### Week3-5

- 1. 학습정리
  - 1. GAN
    - 1. 생성모델
      - 1. 이미지를 샘플링 하는 모델
      - 2. 어노말리 디텍션
      - 3. 입력이 주어졌을 때 확률 값을 얻어낼 수 있음 (explicit model)
      - 4 피쳐 러닝
    - 2. 파라미터 수
      - 1. 경우의 수 n
      - 2. 파라미터 수 = n-1
      - 3. 이미지에서 픽셀 하나당 RGB 각각 파라미터 255개 필요
      - 4. 필셀총 255\*255\*255 개의 파라미터가 필요
      - 5. 흑백 이미지는 픽셀 하나당 2개의 경우의 수
      - 6. 이미지 크기가 m이면 파라미터 수 = 2^m-1 개
      - 7. 하지만 각 픽셀이 독립적이라고 가정하면
      - 8. 파라미터 수는 n-1 개로 줄어듦
      - 9. 하지만 이렇게 하면 일반적인 이미지가 아님
      - 10. 컨디셔널 인디펜던스 사용해서 파라미터 수도 줄이면서 위의 단점도 해결
    - 3. 컨디셔널 인디펜던스

# **Conditional Independence**

- Three important rules
  - Chain rule:

$$p(x_1, ..., x_n) = p(x_1)p(x_2 | x_1)p(x_3 | x_1, x_2) \cdots p(x_n | x_1, ..., x_{n-1})$$

Bayes' rule:

$$p(x|y) = \frac{p(x,y)}{p(y)} = \frac{p(y|x)p(x)}{p(y)}$$

Conditional independence:

If 
$$x \perp y \mid z$$
, then  $p(x \mid y, z) = p(x \mid z)$ 

` '

## Conditional Independence

Using the chain rule,

$$p(x_1,...,x_n) = p(x_1)p(x_2 | x_1)p(x_3 | x_1,x_2)\cdots p(x_n | x_1,\cdots,x_{n-1})$$

- How many parameters?
  - $p(x_1)$ : 1 parameter
  - $p(x_2|x_1)$ : 2 parameters (one per  $p(x_2|x_1=0)$  and one per  $p(x_2|x_1=1)$ )
  - $p(x_3|x_1,x_2)$ : 4 parameters
  - Hence,  $1 + 2 + 2^2 + \cdots + 2^{n-1} = 2^n 1$ , which is the same as before.

## **Conditional Independence**

Now, suppose  $X_{i+1} \perp X_1, \dots, X_{i-1} \mid X_i$  (Markov assumption), then

$$p(x_1, ..., x_n) = p(x_1)p(x_2 | x_1)p(x_3 | x_2) \cdots p(x_n | x_{n-1})$$

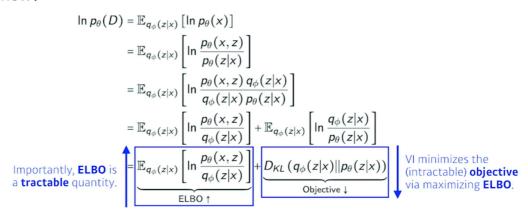
• How many parameters?

$$2n - 1$$

- Hence, by leveraging the Markov assumption, we get exponential reduction on the number of parameters.
  - 1. z가 주어졌을때 x와 y가 독립적이면 y는 고려 안함
  - 2. i+1 번째 픽셀은 i번째 픽셀과만 디펜던트 하다고 가정
  - 3. 이렇게 하면 체인물에 의해 파라미터 수가 2n-1개로 줆
  - 2. 오토 리그레시브 모델
    - 1. 이전 n개의 정보들에 대해서만 디펜던트 한 모델
    - 2. 이미지에 순서를 매겨야 함
    - 3. NADE
      - 1. i번째 픽셀은 이전 i-1개의 입력에 디펜던트한 모델
      - 2. explicit 모델
        - 1. 확률분포 계산가능
        - 2. implicit 모델은 생성만 가능
  - 3. Variational Auto-encoder

## Variational Auto-encoder

### But how?



- 1. Variational inference
  - 1. Posterior distribution 을 찾는 것
  - 2. 내가 관심있어 하는 랜덤 변수에 대한 확률 분포
  - 3. Variational distribution 으로 posterior 을 근사해서 실제론 이걸 찾음
  - 4. 이 목적은 ELBO 를 최대화 해서 달성가능

### 4. GAN

- 1. 구조
  - 1. 제네레이터가 만든 것과 진짜를 비교
  - 2. 판별자는 더 잘 구분하게 학습
  - 3. 생성자는 더 잘 속이는 것을 생성하도록 학습
- 2. 장점
  - 1. 생성자와 판별자가 서로 좋아짐

### 2. 피어세션

- 1. 강의리뷰
  - 1. 어려웠음
  - 2. 레퍼런스로 소개된 영상 찾아볼 것
  - 3. GAN 에서 각각의 역할
- 2. 깃 리베이스
  - 1. 리베이스 실습