

GAN 타임머신 프로젝트

Throwback to when your pets were babies using GAN time machine



[https://github.com/haenara-shin/GAN Project](https://github.com/haenara-shin/GAN_Project)

팀 명: 무소속
팀 원: 백지윤 송승원 신해나라



Agenda

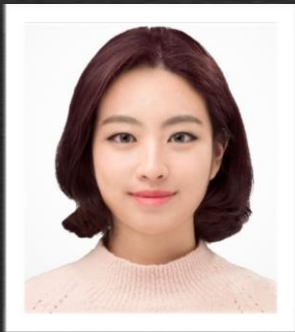
GAN 타임머신 프로젝트

- 팀 원 소개
- 프로젝트 개요
 - 목표
 - 진행 일정
- 프로젝트 진행내용
 - 모델 후보 선정 및 관련 설명
 - 최종 사용 모델 및 방법 설명
 - 결과 분석
- 최종 결과 브리핑
- 결론
-

무소속 팀원 소개

GAN 타임머신 프로젝트

TEAM
independence



백지윤

- CycleGan 모델링
- 기획, ppt 최종 진행상황 정리



송승원

- 전반적인 코드 점검 총괄
- StarGan, Stylegan2-ada 모델링



신해나라

- Dockerfile 제작
- Face aging GAN 모델링
- GitHub repos. 관리

지윤

안녕하세요 :) 저는 현재 인공지능 관련 대학원으로 진학하게 된 새내기입니다. 공부할 것도, 부족한 것도 많지만 배운 것을 잘 써먹을 수 있는 사람이 되고 싶어요. 저희 집 강아지가 어느새 노견이 되었는데 어릴 때 사진을 잃어버려서 너무 아쉬움이 컸어요. 이번 기회에 추억을 되찾고 GAN 도 열심히 공부하고 싶어서 프로젝트를 기획하게 되었습니다 !

승원

안녕하세요! 스타트업에서 Product Manager로 근무하다 지금은 퇴사하고 데이터로 놀고 있는 송승원이라고 합니다. Tensorflow 커뮤니티에서 지윤님의 GAN 프로젝트 아이디어를 듣고 이번에 같이 공모전을 준비하게 되었습니다. 많은 시행착오가 있었지만 흥미로운 결과물을 만들어냈고, 이렇게 공유할 수 있게 되어서 매우 기쁩니다!

나라

미국으로 재료공학 박사 유학 왔다가 운명처럼 머신러닝에 꽂혀서 전공/학위 과정을 모두 바꾼 뒤 전기컴퓨터공학 석사로 졸업 후 다음 스텝을 준비중입니다. Tutorial 수준을 넘어서 현실 문제와 관련된 GAN 프로젝트를 하고 싶었고, 지윤님의 재미있는 아이디어에 이끌려 팀에 합류했습니다. 팀원들의 빛나는 아이디어와 뛰어난 실력에 손가락 하나 얹고 있습니다!

프로젝트 개요 - 목표

GAN 타임머신 프로젝트



OUR GOAL

01

딥러닝 입문자들이 직접 GAN 이미지 생성 프로젝트에 참여함으로써 팀원 개개인의 각 모델에 대한 이해를 높이고 흥미를 고조시킨다.

02

각기 다른 역량을 가진 팀원들이 이론 학습을 넘어서 Github 을 통한 협업, 모델링, 도커 배포 등의 과정에 참여함으로써 실전에서 이루어질 딥러닝 프로젝트에 대한 경험을 쌓는다.

03

사람을 대상으로 한 Human face aging GAN 이 아닌, 반려 동물을 대상으로 한 이미지 생성 프로젝트를 기획함으로써 반려인들에게 색다른 추억을 선물할 수 있다.

04

프로젝트를 진행하면서 시행착오를 겪으며 공부한 자료 및 코드를 Github 에 공유함으로써 다른 동물에 적용하는 등 같은 초보자들의 향후 공부 자료로 쓰일 수 있다

프로젝트 개요 - 진행 일정

GAN 타임머신 프로젝트



Research (6/7 - 6/19)

- Vanilla-GAN (백지윤)
- Conditional-GAN (신해나라)
- CycleGAN (송승원)
- StarGAN (송승원)



Verification (6/20 - 6/26)

- Animal Transfiguration) Cycle GAN (백지윤)
- Progressive Face Aging) FA GAN (신해나라)
- Style Transformation) StyleGAN2-ADA (송승원)



Test

StyleGAN2-ADA 이미지 생성

StyleGAN2-ADA 비디오 생성

Dockerfile 생성

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

Vanilla GAN

Unsupervised Learning

- GAN 모델은 정답이 주어지지 않은 문제에서 스스로 도출한 답을 정답으로 내놓는 unsupervised learning
- 원본 이미지(=문제) 의 확률 분포를 학습함으로써 답(=생성된 가짜 이미지) 를 출력함.

GAN 모델의 목표

- 실제 이미지 데이터의 분포를 잘 근사하는 이미지를 생성해내는 것

Intuition in GAN

- GAN 내부에는 두 가지 모델이 존재함.
- Discriminator(판별자)는 이미지가 가짜로 생성된 이미지인지, 진짜 이미지인지 구별함.
- Generator(생성자)는 Discriminator 가 더 이상 판별하지 못할 정도로 진짜 이미지와 유사한 가짜 이미지를 생성함.

Sample x from real data distribution Sample latent code z from Gaussian distribution

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

D should maximize $V(D, G)$ Maximum when $D(x) = 1$ Maximum when $D(G(z)) = 0$

Discriminator version

Objective function

G is independent of this part

$$\min_G \max_D V(D, G) = \cancel{E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)]} + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

G should minimize $V(D, G)$ Minimum when $D(G(z)) = 1$

Generator version

Objective function

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

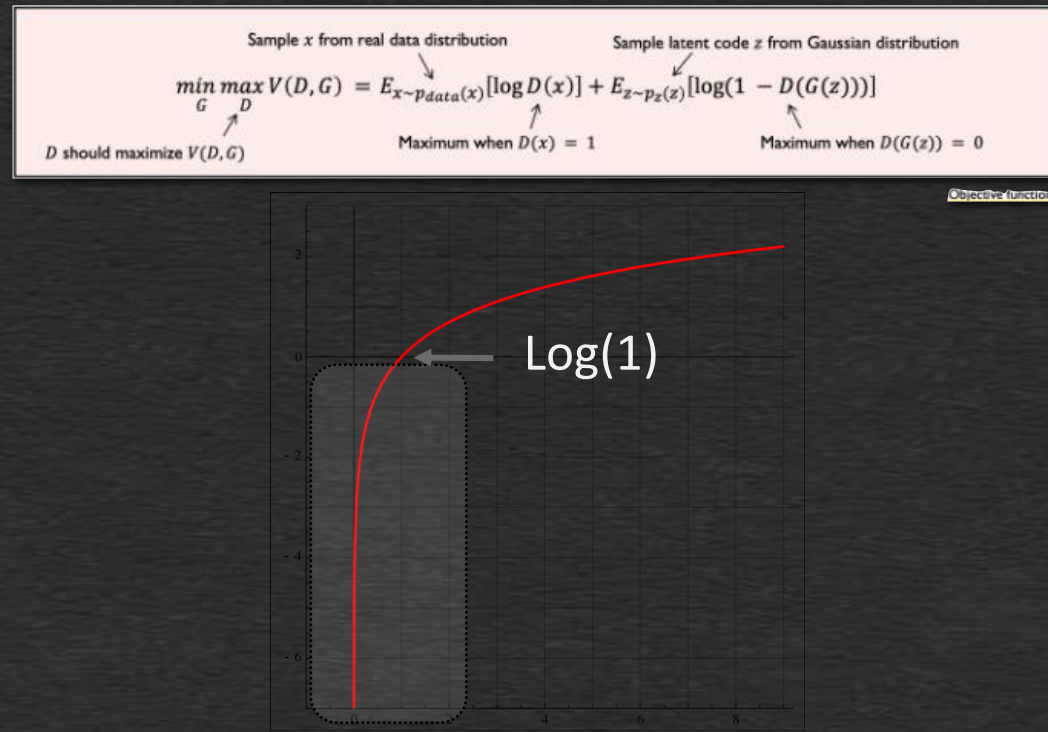
Test

01 Vanilla GAN

"가짜 사기꾼이
증가하고 있어!"
D(가짜이미지)=0
으로 잘 구별해야만
해!



Discriminator
role 1



"유능한 경찰은
진짜를 알아보는 법!"
"
D(진짜 이미지)=1



Discriminator
role 2

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

Vanilla GAN

"Discriminator 이
최대한 진짜로
생각하게끔 잘
위조하자"



Generator

$$\min_G \max_D V(D, G) = \cancel{E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)]} + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

G is independent of this part

G should minimize $V(D, G)$

Minimum when $D(G(z)) = 1$

$\log(1 - 0.1) = \log(0.9)$

...

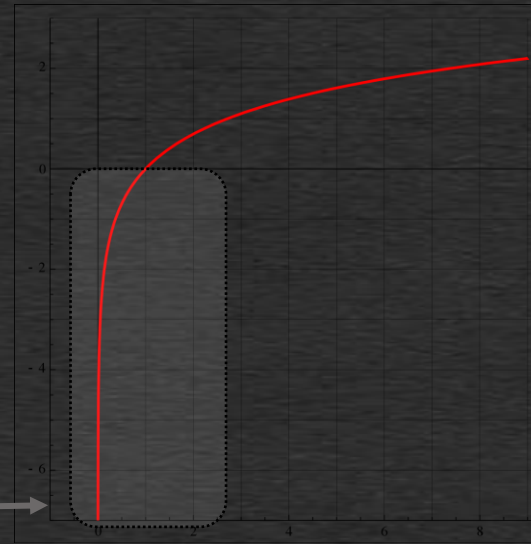
$\log(1 - 1) = \log(0)$

$D(\text{생성된 이미지}) = 1$; 가짜일리 없어 !



Discriminator

$\log(0)$



프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

Conditional GAN (CGAN)

Why Conditional GAN ?

- Vanilla GAN 에 조건(condition) 을 추가한 모델
- condition 은 특정 라벨이 될 수도 있고, '어떠한' 이미지를 만들어라! 등 사용자의 의도를 담은 명령이 될 수 있음.
- 가령, MNIST dataset을 활용할 때, '숫자 7의 이미지를 만들어줘!' 와 같이 구체적 의도를 명시할 수 있음.

CGAN 학습 과정

- 1) **판별자에게** "숫자 c 의 진짜 오리지널 이미지" ; (x, c) 를 넣어주면 판별자는 1로 판별하도록 학습
- 2) **판별자에게** "숫자 c 의 가짜 이미지 (=생성자가 만든 숫자 c의 이미지)" ; (x^*, c) 를 넣어주면 판별자는 0으로 판별하도록 학습
- 3) **생성자**는 판별자를 최대한 속일 수 있을 정도의 가짜 이미지를 만들고자 노력

$$\blacksquare \text{ GAN: } \min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{x \sim P_G(z)} [\log (1 - D(G(z)))]$$

$$\blacksquare \text{ CGAN: } \min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log D(x|c)] + \mathbb{E}_{x \sim P_G(z)} [\log (1 - D(G(z|c)))]$$

CGAN loss function : GAN loss 에 condition 이 포함됨.

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

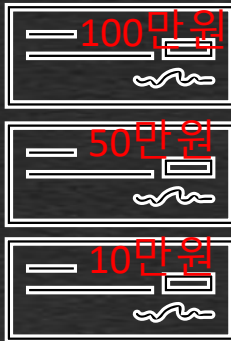
01

Conditional GAN

"가짜 사기꾼이
증가하고 있어!"
D(가짜 이미지)=0
으로 잘 구별해야만
해!



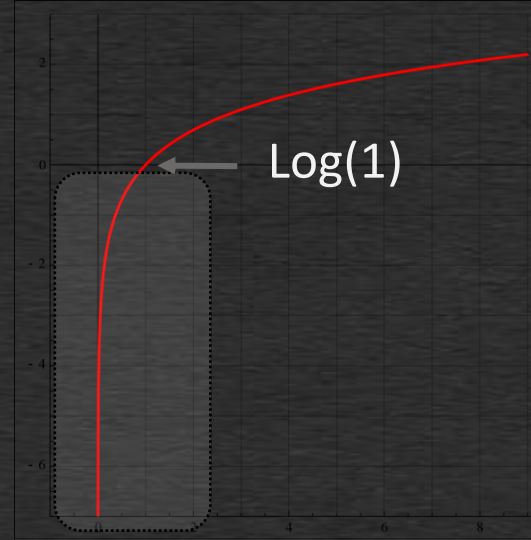
Discriminator
role 1



Sample x from real data distribution Sample latent code z from Gaussian distribution

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))]$$

D should maximize $V(D, G)$ Maximum when $D(x) = 1$ Maximum when $D(G(z)) = 0$



"유능한 경찰은
진짜를 알아보는 법!"
"
D(진짜 이미지)=1



Discriminator
role 2

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

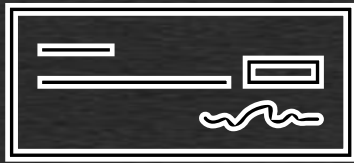
Conditional GAN

"Discriminator 이
최대한 진짜로
생각하게끔 잘
위조하자"



Generator

Vanillia GAN Generator : "최대한 진짜같은 위조 지폐를 만들어줘 !"



CGAN Generator : "최대한 진짜같은 **100만원** 위조 지폐를 만들어줘 !"



D(생성된 이미지) =
1 ; 가짜일리 없어 !



Discriminator

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

CycleGAN

CycleGAN ?

- CycleGAN 은 이미지를 각기 다른 2개의 도메인에 맞게 변환시켜주는 모델
- Ex> 해당 '그림'이 '사진'이었다면 어떻게 변할까 ?



프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

CycleGAN

Cycle GAN loss function

$$\text{GAN}(G(x), y) + ||F(G(x)) - x|| + \text{GAN}(F(y), x) + ||G(F(y)) - y||$$

"Discriminator1 이
최대한 사진이라
고 생각하게끔 잘
위조하자"



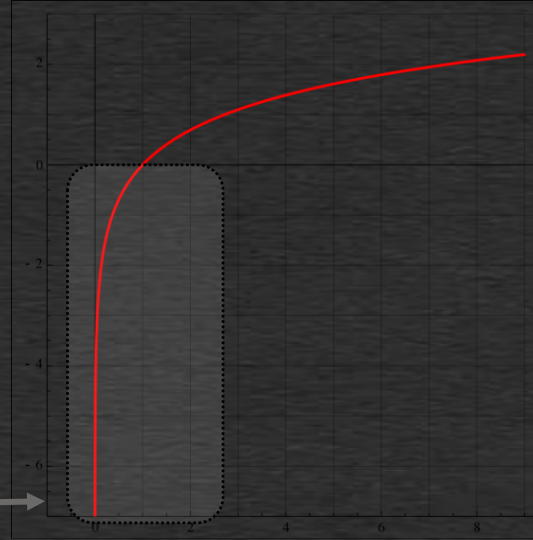
Generator 1

"진짜 카메라로
찍은 사진만 확률 1
줄꺼야!"



Discriminator 1

Log(0)



"Discriminator2 가
최대한 그림이라
고 생각하게끔 잘
위조하자"



Generator 2

"사람이 직접
손으로 그린 그림만
확률 1 줄꺼야!"



Discriminator 2

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

01

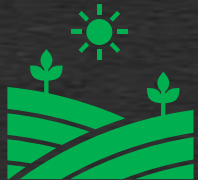
CycleGAN

Cycle GAN loss function

$$\text{GAN}(G(x), y) + ||F(G(x)) - x|| + \text{GAN}(F(y), x) + ||G(F(y)) - y||$$



Small loss (GOOD)



Big loss (BAD)

프로젝트 진행내용

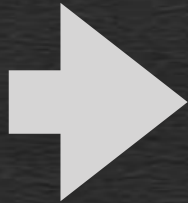
GAN 타임머신 프로젝트

Research

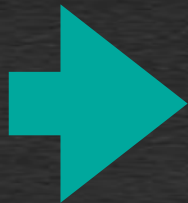
Verification

Test

02 What we tried to solve



“우리 딸이 이렇게 컸구나”
“대박 ! 너 어릴 때 사진이야?”
“내가 어릴 때 이렇게 생겼었구나 !”



“우리 토리 아기 때 너무 인형같았는데,
사진이 없네 ?”

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Never Give Up !

CycleGAN

Domain Change

StyleGAN2-
ADA

Style Change

FA GAN

Face Aging

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Domain Change



domain A



domain B

: 성견과 강아지를 서로 다른 domain으로 취급하고 동물의 형태를 domain에 맞게 바꾸는 방식을 CycleGAN 모델로 시도

학습 과정

- . Google, Bing, Insta, Pinterest 크롤링을 통해 성견 요크셔 이미지, 아기 요크셔 이미지 각각을 저장 (성견 요크셔 1000장, 아기 요크셔 1000장)
- . CycleGAN 모델 구축 및 학습 (epochs: 500, backbone: ResNet)
- . 10 epochs마다 바뀐 생성 이미지를 출력하여 학습 성능 평가

결과

- . 실패 (전반적으로 색깔 등을 조금씩 바꾸려고 한 시도는 보이나, 강아지로 판단할 수 있는 형태를 생성하지 못함)

실패 원인 분석

- 1) 데이터 셋 사이즈 부족
- 2) 목적에 부합하는 양질의 데이터 부족 -> 크롤링된 이미지를 확인하였을 때, 성견 요크셔와 아기 요크셔의 위치 및 배경 등이 제각각이었고, 얼굴 사진이 아닌 움직이거나 측면 사진인 경우도 많았음
- 3) CycleGAN 자체적 한계 : CycleGAN 은 이미지의 거시적 분위기나 배경을 바꾸는 것이 아닌 미세한 이미지 모양 등을 변경시키는 데에 취약함.

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Never Give Up !



CycleGAN



Domain Change

성견과 강아지 사진의 차이를 스타일 차이가 아닌 domain 차이로 취급할 수 없음 (domain은 좀 더 전체적인 배경 및 분위기 변경에 적합함!)

양질의 데이터 셋을 전부 마련하는 것은 현실적으로 불가능함.

최대한 정제되고 비슷한 데이터셋을 바탕으로 한 사전 훈련된 모델 필요!

프로젝트 진행내용

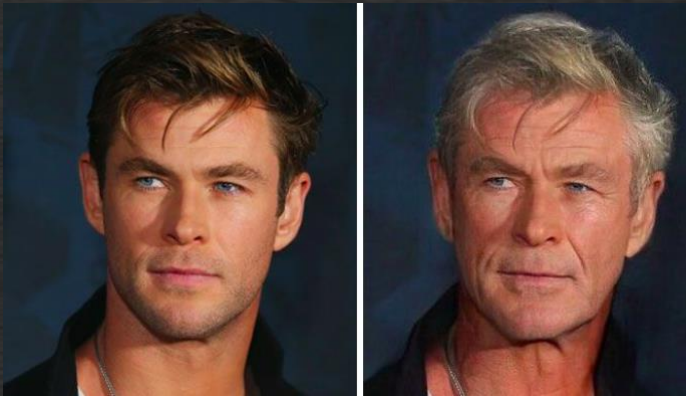
GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Face Aging



: Conditional GAN 계열의 human face aging 을 중심으로 사전 학습된 모델 사용

학습 과정

. Human face aging 관련 모델의(conditional GAN) 사전 학습 가중치 및 모델을 사용해서 강아지의 얼굴을 정확하게 담고 있는 이미지를 넣고 구글 코랩 프로의 연결이 허락하는 범위(보통 10 epochs)에서 바뀐 이미지를 출력하여 가능성 평가

학습/평가에 사용된 모델:

- [Dual Conditional GANs for Face Aging and Rejuvenation](#)
- [Face Aging with Conditional Generative Adversarial Networks](#)
- [PFA-GAN: Progressive Face Aging with Generative Adversarial Network](#)

결과

. 실패 (전체적인 이미지 품질이 좋지 않고, 얼굴 형태를 모사/복원하지 못함)

실패 원인 분석

- 1) 사람 얼굴 데이터 셋 기반의 사전 학습 가중치 사용
 - a. 사람과 동물의 수명이 현격하게 다르고, 그에 따른 노화의 타임라인이 다름
 - b. 사람의 노화는 성별, 나이 그룹 등을 구별했음
- 2) 고품질 이미지를 얻기 위해서는 많은 학습 시간이 필요함
 - a. sample output 을 얻기 위해서는 좋지 않은 결과 임에도 불구하고, 구글 코랩 프로 T4 할당 기준 10 epochs 에 약 20시간 소요됨

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

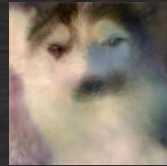
Verification

Test

02 Never Give Up !



FA GAN



사람의 노화와 동물의 노화는 가중치가 다름
(동물의 노화는 성별에 따른 구별이 어렵고, 사람에 비해 평균 수명이 짧음)

실습 프로젝트 수준의 학습을 진행하기에는 모델이 너무 무거움 ! -> GPU 등 자원 문제 발생

Human Face Aging Weighted

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Style Change

학습 과정

- (1) 사전 학습된 모델로 동일 건종의 현재 사진과 과거 사진의 latent vector를 구하고, 그 차이를 통해 'age vector'를 계산함.
- (2) 새로운 사진의 latent vector와 'age vector'를 합산한 결과 값으로 이미지를 생성함.

결과

. 실패 (하지만 활용 여지가 충분함! 세 가지 방식 중 제일 그럴 듯한 결과)

실패 원인 분석

학습 단계에서 완벽히 동일한 포즈의 성견과 강아지 Pair 이미지를 구하기 어려웠음.



: 각 style 특징이 효과적으로 disentangle 된 StyleGAN을 사용하여 성견에서 강아지로 변화하는 스타일을 입힘

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Never Give Up !



StyleGAN



Style Change

세 가지 방식 중 제일 두드러지는 스타일 변화를 가져옴! 하지만 명확하게 성견-강아지의 pair 라고 볼 수 있는 이미지 생성 성능 한계가 있음.

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 StyleGAN의 작동 원리

StyleGAN2-ada는 NVIDIA에서 발표한 StyleGAN의 단점을 개선하고 소량의 데이터로도 고화질의 이미지를 생성할 수 있도록 코드 내부에 augmentation 기능을 추가한 적대적 생성 신경망 모델

StyleGAN2-ada를 포함한 StyleGAN 유형의 모델은 기존의 "Random Vector로 이미지를 바로 생성해내는 방식"과 달리, "학습 데이터의 분포와 유사한 차원의 Vector로 사전 Mapping을 수행한 다음, 학습 데이터 분포를 잘 표현하는 벡터로 이미지를 생성해내는 방식"을 사용

이를 통해 각 특징들이 섞이지 않고 어느 정도 독립적인 차원을 구성할 수 있기 때문에 이미지의 세부적인 특징을 잘 표현할 수 있다고 평가받는 대표적인 Style Transfer 모델 중 하나임.

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 Why StyleGAN2 is the best fit to our project

Pretrain 단계에서 대용량의 동물 data 사용 + ADA

- StyleGAN2-ADA 가 사전 학습된 동물 dataset(AFHQ): 개, 고양이, 야생 동물 각 5,000 장 씩 총 15,000 장의 (512*512) 고해상도 이미지 데이터 셋
- ADA(Adaptive Discriminator Augmentation): 다양한 데이터 증강 방식에 대한 하이퍼 파라미터를 설정하는 대신 학습 단계에서 증강 확률을 조절함

Style disentanglement

원본 이미지 데이터의 확률 분포를 모사한 latent vector(z) 에서 9개의 Linear layer 를 거치면서 특징들 간 상관관계가 줄어들게 됨 ($z \rightarrow w$). 즉, 강아지와 성견의 미묘하게 다른 스타일을 입힐 수 있음 .

프로젝트 진행내용

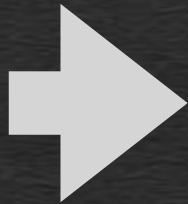
GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

02 After rethinking, we found out that ...



반려인의 아쉬움: 반려 동물이 어렸을 때 많은 추억을 기록하지 못한 것!
“과거 사진과 현재 사진을 가지고 그 사이의 시간을
복원해주는 것이 더 의미가 있을 수 있겠다 !”

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

03 Our method

Pretrained
StyleGAN2

Mapping Network

Style vector A

from W

Noise vector B

Feature extractor (VGG16)

Perceptual path length

All Pretrained !

Sample image



F1: extracted feature1 F2: extracted feature2

STEP 1. Age vector : $F1 - F2$

STEP 2.

Target image – Age vector
: 하이퍼 파라미터를 통해
변화 정도가 다른 여러 이미지를
생성하고 비디오로 합치기!

프로젝트 진행내용

GAN 타임머신 프로젝트

Research

Verification

Test

03 Dogs

Click



비송프리제



시바견



요크셔



사모예드



골든리트리버



푸들



웰시코기



말티즈

Now



Cookie



THANK YOU FOR WATCHING !

Jiyeon
Baek

webpage <https://jiyeonbaekbaek.github.io/>

Torie
Baek

webpage <https://localhost7942>

Seungwon
Song

webpage <https://github.com/sw-song>

Haenara
Shin

webpage <https://haenara-shin.github.io/>