StarGAN : Unified Generative Adversarial Networks for Multi-Domain Image-to-Image Translation

배경

- 모든 domain에 대해서 독립적인 모델들이 만들어져야함으로,

  2가지 이상의 domain을 다루는데 제한된 scalability(확장성)와 robustness(견고성)가 있음

- 단 하나의 모델을 가지고 여러가지 domain에 대해 image-to-image translation을 수행하여,

  다른 domain을 가진 data들을 동시에 학습시키려 함. (mask vector method)

간단한 용어 소개

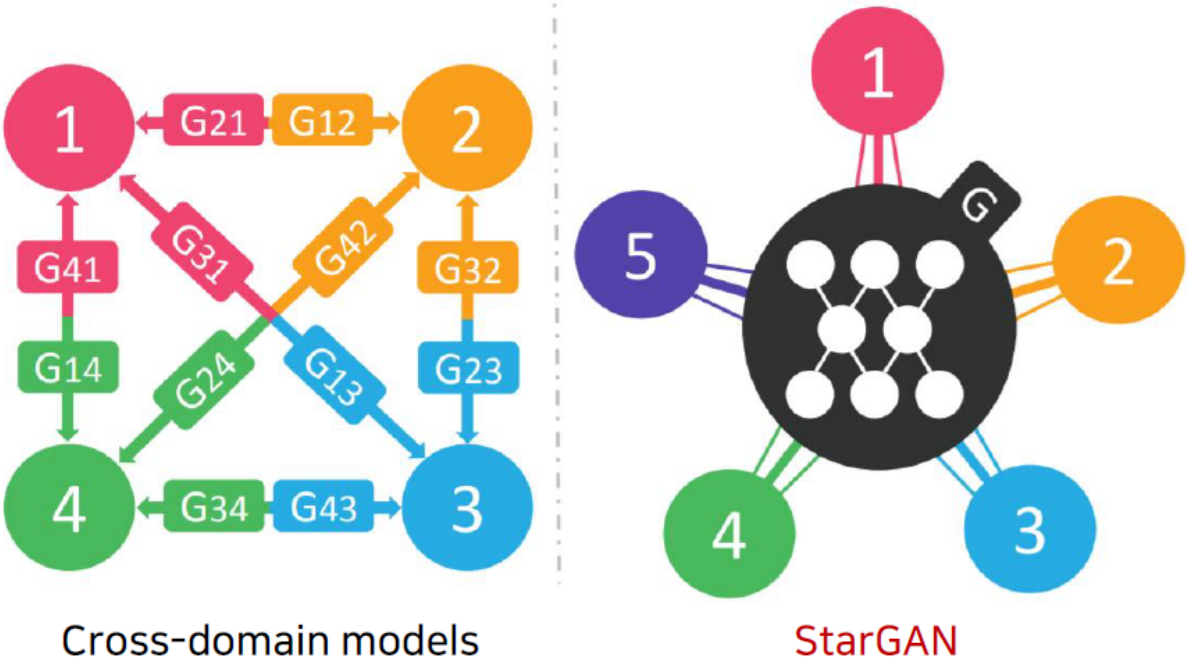
- attribute: image에 내제된 의미있는 feature ex) hair, color, gender, age
- attribute value: attribute의 특정한 값

attribute	attribute value
hair color	black, blond, brown
gender	male, female

- domain: 같은 attribute value를 가지는 이미지셋 ex) female인 이미지들은 하나의 domain

Introduction

- StarGAN 이전에 존재하는 모델들은 multi-domain image translation tasks에서 비효율적
    - K개의 domain들 사이의 모든 mapping을 배우기 위해서는 모든 domain을 서로 cross하여 K(K-1)개의 generator(발생기) 만들어야하기 때문!



- 왼쪽의 그림처럼, 4개의 domain간의 mapping을 모두 학습하려면 4*3개의 generator 필요
- 그러나 StarGAN은 오른쪽의 그림처럼, 1개의 generator로 모든 mapping들을 학습시킴

    → 하나의 뉴럴 네트워크를 이용해 다중 도메인(multi domain) 사이에서의 이미지 변환 가능!

Idea

고정된 translation만 학습하는 것이 아니라(흑발→금발 동작만 학습하는 것이 아니라)

모델이 image와 domain 정보를 함께 input으로 받아서, input image에 대응되는 domain으로

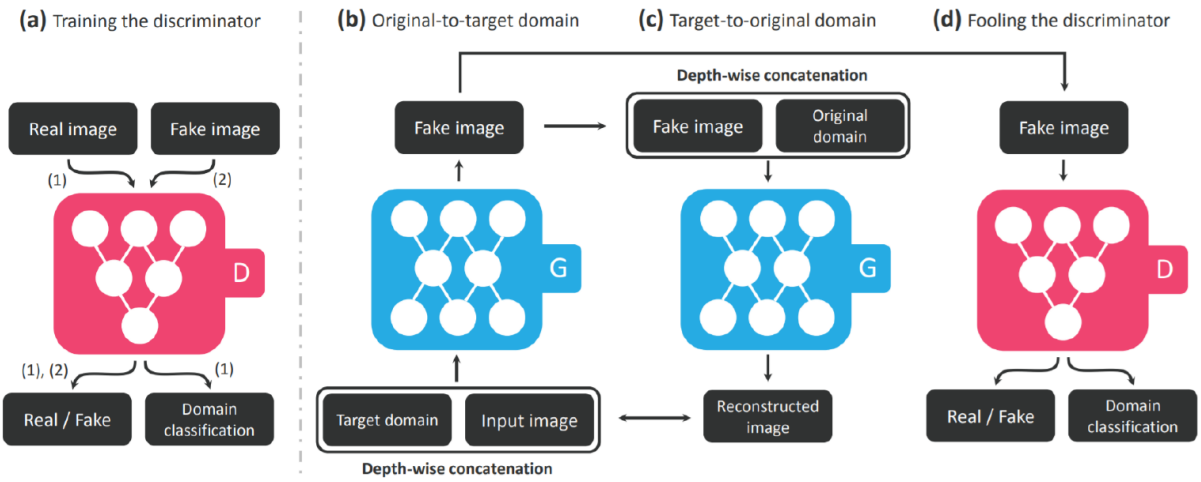
translation 할 수 있도록 학습시키는 것

- label: domain 정보를 담고 있는 label로, binary or one-hot vector 형태

- 학습과정에서 target domain label을 만들어 모델이 target domian으로 이미지를 변화시키도록 학습
- domain label에 mask vector를 추가해 다른 dataset의 domin 사이의 결합된 학습 가능

Multi-Domain Image-to-image Translation

1. Sigle generator G로 다수의 domain들사이의 mapping을 학습시키기 위해서, G는 어떤 target domain label c를 이용하여 input image x를 output image y로 변환하는 것을 학습해야함
   - G(x,c) → y
2. discriminator D는 source(Real의 image인지, G가 생성해낸 image인지)와 domain labels에 대한 확률분포를 만들어 내야함.
   - D : x → {Drsc(x), Dcls(x)}
   - discriminator: 판별자



(다른 GAN모델과 마찬가지로 2개의 모듈로 구성되어 있음 → discriminator D & generator G)

(a) D는 real image 와 fake image를 구별하는 것과 동시에,

real image일때 그것과 상응하는 domain을 분류해내는 것을 학습함

(b) G는 input으로 image와 동시에 target domain label을 받고 fake image를 생성함

(c) G는 original doamin label로 fake image를 다시 original image로 reconstruction을 시도함

(d) G는 real image와 구분불가능하고 D에의해 target domain이 분류가능한 이미지를 생성하려 함

→ 즉 real image처럼 보이려고 노력하는 것

Loss Function

들어가기에 앞서...

- G: x와 target domain label을 가지고 G(x,c)라는 이미지를 만들어냄
- D: src(=source)로 [Input data에서 온 Real image]와 [생성된 Fake image]를 구분하려고

  노력한다는 의미의 Loss

StarGAN: ① Adversarial loss + ② Domain classification loss + ③ Reconstruction loss

Adversarial $\mathcal{L}_{adv} = \mathbb{E}_x [\log D_{src}(x)] + \mathbb{E}_{x,c}[\log (1 - D_{src}(G(x,c)))]$

Domain classification

$$\begin{cases} \mathcal{L}_{cls}^{f} = \mathbb{E}_{x,c}[-\log D_{cls}(c|G(x,c))] \\ \mathcal{L}_{cls}^{r} = \mathbb{E}_{x,c'}[-\log D_{cls}(c'|x)] \end{cases}$$

Reconstruction $\mathcal{L}_{rec} = \mathbb{E}_{x,c,c'}[||x - G(G(x,c),c')||_1]$

최종 목적 함수

$$\begin{cases} \mathcal{L}_D = -\mathcal{L}_{adv} + \lambda_{cls}\,\mathcal{L}_{cls}^{r} \\ \mathcal{L}_G = \mathcal{L}_{adv} + \lambda_{cls}\,\mathcal{L}_{cls}^{f} + \lambda_{rec}\,\mathcal{L}_{rec} \end{cases}$$

Adverarial Loss (적대적 손실)

$$\mathcal{L}_{adv} = \mathbb{E}_x [\log D_{src}(x)] + \mathbb{E}_{x,c}[\log (1 - D_{src}(G(x,c)))]$$

- D는 image가 Real로 판별된다면 1에 가깝게 출력을 낼 것

  반대로, Fake로 판별된다면 0에 가깝게 출력을 낼 것

  - 0~1 사이에서 출력이 나오는 이유: D는 확률값을 가지기 때문!
- Loss는 작을 수록 좋으므로,

  왼쪽의 Dsrc(x)는 1에 가깝게 판별하도록 학습하고, 오른쪽의 1-Dsrc(G(x,c))는 전체에서

  G가 Fake로 판별할 확률을 뺀 값이므로 1에 가깝게 판별하도록 학습한다면 Loss가 최소화될 것!

  - log 함수는 정의역이 1일 때 0, 0일때 -∞로 발산함

Domain Classification Loss (도메인 분류 손실)

- 주어진 input image x 와 target domain label c에대해서,

  x가 ouput image y로 변환되었을때, 그것이 target doamin c로 분류되는 것이 목적.

  그러기위해서 D와 G를 optimize(최적화)할 때 domain classification loss를 첨가한다.

1) Domain classification loss of real images used to optimize D

(D 최적화에 사용된 실제 이미지의 도메인 분류 손실)

$$\mathcal{L}^r_{cls} = \mathbb{E}_{x,c'}[-\log D_{cls}(c'|x)]$$

- Dcls(c'|x)는 real image x가 주어졌을때 D가 계산해낸 domain label c'일 확률분포
- Loss를 최소화함으로써, D는 real image x를 그것에 대응되는 original domain c'로

  분류시키는 것을 학습함

2) Domain classification loss of fake image used to optimaize G

(G 최적화에 사용된 가짜 이미지의 도메인 분류 손실)

$$\mathcal{L}_{cls}^{f} = \mathbb{E}_{x,c}[-\log D_{cls}(c|G(x,c))]$$

- Dcls(c|G(x,c))는 x와 target domain label을 가지고 만들어낸 이미지인 G(x,c)가 주어졌을때,

  target domain label c일 확률분포

- G는 target domain c로 분류되어질 수 있는 이미지를 생성하도록 Loss를 최소화 하려고 함

Reconstruction Loss (재건 손실)

- 위에서 소개한 Loss들 만으로는 input image의 target domain에 관련된 부분만을 변화시킬 때 input image의 본래 형태를 잘 보존 할 수 없기 때문에 Reconstruction Loss 등장

$$\mathcal{L}_{rec} = \mathbb{E}_{x,c,c'}[||x - G(G(x,c),c')||_1]$$

- G는 변환된 image G(x,c)와 original doamin label c'을 input으로 받고 original image x를 reconstruction 하는데, 이때 original image x와 reconstruction된 image의 손실을 최소화
- L1 norm

Objective Function

- 최종 G와 D에 대한 Objective Function

$$\mathcal{L}_D = -\mathcal{L}_{adv} + \lambda_{cls}\,\mathcal{L}_{cls}^{r},$$

$$\mathcal{L}_G = \mathcal{L}_{adv} + \lambda_{cls}\,\mathcal{L}_{cls}^{f} + \lambda_{rec}\,\mathcal{L}_{rec}$$

- λcls와 λrec는 hyperparameter로,

  domain classification loss와 reconstruction loss의 상대적인 중요도를 컨트롤함

Trainging with Multiple Datasets

- StarGAN의 중요한 이점은, 다른 domain을 가진 datasets들을 동시에 포함하는 것

  그러나 다수의 dataset들을 학습시킬 때 label 정보가 각 dataset에 부분적으로만 있다는 문제

  - ex) Celeb A & RaFD dataset

    Celeb A: 머리색, 성별, 나이와 같은 facial attribute(얼굴 속성)과 관련된 40개의 lable만을

    가지고 있으므로, happy 와 angry 같이 facial expression(얼굴 표정)과 관련된

    label은 가지지 않음

    RaFD: happy 와 angry 같이 facial expression(얼굴 표정)과 관련된 8개의 label만을

    가지고 있으므로, facial attribute(얼굴 속성)과 관련된 label은 가지지 않음

  - 문제가 되는 이유

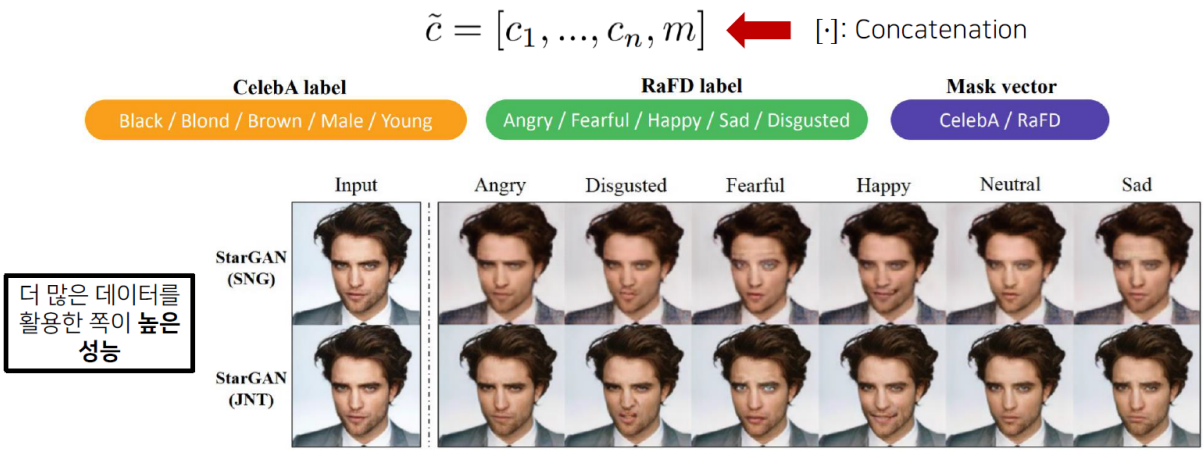
    변환된 image인 G(x,c)로부터 input image x를 reconstruction하려면

    label vector c'에 완전한 정보가 있어야하기 때문!

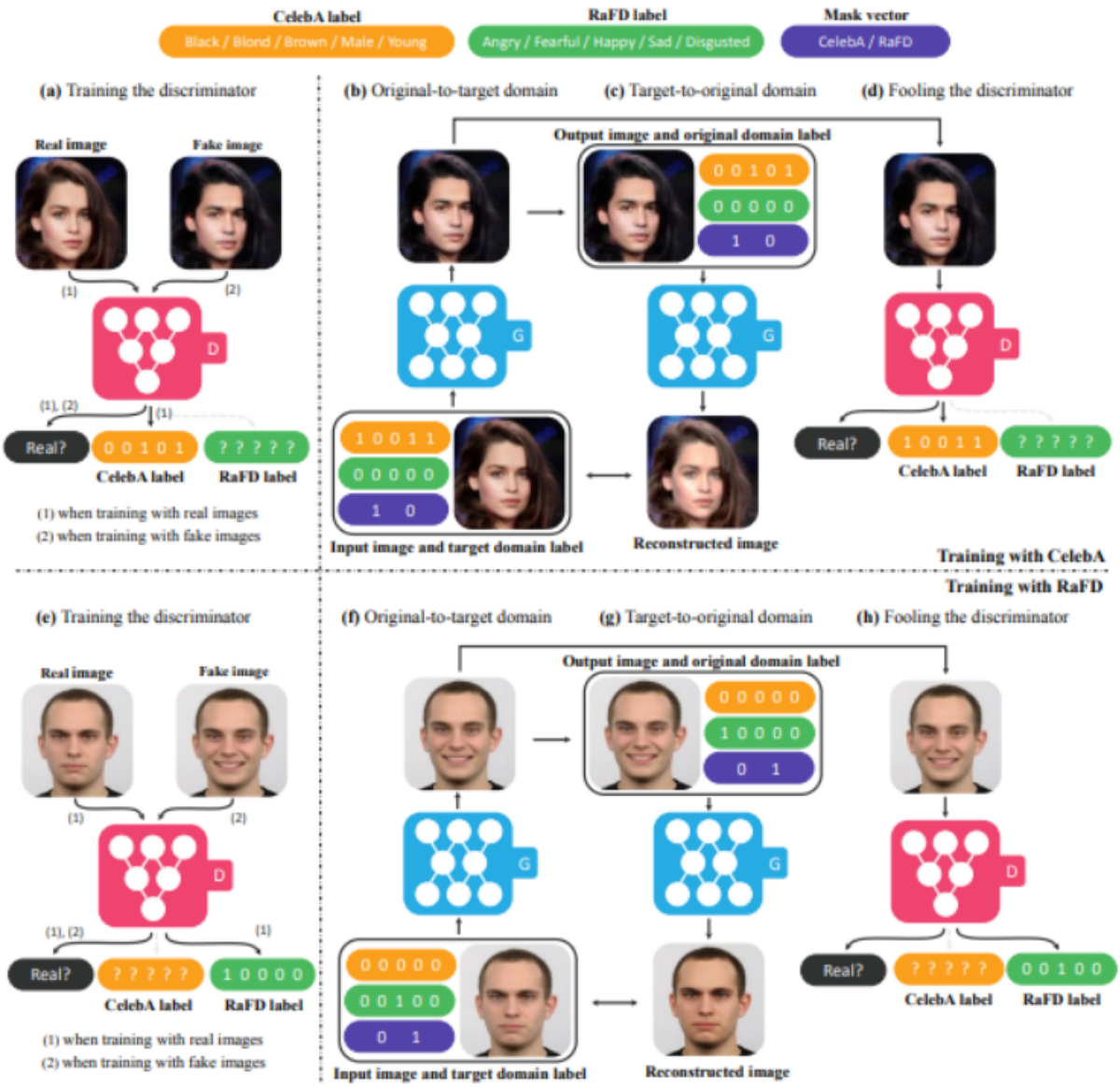
    → Mask Vector m을 통해 해결!

Mask Vector

- StarGAN이 명시되지 않은 label에 대해서는 무시하고, 명시된 label에 대해서 집중하게 함
- n차원의 one-hot vector 사용! (n: dataset의 수)
  - ex) Celeb A와 RaFD 2개의 dataset을 사용하면, n=2



- Ci: i번째 dataset의 label들의 vector
  - binary attribute(성별) → binary vector
  - categorical attribute(머리색, 나이) → one-hot vector
- Mask vector에 어떤 dataset인지를 명시해줌으로써, 해당 dataset의 attribute label에 집중시킴
  - CelebA 학습을 위해 명시해 주었다면 RaFD에 관련된 facial expression들은 무시하고 학습



- *StarGAN이 CelebA과 RaFD dataset을가지고 학습할때의 모습을 보여주는 그림*
- CelebA의 binary attribute(black,blond,brown,male,young)에 대한 label은 binary vector로 표현

  반대로 RaFD의 categorical attribute(Angry, Fearfule, Happy, Sad, and Disgusted)에 대한 label은

  one-hot vector로 표현
- mask vector는 2차원 one-hot벡터로 CelebA와 RaFD중 valid 한 것을 가리킨다.
- CelebA와 RaFD를 교차시킴으로써 Discriminator D는 두 dataset에서 차이를 구분짓는

  모든 feature들을 학습하게 되고, Generator G는 모든 label을 컨트롤하는 것을 학습