



1. 분석 주제

AI로 새로운 인쇄체를 만들어 낼 수 있을까?

목표

글자의 특징을 잘 학습해서 비슷한 스타일의 다른 글자들을 생성해낼 수 있도록 모델을 학습시키는 것



2. 데이터 설명

한국어 글자체 이미지 AI 데이터

넙	쑤	길	빔	갓	겉	곶	퀵	뵤	뵤
국	쑤	빙	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶
곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶	곶

데이터 설명

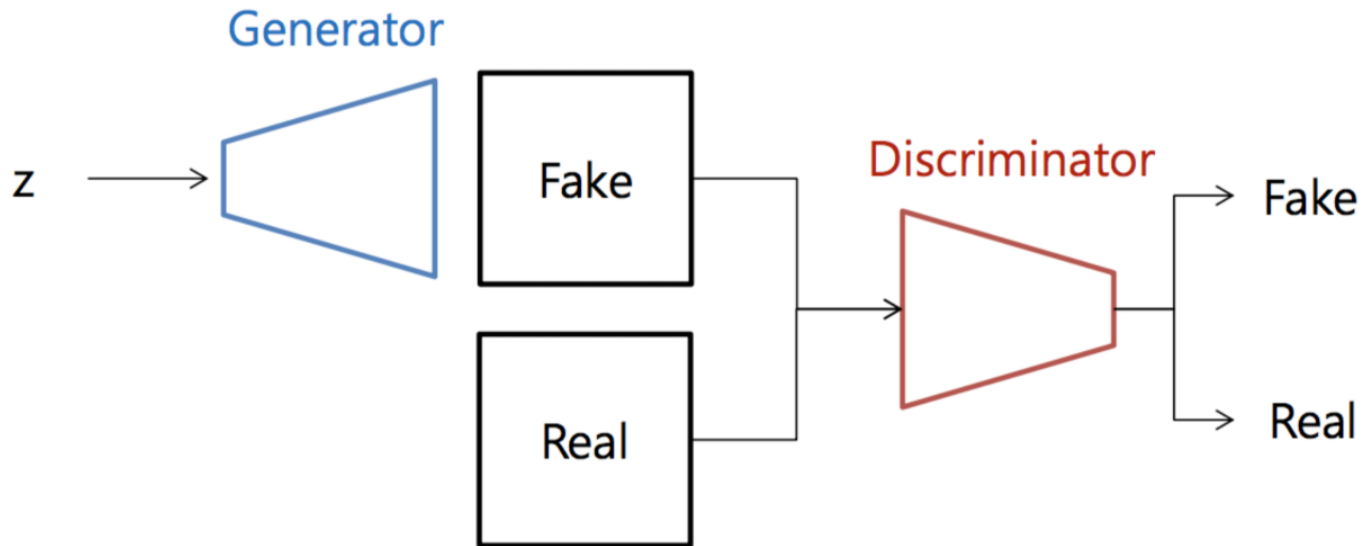
- 현대 한글 11172자(한글 자음+모음+받침 자음 조합 수)를 가장 많이 활용하는 폰트(글자서체) 50종을 선정하여 해당 글자체의 이미지로 인공지능 글자 인식을 위한 학습용 데이터 셋 (AIHub)

학습 데이터

- 32*32 사이즈
- 60839장의 이미지

3. 모델 구조

GAN



Generator(생성자)의 역할

- 진짜와 유사한 이미지를 생성해 판별자를 속인다

Discriminator(판별자)의 역할

- 진짜 이미지를 진짜라고 판별해야한다 (True: 1)
- 생성자가 만든 가짜 이미지를 보고 가짜라고 판별해야한다 (False: 0)

4. 진행 과정

Korean Image

Data preprocessing

데이터 선정

- 50만장의 데이터 중 약 6만장 랜덤 선택

이미지 사이즈 통일

- 32x32 size로 이미지 resize

이미지 픽셀 정규화

- 이미지의 픽셀 값을 $[-1, 1]$ 범위로 정규화

님	쑈	길	빔	갓	겹	곳	퀵	뵤	뵤
국	쑈	빙	코	송	심	데	관	관	툼
국	튀	실	벤	쥬	첸	립	엑	뵤	론
뵤	쥬	령	짐	큰	힌	썩	푼	뵤	죏
뵤	레	쥬	길	켓	죽	본	났	갑	썩
헐	곳	말	뵤	활	린	켓	뵤	뵤	경
헐	썩	천	빔	컨	관	뵤	푼	립	썩
뵤	령	픈	국	뵤	덕	퀵	뵤	령	뵤
뵤	썩	뵤	빙	샐	썩	관	썩	훈	반
륜	쥬	뵤	곶	쥬	싼	썩	켓	첸	쥬

전처리 결과

4. 진행 과정

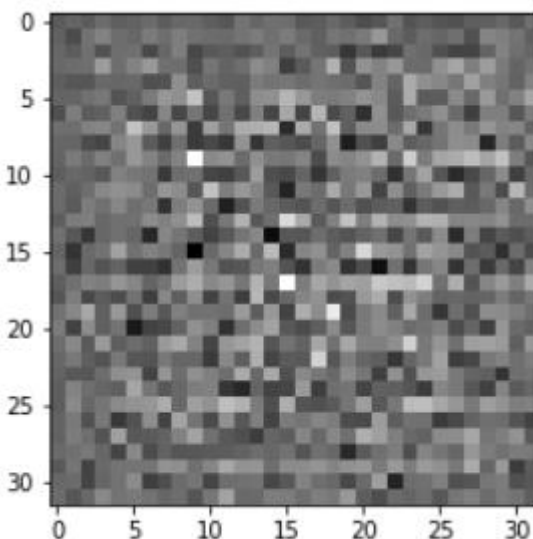
Modeling

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_2 (Dense)	(None, 1024)	102400
batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 1024)	4096
leaky_re_lu_4 (LeakyReLU)	(None, 1024)	0
dense_3 (Dense)	(None, 8192)	8388608
batch_normalization_5 (Batch Normalization)	(None, 8192)	32768
leaky_re_lu_5 (LeakyReLU)	(None, 8192)	0
reshape_1 (Reshape)	(None, 8, 8, 128)	0
conv2d_transpose_3 (Conv2DTranspose)	(None, 8, 8, 128)	409600
batch_normalization_6 (Batch Normalization)	(None, 8, 8, 128)	512
leaky_re_lu_6 (LeakyReLU)	(None, 8, 8, 128)	0
conv2d_transpose_4 (Conv2DTranspose)	(None, 16, 16, 64)	204800
batch_normalization_7 (Batch Normalization)	(None, 16, 16, 64)	256
leaky_re_lu_7 (LeakyReLU)	(None, 16, 16, 64)	0
conv2d_transpose_5 (Conv2DTranspose)	(None, 32, 32, 3)	4803

Total params: 9,147,843
Trainable params: 9,129,027
Non-trainable params: 18,816

Generator Model



Discriminator Model

Model: "sequential_2"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	4864
leaky_re_lu_8 (LeakyReLU)	(None, 16, 16, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 16, 16, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 8, 8, 128)	204928
leaky_re_lu_9 (LeakyReLU)	(None, 8, 8, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 8192)	0
dense_4 (Dense)	(None, 256)	2097408
leaky_re_lu_10 (LeakyReLU)	(None, 256)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_5 (Dense)	(None, 1)	257

Total params: 2,307,457
Trainable params: 2,307,457
Non-trainable params: 0

```
predicted = discriminator(generated_image)
print(predicted)
```

```
tf.Tensor([[ -0.01008528]], shape=(1, 1), dtype=float32)
```

4. 진행 과정

Optimizer + loss function

Optimizer

```
# 생성자용
generator_optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(1e-4)
# 판별자용
discriminator_optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(1e-4)
```

Loss function

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

Generator Model

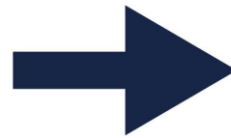
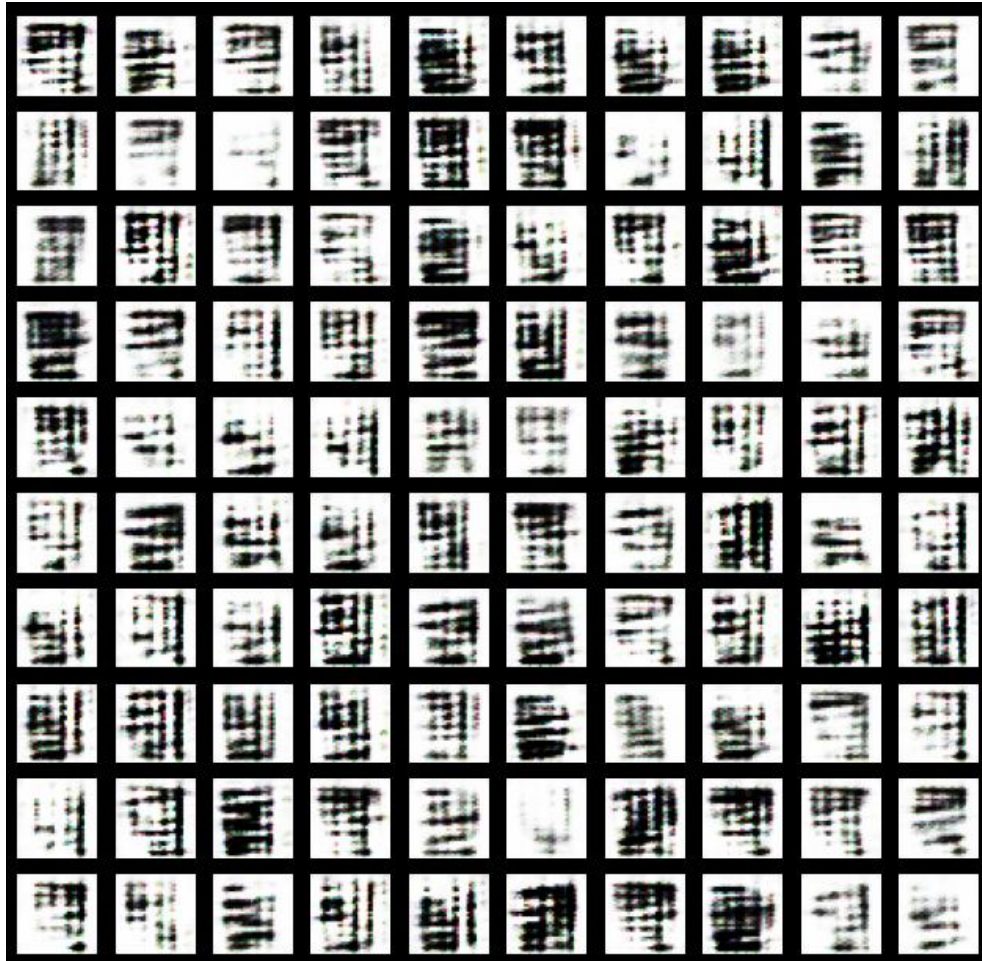
```
# 생성자 모델 목표 :
# 판별자 모델이 가짜 이미지를 판별했을 때 판별 값이 1에 가까워지도록
def generator_loss(fake_output):
    return cross_entropy(tf.ones_like(fake_output), fake_output) # 1과 가짜 이미지를 판별 값 비교
```

Discriminator Model

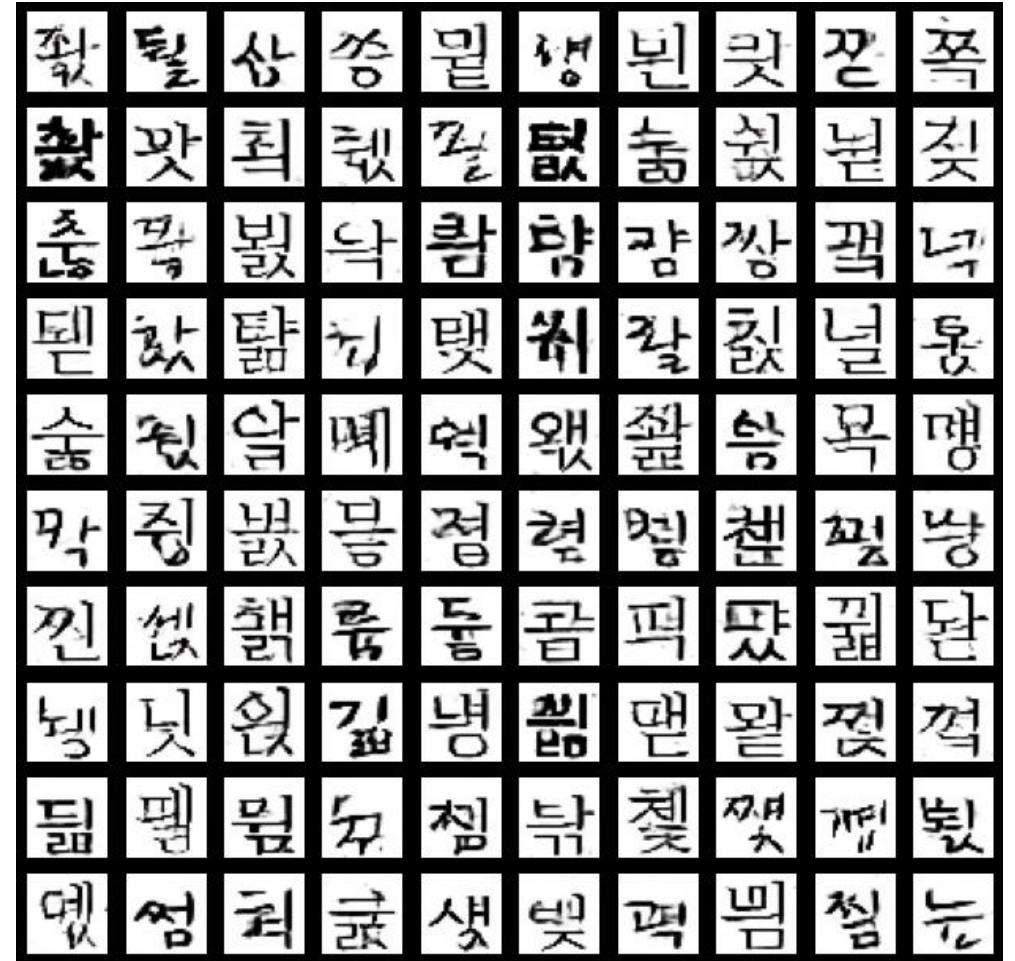
```
# 판별자 모델 목표 :
# 1. 진짜 이미지를 판별했을 때 판별 값이 1에 가까워지도록
# 2. 가짜 이미지를 판별했을 때 판별 값이 0에 가까워지도록
def discriminator_loss(real_output, fake_output):
    real_loss = cross_entropy(tf.ones_like(real_output), real_output) # 1. 1과 진짜 이미지 판별 값 비교
    fake_loss = cross_entropy(tf.zeros_like(fake_output), fake_output) # 2. 0과 가짜 이미지 판별 값 비교
    total_loss = real_loss + fake_loss
    return total_loss
```


5. 결과

Generated Images on EPOCH : 0



Generated Images on EPOCH : 300



1. 분석 주제

사진에서 그림으로 그림을 다른 스타일로

목표

실제 사진을 다른 스타일의 그림으로 바꾸는 것

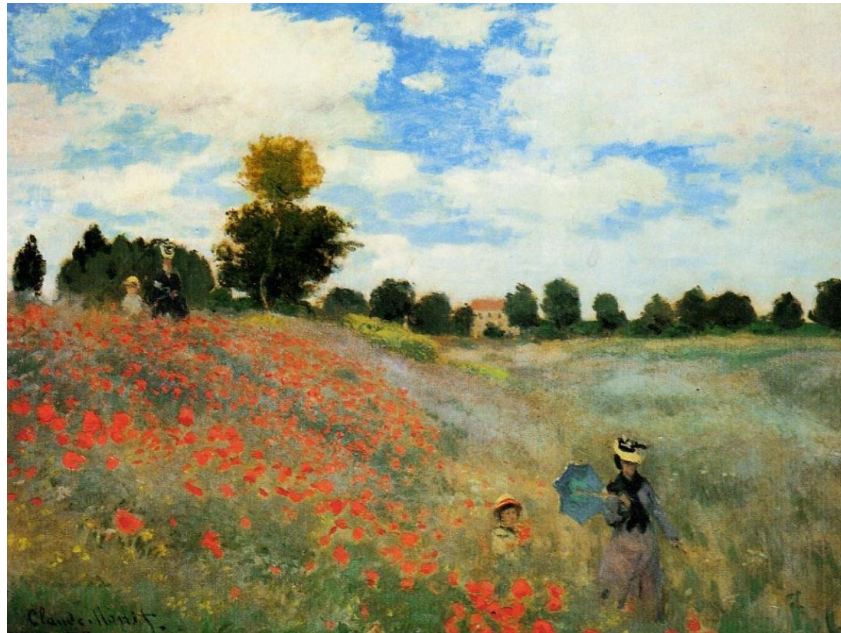


2. 데이터 설명

빈센트 반 고흐



모네

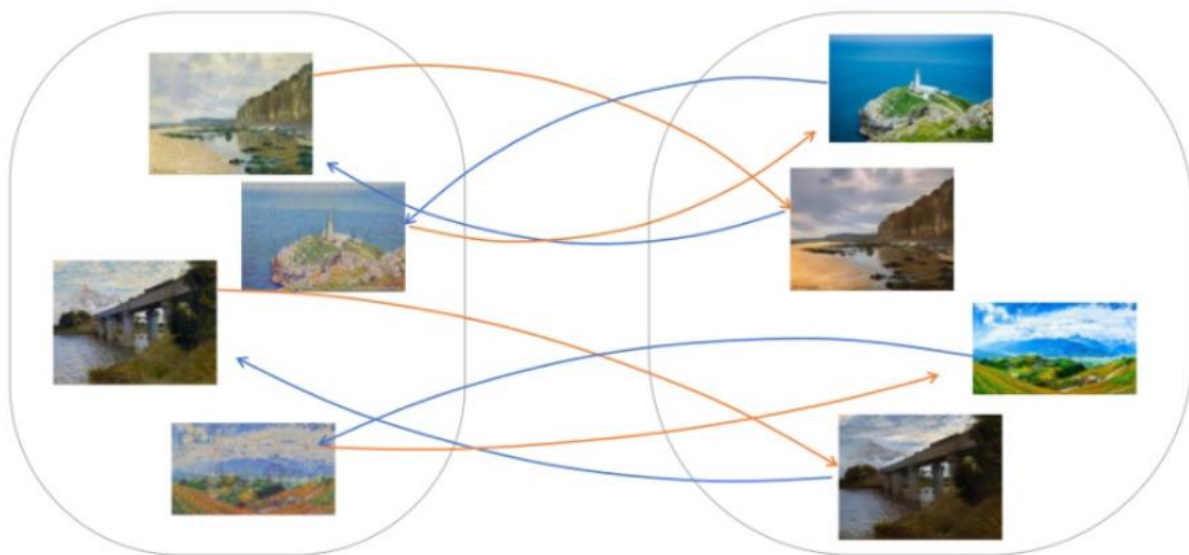


학습 데이터

- 256*256 사이즈

3. 모델 구조

CycleGAN



$$L_{GAN}(G(x), y) + \|F(G(x)) - x\|_1 + L_{GAN}(F(y), x) + \|G(F(y)) - y\|_1$$

Picture → Real

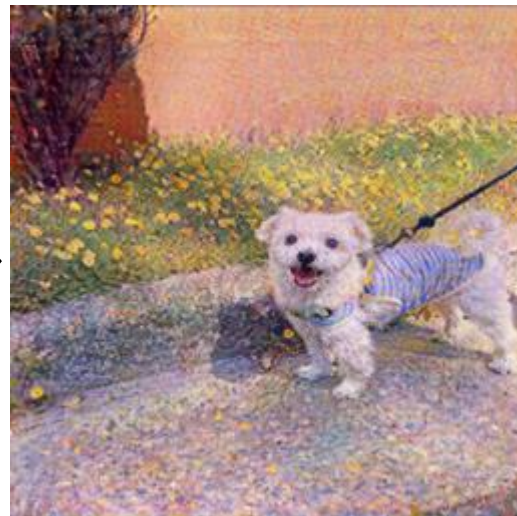
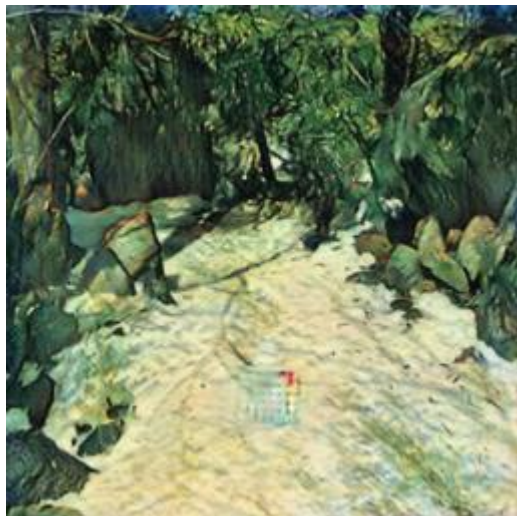
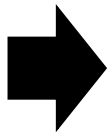
- $G(x)$

Real → picture

- $F(y)$

4. 결과

Real -> Monet



4. 결과

Real -> Van gogh

