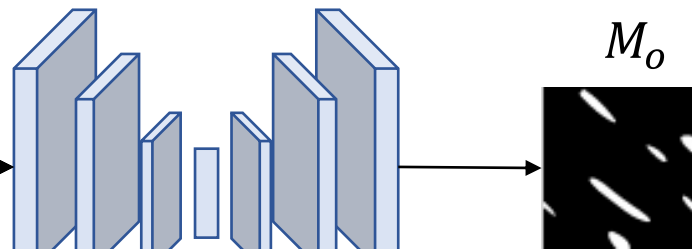
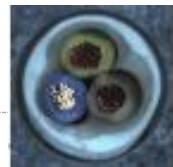
보간 채널로부터 재구성된 이미지

x_{inter}



재구성된 이미지

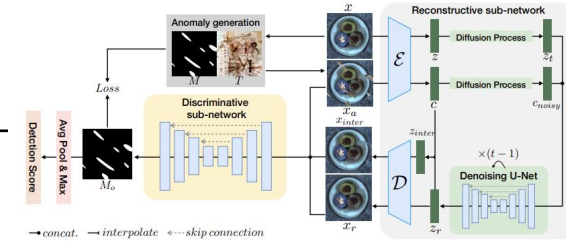
x_r



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용



표면과 노이즈가 반영된 이미지

x_a



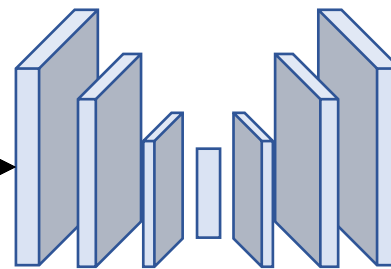
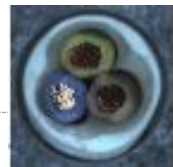
보간 채널로부터 재구성된 이미지

x_{inter}



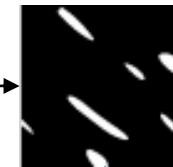
재구성된 이미지

x_r



Score
Avg Pool & Max

M_o

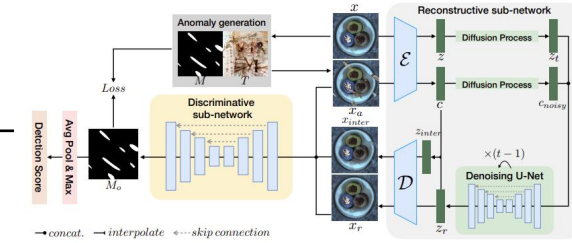


M



Loss

2. Diffusion-based Anomaly Detection models



❖ DiffAD: Unsupervised Surface Anomaly Detection with Diffusion Probabilistic Model

- Latent diffusion model을 이용하여 비지도 학습 Anomaly detection을 수행한 연구 (ICCV 2023)
 - 정상 영역과 이상치 영역의 구분을 유지하는 Noise 임베딩을 제안
 - 픽셀 수준 차이로 인해 발생하는 방해 요소를 개선하는 보간 채널 사용

입력 이미지 (a)

AutoEncoder (b)

DDPM (c)

DiffAD (d)



Class		[1]	[16]	[33]	[32]	Ours
texture	Carpet	82.1	99.4	84.2	97.0	98.3
	Grid	74.3	99.6	99.6	99.9	100
	Leather	80.8	97.1	100	100	100
	Tile	72.0	95.5	98.7	99.6	100
	Wood	92.0	95.7	93.0	99.1	100
object	Bottle	79.4	99.6	99.9	99.2	100
	Cable	71.1	99.1	81.9	91.8	94.6
	Capsule	72.1	96.2	88.4	98.5	97.5
	Hazelnut	87.4	98.5	83.3	100	100
	Metal Nut	69.4	99.5	88.5	98.7	99.5
	Pill	67.1	98.3	83.8	98.9	97.7
	Screw	100	100	84.5	93.9	97.2
	Toothbrush	70.0	98.7	100	100	100
	Transistor	80.8	98.3	90.9	93.1	96.1
	Zipper	74.4	99.0	98.1	100	100
	Average	78.2	98.3	91.7	98.0	98.7

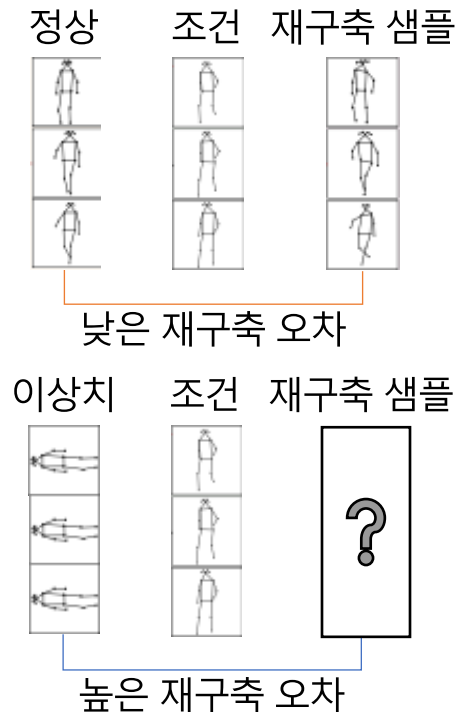
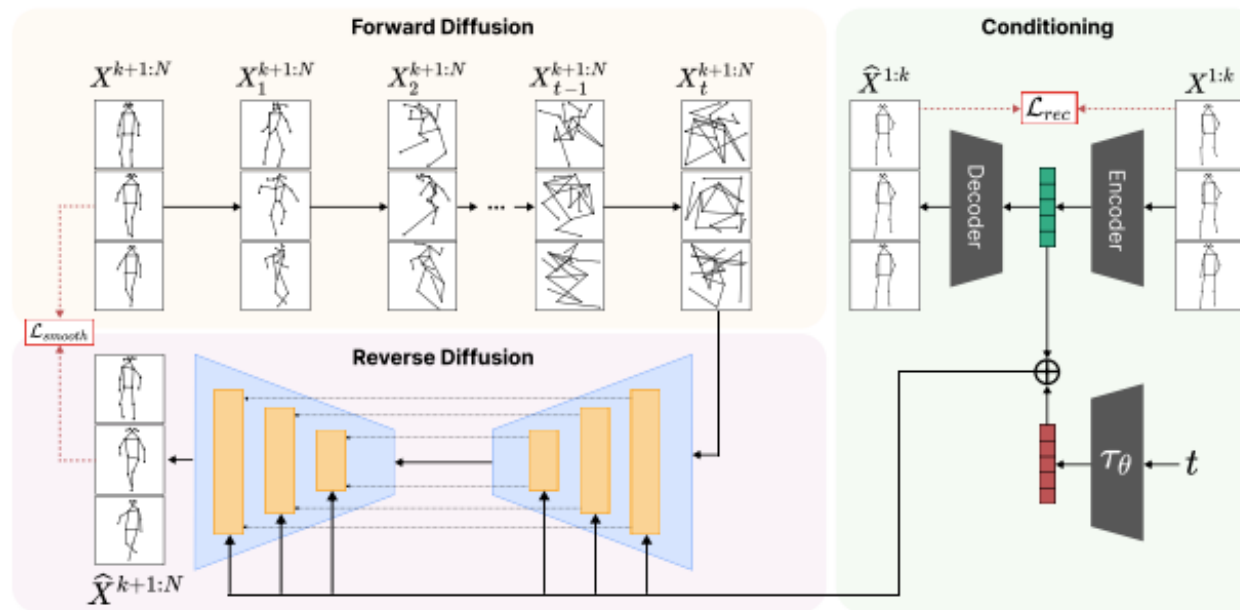
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD: Multimodal Motion Conditioned Diffusion Model for Skeleton-based Video Anomaly Detection

- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)

- 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
- 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의

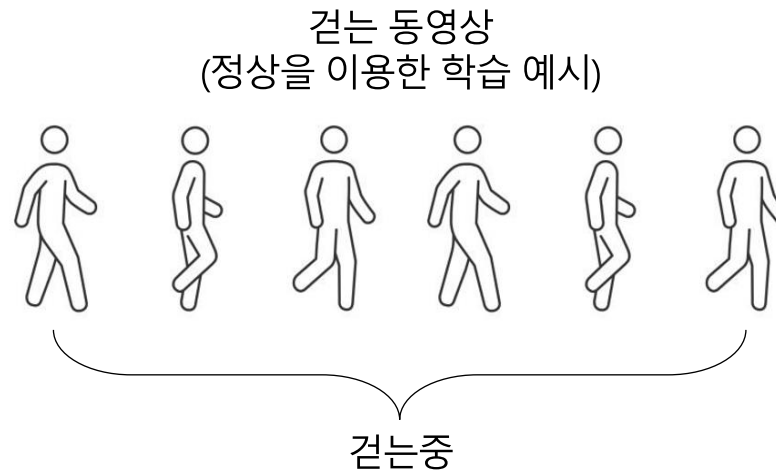
연구 목표



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

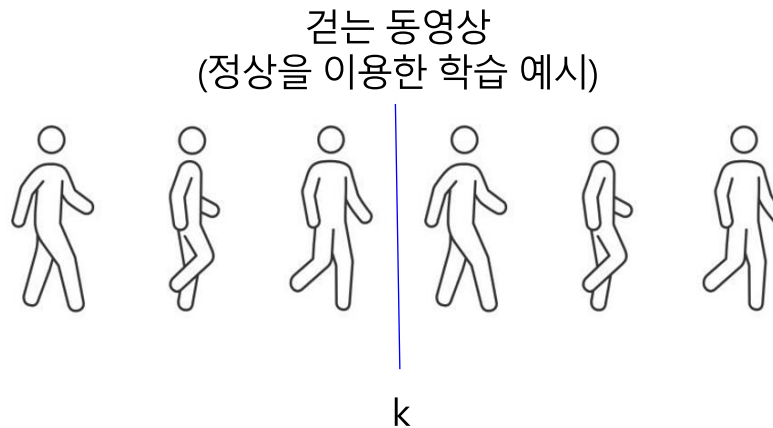
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

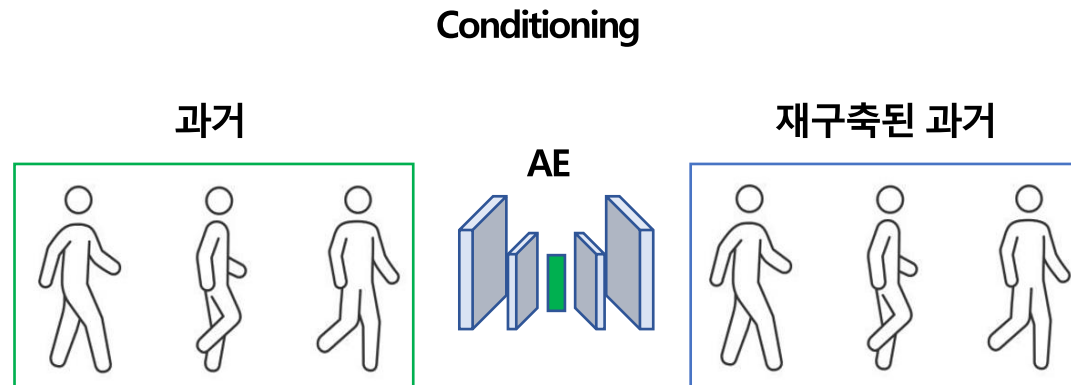
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

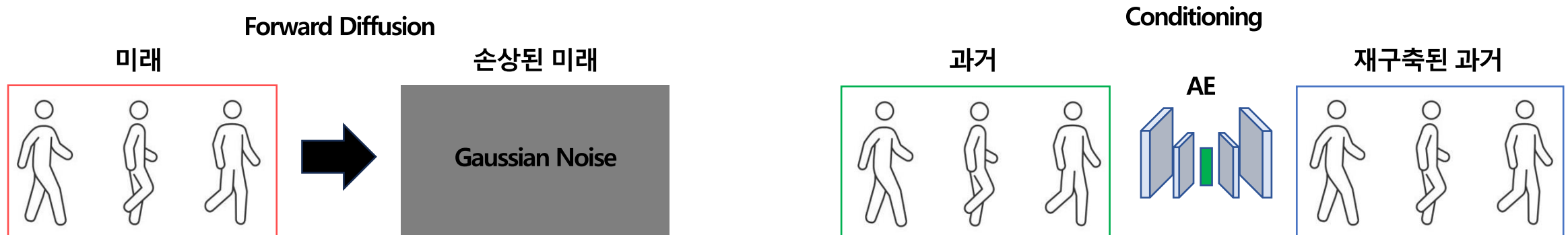
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

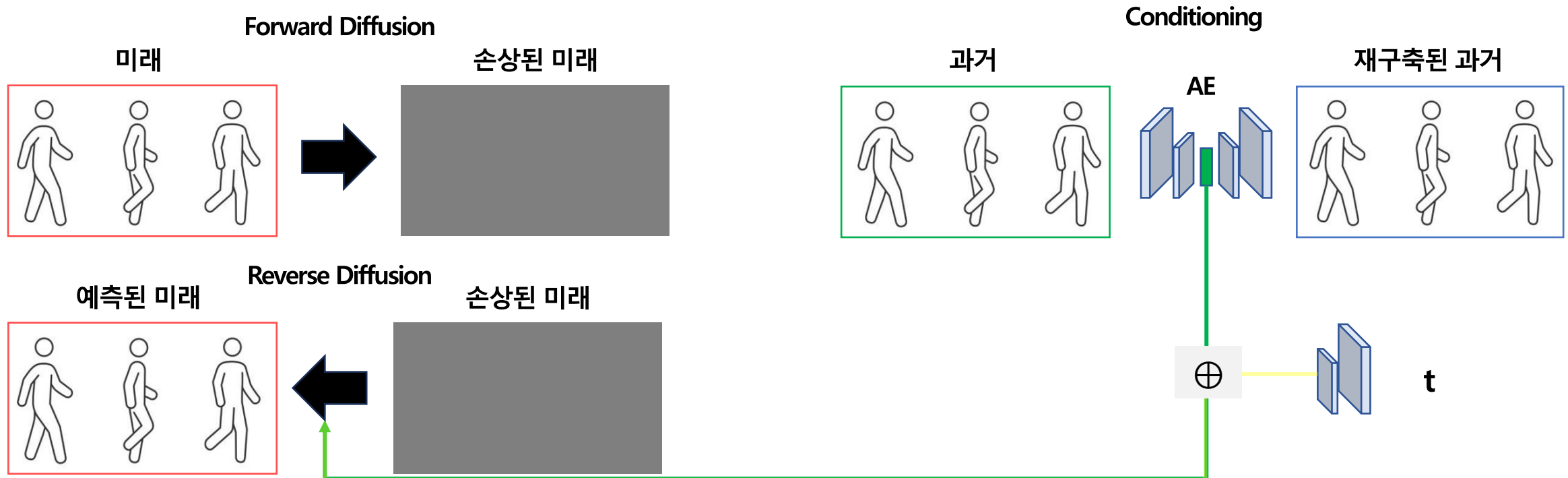
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

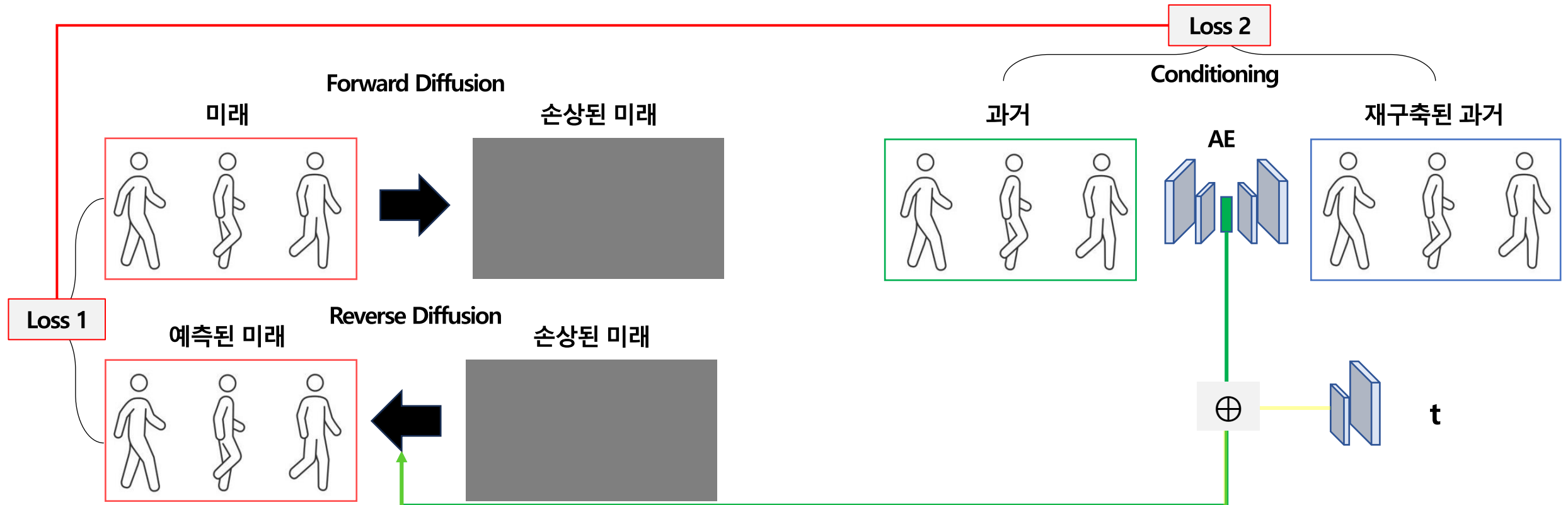
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 학습

- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

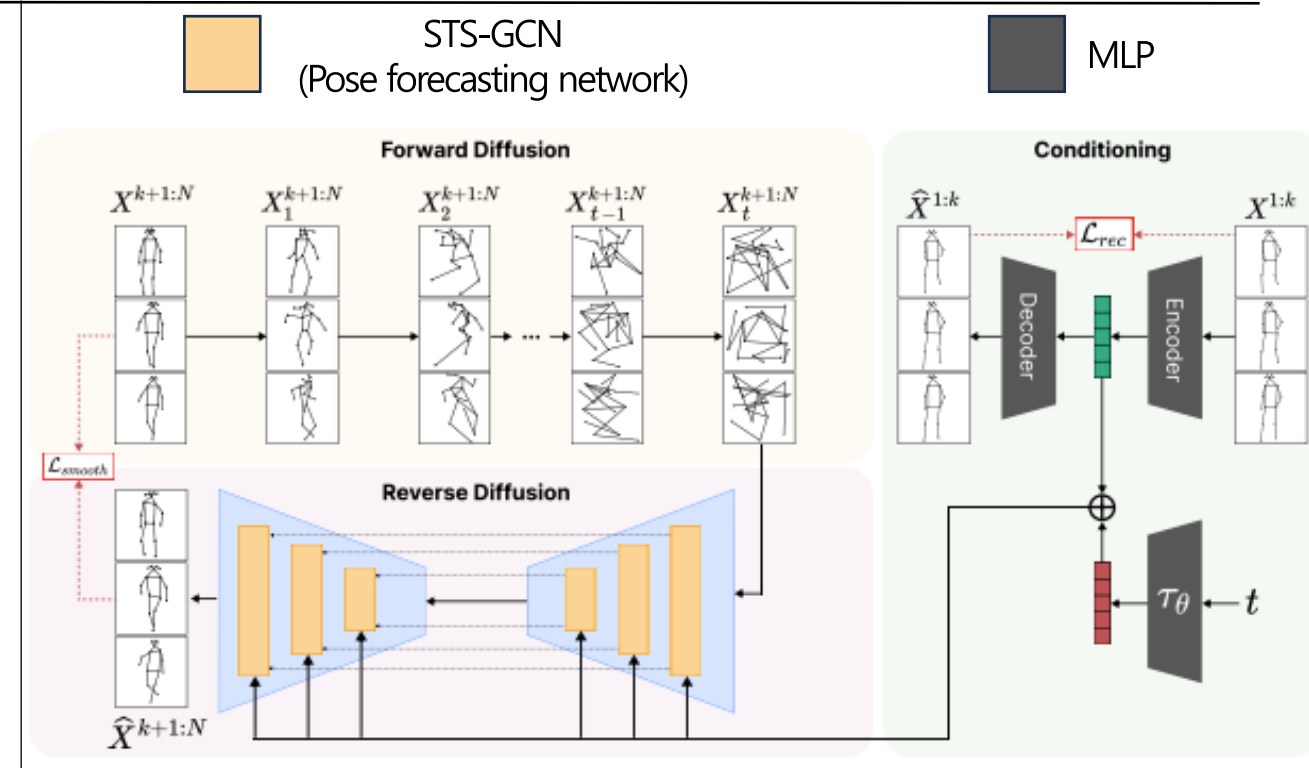
❖ MoCoDAD 학습

- k를 기준으로 과거와 미래 데이터를 나눔 (1:k, k:N)
- Conditioning
 - 과거 데이터를 AE로 학습 (재구축 오차 산출)
 - timestep t를 MLP로 학습 $\mathcal{L}_{rec} = \left\| D(E(X^{1:k})) - X^{1:k} \right\|_2^2$
- Forward Diffusion
 - 미래 데이터에 Gaussian Noise 처리
- Reverse Diffusion

- Noise 처리 된 미래 데이터에 과거 데이터 정보를 조건으로 주어 예측 행동을 생성
(미래 데이터와 예측 데이터 비교 오차 산출) $\mathcal{L}_{disp} = \mathbb{E}_{t, X, \epsilon} \left[\left\| \epsilon - \epsilon_{\theta}(X_t, t, h) \right\| \right]$

- 두 오차를 lambda 비율로 합하여 학습 수행 (논문에서는 1:1)

$$\mathcal{L}_{tot} = \lambda_1 \mathcal{L}_{smooth} + \lambda_2 \mathcal{L}_{rec}$$



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

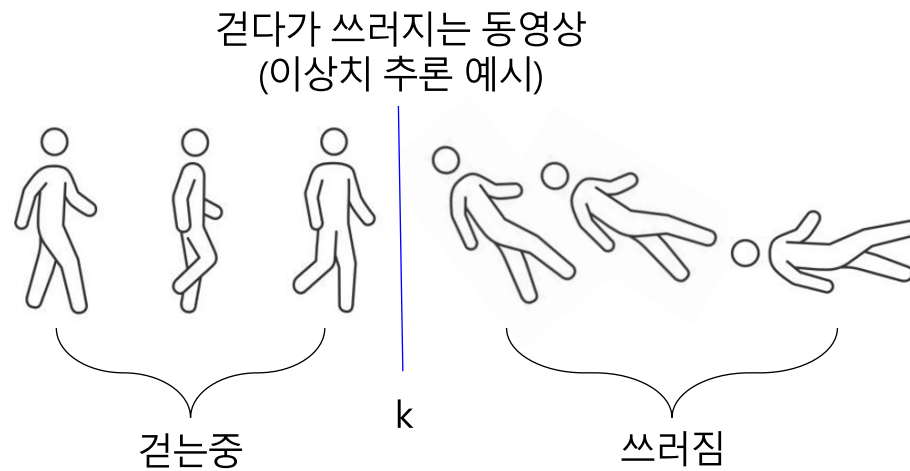
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

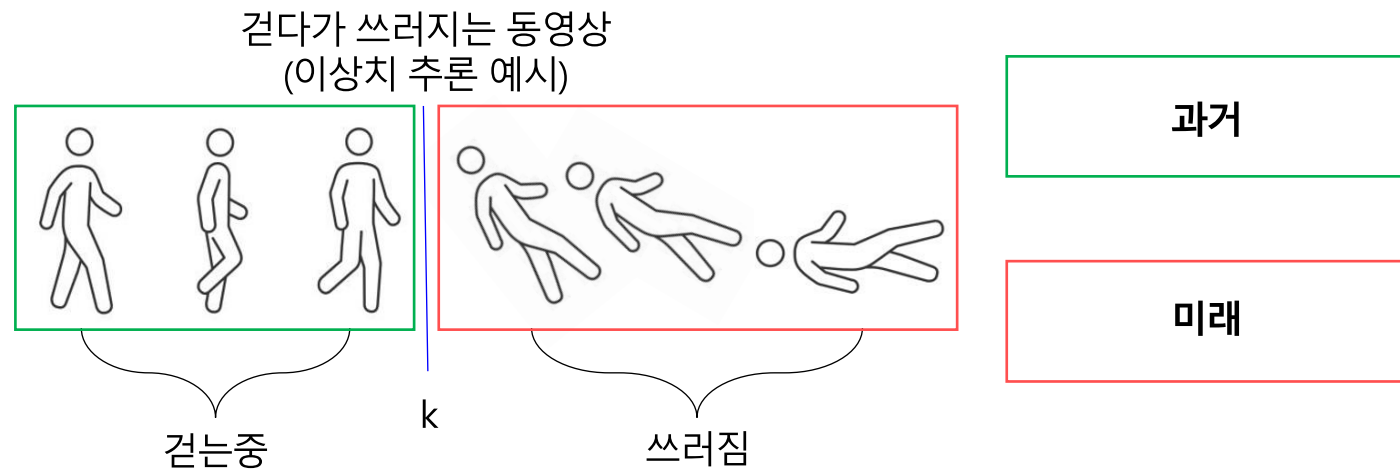
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

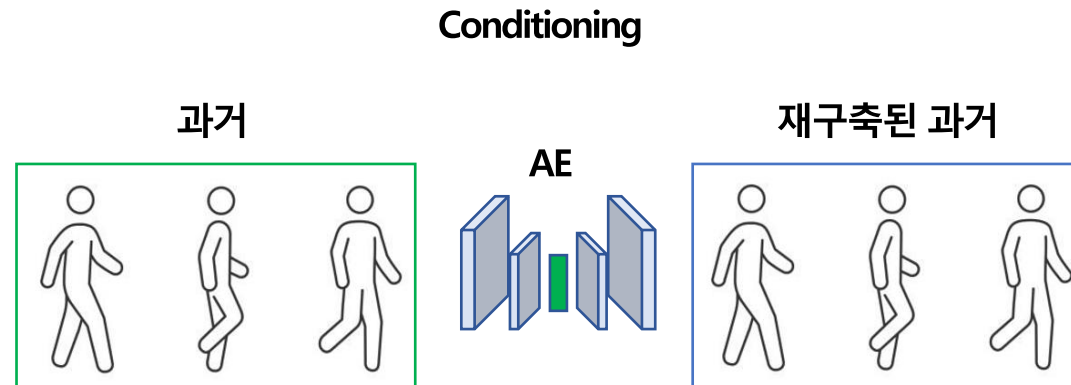
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

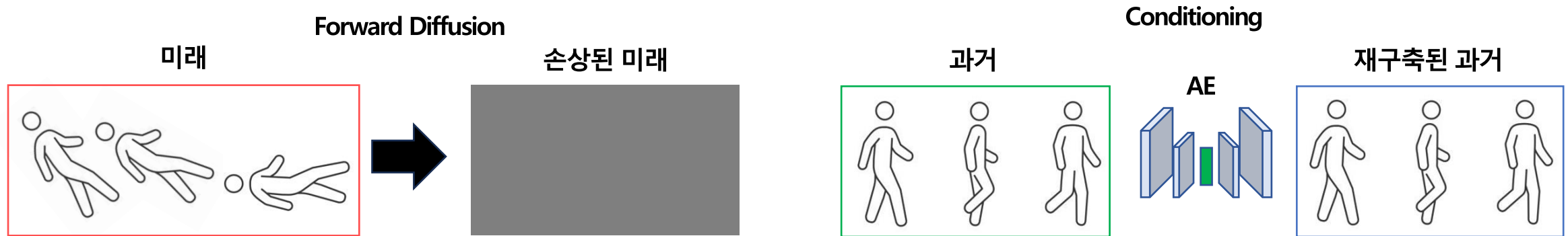
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

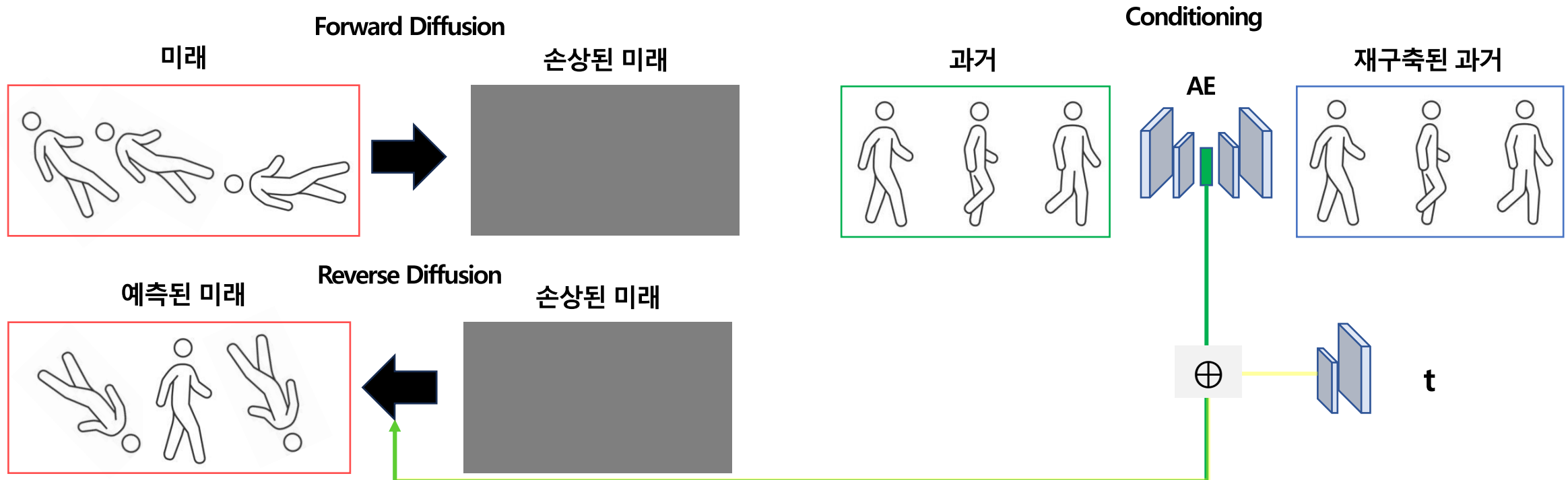
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

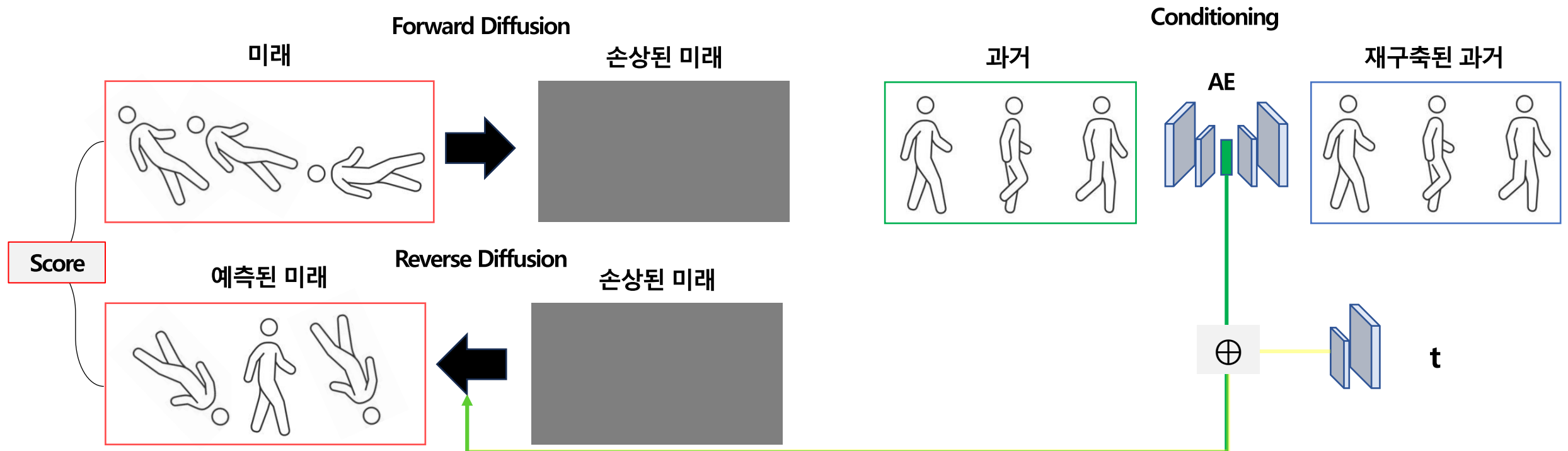
- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

- HR-VAD 분야에서 최초로 Diffusion을 적용한 모델 (ICCV 2023)
 - 과거 행동을 Condition으로 사용하여 그럴듯한 미래 동작을 생성
 - 미래 패턴을 통계적으로 집계하여 생성된 일련의 동작이 실제 미래 추세에서 벗어날 때를 이상치로 정의



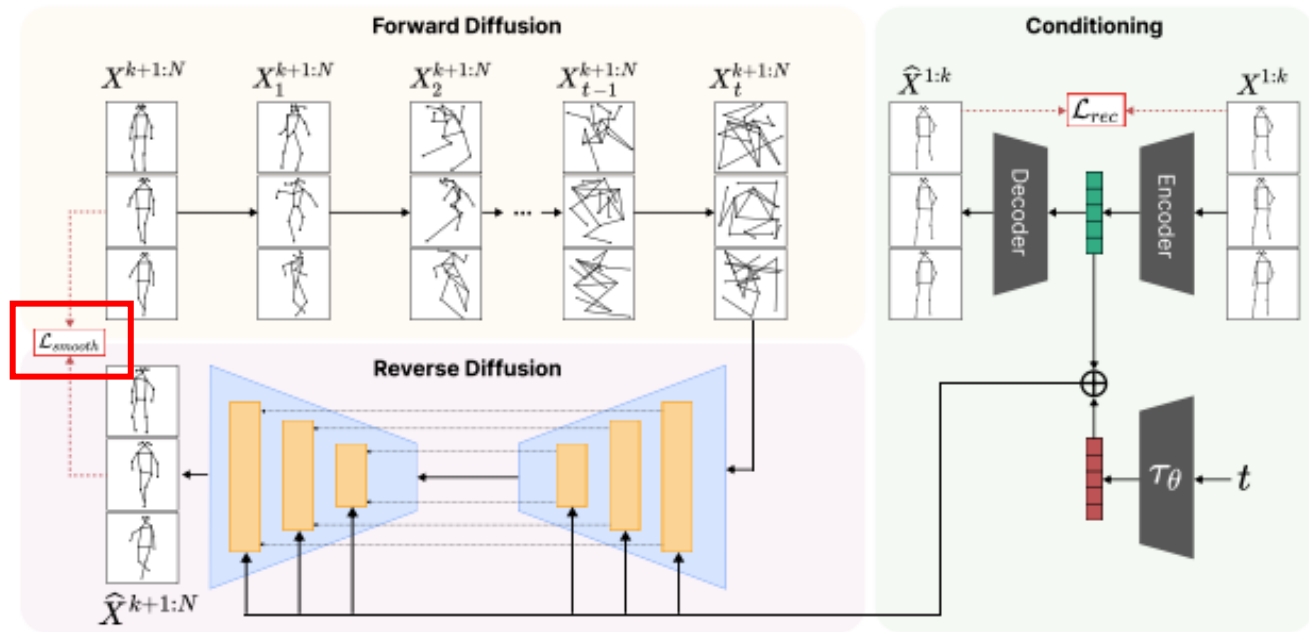
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 추론

- Anomaly Detection 방법
 - 학습 구조는 그대로 활용하고 미래 데이터와 예측 데이터 비교 오차를 score로 사용하여 Anomaly score 계산
 - AUC-ROC를 통해 모델을 평가 진행

$$\text{SCORE}_j = \mathcal{L}_{smooth}(\hat{\mathcal{F}}_j, \mathcal{F})$$

$$\text{AS}[f_1 : f_N] = \text{mean}(\mathcal{S}) + \log \frac{1 + \max(\mathcal{S})}{1 + \min(\mathcal{S})}.$$



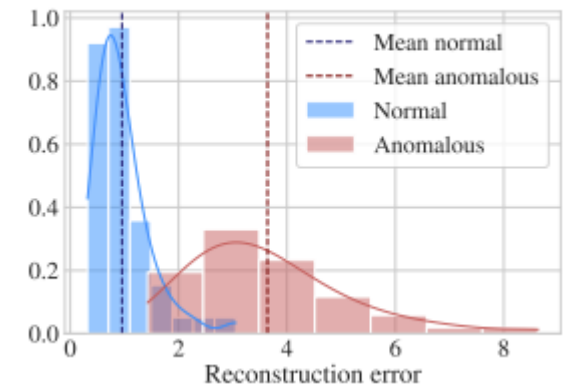
2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 결과

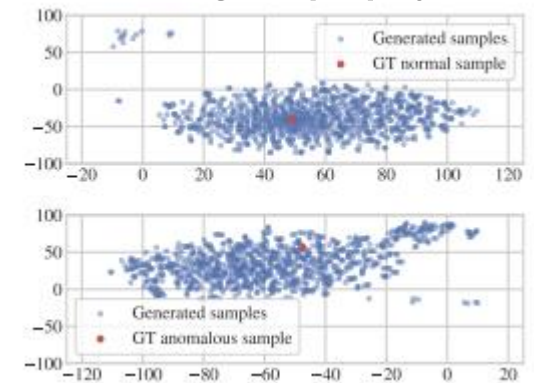
- HR-VAD 분야 알고리즘 SOTA 달성
- 과거 데이터를 이용한 Conditioning 재구축 모델 또한 정상과 비정상의 차이가 확실함
- t-SNE를 이용하여 샘플링 했을 때, 정상과 비정상 모두 비슷한 군집을 이룬 것을 확인

		HR-STC	HR-Avenue	HR-UBnormal	UBnormal
Conv-AE [13]	CVPR '16	69.8	84.8	-	-
Pred [21]	CVPR '18	72.7	86.2	-	-
MPED-RNN [26] *	CVPR '19	75.4	86.3	61.2	60.6
GEPC [25] *	CVPR '20	74.8	58.1	55.2	53.4
Multi-timescale Prediction [32] *	WACV '20	77.0	88.3	-	-
Normal Graph [24]	Neurocomputing '21	76.5	87.3	-	-
PoseCVAE [15] *	ICPR '21	75.7	87.8	-	-
BiPOCO [17] *	Arxiv '22	74.9	87.0	52.3	50.7
STGCAE-LSTM [20] *	Neurocomputing '22	77.2	86.3	-	-
SSMTL++ [3]	CVIU '23	-	-	-	62.1
COSKAD [9] *	Arxiv '23	77.1	87.8	65.5	65.0
MoCoDAD *		77.6	89.0	68.4	68.3

Conditioning 재구축 오차



Conditioning sample projection



2. Diffusion-based Anomaly Detection models

❖ MoCoDAD 결과

- Supplements에 포함된 기타 실험
 - Diffusive steps 횟수에 따라 성능을 비교
 - Noise와 MoCo(과거 시점 condition) 적용에 따른 성능을 비교
 - Noise 별 시각화

Diffusive steps에 따른 성능 비교

Diffusive steps	HR-UBnormal	UBnormal
2	65.0	64.7
5	66.3	65.9
10	68.4	68.3
25	64.70	64.6
50	64.4	64.4

Noise와 MoCo 적용에 따른 성능 비교

γ/T	Corruption	MoCo	HR-UBnormal	UBnormal
3/10	Simplex	×	53.0	52.0
3/10	Gaussian	×	57.4	57.3
10/10	Gaussian	×	55.0	54.1
10/10	Gaussian	✓	68.4	68.3

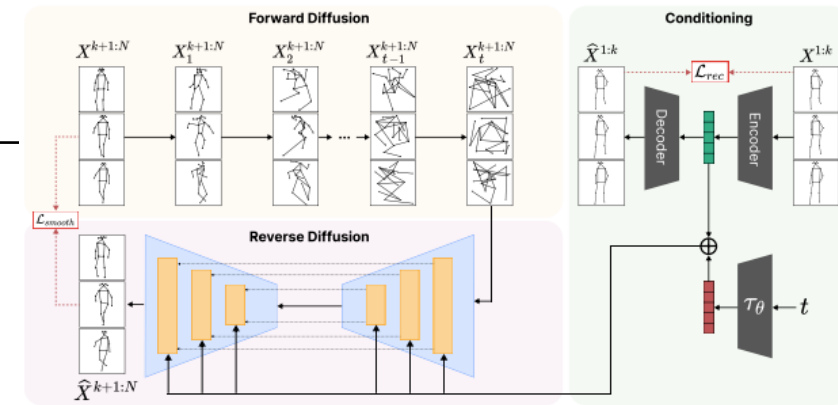
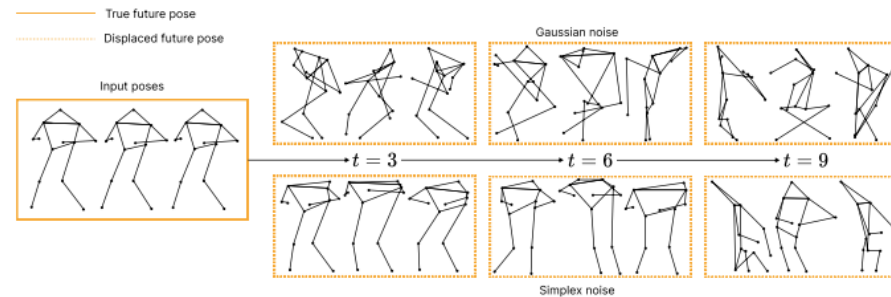


Figure 2: Comparison of Gaussian (up) vs Simplex (down) noises applied to a sequence of future poses.

3. Conclusion

❖ Anomaly Detection

- 이상치는 대부분의 데이터와 본질적인 특성이 다른 관측치를 의미
- 현실에서 이상치 샘플이 적은 경우에 분류 모델보다 적합

❖ Diffusion models

- Forward Diffusion Process 를 통해 샘플에 노이즈를 주고 Reverse Process를 통해 샘플을 복구하는 과정
- GAN과 VAE의 단점을 보완한 높은 퀄리티와 다양한 샘플을 가질 수 있는 Diffusion models (샘플 생성 속도가 느림)

❖ Diffusion-based Anomaly Detection models

- 뇌에 악성 종양이 있는지 판단하는 AnoDDPM (partial diffusion strategy)
- 품질 검사 라인에서 이상치 탐지를 수행하는 DiffAD (latent encoding)
- 동영상으로부터 사람의 이상 행동을 탐지하는 MoCoDAD (skeleton data)

고맙습니다