

데이터와 알고리즘에 대한 이해를 기반으로 한 인공지능 활용 과정

강의부제 : 인공지능 발달 및 역사, 인공지능의 연구분야

강의일 : 2023년 5월 9일

강연자: 주정헌 팀장 (와이엠에스닷코)



강의 목차

5월 9일 (1일차) : 인공지능의 발달 및 역사, 인공지능의 연구분야

5월 11일 (2일차) : 인공지능 알고리즘 종류, 정형/비정형 데이터, 산업별 활용

5월 16일 (3일차) : 이미지 인식, 자연어 이해, 산업별 활용 내용

5월 18일 (4일차) : 이미지 생성, 자연어 생성, 산업별 활용 내용

5월 23일 (5일차) : ChatGPT의 알고리즘과 데이터

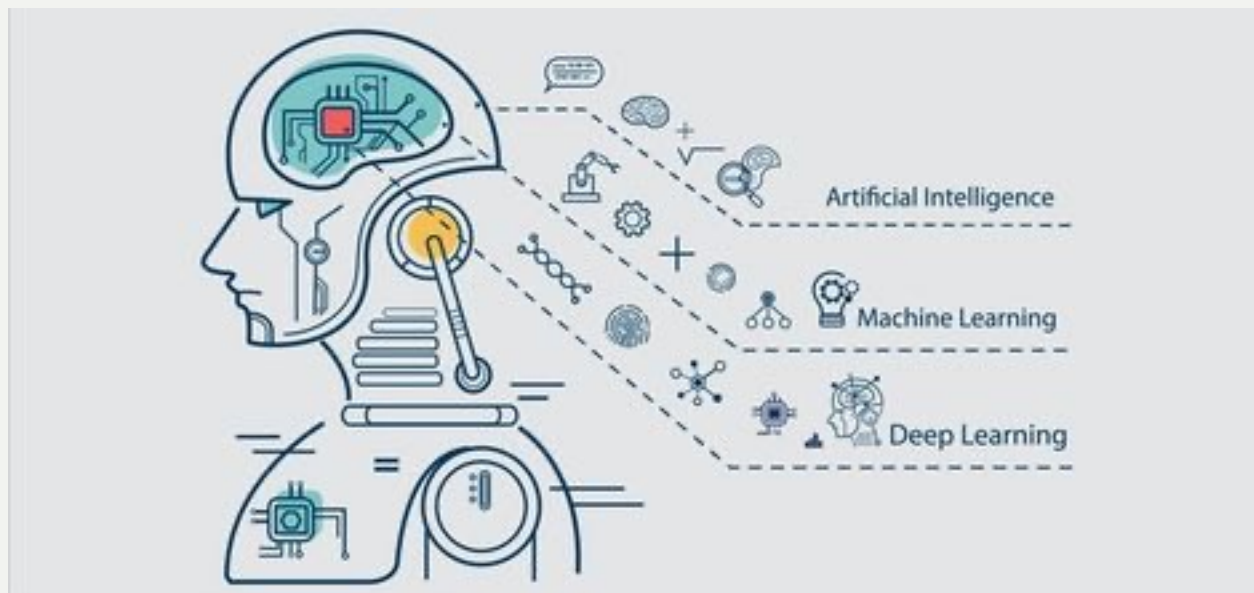
5월 25일 (6일차) : 강의 전반적인 내용 정리

당일 목차

1. 배경
2. 초기 인공지능 역사
3. 기계학습의 부상
4. 딥러닝 혁명
5. 자연어처리 및 이해
6. 강화학습 및 이해
7. 인공지능 윤리와 사회 영향
8. 현재 인공지능 연구 분야

1. 배경

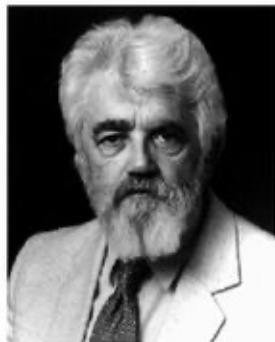
정의 : 컴퓨터 시스템을 통해 **학습, 추론 및 자가 교정**을 포함하는 인간의 지능적인 프로세스를 기계적으로 모사하는 것



2. 초기 인공지능 역사

인공지능의 시작 (1950s)

Dartmouth Conference: The Founding Fathers of AI



John McCarthy



Marvin Minsky



Claude Shannon



Ray Solomonoff

Alan Newell



Herbert Simon



Arthur Samuel



And three others...

Oliver Selfridge
(Pandemonium theory)

Nathaniel Rochester
(IBM, designed 701)

Trenchard More
(Natural Deduction)

2. 초기 인공지능 역사

초기 접근 방식

1. **심볼릭 인공지능(Symbolic AI)** : 논리적 규칙과 심볼을 활용하여 지식을 표현하고 추론하는 인공지능
2. **논리 기반 인공지능 (Logic-based AI)** : 수학적 논리를 이용하여 지식을 표현하고 추론하는 인공지능
3. **규칙 기반 시스템 (Rule-based systems)** : 규칙과 사실의 집합을 이용하여 추론하고 결론을 도출하는 인공지능

2. 초기 인공지능 역사

Symbolic AI – Resolution algorithms

단계	설명
1	논리적 명제를 절(clause)로 변환
2	절(clause)을 켄레 곱수 형태(CNF)로 변환
3	새로운 절(clause)을 유도하기 위해 resolution 규칙을 적용
4	모순이 발견되거나 더 이상 새로운 절(clause)이 유도되지 않을 때까지 2단계와 3단계를 반복

2. 초기 인공지능 역사

Symbolic AI – Backward Chaining algorithm

단계	설명
1	달성하려는 목표를 시작
2	목표를 달성하기 위해 사용할 수 있는 규칙을 찾음
3	규칙의 조건(전제 조건)이 충족되는지 확인
4	조건이 충족되면 규칙을 적용하여 새로운 사실이나 하위 목표를 유도
5	모든 하위 목표가 달성되고 원래 목표가 충족 될 때까지 2단계에서 4단계를 반복

2. 초기 인공지능 역사

Symbolic AI – Davis-Putnam algorithm

단계	설명
1	논리적 공식을 켈레 곱수 형태(CNF)로 변환
2	CNF 공식에서 원자(atom)를 선택
3	원자(atom)에 참값 또는 거짓 값을 할당
4	선택된 원자(atom)를 포함하지 않는 참인 절(clause)을 제거하여 CNF 공식을 단순화
5	공식에 빈 절(clause)이 포함되어 있는 경우, "불충분(unsatisfiable)"을 반환
6	공식에 절(clause)이 포함되어 있지 않은 경우, "충분(satisfiable)"을 반환
7	해결책이 발견 될 때까지 또는 해결책이 없다는 것이 확인 될 때까지 2단계에서 6단계를 반복



2. 초기 인공지능 역사

성공사례(1) – 딥블루 (Deep Blue, 1997)

2. 초기 인공지능 역사

성공사례(1) – 딥블루 (Deep Blue, 1997)

알고리즘	설명
Brute-force search	각 턴에서 할 수 있는 잠재적인 이동을 분석하기 위해 가능한 이동의 트리를 생성 하고 몇 단계 앞으로 결과를 분석
Selective search	가능한 모든 이동을 검사하는 대신 가장 유망한 이동에 집중 하며 다양한 휴리스틱 및 평가 기능을 사용하여 이동을 우선순위에 따라 정렬하고 가능한 결과를 분석
Evaluation functions	다양한 보드 위치의 상대적인 강점과 약점을 평가하기 위해 일련의 평가 기능을 사용 하며 보드 위의 말의 수, 각 선수의 말의 이동성 및 미래 이동 가능성과 같은 요소를 고려
Opening book	이전에 그랜드마스터들이 플레이 한 미리 분석 된 이동 및 위치 데이터베이스이며 각 게임의 개시 이동에서 더 명확한 결정
Endgame database	남아있는 말의 수가 적은 엔드 게임 시나리오에 대한 미리 분석 된 위치와 이동을 포함하는 데이터베이스이며 미리 분석 된 엔드 게임 시나리오에서 최적의 이동을 수행

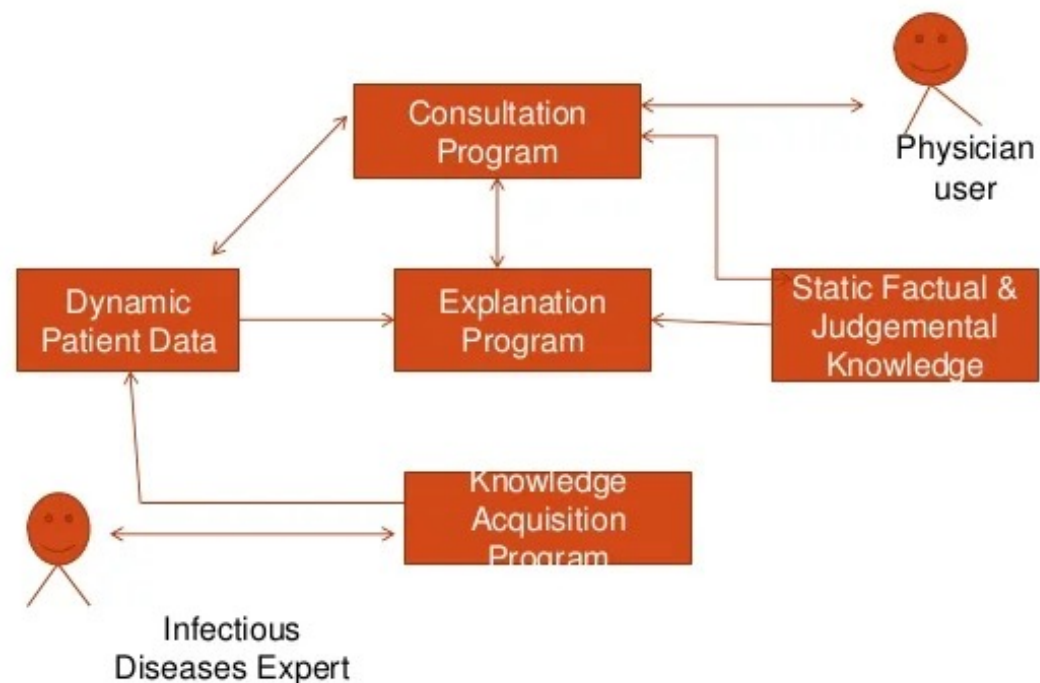
2. 초기 인공지능 역사

성공사례 (2) – MYCIN (1970s)

1. **지식베이스 구축**: 증상과 치료 방법에 대한 정보를 콜렉션형태로 구성
2. **추론엔진**: 환자의 의료 기록을 기반으로 "if-else"로 규칙을 적용하여 진단을 내림
3. **진단**: 지식 베이스의 규칙을 이용하여 정보를 분석, 치료법을 권장

특징 : 세밀한 진단 + 불확실성 최소화

MYCIN ARCHITECTURE



2. 초기 인공지능 역사

심볼릭 AI의 한계점

설명

불확실성과 불완전한 또는 모호한 정보를 처리하는 능력이 제한적

사전에 정의된 규칙과 지식 베이스에 의존하기 때문에 취약하고 융통성이 없을 수 있음

개발 비용과 시간이 많이 들어갈 수 있음

시간이 지남에 따라 적응하는 능력이 제한될 수 있음

3. 기계학습의 부상

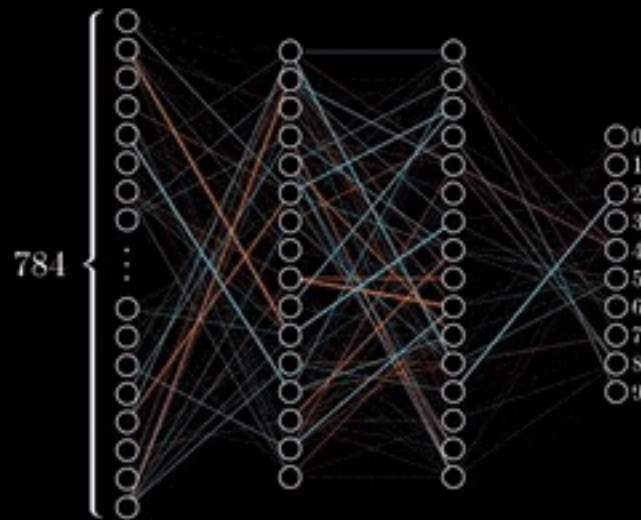
대량의 데이터와 컴퓨팅 파워의 발전으로 최근 몇 년간 인기를 얻고 있음

1. Neural Network and backpropagation
2. Support vector machines and decision trees
3. Unsupervised learning: clustering and dimensionality reduction

3. 기계학습의 부상

Neural Network and
backpropagation

Training in
progress...



3. 기계학습의 부상

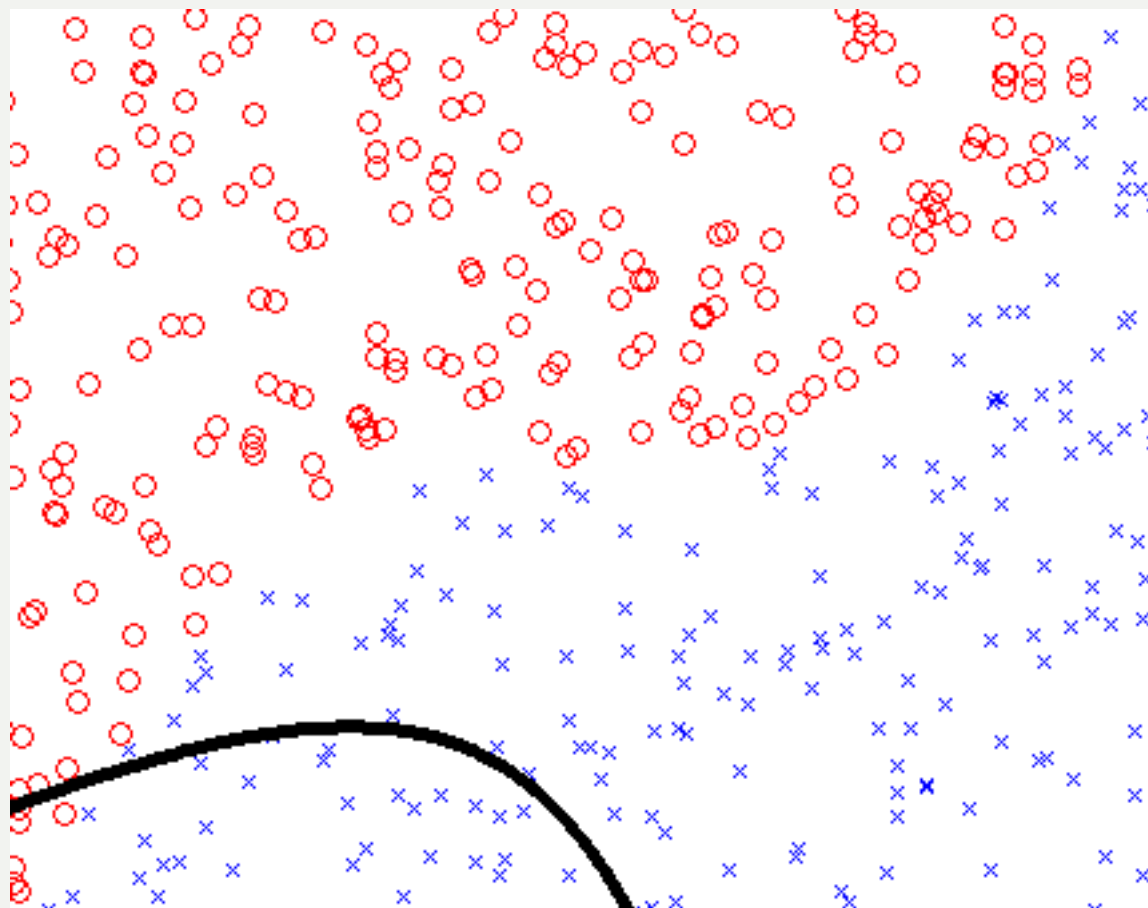
Neural Network and backpropagation

단계	설명
1	가중치 초기화
2	Forward pass: 입력 데이터가 뉴런 계층을 통해 앞으로 전파됨
3	오차 계산: 비용 함수를 사용하여 예측 결과와 실제 결과 사이의 차이를 계산
4	Backward pass: 역전파 알고리즘을 사용하여 오차가 뉴런의 계층을 통해 역방향으로 전파됨
5	가중치 업데이트: 역전파 과정에서 계산된 오차 기울기를 사용하여 뉴런 간의 가중치를 업데이트
6	반복: 데이터 세트 내의 각 훈련 예제에 대해 단계 2~5를 반복하여 가중치가 정확한 예측을 생성하는 일련의 값으로 수렴 할 때까지 실행

3. 기계학습의 부상

Support vector machines

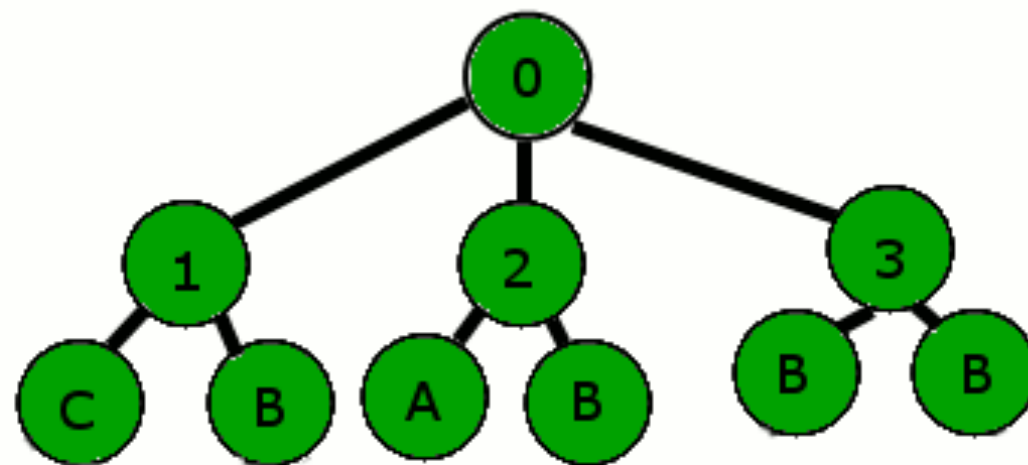
단계	설명
데이터 수집 및 전처리	분류 데이터 구축
커널 선택	함수 정의
하이퍼 파라미터 결정	매개변수로 마진 설정
SVM 학습	모델 훈련
예측 수행	모델로 추론된 포인트를 클래스로 예측



3. 기계학습의 부상

Decision trees

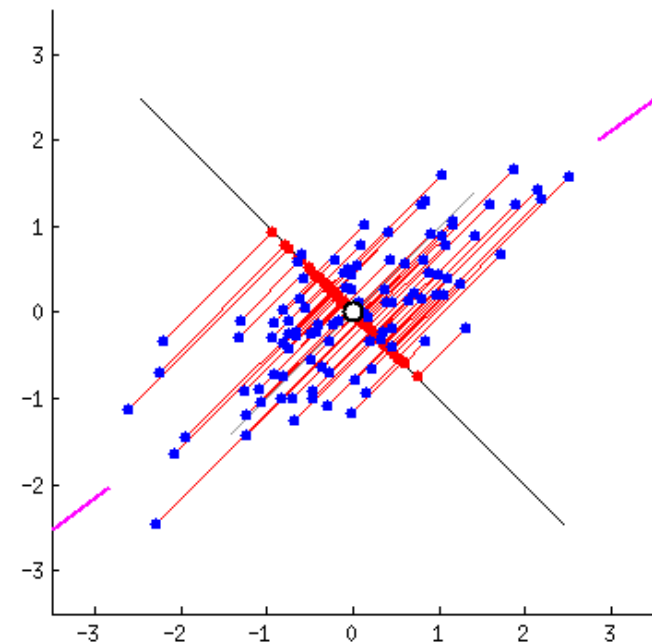
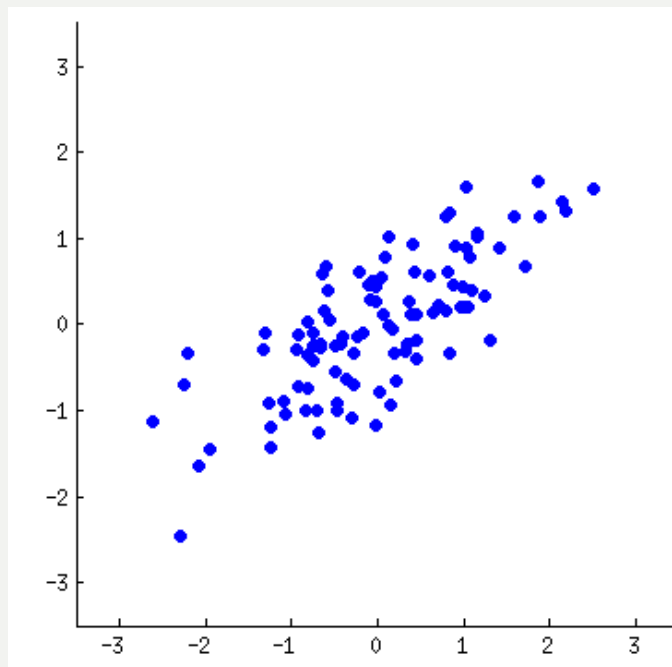
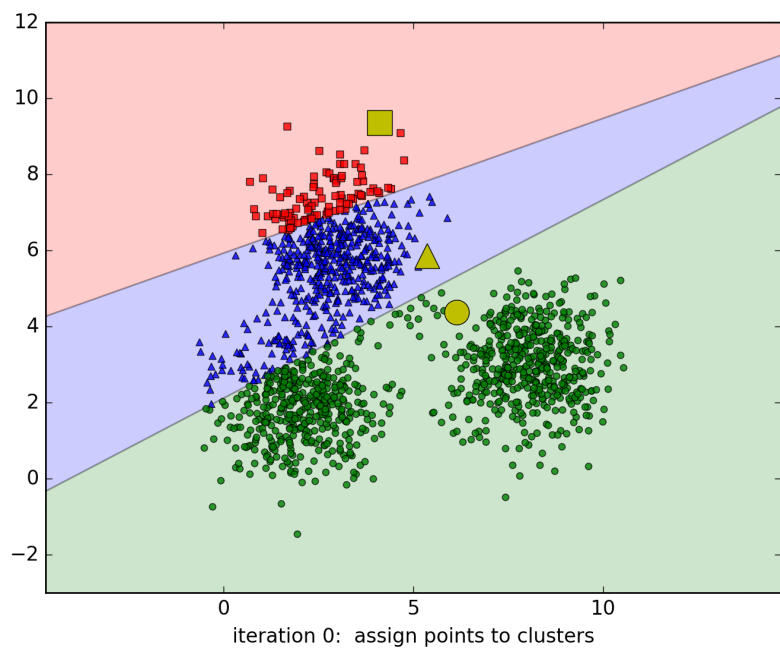
단계	설명
데이터 수집 및 전처리	분류 데이터 구축
피쳐 선택	가장 중요한 특성을 선택하기 위해 각 피쳐의 정보 이득(Information Gain) 또는 지니 불순도(Gini Index)를 계산
트리 구성	선택한 피쳐에 따라 루트 노드에서부터 하위 노드로 분할하며, 정보 이득이나 지니 불순도가 최대가 되도록 트리를 구성
트리 가지치기(Pruning)	과적합을 방지하기 위해 트리를 가지치기하고, 분류 정확도를 향상시키도록 가지를 제거
예측 수행	적합한 리프 노드로 이동하여 예측 값을 결정



■ Ready
■ Visiting

3. 기계학습의 부상

Unsupervised learning: Clustering and dimensionality reduction



3. 기계학습의 부상

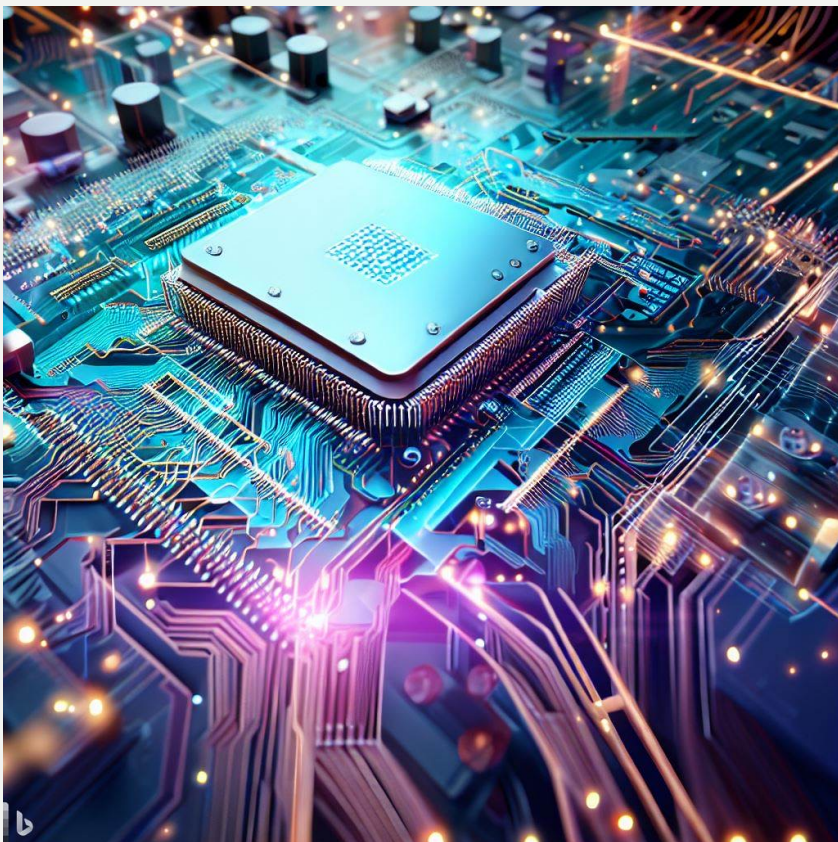
Unsupervised learning: Clustering and dimensionality reduction

단계	군집화 (Clustering)	차원 축소(Dimensional reduction)
데이터 준비	데이터 정제 및 정규화	
거리 계산, 공분산 행렬 계산	데이터 간 거리 계산, 거리 측정 지표 선택 (유클리드 거리, 코사인 유사도 등)	공분산 행렬 계산
군집 또는 주성분 계산	군집화 알고리즘 적용(K-means)	공분산 행렬의 PCA 계산
군집 할당, 차원 축소	군집 할당: 각 데이터 포인트를 가장 가까운 군집 할당	주성분 축에 데이터 투영
시각화	산점도 또는 히트맵으로 표현	

4. 딥러닝 혁명

1. 빅데이터와 컴퓨팅 파워
2. 합성곱 신경망(CNN)
3. 순환 신경망 (RNN, LSTM)
4. 생성 모델 : 변이형 오토인코더, 적대적 신경망(VAE, GAN)

4. 딥러닝 혁명



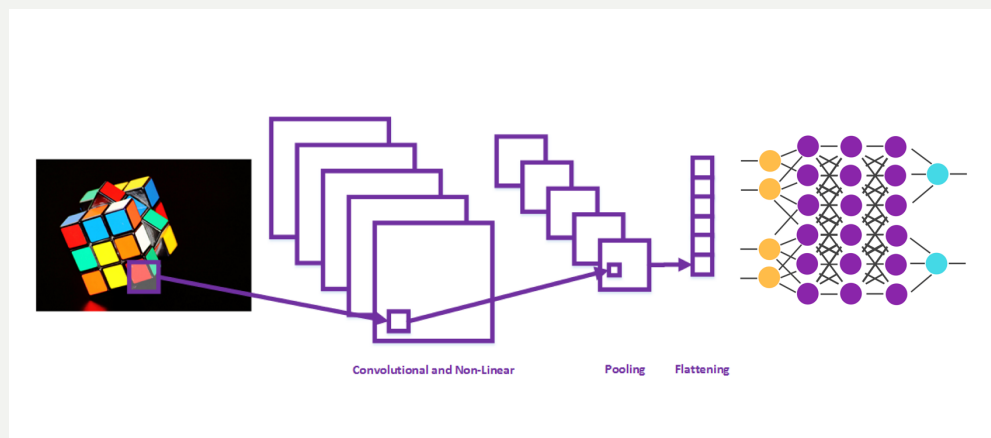
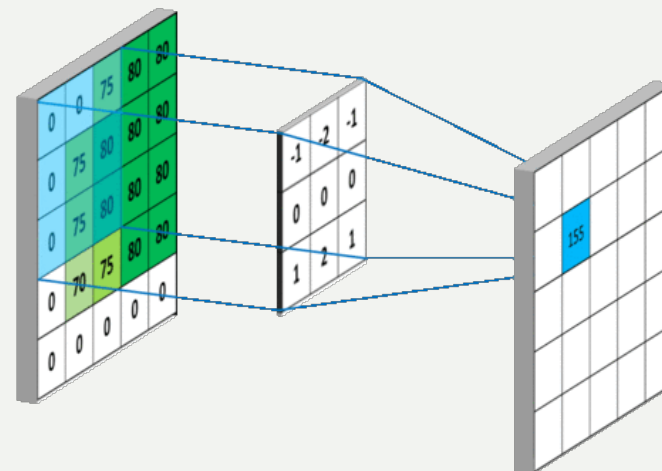
빅데이터와 컴퓨팅 파워

1. 빅 데이터는 딥 러닝 모델이 많은 양의 정보에서 학습하고 작은 데이터셋에서는 발견할 수 없는 패턴을 찾을 수 있음
2. 강력한 하드웨어인 GPU, TPU 및 클라우드 컴퓨팅은 대용량 데이터셋에서 딥 러닝 모델을 훈련시키는 것을 가능하게 함
3. GPU는 대규모 병렬 계산을 수행할 수 있어 신경망에서 중요함
4. TPU는 딥 러닝에 특화된 하드웨어 가속기이며, 신경망에서 중요한 연산인 행렬 곱셈을 최적화
5. 클라우드 컴퓨팅은 비싼 하드웨어 투자 없이도 대용량의 컴퓨팅 리소스에 액세스할 수 있게 함
6. 빅 데이터와 강력한 컴퓨팅 리소스의 가용성으로 인해 딥 러닝 모델은 다양한 작업에서 최고 수준의 성능을 달성할 수 있음.

4. 딥러닝 혁명

Convolutional neural networks (CNNs)

1. CNN은 이미지에서 특징을 추출하기 위해 컨볼루션(Convolution)을 연산을 수행
2. 컨볼루션은 이미지 위에서 작은 필터 또는 커널을 이동하며 각 위치에서 dot-product로 계산
3. 컨볼루션 결과 생성된 새로운 이미지는 원래 이미지의 특징을 살림
4. 컨볼루션 레이어의 출력은 비선형성을 도입하는 활성화 함수를 거쳐 계산
5. 여러 컨볼루션 레이어를 거친 후 출력은 펼쳐지고, 최종 분류를 수행하는 몇 개의 완전 연결 레이어를 거침
6. 필터와 완전 연결 레이어의 가중치는 역전파 및 경사하강법(Gradient Descent)을 사용하여 훈련 과정에서 학습



4. 딥러닝 혁명

Recurrent neural networks (RNNs)

1. 입력: RNN 노드는 두 개의 입력을 받음. 현재 입력은 벡터 x_t 로 표현되며, 이전 숨겨진 상태는 벡터 h_{t-1} 로 표현됨.

2. Weighted Sum: 현재 입력과 이전 숨겨진 상태는 해당하는 가중치 행렬로 곱해져 합산. 이러한 합은 가중합(weighted sum)이라고도 하며, 수식으로는 다음과 같이 표현

$$z_t = W_x * x_t + W_h * h_{t-1},$$

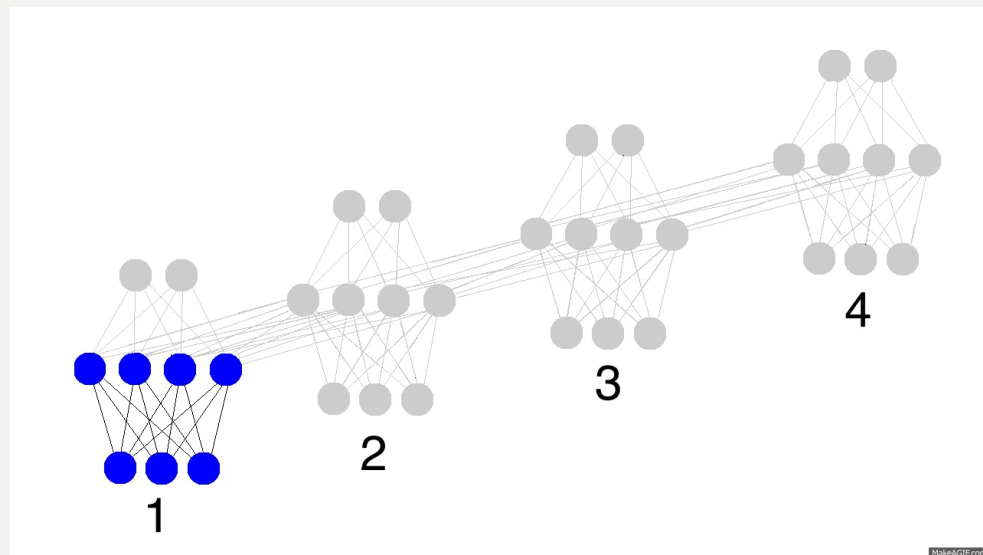
여기서 W_x 와 W_h 는 각각 현재 입력과 이전 숨겨진 상태에 대한 가중치 행렬.

3. Activation function: 가중합은 활성화 함수, 예를 들면 sigmoid 함수나 hyperbolic tangent 함수를 통해 처리되어 현재 숨겨진 상태가 생성, 이는 수식으로 다음과 같이 표현

$$h_t = f(z_t), \text{ 여기서 } f \text{는 활성화 함수}$$

4. 출력: 현재 숨겨진 상태는 출력이나 예측을 생성하는 데 사용. 예를 들어 언어 모델링 작업에서 현재 숨겨진 상태는 다음 단어를 예측하는 데 사용됨.

5. Recurrent: 현재 숨겨진 상태는 다음 시간 단계에서 이전 숨겨진 상태로 전달. 이를 통해 RNN은 이전 입력의 정보를 유지하고 미래 입력에 대한 예측에 이 정보를 사용할 수 있음.



4. 딥러닝 혁명

Variational autoencoders (VAEs)

입력: VAE는 입력(예: 이미지)을 받아서 **낮은 차원의 표현**으로 변환

인코딩: 입력은 인코더 네트워크를 통해 낮은 차원의 **잠재 공간으로 매핑**

샘플링: 잠재 공간 분포에서 **재매개변수화** 트릭을 사용하여 샘플 획득

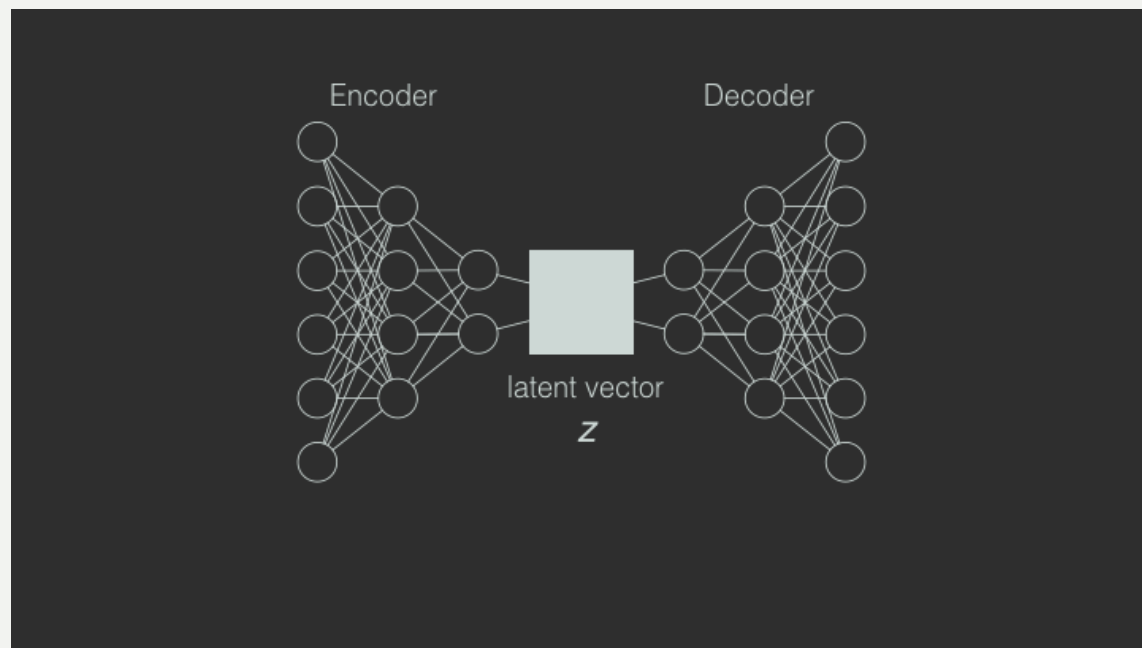
디코딩: 샘플은 디코더 네트워크를 통해 입력 데이터의 **재구성 버전**을 생성

재구성 손실: 재구성된 출력은 **원래 입력과 비교되며**, 차이를 사용하여 재구성 손실을 계산

KL 다이버전스: 잠재 공간 분포는 **KL 다이버전스를 최소화**하여 표준 정규 분포가 되도록 규제

최적화(Joint optimization): 인코더와 디코더 네트워크가 **재구성 손실과 KL 다이버전스를 최소화**하기 위해 최적화

출력: VAE가 훈련되면 **잠재 공간에서 샘플링**하고 샘플을 디코더 네트워크를 통해 전달하여 새로운 샘플을 생성

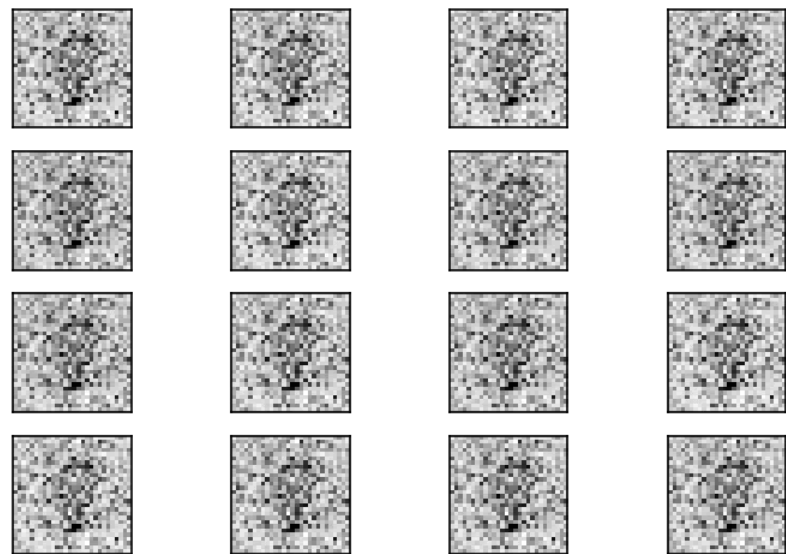


4. 딥러닝 혁명

Generative adversarial networks (GAN)

1. 노이즈 입력: GAN은 일반적으로 정규 분포에서 추출된 노이즈 벡터를 입력
2. 생성기: 노이즈 벡터는 생성기 네트워크를 통해 고차원 공간으로 매핑되어 가짜 출력을 생성
3. 판별자: 가짜 출력과 실제 데이터 샘플은 판별자 네트워크를 통해 전달되며, 이는 그것들을 실제 또는 가짜로 분류
4. 손실: 생성기와 판별자 네트워크는 적대적 손실을 최소화하기 위해 함께 최적화. 이는 생성기가 판별자를 속일 수 있는 실제적인 출력을 생성하도록 유도
5. 출력: GAN이 훈련된 후, 생성기는 노이즈 벡터를 생성기 네트워크를 통해 전달함으로써 새로운 샘플을 생성

After 1 epoch(s)



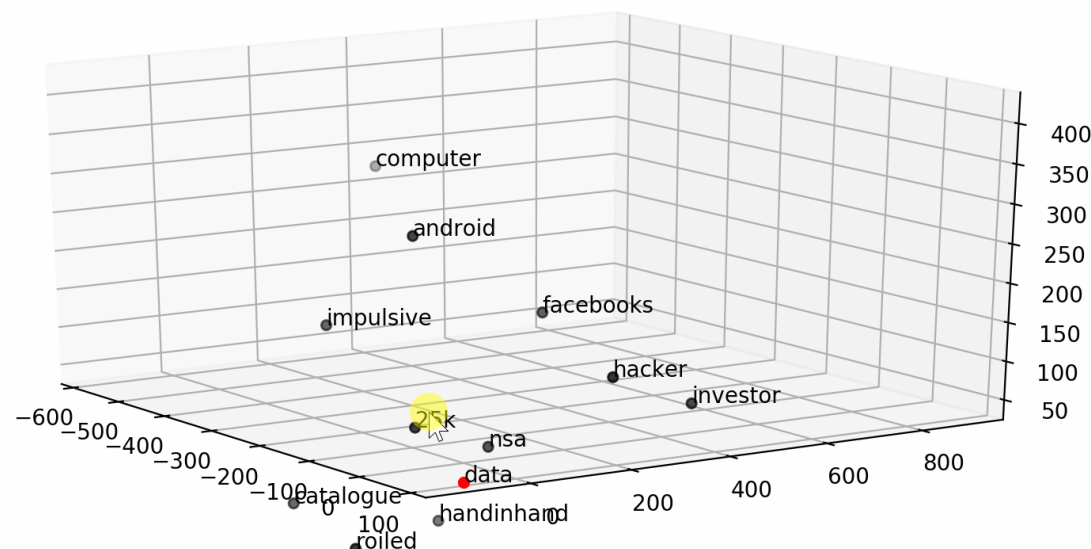
5. 자연어처리 및 이해

1. 단어 임베딩 (Word2Vec, BERT)
2. Seq2Seq 모델과 어텐션 메커니즘
3. 트랜스포머와 대규모 모델
4. OpenAI의 GPT 모델

5. 자연어처리 및 이해

단어 임베딩 : Word2Vec

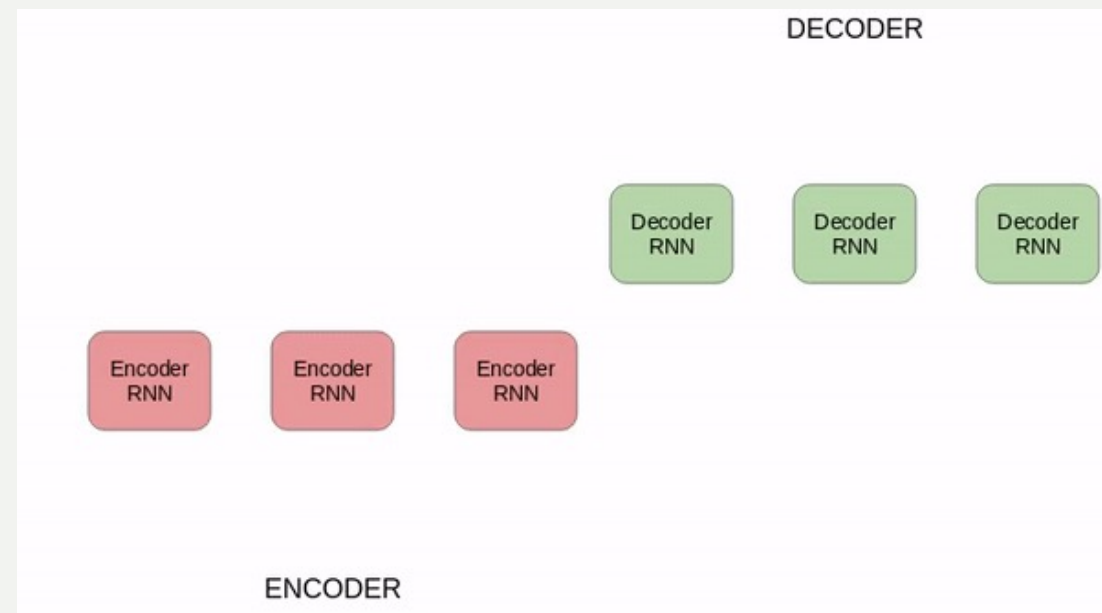
입력	출력
입력 단어	원-핫 인코딩된 벡터
은닉층	입력 단어 벡터의 합
출력층	어휘 사전 내 모든 단어에 대한 확률 분포
손실함수	크로스 엔트로피
최적화	확률적 경사 하강법



5. 자연어처리 및 이해

Seq-2-seq Model과 어텐션(Attention) 매커니즘

단계	설명
1	입력 시퀀스는 고정 크기의 컨텍스트 벡터로 인코딩
2	디코더는 컨텍스트 벡터를 기반으로 출력 시퀀스를 생성
3	훈련 중에 디코더는 각 시간 단계에서 올바른 출력 시퀀스가 제공되지만, 추론 중에는 디코더 자체의 출력이 각 시간 단계의 입력으로 제공



5. 자연어처리 및 이해

Seq-2-seq Model과 어텐션(Attention) 매커니즘

설명

입력 시퀀스가 인코더에 공급

인코더는 입력 시퀀스를 처리하고 은닉 상태 및 셀 상태를 생성. 은닉 상태는 입력 시퀀스를 더 쉽게 처리하기 위한 **저차원 공간에서 입력 시퀀스 매핑**

디코더는 인코더의 은닉 및 셀 상태를 입력으로 사용

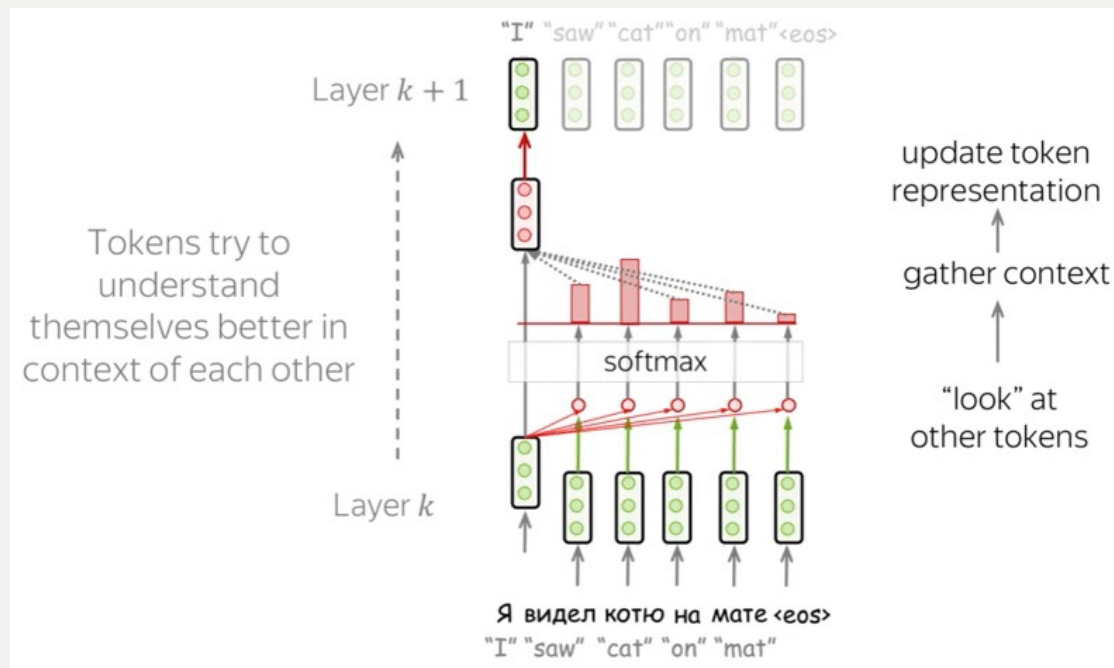
디코더는 **입력에 따라 출력 시퀀스를 생성**

어텐션 메커니즘은 현재 출력 시퀀스 위치와 관련하여 입력 시퀀스의 각 위치에 대한 **어텐션 가중치를 계산**. 이러한 어텐션 가중치는 입력 시퀀스의 각 위치에 가중치를 할당하는 확률 분포

어텐션 가중치를 사용하여 **컨텍스트 벡터**를 계산. 컨텍스트 벡터는 인코더의 은닉 상태의 가중 평균이고, 이 **컨텍스트 벡터**는 출력 시퀀스에서 현재 위치에 가장 관련 있는 정보를 나타냄

컨텍스트 벡터는 디코더의 은닉 상태와 연결되어 어텐션 벡터를 생성. 이 어텐션 벡터는 디코더의 현재 상태와 입력 시퀀스에서 가장 관련 있는 정보의 조합

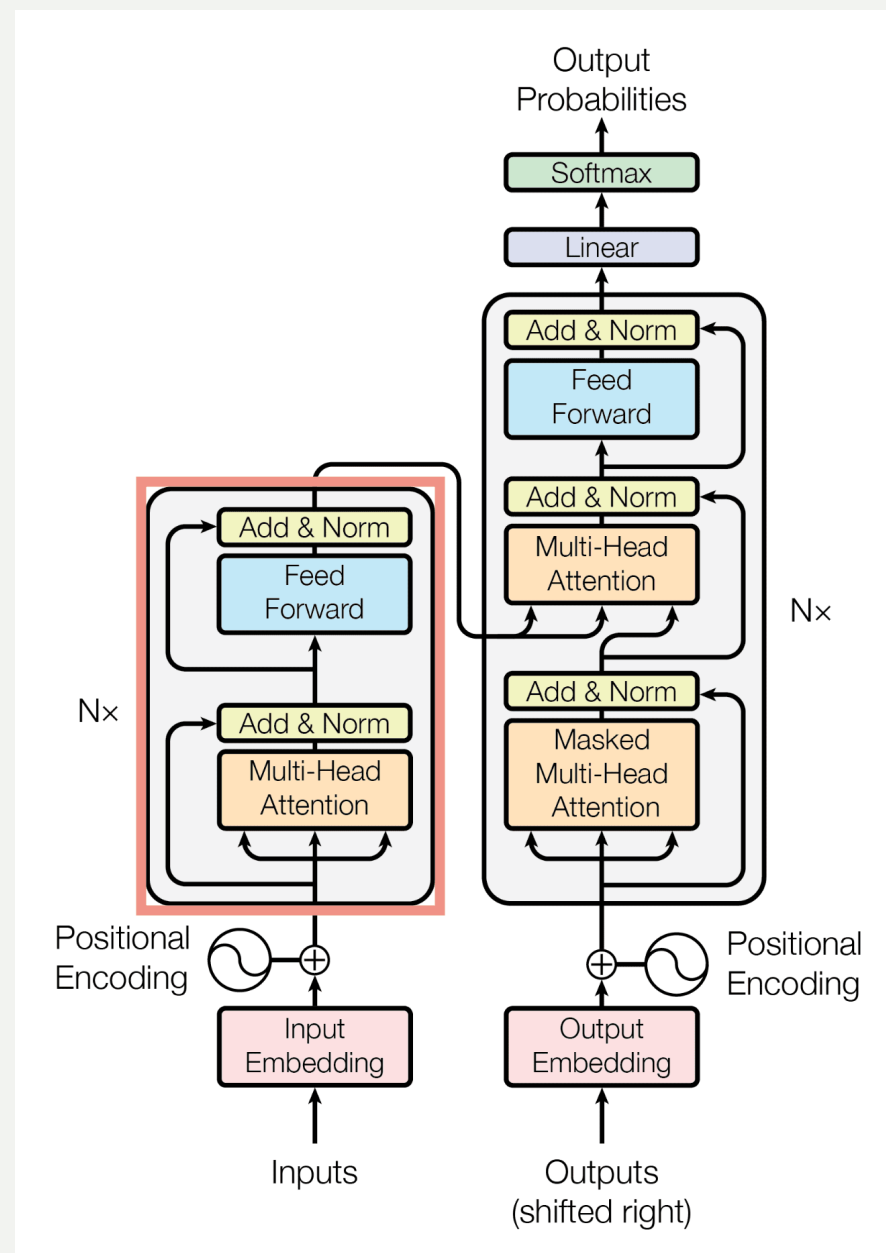
어텐션 벡터는 최종 출력 시퀀스를 생성하는 데 사용. 이 최종 출력은 디코더의 현재 상태와 입력 시퀀스에서 가장 관련 있는 정보를 나타내는 컨텍스트 벡터의 가중 조합



5. 자연어처리 및 이해

Transformer 모델

(BERT, GPT의 기본 모태가 되는 아키텍처)



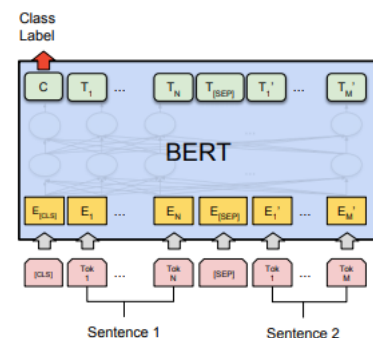
5. 자연어처리 및 이해

Transformer 모델 (BERT, GPT의 기본 모태가 되는 아키텍처)

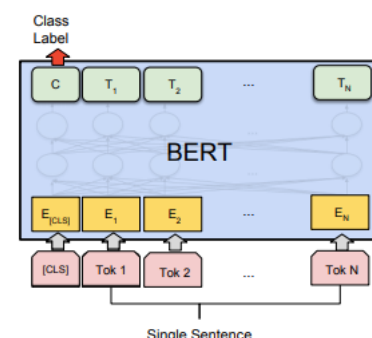
구성 요소	설명
Input embeddings	입력 시퀀스를 임베딩 시퀀스로 변환
Positional encoding	임베딩에 위치 정보를 추가하여 모델이 각 토큰의 위치를 파악할 수 있게 함
Multi-head self-attention	모델은 입력 시퀀스의 각 토큰 쌍 간의 어텐션 점수를 계산. 관련성이 높은 토큰에 더 많은 가중치를 부여하여 임베딩의 가중합을 생성
Layer normalization	셀프 어텐션 모듈의 출력을 정규화하여 학습 과정을 안정화
Feedforward network	모델은 셀프 어텐션 모듈의 출력을 피드포워드 네트워크에 통과시켜 시퀀스 내 각 토큰에 대한 새로운 표현을 생성
Residual connections and layer normalization	피드포워드 출력은 원래 입력 시퀀스에 더해지고(잔차 연결), 다시 정규화
Encoder stack	기 레이어들은 인코더 스택에서 여러 번 반복되어 입력 토큰 간 점점 더 복잡한 관계를 파악하도록 구성
Decoder stack	입력 시퀀스 및 이전 생성 토큰에 어텐션을 적용하여 출력 시퀀스를 생성하는 디코더에서도 유사한 스택이 사용
Linear layer	출력 임베딩은 각 출력 어휘의 토큰마다 확률 세트를 생성하는 선형 레이어를 통과
Softmax	확률은 소프트맥스 함수를 사용하여 정규화되어 합이 1

5. 자연어처리 및 이해

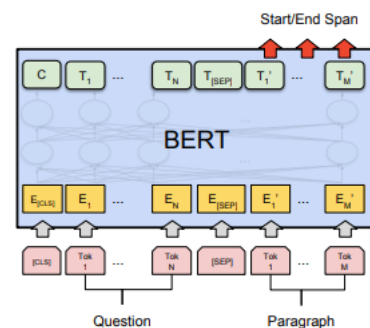
BERT: Bidirectional-Encoders
Representational Transformer (Google, 2018)



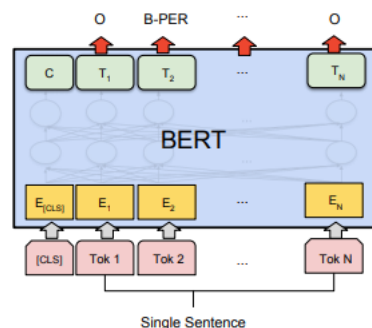
(a) Sentence Pair Classification Tasks:
MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC,
RTE, SWAG



(b) Single Sentence Classification Tasks:
SST-2, CoLA



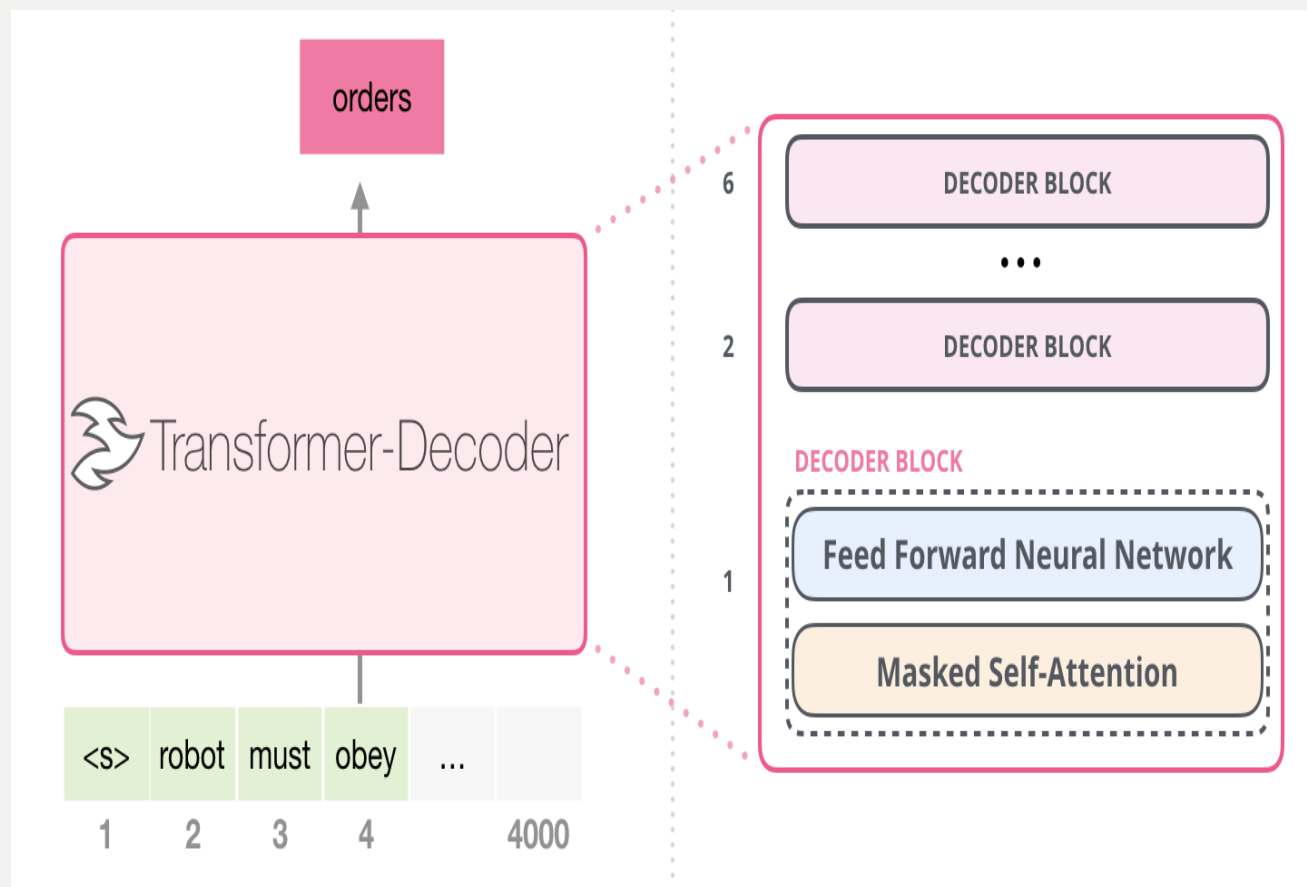
(c) Question Answering Tasks:
SQuAD v1.1



(d) Single Sentence Tagging Tasks:
CoNLL-2003 NER

5. 자연어처리 및 이해

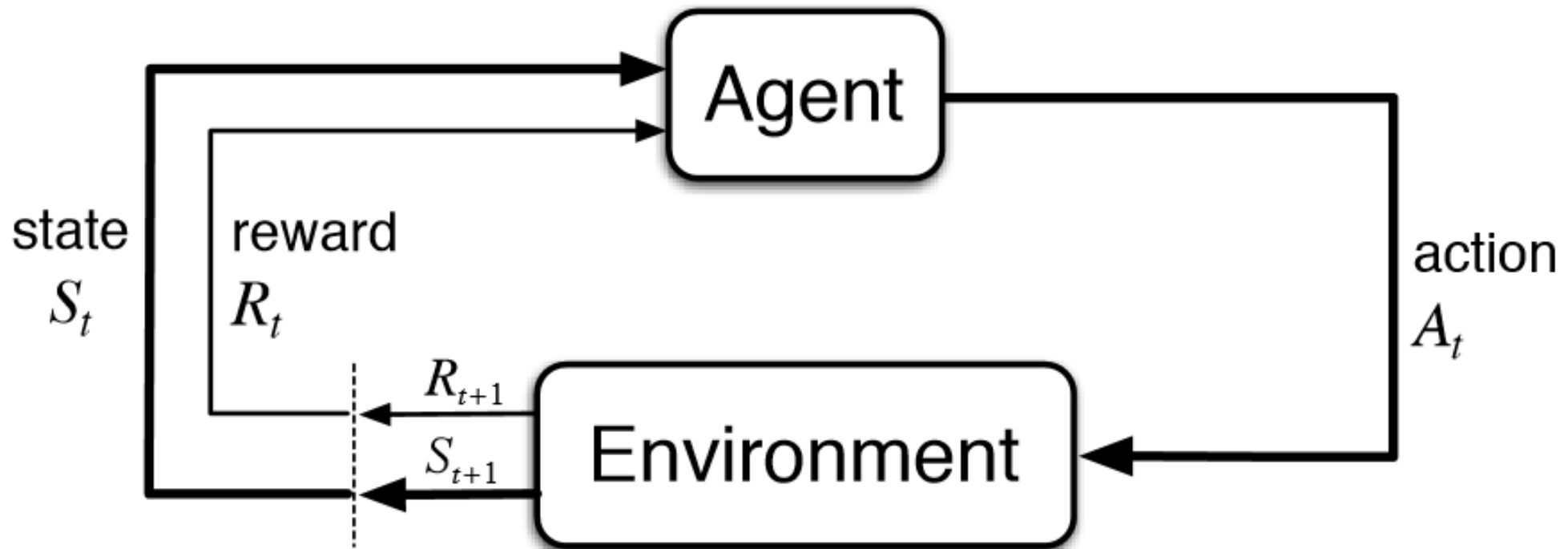
GPT: Generative Pretraining Transformer
(OpenAI, 2017)



6. 강화학습 및 이해

1. 강화학습
2. Q-learning과 Deep Q-Networks(DQN)
3. Policy Gradient methods

6. 강화학습 및 이해



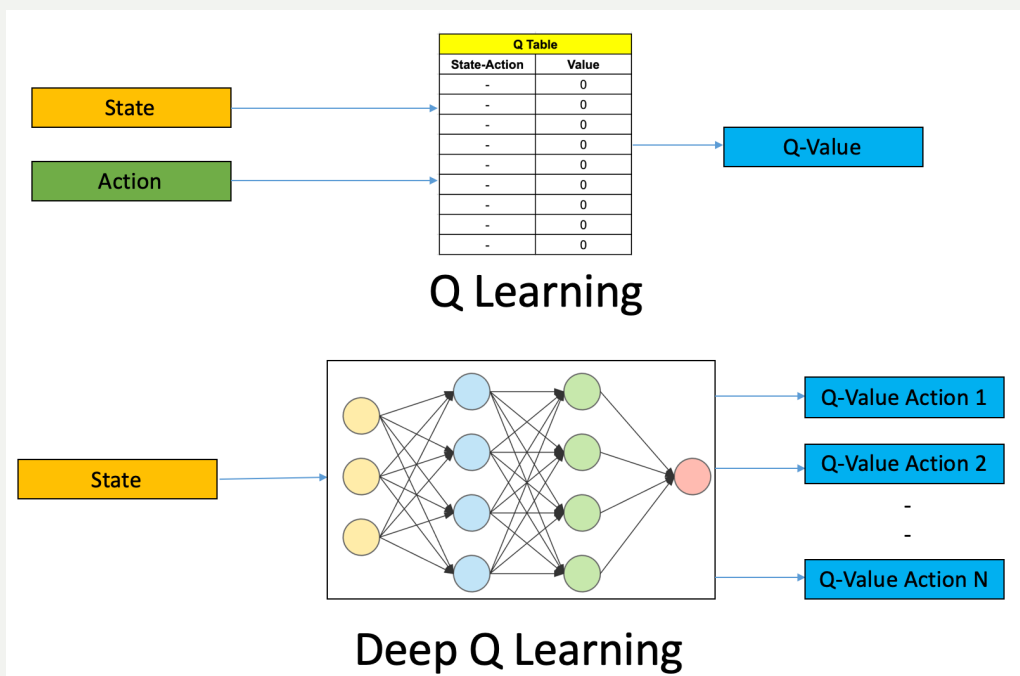
6. 강화학습 및 이해

강화학습의 작동원리

스텝	설명
문제 정의	먼저 해결하려는 문제와 에이전트의 목적을 정의
환경 정의	에이전트가 상호 작용할 환경, 즉 상태, 액션 및 보상 또는 벌칙을 포함한 환경을 정의
에이전트 정의	에이전트의 의사 결정 과정 또는 정책(policy)을 정의하여 상태에서 액션으로 매핑
시행 착오를 통한 학습	에이전트는 환경과 상호 작용하며, 그 결과에 따라 보상 또는 벌칙을 받음. 이러한 경험에서 학습하여 정책과 의사 결정 수행
정책 개선	에이전트는 계속해서 환경과 상호 작용하며 피드백을 받으면서 점진적으로 정책을 개선하여 장기적인 누적 보상을 최대화

6. 강화학습 및 이해

Q-learning과 DQNs



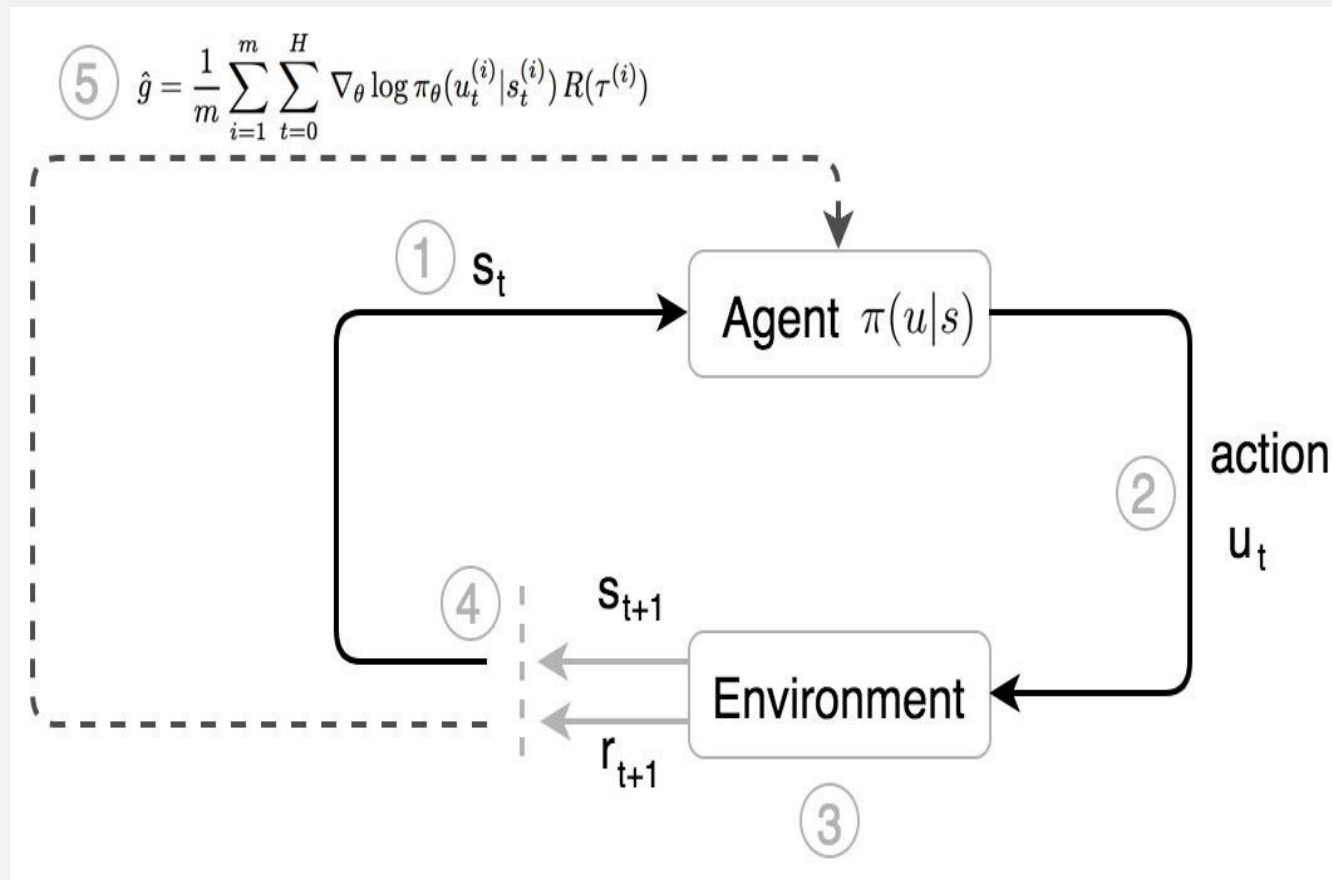
$$\text{New } Q(s, a) = Q(s, a) + \alpha [R(s, a) + \gamma \max_{a'} Q'(s', a') - Q(s, a)]$$

Learning Rate Discount Rate

New Q value for the state and action Current Q values Reward for taking an action in a state Maximum expected future reward Current Q values

6. 강화학습 및 이해

Policy Gradient Methods



7. 인공지능 윤리와 사회 영향

1. 인공지능 시스템의 편견과 공정성
2. 개인정보 보호 문제와 데이터 소유권
3. 인공지능 안전성과 설명가능성
4. 인공지능이 일자리 시장과 경제에 미치는 영향

8. 현재 인공지능 연구 분야

1. 멀티 모달 AI 및 교차 도메인 학습
2. 의료, 기후 변화 및 사회적 이익을 위한 AI
3. 인공 일반 지능(AGI) 및 이에 대한 도전 과제
4. 예술, 음악 및 창의성에서의 AI



감사합니다!

