**Augmented CycleGAN**

**Learning Many-to-Many Mappings from Unpaired Data**

**Abstract :**

Unpaired data에서 도메인 간 맵핑을 학습하면, image segmentation과 같은 structured prediction 작업의 성능을 향상시킬 수 있다.

CycleGAN은 도메인 간의 맵핑이 결정론 적이고 일대일이라 가정하기 때문에, 유연함이 필요하거나, 다대다(many-to-many) 맵핑 같은 작업에서는 비효율적이다.

Augmented CycleGAN에서는 도메인 간 다대다 맵핑을 학습하며, 여러 이미지 데이터 셋에서 질적으로, 정량적으로 이미지 데이터 셋을 검사함.

Image segmentation : 이미지를 여러 segments로 나누는 것을 말함. 이미지를 단순화하고, 분석하기 편한 형태로 나타냄. 정확하게는, 이미지의 모든 픽셀에 라벨링을 하는 과정인데, 같은 라벨링을 가진 픽셀은 같은 특성을 공유한다. [<https://en.wikipedia.org/wiki/Image_segmentation>]

Structured prediction : 비연속적인 스칼라 값이나 실제 값이 아닌, 구조화된 객체(Object)를 예측하는 머신러닝에서 사용되는 용어. 일반적으로 사용되는 지도학습(Supervised Learning)과 유사하게, 관측 데이터를 통하여 학습함. 실제 예측 값은 이 관측 데이터 내에서 모델의 매개 변수를 조정하는데 사용됨. 모델의 복잡성과 예측 변수의 상호관계 때문에, 학습된 모델을 사용한 예측이나 스스로 학습하는 과정은 계산적으로 불가능하고 대략적인 추론과 method 학습이 사용된다. [<https://en.wikipedia.org/wiki/Structured_prediction>]

**1. Introduction :**

Paired data에서 학습하는 것과 비교해서, 효과적인 비지도(unsupervised)학습이 도움이 될 수 있다. CycleGan 같은 기존의 비지도 맵핑 방법은 다른 도메인의 이미지가 주어진 도메인에서 이미지를 생성하는 생성자(generator)를 학습함. CycleGAN의 제한적인 점은 일대일 맵핑만 학습하는 것이다. 즉, 모델은 입력 이미지(input image)를 하나의 출력 이미지(output image)에만 연관 짓는다. Augmented CycleGAN에서는 도메인 간의 관계가 더 복잡하고 다대다 관계일 때 더 특징화(characterized) 된다고 생각함. 일대일 맵핑의 한계는 소스가 되는 도메인과 대상 도메인이 실질적으로 다를 때 더 잘 나타남. 예를 들어 두 도메인 중 하나는 묘사적인 얼굴 형태이고, 다른 하나는 얼굴 이미지일 때 CycleGAN 모델을 학습하기 어렵다.

Unpaired data에서 도메인 간 다대다 맵핑을 학습하기 위해, 도메인을 보조적인 숨겨진 변수와 함께 증가시키고, CycleGAN의 학습 procedure를 확장된 공간으로 확장한다.(?)

우리는 (1)비지도 방법으로 도메인 간 다대다 맵핑을 학습하는 Augmented CycleGAN 모델을 소개하고, (2)각각의 input에 대해 다양한 output set을 만드는 맵핑을 학습할 수 있는 모델을 보여줍니다. 또, (3)우리의 모델이 대체로 다른 도메인 간 맵핑을 학습할 수 있고, 그것을 얼굴과 속성 사이의 경쟁력 있는 결과로 맵핑 하는 반지도 환경에 적용시킬 수 있는 것을 보인다.

**2. Unsupervised Learning of Mappings Between Domains**

**2.1. Problem Setting**

두 도메인 A, B가 주어졌을 때, 우리는 각 도메인의 요소 사이에 잠재적으로 다대다 맵핑이 존재한다고 가정한다. 각 도메인의 분포 , 에서 unpaired samples를 사용하여 맵핑을 생성하는 것이 우리의 목표이다. 이것은 조건적인 생성적 모델링 작업으로 공식화될 수 있다. 조건적인 생성적 모델링 작업에서, 우리는 실제 한계의 샘플을 사용하여 실제 조건 , 을 추정하려 한다. 여기서 가장 중요한 가정은 도메인 A와 B에서의 요소들이 매우 의존적이라는 것이다. 그렇지 않으면, 모델은 pairing 정보 없이 의미 있는 관계를 발견할 수 없을 것이다.