

내가 이모티콘이 된다면?!

비 주 얼 어 벤 저 스 조

조문주 이경욱 신예주 윤경서 이태범

CONTENTS



주제 / Pipeline 01

주제 및 배경 / Pipeline



StyleGAN-ADA 02

모델설명 / 학습과정 / 학습결과



FER 03

모델설명 / 과정 및 결과



Ko-GPT2 04

모델설명 / 학습과정 / 학습결과



이미지에 문구 삽입 05

OpenCV를 이용한 이미지에 알맞은 문구 삽입



최종결과 06

최종 Output 및 프로젝트 마무리 / 한계점



현존하는 이모티콘

작가가 이미 만들어 놓은 이모티콘 사용으로 표현의 한계

VS

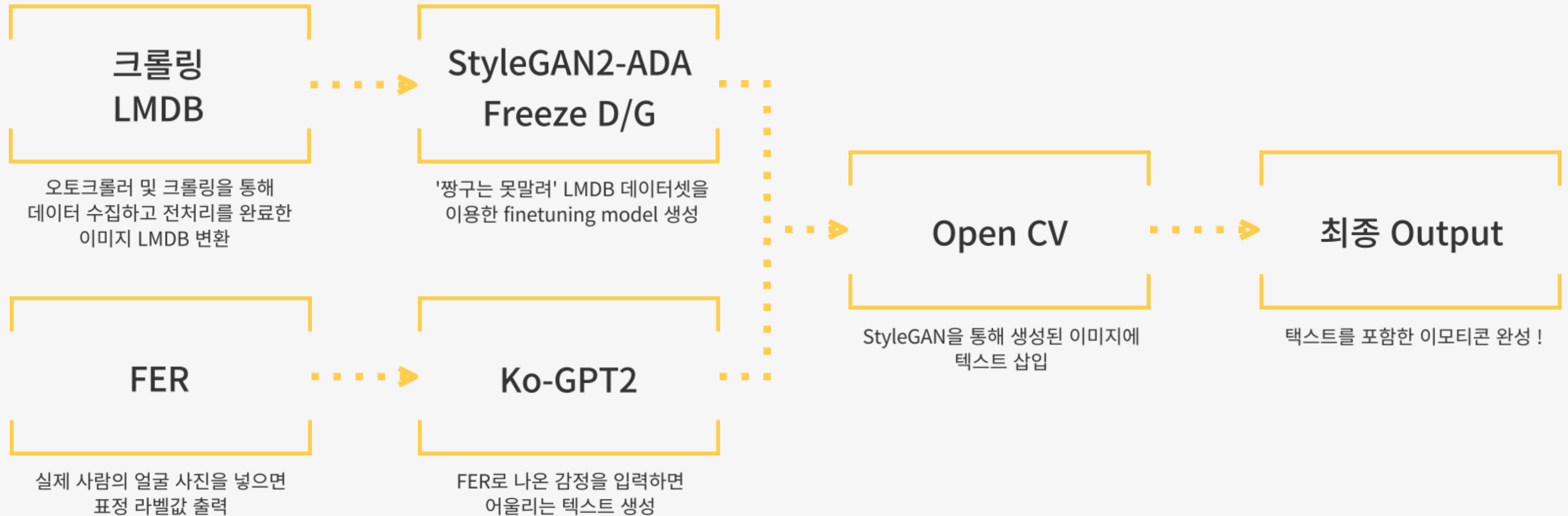
우리의 Task

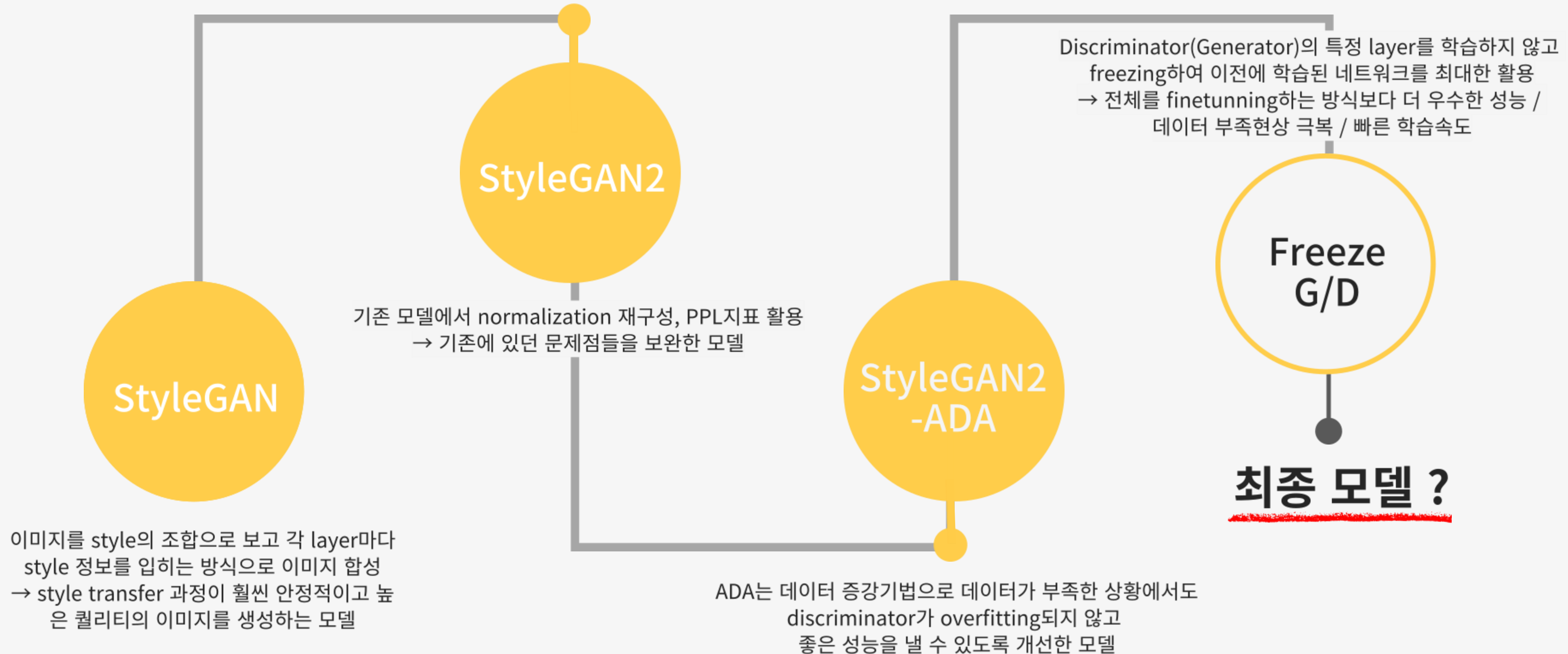
내가 원하는 캐릭터로 나의 표정을 담은 이모티콘을 만들 수 있다면 ?!

• Task Flow

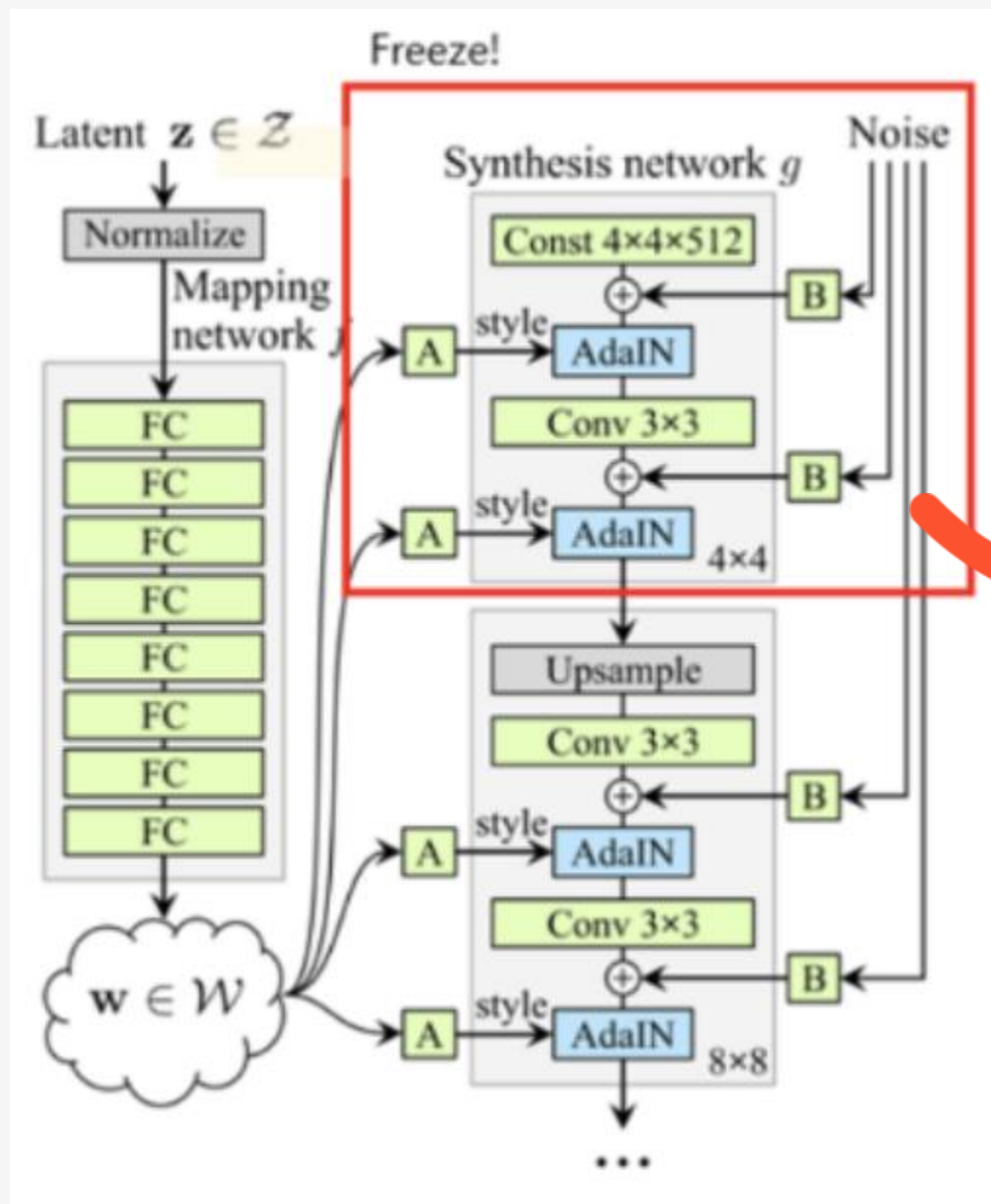


• Model Flow





StyleGAN2-ADA + Freeze G/D + Freeze Style



이미지의 특징을 잘 뽑아내는 것도 중요하지만,
원본 이미지의 구조를 유지하는 것도 중요 !!

generator와 스타일 벡터의 저해상도 부분

짱구 이미지의 특성상 캐릭터의 생김새가 거의 비슷하기 때문에
생성 이미지 또한 비슷비슷하지 않을까?

→ 원본 이미지의 구조를 잘 유지할 수 있도록 스타일 벡터도 freezing



크롤링

네이버, 구글, 인스티즈, 핀터레스트에서
크롤링을 통해 짱구 및 엑스트라 데이터 수집



데이터 정제

화질, 사진에 얼굴이 50%이상 차지하는지,
얼굴이 다른 물체에 의해 가려지진 않았는지,
중복 여부 등을 고려하여 데이터 정제



최종적으로
2096개의
학습데이터
구축



LMDB 변환

- StyleGAN2-ADA는
LMDB 형식으로 변환 필요

* LMDB는 메모리 효율이 좋아
대용량 데이터를 load할 때 용이

StyleGAN2-ADA_학습과정

05

학습횟수에 따른 성능

각각 10000, 230000, 430000번째 모델로 학습했을때 나온 Output



StyleGAN2-ADA_loss / R1 regularization

07

StyleGAN Score

```
def d_logistic_loss(real_pred, fake_pred):
    real_loss = F.softplus(-real_pred)
    fake_loss = F.softplus(fake_pred)

    return real_loss.mean() + fake_loss.mean()

def d_r1_loss(real_pred, real_img):
    with conv2d_gradfix.no_weight_gradients():
        grad_real, = autograd.grad(
            outputs=real_pred.sum(), inputs=real_img, create_graph=True
        )
    grad_penalty = grad_real.pow(2).reshape(grad_real.shape[0], -1).sum(1).mean()

    return grad_penalty

def g_nonsaturating_loss(fake_pred):
    loss = F.softplus(-fake_pred).mean()

    return loss
```

✓ **real_score** (≡discriminator 성능)

높은 값일 수록 실제 입력 이미지를 진짜 이미지라고 판단

✓ **fake_score**

높은 값일 수록 가짜 입력 이미지를 진짜 이미지라고 판단

Loss / R1 regularization

✓ GAN의 Standard GAN Loss Function

- Minimax GAN Loss
- Non-saturating GAN Loss ✓



Non-saturating GAN Loss
+
R1 regularization

✓ R1 regularization

✓ generator loss & discriminator loss

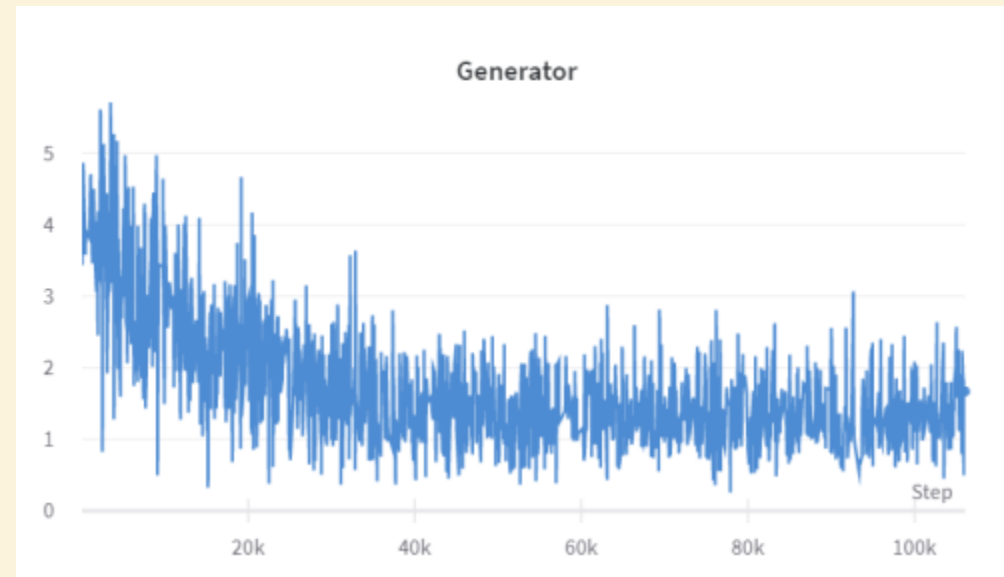
softplus 함수 이용

StyleGAN2-ADA_loss / Iteration

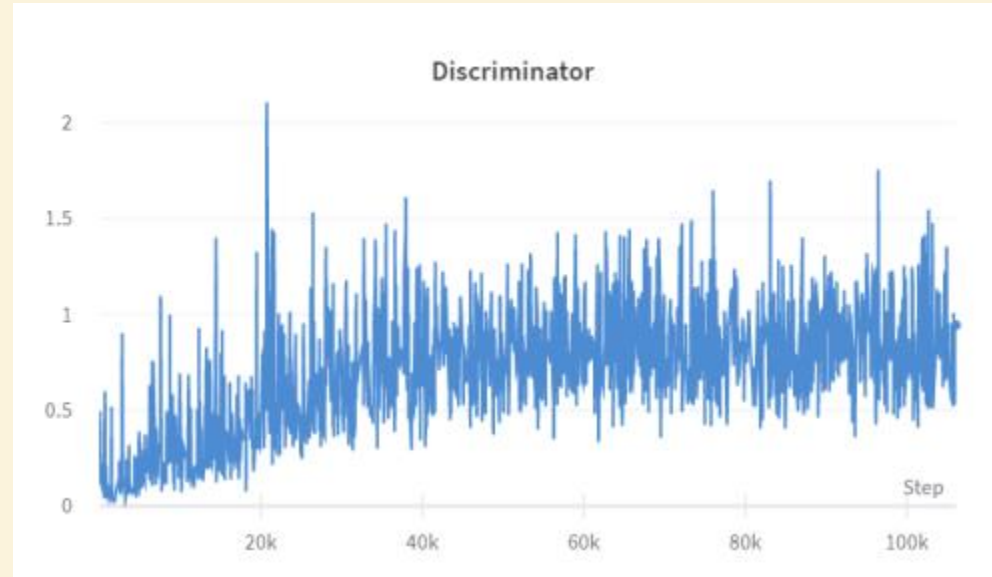
09

Loss

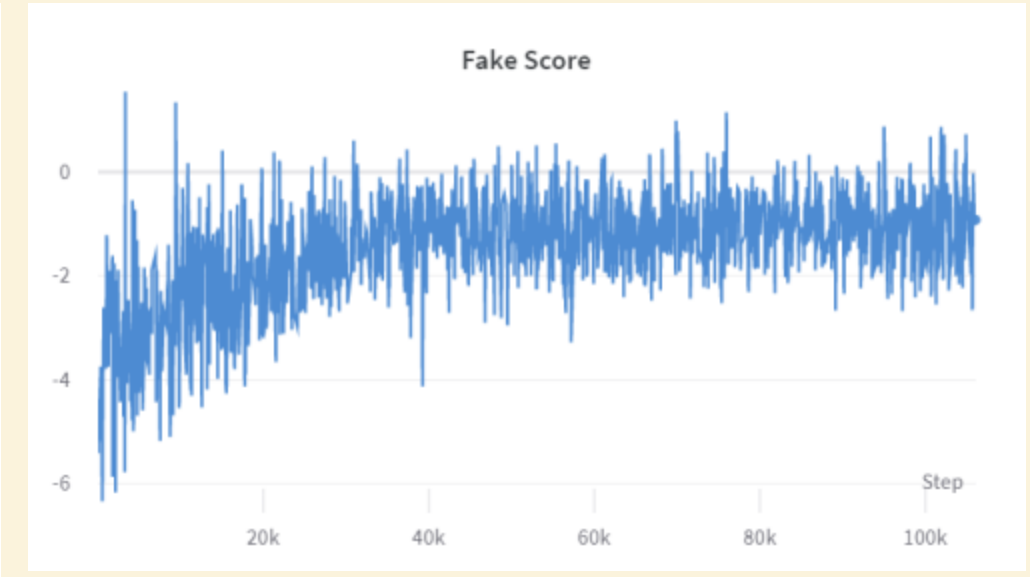
✓ Generator loss

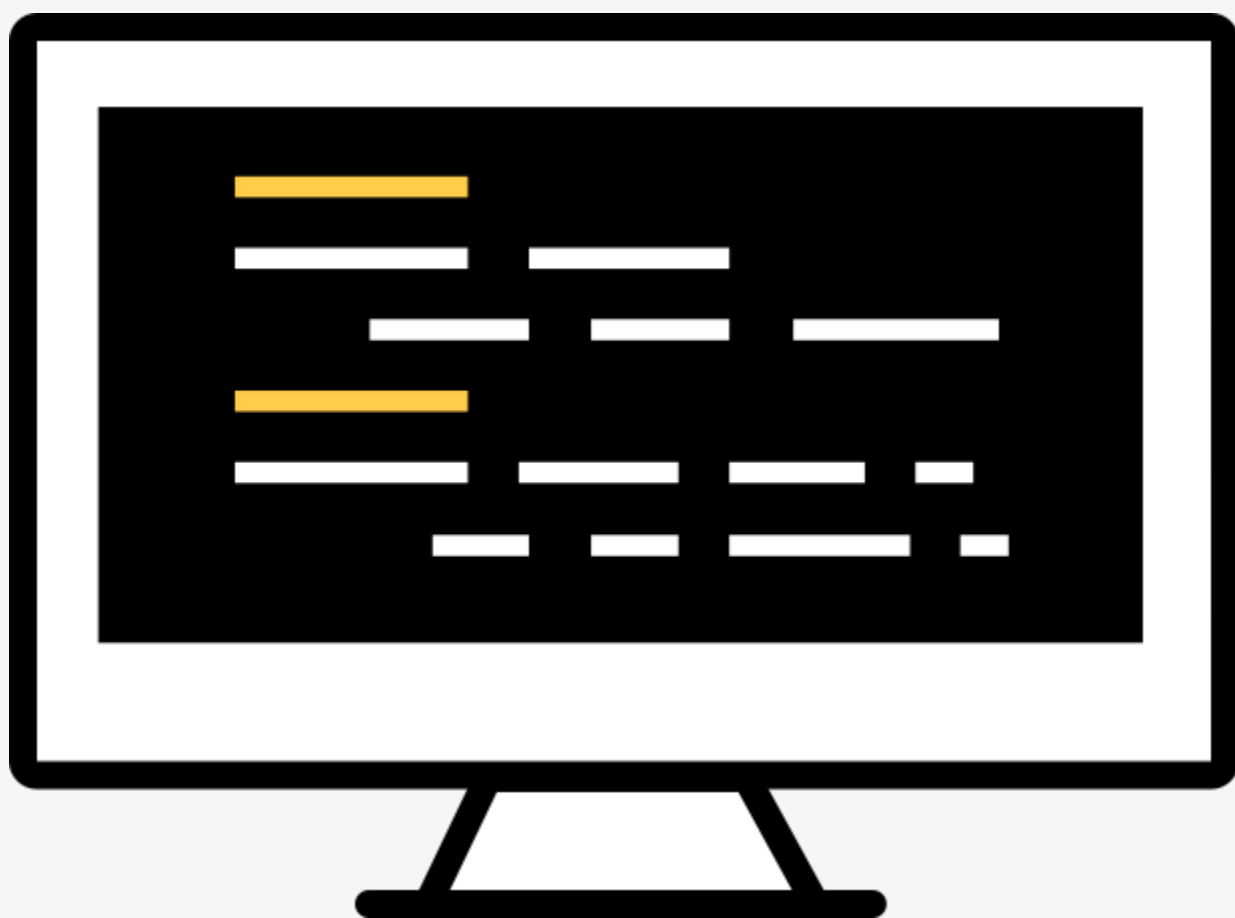


✓ Discriminator loss



✓ Fake score





VGG16과 같은 분류 모델을 활용해 감정을 분류하려고 하였으나 시간적으로 무리가 있어,
텍스트 생성 task에 집중하는 것이 좋을 것 같다고 판단

FER(Facial Expression Recognition)

FER는 fer+라는 데이터셋을 감정에 따라 7가지의 범주 (화남, 혐오, 두려움, 행복, 슬픔, 놀람, 보통)로 분류하여 표정을 인식하는 패키지

MTCNN

- joint learning



Face Detection

얼굴 검출



Face Alignment

눈, 코, 입 좌표

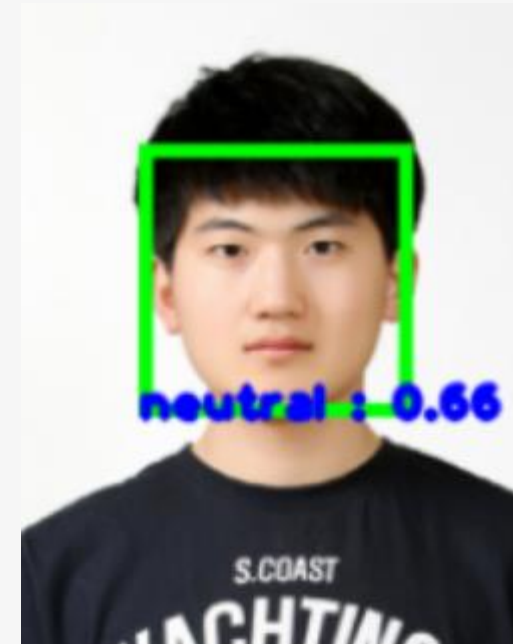


Bounding Box
Regression

박스의 위치 조정

FER_과정 및 결과

11



```
'box' : array([79, 54, 174, 174]),  
'emotions' : {'angry' : 0.28, 'disgust' : 0.0,  
              'fear' : 0.01, 'happy' : 0.02,  
              'sad' : 0.03, 'surprise' : 0.01,  
              'neutral' : 0.66}
```

사진을 input으로 넣으면 face detection을 통해 얼굴인식
→ bounding box 출력
→ 얼굴 감정을 7개로 분류 & 각각의 확률
(angry, disgust, fear, happy, sad, surprise, neutral)



언어 생성 모델 중 한국어에 최적화된 모델 탐색
pre-trained model로 inference를 할 수 있는 모델
→ SKT-AI에서 제공하고 있는 KoGPT2

* PPL 지표 : 문장을 생성할 때, 다음에 올 여러 후보 단어 중
어떤 단어를 선택할 지 고민하는 정도 및 헛갈리는 정도

KoGPT2

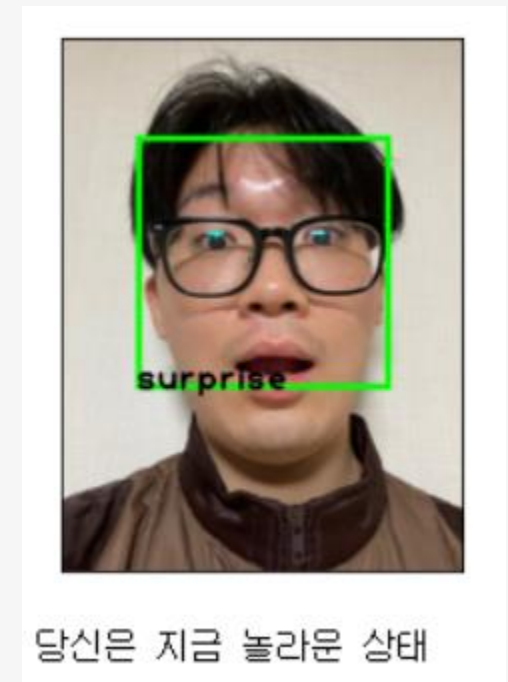
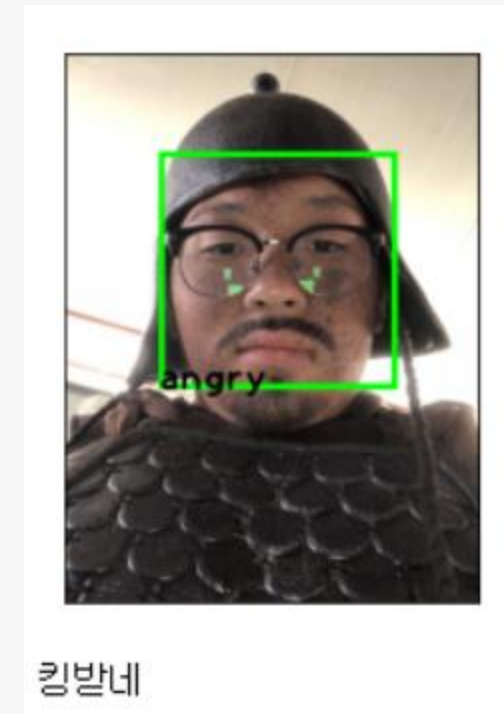
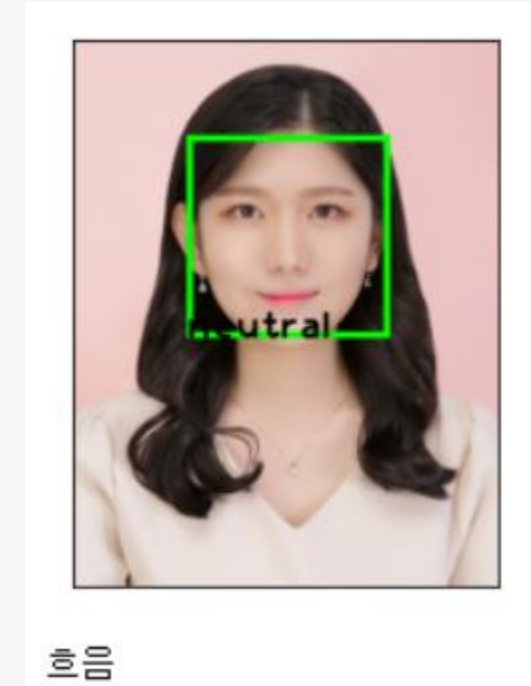
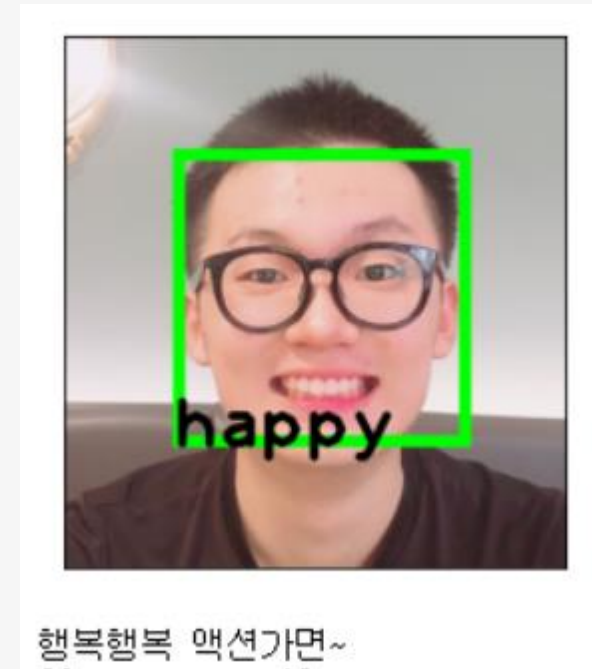
KoGPT2 2.0은 한국어 성능을 극복하기 위해 40GB이상의 한국어 데이터로 Fine-Tuning한 한국어 언어 모델로, PPL 수치가 다른 버전에 비해 높음

KoGPT2 Inference

챗봇 데이터로 pretrained된 모델 사용

→ 마치 챗봇을 만드는 것처럼 감정분석을 거쳐 분류된 감정이
입력되었을 때 해당 감정과 관련된 문장을 생성.

+ 감정에 따라 0(중립) / 1(부정) / 2(긍정)로 라벨링 진행



'텍스트를 포함한 이모티콘'



최종결과

15

팀원 이미지



외국인 이미지



데이터셋

한국인 데이터셋으로 모델을 finetuning 진행

단조로운 표정

짱구보다 더 다양한 표정을 가진 style의 그림체로 학습을 진행 및 데이터셋 확대

컴퓨팅 파워

짱구보다 더 다양한 표정을 가진 style의 그림체로 학습을 진행 및 데이터셋 확대

Q & A