

# Lab7. CycleGAN Final Report

정보컴퓨터공학부 202355514 강지원

## 1 주요 내용

본 Lab에서는 CycleGAN에 비정렬된 이미지 데이터(MNIST, SVHN 등)를 학습시키고, 이미지 생성 모델의 교대 학습 방식을 적용하여 이미지-이미지 변환을 구현하고 분석한다.

## 2 CycleGAN

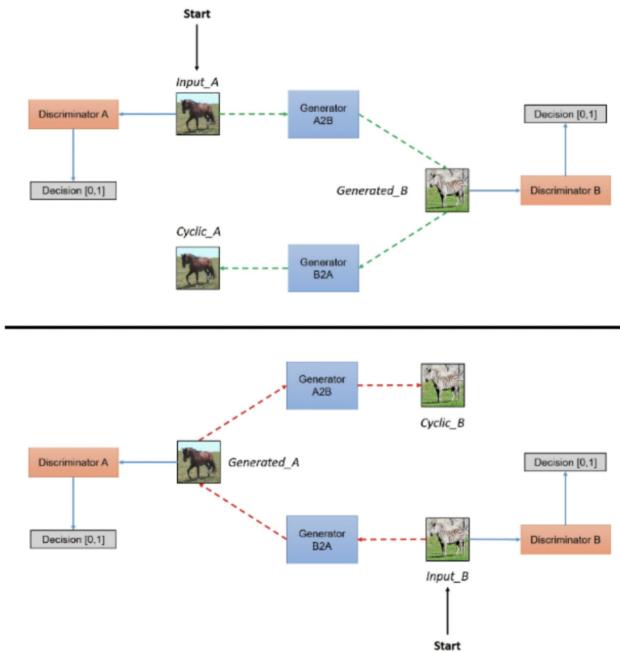


Figure 1: CycleGAN 구조

CycleGAN은 비정렬된 이미지 데이터를 이용한 이미지-이미지 변환 모델로, 두 개의 주요 네트워크인 Generative model과 Discriminative model로 구성된다. Generative model은 encoder(특징 추출), Transformer(변환 학습), Decoder(이미지 재구성)로 구성되어, 입력 이미지를 다른 도메인으로 변환한다. Discriminative model은 4개의 컨볼루션 레이어와 LeakyReLU를 사용해 생성된 이미지가 실제인지 판별하고, 마지막에 Sigmoid를 적용한다. 모든 모델은 Xavier 초기화를 사용해 학습의 안정성을 제공한다.

## 3 Generator

본 Lab의 코드에서 Generator\_X와 Generator\_Y는 각각 MNIST  $\rightarrow$  SVHN과 SVHN  $\rightarrow$  MNIST 변환을 담당한다. 두 모델은 Encoder, Transformer(ResNet 블록), Decoder 구조로 이루어져 있으며, Xavier 초기화를 사용하여 가중치를 설정한다. LeakyReLU와 Tanh 활성화 함수가 사용되며, 업컨볼루션을 통해 이미지를 재구성한다.

## 4 Discriminator

본 Lab의 코드에서 Discriminator\_X와 Discriminator\_Y는 각각 MNIST 데이터와 SVHN 데이터에 대해 진짜와 가짜 이미지를 구별하는 역할을 한다. 각 모델은 4개의 컨볼루션 레이어와 LeakyReLU 활성화 함수를 사용하며, 마지막 레이어에서는 Sigmoid를 사용하여 출력값을 이진 분류한다. Batch Normalization은 중간 레이어에 적용되어 학습을 안정화한다.

## 5 Training

본 Lab의 Discriminator 업데이트 부분에서는 model\_D\_X와 model\_D\_Y는 각각 진짜와 가짜 이미지를 판별하고, model\_G\_X와 model\_G\_Y는 GAN 손실과 주기 일관성 손실을 통해 이미지를 변환하고 복원한다. 또한 err\_D는 Discriminator의 총 손실, err\_G는 Generator의 총 손실을 나타냅니다. err\_C는 주기 일관성 손실로, 변환된 이미지와 원본 이미지 간의 차이를 최소화한다.

Iteration	Loss_D	Loss_G	Loss_C
100	2.3438	1.8542	0.2694
200	2.1918	2.2410	0.2279
500	1.9243	2.7814	0.2159
1000	1.9982	4.5000	0.2251
2000	1.6375	3.4592	0.2237
3000	1.6953	3.1795	0.2228
4000	1.9982	3.3774	0.2356

Table 1: 훈련 과정 손실 값 변화

## 6 결론

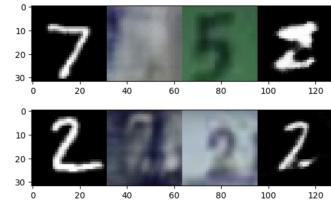


Figure 2: 결과: iteration=1,000

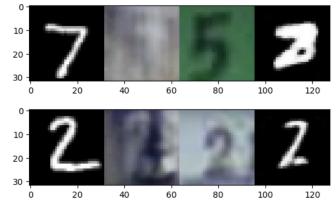


Figure 3: 결과: iteration=2,000

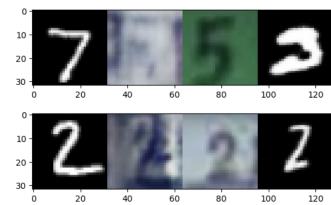


Figure 4: 결과: iteration=3,000

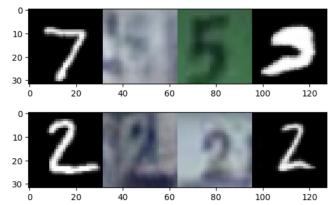


Figure 5: 결과: iteration=4,000

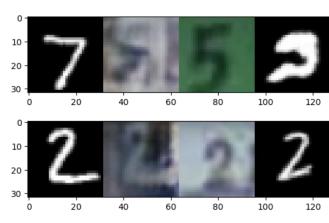


Figure 6: 결과: iteration=4,685

훈련 과정 동안 Discriminator의 손실(Loss\_D)은 점차적으로 감소하며, 생성된 이미지가 점점 더 진짜처럼 판별되었다. Generator의 손실(Loss\_G)은 초기에는 크게 시작했으나, 시간이 지나면서 안정적으로 감소하며, 가짜 이미지를 판별자를 속일 수 있는 수준으로 생성하게 되었다. 주기 일관성 손실(Loss\_C)은 상대적으로 일정하게 낮은 값을 유지하며, 이미지

변환이 잘 이루어짐을 보여준다. 결과적으로 모델은 안정적으로 학습되었고, 생성된 이미지의 품질이 향상되었으며, 동시에 학습의 안정성을 확보하기 위한 추가적인 연구가 필요함을 시사한다.

---

- [1] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros, *Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks*, arXiv preprint arXiv:1406.2661v1, 2014. <https://arxiv.org/abs/1703.10593>
- [2] tensorflow, *CycleGAN | TensorFlow Core*, TensorFlow, 2023. <https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/cyclegan?hl=ko>