GAN(생산적 적대 신경망)

2019년 4월 19일 금요일 오전 10:12

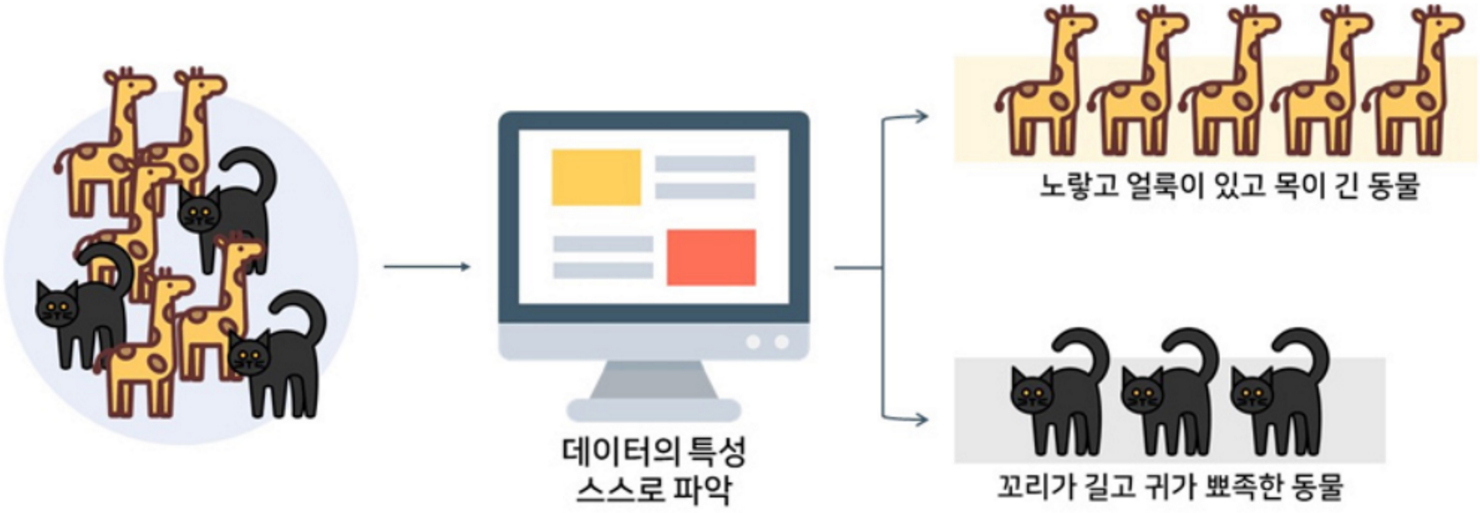
- 인공지능을 소프트웨어적으로 구현하는 **머신러닝(Machine learning)**은 컴퓨터가 **데이터**를 **학습**하고 스스로 **패턴**을 찾아내 적절한 작업을 수행하도록 학습하는 알고리즘입니다.
- 머신러닝은 크게 **지도학습 (Supervised learning)**, **비지도학습 (Unsupervised learning)**, **강화학습 (Reinforcement learning)**등으로 분류됩니다.

머신러닝의 분류

1. **지도학습** : 정답이 주어진 상태에서 학습하는 알고리즘
    a. 분류(classification)
        - 이진 분류(binary classification)
        - 다중 분류(multiclass classification)
    b. 회귀(regression)

- 데이터의 특징을 기반으로 연속적인 숫자(벡터)를 예측

2. **비지도학습** : 정답이 주어지지 않은 상태에서 학습하는 알고리즘
    a. 군집화(clustering)
        - 데이터의 특성을 파악
        - Generative adversarial network (GAN) : 생산적 적대 신경망

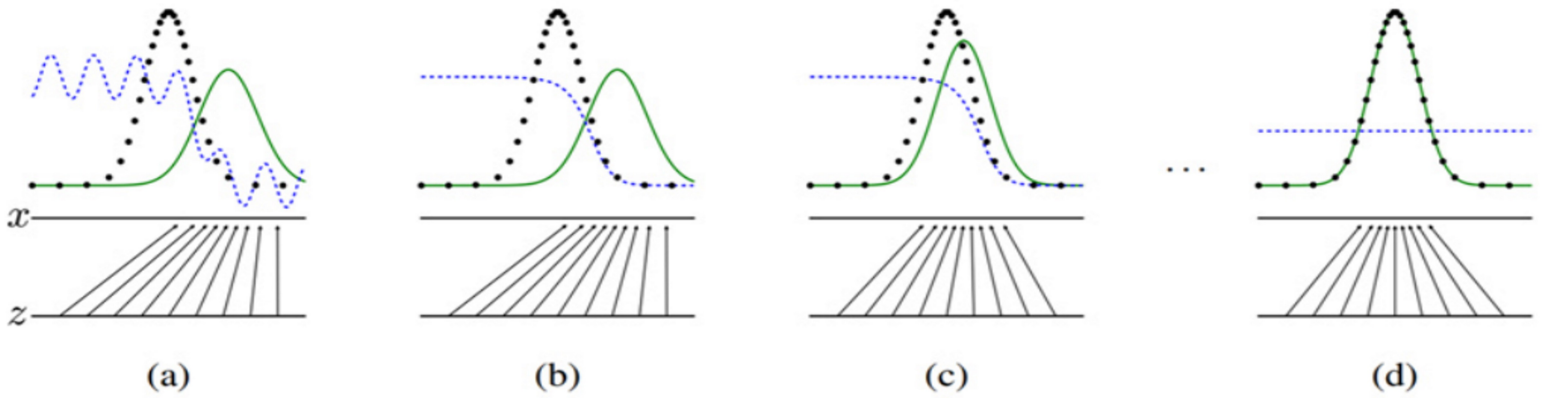


비지도학습의 학습방식

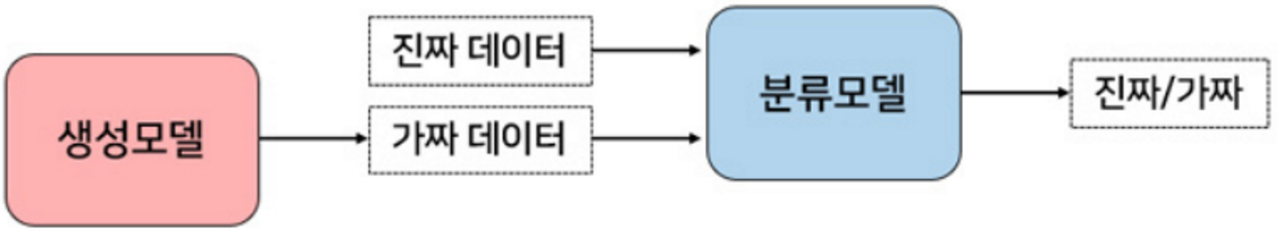
***GAN :* 생산적 적대 신경망**

- **원 데이터가 가지고 있는 확률분포를 추정**하도록 하고 , **인공신경망이 그 분포를 만들어 낼 수 있도록 한다**
- **GAN에서 다루고자 하는 모든 데이터는 확률분포를 가지고 는 랜덤변수(Random Variable)이다.**
- 때문에 GAN과 같은 비지도학습이 가능한 머신러닝 알고리즘으로 데이터에 대한 확률분포를 모델링 할 수 있게 되면, 원 데이터와 확률분포를 정확히 공유하는 무한히 많은 새로운 데이터를 새로 생성할 수 있음을 의미합니다.
- **GAN은 2014년 NIPS에서 Ian Goodfellow가 발표한 회귀생성 모델**

- **분류를 담당하는 모델(판별자 D)**과 **회귀생성을 담당하는 두 개의 모델(생성자 G)**로 구성되어 있습니다. 두 모델은 GAN이란 이름에서 쉽게 알 수 있듯이, **생성자 G와 판별자 D가 서로의 성능을 개선해 적대적으로 경쟁해 나가는 모델**입니다.

Example	쉽게 말해 경찰과 지폐 위조범의 대립과 같은 방식으로 이해할 수 있습니다. 지폐 위조범(생성자 G)은 경찰(분류자 D)을 최대한 열심히 속이려고 하고, 다른 한편에서는 경찰은 이렇게 위조된 지폐와 진짜 지폐를 두고 분류하기 위해 노력합니다. 이러한 경쟁이 지속적으로 학습되면 결과적으로는 진짜 지폐와 위조지폐를 구별할 수 없을 정도의 상태가 되며, 진짜와 거의 차이가 없는 가짜 지폐를 만들어 낼 수 있습니다. 수학적으로 생성자 G는 앞에서 말한 원 데이터의 확률분포를 알아내려고 노력하며, 학습이 종료된 후에는 원 데이터의 확률분포를 따르는 새로운 데이터를 만들어 내게 됩니다.  ※ **검은 점선**: 원 데이터의 확률분포, **녹색 점선**: GAN이 만들어 내는 확률분포, **파란 점선**: 분류자의 확률분포

ALGORISM :



- **minmax problem :**

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{x\sim p_{data}(x)}[log\ D(x)] + E_{z\sim p_z(z)}[log(1 - D(G(z))]$$

X~Pdata (x) : 실제 데이터에 대한 확률분포에서 샘플링한 데이터
Z~Pz(z) : 일반적으로 가우시안분포를 사용하는 임의의 노이즈에서 샘플링한 데이터를 의미
Z : 통상적으로 latent vector라고도 부르는데 차원이 줄어든 채로 데이터를 잘 설명할 수 있는 잠재 공간에서의 벡터를 의미
D(x) : 분류자, 진짜일 확률을 의미하는 0과 1사이의 값이라서, 데이터가 진짜이면 D(x)는 1, 가짜이면 0의 값..
D(G(z)) : G가 만들어낸 데이터인 G(z)가 진짜라고 판단되면 1, 가짜라고 판단되면 0의 값

우선 **D가 V(D,G)를 최대화**하는 관점에서 생각해봅시다. 위의 수식을 최대화하기 위해서는 우변의 첫 번째 항과 두 번째 항 모두 최대가 되어야 하므로 log D(x)와 log(1 - D(G(z)) 모두 최대가 되어야 합니다. 따라서, D(x)는 1이 되어야 하며 이는 실제 데이터를 진짜라고 분류하도록 D를 학습하는 것을 의미합니다. 마찬가지로 1-D(G(z))는 1이 되어 D(G(z))는 따라서 0이어야 하며, 이는 생성자가 만들어낸 가짜 데이터를 가짜라고 분류하도록 분류자를 학습하는 것을 의미합니다. 다시 생각해보면 V(D,G)가 최대가 되도록 D를 학습하는 것은 판별자가 진짜 데이터를 진짜로, 가짜 데이터를 가짜로 분류하도록 학습하는 과정입니다.

다음으로 **생성자G가 V(D,G)를 어떻게 최소화**하도록 학습하는 지에 대한 관점에서 생각해봅시다. 위의 수식의 우변 첫 번째 항에는 G가 포함되어 있지 않으므로 생성자와 연관이 없어 생략이 가능합니다. 두 번째 항을 최소화하기 위해서는 log(1 - D(G(z))가 최소가 되어야 합니다. 따라서 log(1 - D(G(z)는 0이 되어야 하고 D(G(z))는 1이 되어야 합니다. 이는 판별자가 진짜로 분류할 만큼 완벽한 가짜 데이터를 생성하도록 생성자를 학습시키는 것을 의미합니다. 이처럼 V(D,G)를 최대화하는 방향으로 분류자 D를 학습하고, V(D,G)를 최소화하는 방향으로 생성자를 학습하는 것을 Minmax problem이라고 합니다.

- https://www.samsungsds.com/global/ko/support/insights/Generative-adversarial-network-AI.html
- https://www.samsungsds.com/global/ko/support/insights/Generative-adversarial-network-AI-2.html
- https://www.samsungsds.com/global/ko/support/insights/Generative-adversarial-network-AI-3.html