





(인공지능과빅데이터) 연습문제_11

1. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence) 모델에 대한 설명으로 가장 적절한 것은 무엇인가?
 1. 어텐션 메커니즘은 시퀀스-투-시퀀스 모델의 성능을 저하시키기 때문에 거의 사용되지 않는다.
 2. 인코더와 디코더라는 두 가지 주요 구성 요소로 이루어져 있으며, 인코더는 입력 시퀀스를 컨텍스트 벡터로 압축하고 디코더는 이 벡터를 사용하여 출력 시퀀스를 생성한다. 
 3. 시퀀스-투-시퀀스 모델은 시퀀스 길이가 고정되어야만 작동하며, 가변 길이 시퀀스에는 적용할 수 없다.
 4. 시퀀스-투-시퀀스 모델은 주로 이미지 분류와 같은 컴퓨터 비전 작업에 사용된다.
 5. 주로 지도 학습이 아닌 비지도 학습 방식으로 훈련된다.
2. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence) 모델이 '하나의 시퀀스를 다른 시퀀스로 변환하는 태스크'를 수행하는 능력의 중요성에 대한 설명으로 가장 적절한 것은 무엇인가?
 1. 입력된 자연어 문장을 다른 언어로 번역하거나, 긴 문서를 요약하는 등 다양한 언어 기반의 복잡한 변환 작업을 가능하게 한다. 
 2. 데이터의 크기를 줄여 모델의 학습 속도를 크게 향상시킴.
 3. 시퀀스 내의 개별 단어의 의미를 독립적으로 분석하여 전체 문장의 의미를 파악하는 데 중점을 둔다.
 4. 고정된 길이의 입력과 출력만을 처리하여 모델의 안정성을 보장.
 5. 이미지 처리 분야에서 픽셀 단위의 정확한 분류를 가능하게 함.
3. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence) 모델에서 입력 텐서, 컨텍스트 벡터, 히든 상태, 출력 시퀀스 간의 관계에 대한 설명으로 가장 적절한 것은 무엇인가?
 1. 히든 상태는 오직 입력 텐서의 크기만을 나타내며, 시퀀스의 의미론적 정보를 담지 않는다.
 2. 컨텍스트 벡터는 항상 입력 시퀀스와 동일한 길이를 가지며, 이를 통해 출력 시퀀스의 길이가 결정된다.
 3. 인코더의 최종 히든 상태가 컨텍스트 벡터가 되어 디코더의 초기 히든 상태로 주입되며, 디코더는 이를 바탕으로 출력 시퀀스를 순차적으로 생성한다. 
 4. 출력 시퀀스는 입력 텐서와 컨텍스트 벡터를 모두 무시하고 독립적으로 생성된다.

5. 입력 텐서는 디코더에 직접 전달되어 출력 시퀀스를 생성하며, 컨텍스트 벡터는 사용되지 않는다.
4. 시퀀스-투-시퀀스(Sequence-to-Sequence) 모델의 훈련 과정에서 사용되는 'Teacher Forcing'에 대한 설명으로 가장 적절한 것은 무엇인가?
 1. 모델이 과적합되는 것을 방지하기 위해 훈련 데이터의 일부를 무작위로 제거하는 정규화 기법이다.
 2. 인코더가 입력 시퀀스를 학습할 때 더 강한 가중치를 부여하여, 컨텍스트 벡터의 정확도를 높이는 방법이다.
 3. 디코더의 훈련 시, 이전 시점의 예측값 대신 실제(ground truth) 정답 시퀀스의 요소를 다음 시점의 입력으로 사용하여 학습 안정성과 속도를 높이는 기법이다. 
 4. 모델이 항상 자신의 예측을 다음 시점의 입력으로 사용하여 현실적인 오류 전파를 학습하게 하는 훈련 기법이다.
 5. 훈련 중 모델이 생성한 출력 시퀀스의 길이를 강제로 고정시켜 예측 일관성을 유지하는 기법이다.
5. 시퀀스-투-시퀀스 모델 훈련에 사용되는 'Teacher Forcing' 기법의 주요 장점과 단점에 대한 설명으로 가장 적절한 것은 무엇인가?
 1. 장점: 훈련 속도가 빠르고 학습 안정성이 높아집니다. 단점: 훈련 시점과 추론 시점의 입력 분포가 달라지는 노출 편향(exposure bias) 문제가 발생할 수 있다. 
 2. 장점: 모델이 현실적인 오류 전파를 경험하여 실제 사용 시 성능이 향상됩니다. 단점: 훈련 속도가 느려진다.
 3. 장점: 모델의 희소성(sparsity)을 높여 메모리 사용량을 줄입니다. 단점: 병렬 처리가 불가능하다.
 4. 장점: 어텐션 메커니즘을 대체하여 모델 복잡성을 줄입니다. 단점: 긴 시퀀스 학습에 비효율적이다.
 5. 장점: 모델이 비지도 학습 방식으로 데이터를 효율적으로 학습합니다. 단점: 특정 도메인에만 적용 가능하다.