

15강. Deep Learning 2.

◆ 담당교수 : 김 동 하

■ 학습개요

본 강의에서는 심층비지도학습 중 하나인 심층생성모형에 대해 다루도록 한다. 대표적인 심층생성모형 학습 방법론인 GAN (Generative Adversarial Networks)에 대해 자세하게 배우는 시간을 갖는다. 특히, 생성모형과 구분모형을 서로 적대적으로 학습시키는 학습 방법론을 이해하는 것을 목표로 한다. 더 나아가, tensorflow 모듈을 이용하여 GAN을 직접 구현하는 코드에 대해서도 자세히 다룬다.

■ 학습목표

1	심층생성모형의 개념에 대해 학습한다.
2	GAN 방법론에 대해 학습한다.
3	Python에서 tensorflow 모듈을 이용해 GAN 방법론을 구현한다.

■ 주요용어

용어	해설
심층생성모형	심층신경망을 이용해서 데이터를 생성하는 모형.
GAN	대표적인 심층생성모형 방법론 중 하나. 생성모형과 구분모형 사이의 적대적인 관계를 통해 최종 생성모형을 학습한다.
Tensorflow 모듈	파이썬에서 keras와 더불어 딥러닝 모형을 구축하고 학습하여 활용할 수 있게 해주는 대표적인 모듈 중 하나.

■ 학습하기

01. 심층비지도학습

비지도학습 (Unsupervised learning)

- 사람 없이 컴퓨터가 스스로 레이블이 없는 데이터에 대해 학습하는 것.

머신러닝 응용

- y값 없이 x값만을 이용하여 학습하는 것을 의미.
- 데이터가 어떤 특징을 가지고 있는지를 알아내는 것이 목표.
- 데이터 특징 요약, 밀도 추정, 군집 분석, 독립성 분석 등.
- 본 강의에서는 실제같은 데이터를 생성하는 심층 생성 모형 (deep generative model) 에 대해서 다룰 것.

심층비지도학습

- 딥러닝 (deep learning)의 일종.
- 심층 신경망 모형에 기초한 비지도 학습 방법론을 총칭.

심층비지도학습의 응용분야

- 데이터 생성
- 데이터 복원
- 데이터 화질 개선



original

enhanced



02. 심층생성모형

심층생성모형이란?

- 학습 데이터: x_1, \dots, x_n
- 심층인공신경망 기반의 심층모형을 기반.
 - > 이미지 자료, 오디오 자료 등 고차원 자료 분석에 많이 사용
- 실제 자료와 비슷한 자료를 생성하는 모형을 학습.
- Generative model에는 크게 두 가지의 모형이 존재함.
- 잠재 변수를 가지고 있지 않은 모형
 - > Autoregressive generative models
- 잠재 변수를 가지고 있는 모형
 - > Latent variable generative models

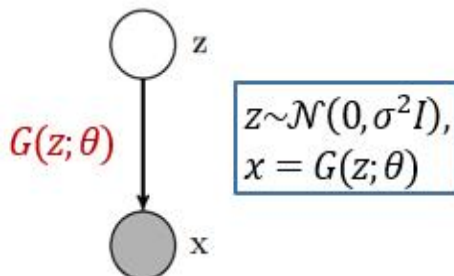
Deep latent generative model

- 저차원 잠재 변수의 변환으로부터 자료가 생성된다고 가정.
 - > 변환 함수: 심층신경망모형
- 생성 모형 수식
$$Z \sim N(0, I)$$
$$X | (Z=z) = G(z; \theta)$$
- $Z \in R^d, X \in R^D$
 - > 보통 $d \ll D$ 를 가정
- $G(z; \theta)$: 심층신경망모형
- 대표적인 추정 방법: Generative adversarial networks (GAN)

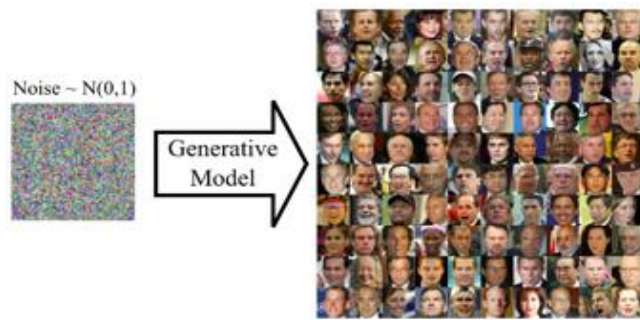
03. Generative adversarial networks

Generative adversarial networks

- GANs (Goodfellow et al. (2014))
- 대표적인 심층생성모형
- 독특한 추정 방식

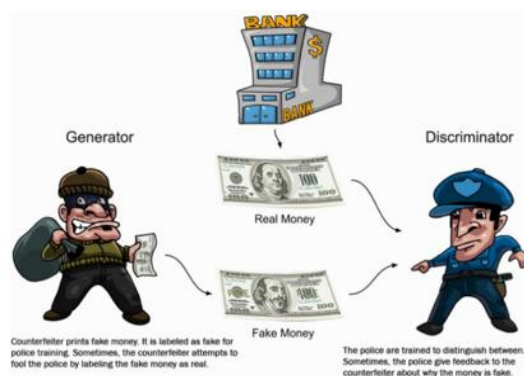


- Generative
 - > 어떤 목적을 가진 방법론인지.
 - > 실제 데이터의 분포를 최대한 따라하는 생성 모형을 학습.



- Adversarial

- > 생성 모델을 어떻게 학습할 것인지.
- > 생성자와 경쟁자 두 개의 모델을 적대적 (adversarial) 으로 경쟁시키며 학습함.
- > 생성자 : 위조 지폐범, 구분자 : 경찰
- > 생성자의 목적 : 구분자가 구분할 수 없게끔 그럴듯한 가짜 데이터를 생성.
- > 구분자의 목적 : 생성자가 만든 가짜 데이터와 진짜 데이터를 구분.
- > 이 둘을 함께 학습 -> 진짜와 구분할 수 없는 가짜를 만들어내는 생성자를 얻을 수 있음



- Networks

- > 어떤 형태의 모델을 사용할 것인지.
- > 심층 인공 신경망 함수를 사용.

GAN을 구성하는 두 모형

- 생성 모형 (Generator)

- > 랜덤 노이즈에서 자료를 생성하는 심층 신경망 모형.
- > Z : 랜덤 노이즈. 균일 분포 혹은 표준 정규 분포를 사용.
- > $G(z; \theta)$: 표본 z 를 이용하여 자료를 생성하는 심층 신경망 모형.
- > θ 는 함수에 필요한 모수.

- 판별 모형 (Discriminator)

- > 자료가 입력값으로 들어올 때, 주어진 자료가 학습자료에서 얻어진 것인지, 혹은 생성 모형을 이용해 생성되었는지를 판별하는 심층 신경망 모형.

- 판별 모형 (Discriminator)

- > $D(x; \eta)$: 주어진 x 가 실제 자료인지 인공 자료인지를 판단하는 심층 신경망 모형.
- > 0과 1 사이의 값을 가짐

- > η 는 함수에 필요한 모수
- > $D(x;\eta) \geq 0.5$: 실제 자료로 판단
- > $D(x;\eta) < 0.5$: 생성된 인공 자료로 판단

GAN의 학습

- Two-player minimax game
 - > 두 함수가 서로 경쟁하는 게임의 형태로 학습.
- 생성 함수 G 는 판별 함수 D 가 학습 자료와 생성 자료를 구분하지 못하도록 θ 를 학습.
- 판별 함수 D 는 학습 자료와 생성 자료를 잘 구분하도록 η 를 학습.
- 목적 함수
$$\min_{\theta} \max_{\eta} E_{x \sim p_{data}} [\log D(x;\eta)] + E_{z \sim p(z)} [\log(1 - D(G(z;\theta);\eta))]$$
- 주어진 목적 함수를 η 에 대해서 최대화하고, θ 에 대해서 최소화하는 작업을 번갈아 진행.
- 주어진 생성모형에 대해서 구분모형은 실제 데이터와 만들어진 데이터의 분류를 최대한 잘 하는 방향으로 학습.
- 주어진 구분모형에 대해서 생성모형은 구분모형이 최대한 헛갈리도록 실제 데이터와 비슷한 데이터를 생성하는 방향으로 학습.

GAN의 장점

- 다른 심층생성모형 기법에 비해 학습이 빠르고 생성 과정도 훨씬 빠르다.
- 뚜렷한 이미지를 생성할 수 있다.

GAN의 단점

- 학습이 불안정하다. (min, max 를 동시에 하기 때문)
- Mode collapsing 이 생긴다.
 - > Ex: Fashion MNIST 로 학습할 경우, 10가지 중 몇 가지 의류 이미지만 생성되기 쉽다.

GAN의 응용

- 이미지 해상도 복원 (SRGAN; Ledig et al., 2016)



- 이미지 변환 (pix2pix; Isola et al., 2016)



■ 연습문제

(객관식)1. 심층비지도학습을 통해 응용할 수 없는 분야를 고르시오.

- ① 새롭게 이미지를 생성할 수 있다.
- ② 손실된 오디오 자료를 복구할 수 있다.
- ③ 주어진 음성에 대한 화자의 감정을 분류할 수 있다.
- ④ 저화질의 이미지를 고화질로 변환할 수 있다.

정답 : ③

해설 : 감정분류는 지도학습에 해당된다.

(주관식)2. GAN 방법론의 단점 중 하나로 특정 종류의 자료만 집중적으로 생성하는 모형이 학습되는 경향을 무엇이라 하는가?

정답) Mode collapsing

해설) 학습된 생성 모형이 훈련 자료의 특정 종류 데이터만 생성하는 현상을 mode collapsing이라 한다.

(O/X)3. GAN은 목적함수를 최소화, 최대화를 동시에 진행하기 때문에 학습이 불안정하다.

정답 : O

해설 : GAN은 하나의 목적함수의 최소화와 최대화를 동시에 하기 때문에 학습이 불안정하다는 단점이 있다.

■ 정리하기

1. 심층 비지도 학습은 심층 신경망 모형에 기초한 비지도 학습 방법론을 총칭한다.
2. GAN은 생성자와 구분자의 적대적 관계에 기초하여 심층생성모형을 학습하는 대표적인 심층생성 방법론이다.
3. GAN은 학습이 빠르고 뚜렷한 이미지를 생성할 수 있는 장점이 있지만, 학습이 불안정하다는 단점이 있다.

■ 참고자료 (참고도서, 참고논문, 참고사이트 등)

없음.