

Generative Adversarial Network (GAN)



Pattern Recognition & Machine Learning Laboratory

Tae-jin Woo

Jul. 22, 2021



학습의 종류

지도 학습

데이터

- 특징 벡터 및 라벨 모두 주어짐

목적

- 를 로 매핑하는 최적 함수 학습

예시

- 분류, 회귀, 물체 인식 등

장점

- 사람이 목표값에 개입하여 정확도 높음



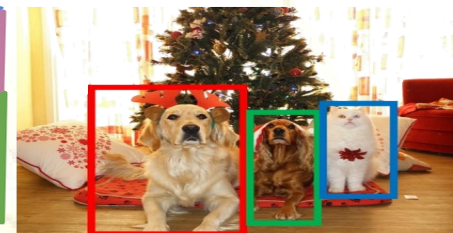
→ Cat

지도 학습 : Classification



GRASS, CAT, TREE, SKY

지도 학습 : Segmentation



DOG, DOG, CAT

지도 학습 : Detection

비지도 학습

데이터

- 특징 벡터 주어진나 라벨 주어지지 않음

목적

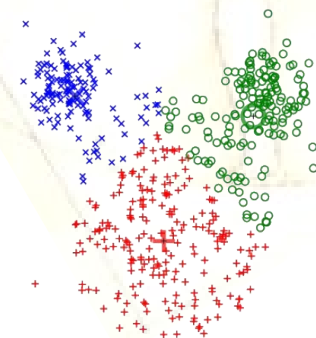
- 에 숨겨진 정보 학습

예시

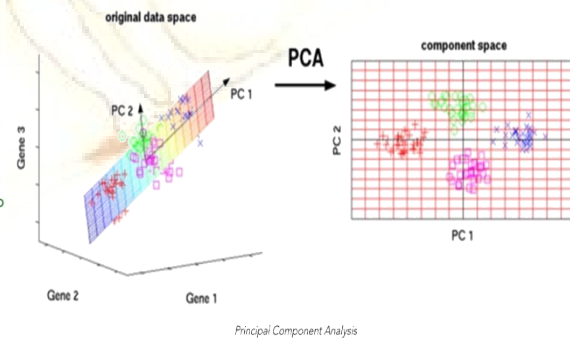
- 군집화, 차원 축소, 생성 모델 등

장점

- 저렴한 데이터
 - 라벨링 비용 불필요



비지도 학습 : Clustering



비지도 학습 : Dimension reduction



이미지의 확률 분포

■ 개념

➤ 이미지의 분포

- 이미지 데이터는 다차원 특징 공간에서 한 점으로 표현 가능
 - 이미지의 분포를 근사하는 모델 학습 가능
 - 모델은 이미지의 통계적 분포에 대해 수치적 표현 가능

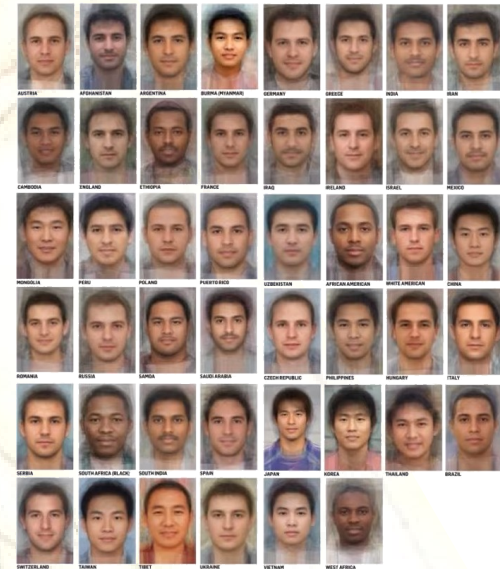
■ 다변수 확률분포

➤ 정의

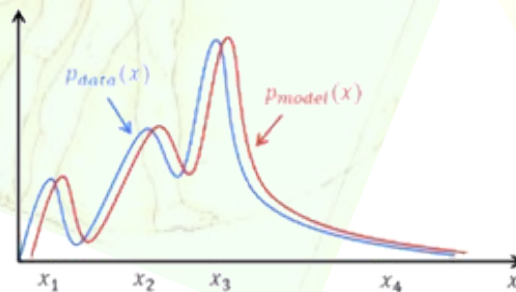
- 이미지의 다양한 특징들이 각각의 확률 변수가 되는 분포

➤ 응용

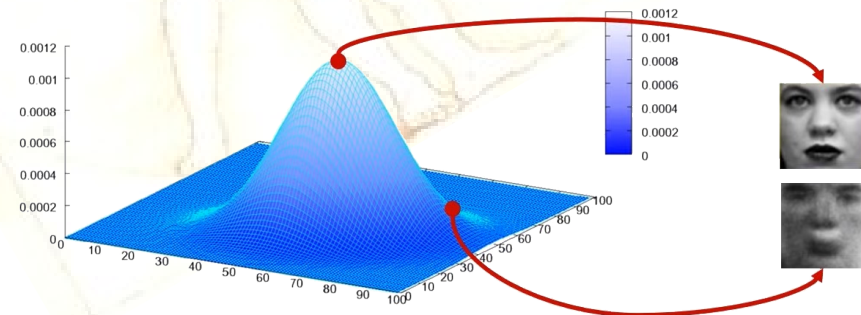
- 이미지의 특징에 대해 학습한 다변수 확률분포에서 샘플링을 통해 없는 이미지 생성 가능
 - 생성 모델 아이디어



얼굴의 평균치



생성 모델의 다변수 확률분포 학습



다변수 확률분포를 이용한 생성 모델



GAN (1/5)

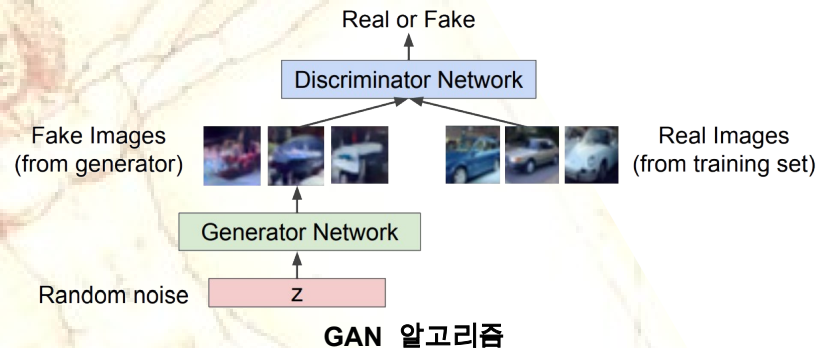
■ 개념

➤ 아이디어

- 생성자와 식별자의 대립을 통한 성능 개선
 - ex) 위조지폐범 vs 경찰 대립

➤ 적용 방법

- 랜덤 노이즈에서 샘플 추출
- 학습된 분포로 변환하는 함수로 데이터 생성
 - 뉴럴 네트워크를 통한 변환 함수 학습



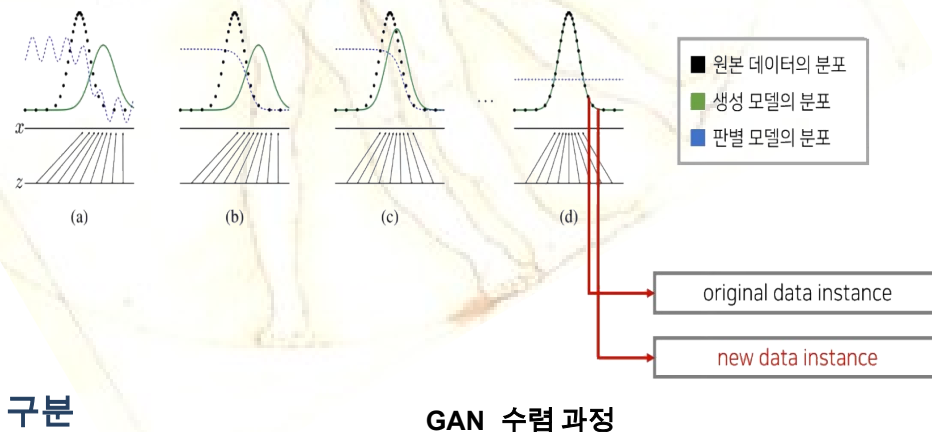
■ 적대적 모델

➤ 생성자

- 뉴럴 네트워크 모델
- 역할
 - 주어진 데이터의 분포 학습
 - 랜덤 노이즈를 통해 생성

➤ 식별자

- 뉴럴 네트워크 모델
- 역할
 - 주어진 데이터와 생성된 샘플의 구분
 - 주어진 데이터의 샘플에 대해, 생성된 데이터의 샘플에 대해 출력





GAN (2/5)

■ 목적 함수

➤ 수식

- : 주어진 데이터의 분포, : 랜덤 노이즈의 분포
- 목적 함수를 최대화 하는 식별자 학습
- 목적 함수를 최소화 하는 생성자 학습

➤ 모델 별 목적 함수 업데이트

• 식별자

• 생성자

- 실용적인 학습을 위한 목적 함수 개선

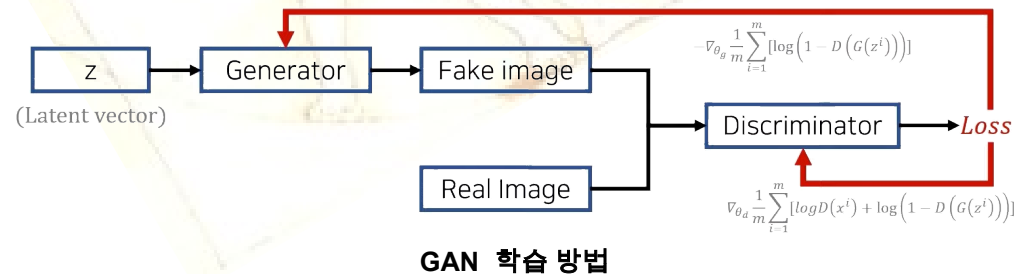
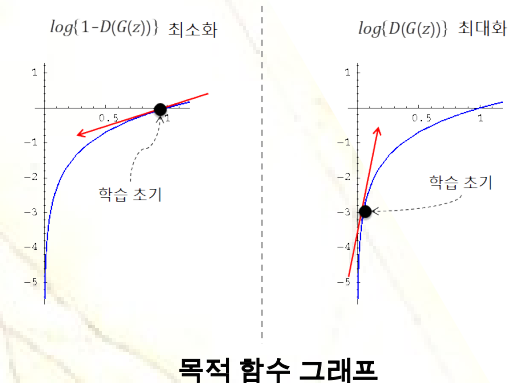
■ 이론적 검토

➤ 전역 최적점 존재 여부

- 에서 전역 최적점 존재
 - : 생성자의 분포

➤ 수렴 가능 여부

- 인 전역 최적점으로 수렴





GAN (3/5)

■ 증명 1

➤ 전역 최적점 존재

- 명제 1:

- 생성자 가 고정되어 있을 때, 식별자 는 최적값 존재

- 증명

- 는 사이 에서 최댓값을 가짐

- 정리 1: 전역 최적점의 위치

- 생성자 의 분포가 주어진 데이터의 분포와 같을 때 전역 최적점을 가짐

- 증명

- 항상 이므로 에서 의 최적값 존재
- 따라서 목적 함수 최적화 시, 만족 가능



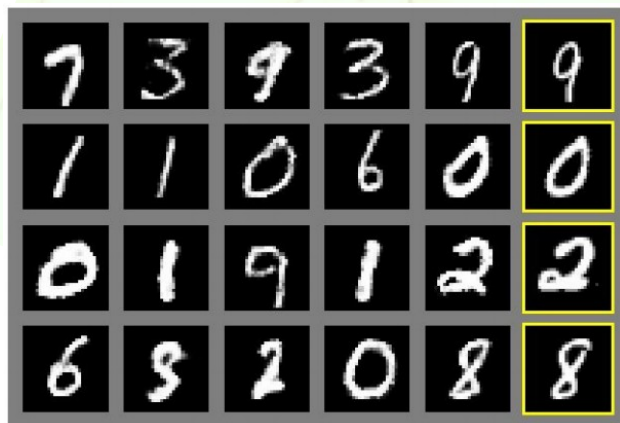
GAN (4/5)

■ 증명 2

➤ 수렴 가능 여부

- 명제 2: 는 로 수렴 가능
 - 목적 함수 에 의해서 수렴 가능
- 증명
 - 목적 함수 는 생성자 의 파라미터 도메인에서 볼록 함수
 - 은 도메인에서
 - 와 는 상수이므로, 에 대한 선형 함수로 고려 가능
 - 따라서 증명 1 의 결론과 종합하여 는 로 수렴 가능

■ 생성 결과



숫자 생성 결과



얼굴 생성 결과



GAN (5/5)

■ 특성

➤ 장점

- 다른 생성 모델에 비해 뛰어난 성능
 - 현재 기준 state-of-the-art (SOTA)
- 확률 모델의 정확한 정의 불필요
- 생성 모델의 결과의 다양한 응용 가능

➤ 단점

- 생성자와 식별자의 균형 필요
 - 식별자가 너무 빨리 발전하면 결과가 무너짐
- 학습의 불안정성
 - 실제 목적 함수의 최적점 다수 존재

■ 응용

➤ 특징 벡터 응용

- 특징 벡터 연산을 통해 이미지 조합 가능
 - ex) DCGAN 등

➤ 변환 응용

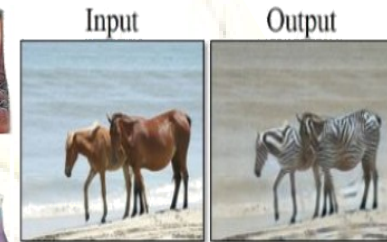
- 이미지 변환 가능
 - ex) CycleGAN, pix2pix 등
- 텍스트 변환 가능



GAN 응용 : DCGAN



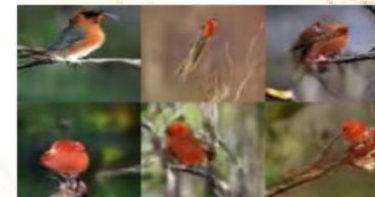
GAN 응용 : pix2pix



horse → zebra

GAN 응용 : CycleGAN

this small bird has a pink breast and crown, and black primaries and secondaries.



this magnificent fellow is almost all black with a red crest, and white cheek patch.



GAN 응용 : Text to Image Synthesis