

RBM(제한된 볼츠만 머신)

👤 생성자	👤 재환 김
🏷️ 태그	엔지니어링

제한된 볼츠만 머신(Restricted Boltzmann Machine, RBM)은 전통적인 볼츠만 머신의 계산 복잡도를 줄이고 학습 효율성을 높이기 위해 개발된 확률 기반 신경망 모델입니다.

RBM은 주로 **특징 추출**, **차원 축소**, **추천 시스템**, **사전 학습** 등에 활용되며, **대조 발산(Contrastive Divergence, CD)** 알고리즘을 통해 효율적으로 학습됩니다.

RBM은 통계 물리학에서 유래한 **에너지 기반 모델**로, 전체 네트워크의 에너지를 최소화하며, 데이터의 복잡한 확률 분포를 모델링할 수 있습니다.

1. RBM의 배경과 기본 개념

전통적인 볼츠만 머신은 **모든 뉴런이 서로 연결된 완전 연결 구조**를 가지므로 학습과 추론 과정이 복잡하고, 네트워크가 커질수록 계산 비용이 크게 증가합니다. 이를 해결하기 위해 **제프리 힌튼(Geoffrey Hinton)**이 RBM을 제안하였으며, 이는 다음과 같은 특징을 가집니다.

- **제한된 구조**: 가시층(Visible Layer)과 숨겨진 층(Hidden Layer) 간의 양방향 연결만을 허용하고, 가시 노드끼리, 숨겨진 노드끼리는 서로 연결되지 않습니다. 이로 인해 학습 효율성과 계산 안정성이 크게 향상됩니다.
- **비지도 학습 모델**: RBM은 입력 데이터의 구조를 스스로 학습하며, 이후 데이터의 특징을 추출하거나 새로운 샘플을 생성할 수 있습니다.

이러한 특성 덕분에 RBM은 심층 신경망의 초기 층을 사전 학습하는 데 주로 사용되며, ****심층 신뢰 네트워크(Deep Belief Network, DBN)****와 같은 딥러닝 모델의 기본 구성 요소로도 활용됩니다.

2. RBM의 구조

RBM은 두 가지 노드 층으로 구성됩니다.

- **가시층(Visible Layer)**: 관찰 가능한 입력 데이터가 위치하는 층으로, 예를 들어 이미지 데이터의 픽셀 값이 가시 노드의 입력이 됩니다.
- **숨겨진 층(Hidden Layer)**: 입력 데이터의 잠재적 패턴과 특징을 학습하는 층으로, 네트워크가 데이터의 분포를 학습하여 다양한 특징을 표현하도록 돕습니다.

RBM은 **양방향 연결**로 구성되지만, 가시층과 숨겨진 층의 노드 간에만 연결이 허용되며, 각 층 내부의 노드 간에는 연결이 없습니다.

3. 에너지 함수와 확률 분포

RBM의 학습은 네트워크의 **에너지를 최소화하는 상태**를 찾는 과정으로 볼 수 있습니다. 각 상태는 특정한 에너지를 가지며, 에너지가 낮을수록 해당 상태가 발생할 확률이 높아집니다. RBM의 에너지 함수는 다음과 같이 정의됩니다.

$$E(v, h) = - \sum_i b_i v_i - \sum_j c_j h_j - \sum_{i,j} v_i w_{ij} h_j$$

- $E(v, h)$: 가시층 상태 v 와 숨겨진 층 상태 h 에서의 에너지
- v_i : 가시층의 i 번째 노드의 상태(입력 데이터)
- h_j : 숨겨진 층의 j 번째 노드의 상태
- b_i : 가시 노드 i 에 대한 바이어스
- c_j : 숨겨진 노드 j 에 대한 바이어스
- w_{ij} : 가시 노드 i 와 숨겨진 노드 j 간의 가중치

이 에너지 함수는 가시층과 숨겨진 층 간의 상호작용과 각 노드의 상태에 따른 에너지를 정의합니다. 네트워크는 에너지가 낮은 상태로 점차 수렴하며, 특정 확률 분포에 맞게 가중치와 바이어스를 조정합니다.

확률 분포와 조건부 확률

RBM에서 각 노드의 상태는 다른 층의 노드 상태에 의해 조건부 독립을 가집니다. 이를 통해 각 노드의 조건부 확률은 다음과 같이 정의됩니다.

- 가시 노드가 주어졌을 때 숨겨진 노드의 상태 확률:

$$P(h_j = 1|v) = \sigma \left(\sum_i w_{ij} v_i + c_j \right)$$

- 숨겨진 노드가 주어졌을 때 가시 노드의 상태 확률:

$$P(v_i = 1|h) = \sigma \left(\sum_j w_{ij} h_j + b_i \right)$$

여기서 $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 는 시그모이드 함수로, 각 노드가 1일 확률을 계산하여 상태를 갱신합니다.

4. RBM의 학습: 대조 발산 (Contrastive Divergence, CD) 알고리즘

RBM의 학습 과정은 에너지를 최소화하는 가중치와 바이어스를 찾는 과정으로, **대조 발산 (Contrastive Divergence, CD)** 알고리즘이 주로 사용됩니다. CD는 비교적 빠르고 안정적으로 학습을 수행하며, 다음과 같은 단계로 진행됩니다.

1. **실제 데이터로 초기화**: 입력 데이터를 가시층에 주입하고, 가시층의 값을 고정합니다.
2. **숨겨진 층 계산**: 가시층의 값을 기반으로 숨겨진 층의 상태를 확률적으로 결정합니다.

3. **가시층 재구성:** 숨겨진 층의 상태를 기반으로 가시층을 재구성하여 새로운 샘플을 생성합니다.
4. **가중치 업데이트:** 실제 데이터와 재구성된 데이터의 차이에 따라 가중치를 업데이트합니다. 이 업데이트는 다음 수식에 따라 이루어집니다.

$$\Delta w_{ij} = \eta (\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}} - \langle v_i h_j \rangle_{\text{reconstruction}})$$

- η : 학습률
- $\langle v_i h_j \rangle_{\text{data}}$: 실제 데이터의 기대값
- $\langle v_i h_j \rangle_{\text{reconstruction}}$: 재구성된 데이터의 기대값

CD 알고리즘은 이러한 과정을 반복하며, 네트워크가 데이터의 확률 분포를 잘 모델링할 수 있도록 가중치와 바이어스를 조정합니다.

5. 구체적인 사례: 이미지 복원

RBM은 **이미지 복원**과 같은 응용에 효과적으로 사용됩니다. 예를 들어, 손상된 이미지를 주고 이를 기반으로 원본 이미지를 복원하는 문제에서 RBM은 유용합니다. 다음은 이미지 복원 과정에서 RBM이 학습되고 응용되는 방법입니다.

이미지 복원 과정

1. **학습 단계:** 정상적인 이미지 데이터셋을 가시 노드에 주입하여 RBM을 학습시킵니다. 이때 RBM은 입력 이미지의 패턴을 학습하고, 각 픽셀 간의 관계를 모델링합니다.
2. **손상된 이미지 입력:** 학습이 완료된 RBM에 손상된 이미지를 가시층에 입력합니다.
3. **숨겨진 층을 통해 재구성:** 손상된 이미지를 통해 숨겨진 층의 상태를 설정하고, 이 상태를 기반으로 가시층을 재구성하여 복원된 이미지를 생성합니다.
4. **반복적 재구성:** 가시층과 숨겨진 층 간의 상호작용을 반복하여 점차 원본 이미지에 가까운 상태로 복원합니다.

이 과정에서 RBM은 학습된 패턴을 기반으로 손상된 부분을 보완하며, 원본 이미지에 가까운 형태로 이미지를 복원합니다.

6. RBM의 장점과 한계

장점

- **차원 축소와 특징 추출:** RBM은 입력 데이터의 고차원 특징을 저차원으로 변환하면서도 중요한 정보를 유지할 수 있습니다.

- **비지도 학습:** 라벨링이 없는 데이터에서도 학습이 가능하며, 이를 통해 데이터의 패턴을 추출할 수 있습니다.
- **심층 신경망의 사전 학습:** RBM은 심층 신뢰 네트워크(DBN) 등 딥러닝 모델의 사전 학습 과정에서 효과적입니다.

한계

- **계산 복잡도:** RBM은 학습할 때 많은 자원이 필요하며, 큰 규모의 데이터셋에서는 학습 속도가 느려질 수 있습니다.
- **제약적인 구조:** RBM은 제한된 구조를 가지므로 일부 복잡한 상호작용을 모델링하기 어렵습니다.
- **데이터에 대한 제약:** RBM은 이진 데이터에 대해 최적화되어 있으므로, 연속형 데이터나 정규화된 데이터에는 적합하지 않을 수 있습니다.

요약

제한된 볼츠만 머신(RBM)은 확률 기반의 비지도 학습 모델로, 데이터의 잠재적 구조를 학습하고 차원 축소 및 특징 추출에 유용합니다. 가시 노드와 숨겨진 노드 간의 양방향 연결을 통해 에너지를 최소화하는 방식으로 학습하며, 대조 발산(CD) 알고리즘을 통해 효율적인 학습이 가능합니다. RBM은 이미지 복원, 추천 시스템, 딥러닝의 사전 학습 등 다양한 응용 분야에서 효과적으로 사용되고 있습니다.