Transformer

(Attention is all you need)

임세진

https://youtu.be/aECWnvcrlvl





01. 딚	실러닝	기반의	기계	번역	흐름
-------	-----	-----	----	----	----

02. Attention 개념

03. Transformer 개념

04. Transformer 동작 원리

논문 링크: https://arxiv.org/pdf/1706.03762.pdf

01. 딥러닝 기반의 기계 번역 흐름

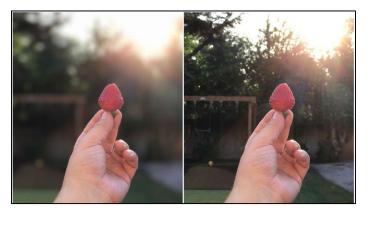
- 현재 최신 고성능 기계 번역 모델들은 Transformer 구조를 기반으로 함
- GPT : Transformer의 **디코더(Decoder)** 구조 활용
- BERT : Transformer의 **인코더(Encoder)** 구조 활용

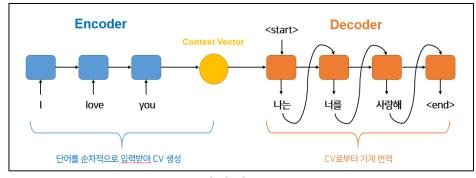


02. Attention 개념

Attention Mechanism

- 인간의 시각적 집중 현상을 구현하기 위한 신경망적 기법
- 가중치와 어텐션의 공통점 / 차이점
 - ✓ 공통점: 해당 값을 얼마나 가중시킬 것인가를 나타내는 역할
 - ✔ 어텐션은 전체 또는 특정 영역의 입력값을 반영하여, 그 중 어느 부분(영역)에 집중해야 하는지를 나타내는 것을 목표로 함
- 어텐션 기법 적용 계기
 - ✓ 고정된 크기의 context vector 사용. 즉, 하나의 문맥 벡터가 문장의 모든 정보를 가지고 있어야함
 - 고정된 크기 벡터로 인한 병목현상 발생 → 책처럼 긴 경우 번역 △ (번역 품질 저하)

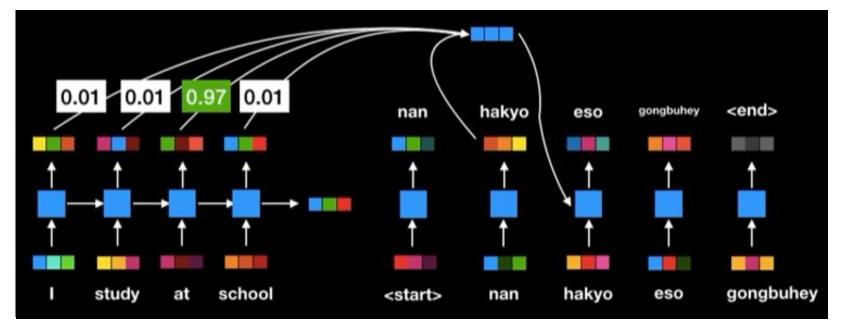




RNN 기반의 Seq2Seq

02. Attention 개념

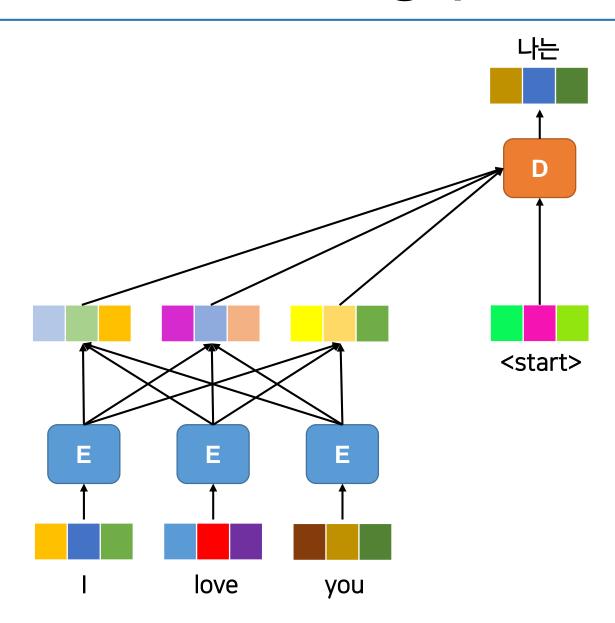
- Attention + Seq2Seq
- Context vector를 사용하지 않고 동적으로 인코더의 모든 상태값 활용 → 성능 향상
- 의의: 긴 거리에서의 의존성(Long Dependencies) 문제 해결

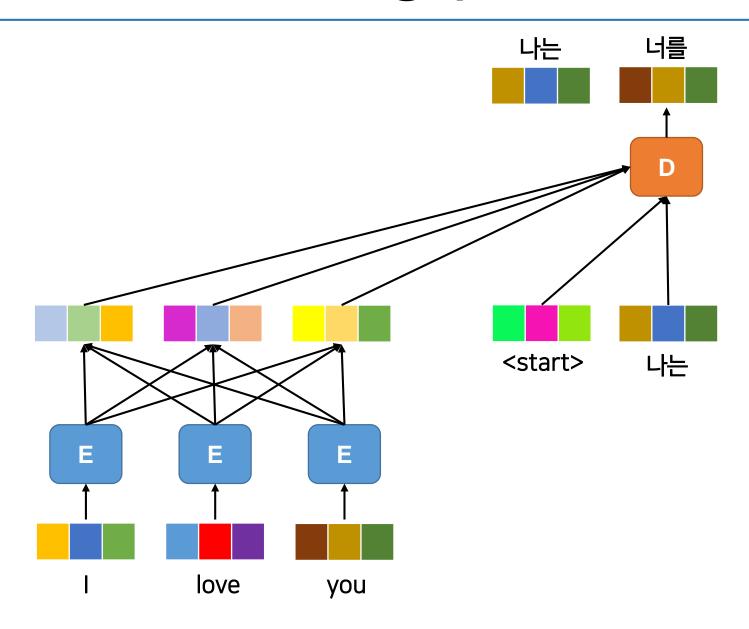


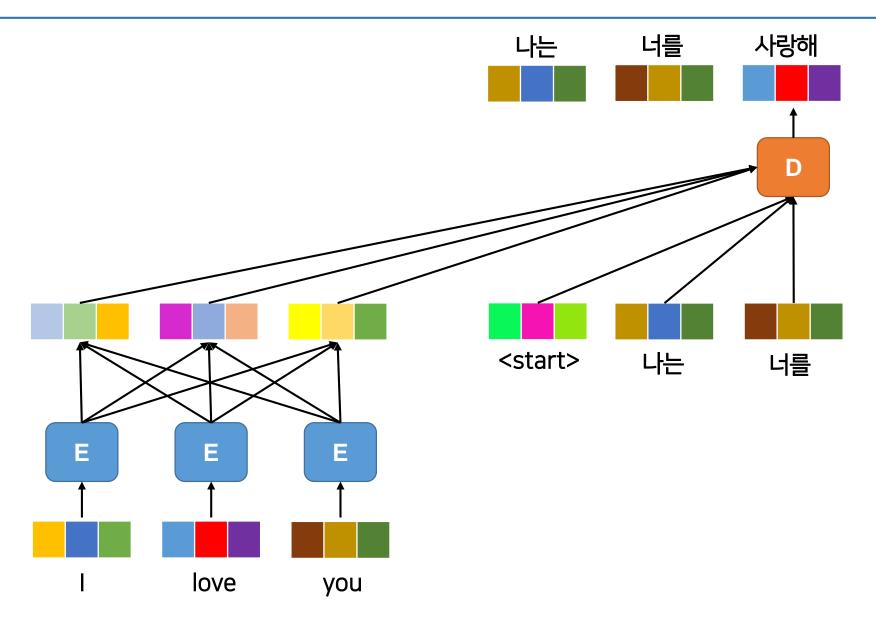
- 한계: RNN 셀을 순차적으로 계산해야해서 느림 + 성능을 더 높일 수 있는 가능성 존재
 - → Attention 만으로도 입력 데이터에서 중요 정보를 찾아내서 인코딩 할 수 있지 않을까? → Transformer

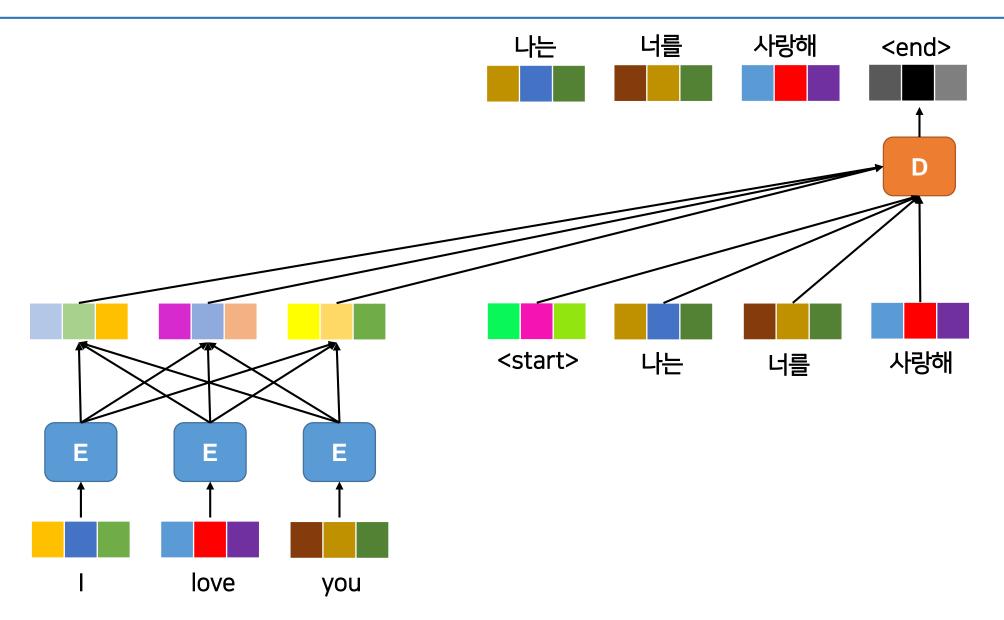
03. Transformer 개념

- Transformer
- 구글이 Attention Is All You Need 라는 논문을 통해 발표
- Encoder, Decoder를 발전시킨 딥러닝 모델
- 딥러닝 기반 자연어 처리 분야에서 핵심 기술로 사용됨
- RNN을 사용하지 않음 (RNN을 개선시키는 방식 X)
 - ✓ 순차적으로 연산할 필요가 없어 병렬화 가능
 - ✔ RNN의 순차적 계산 → Transformer의 행렬곱으로 한번에 연산
- 기계번역에서 기존의 RNN 기반의 모델보다 학습 속도 및 성능 향상
 - ✓ Attention 기법을 적용한 RNN 기반 모델보다 성능 높음
 - ✓ 속도 향상 → RNN을 사용하지 않고 병렬화 함 → 한번에 처리





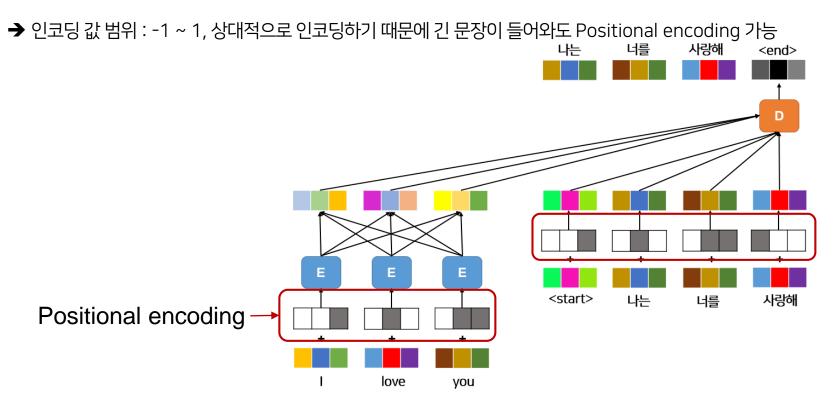


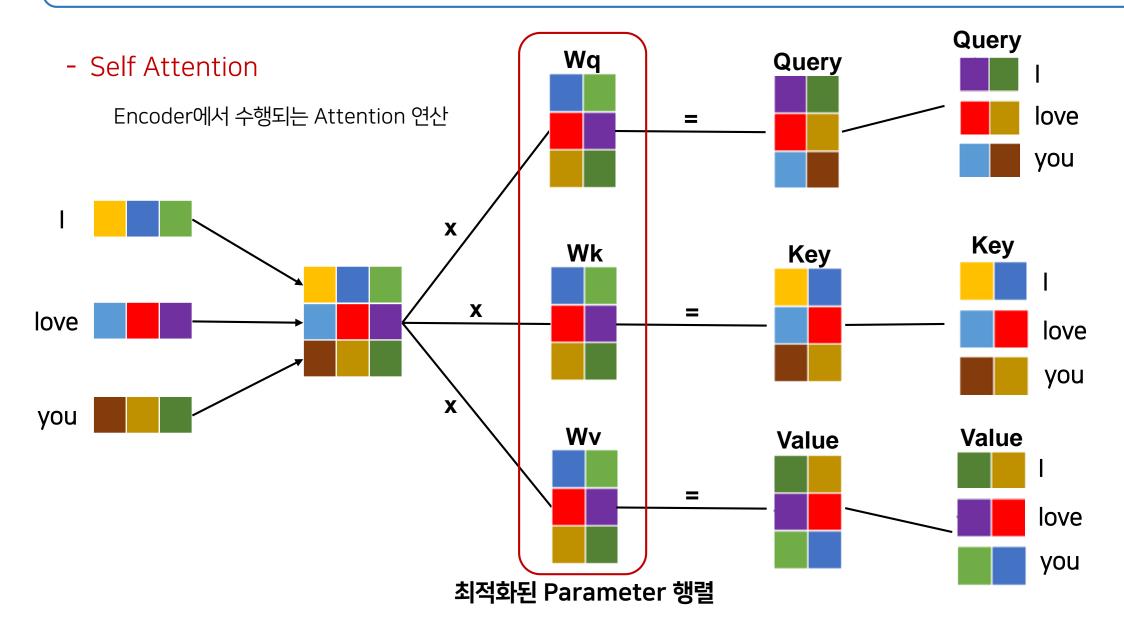


- Transformer의 의의

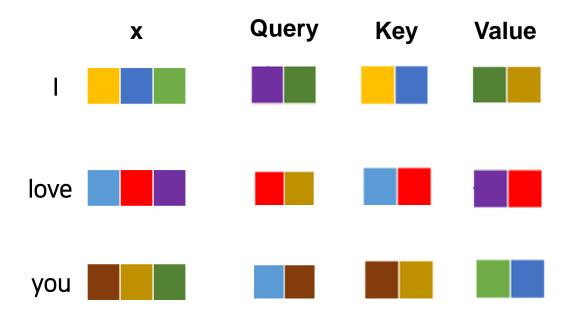
Encoder, Decoder에서 성공적으로 RNN 제거 (Encoder와 Decoder의 컨셉 유지) → 학습시간 단축

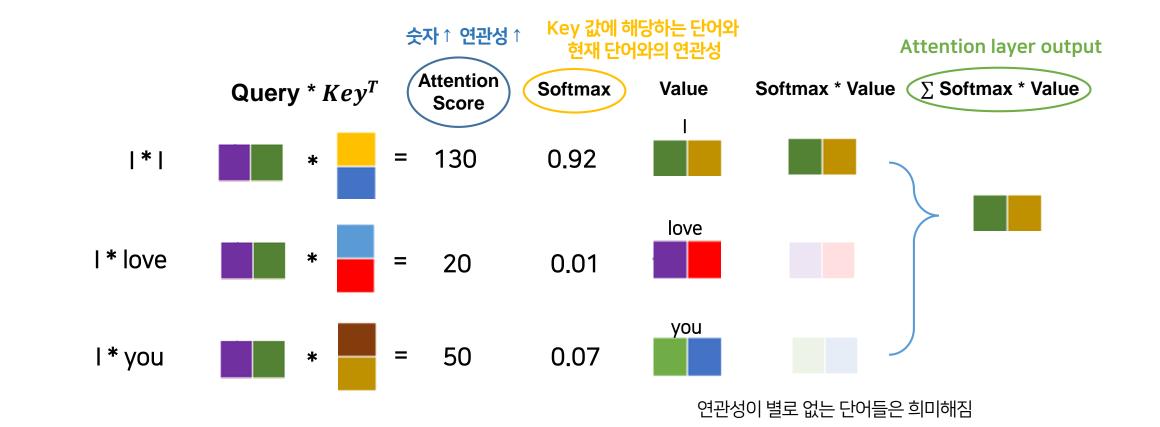
- 실제 단어의 위치와 순서는? Positional encoding
 - ✓ sin, cos 함수 이용





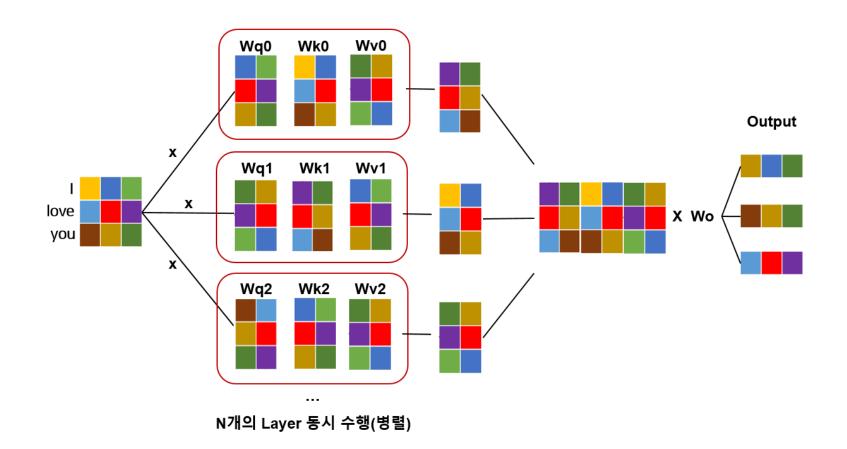
Self Attention



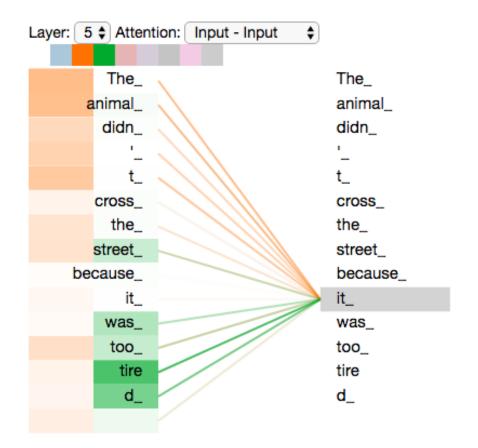


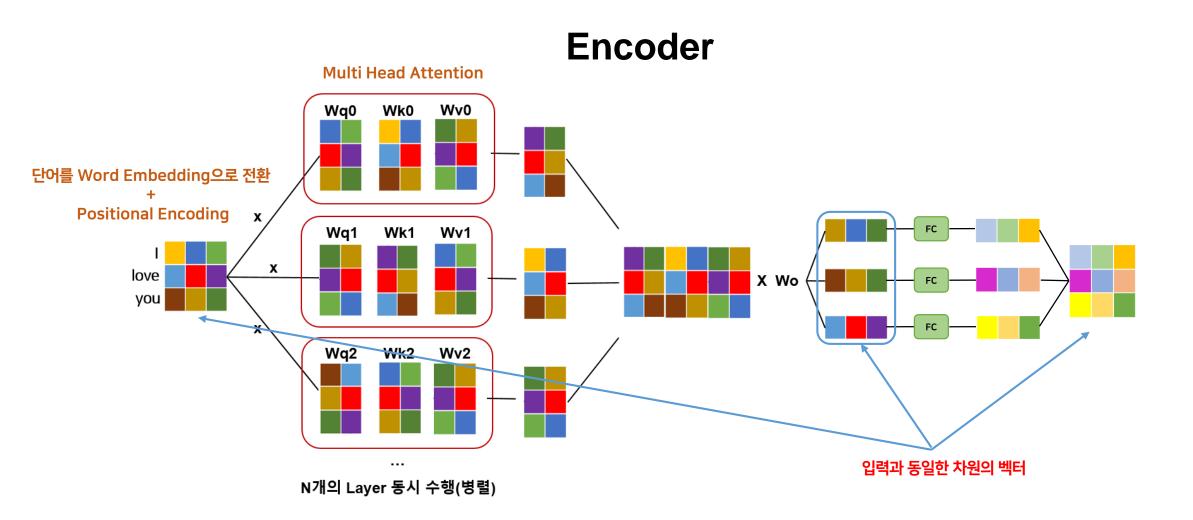
모든 단어에 대한 Attention 연산을 <mark>행렬 곱으로 한번에</mark> 할 수 있음 (Attention을 사용한 병렬 처리의 장점)

Multi Head Attention



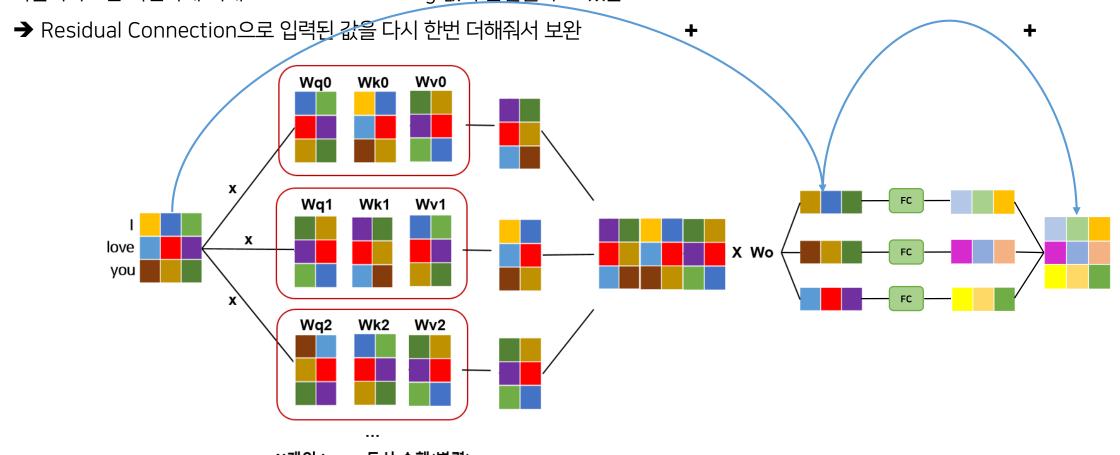
- Multi Head Attention
- 병렬 처리된 Attention Layer
- 기계번역에서 큰 도움을 줌
- 모호한 문장의 경우, 한 개의 Attention으로 정확한 인코딩이 어려움
 - → Multi Head Attention으로 연관된 정보를 다른 관점에서 수집하여 보완





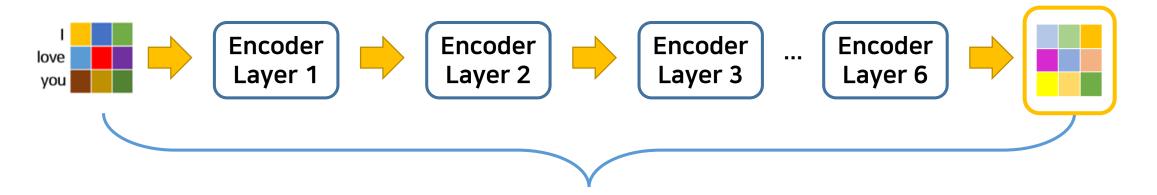
Residual Connection (Encoder Layer)

학습하다보면 역전파에 의해 Positional encoding 값이 손실될 수도 있음



- Transformer는 6개의 Encoder Layer를 가짐

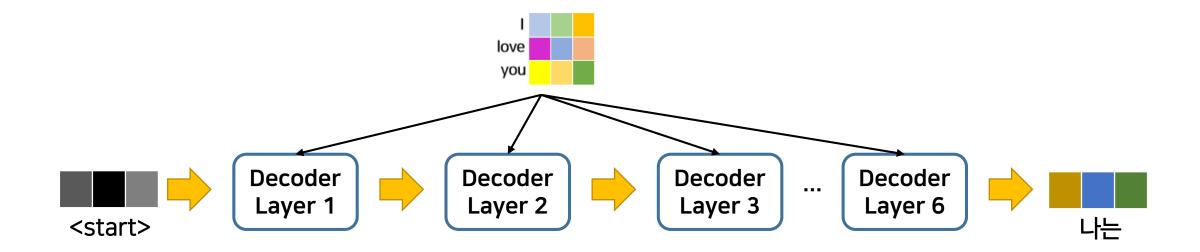
입력과 동일한 차원의 결과 벡터를 가지기 때문



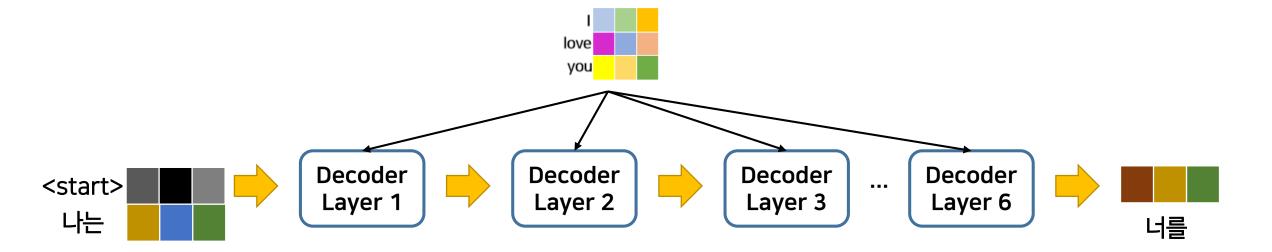
가중치를 공유하지 않고 각각 따로 학습

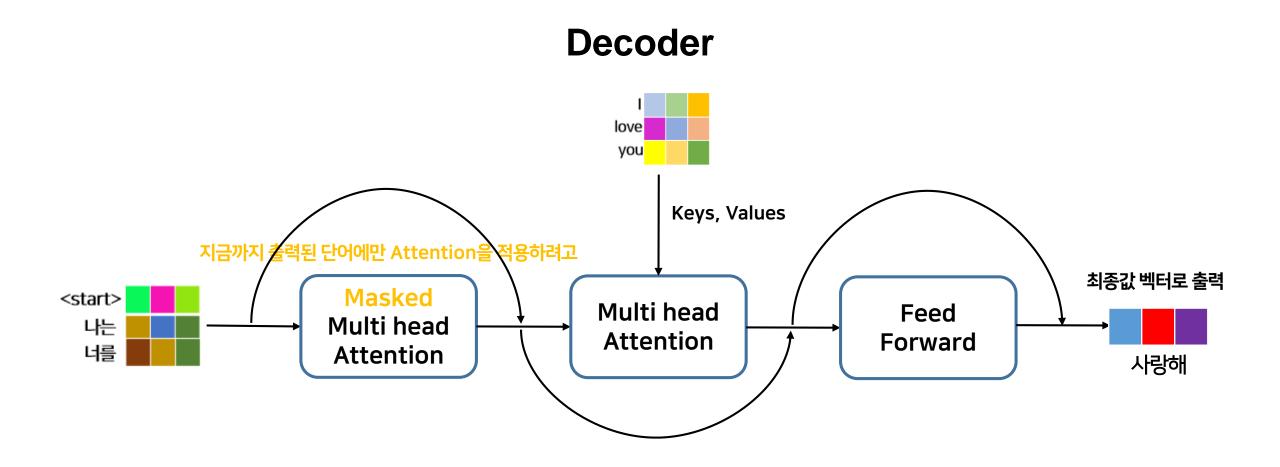
Encoder의 최종 출력 값

- Decoder

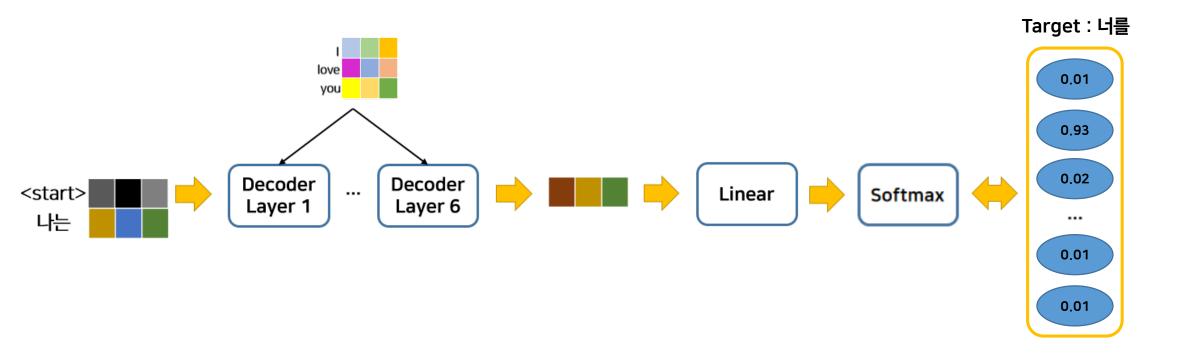


- Decoder





- Decoder



Q&A