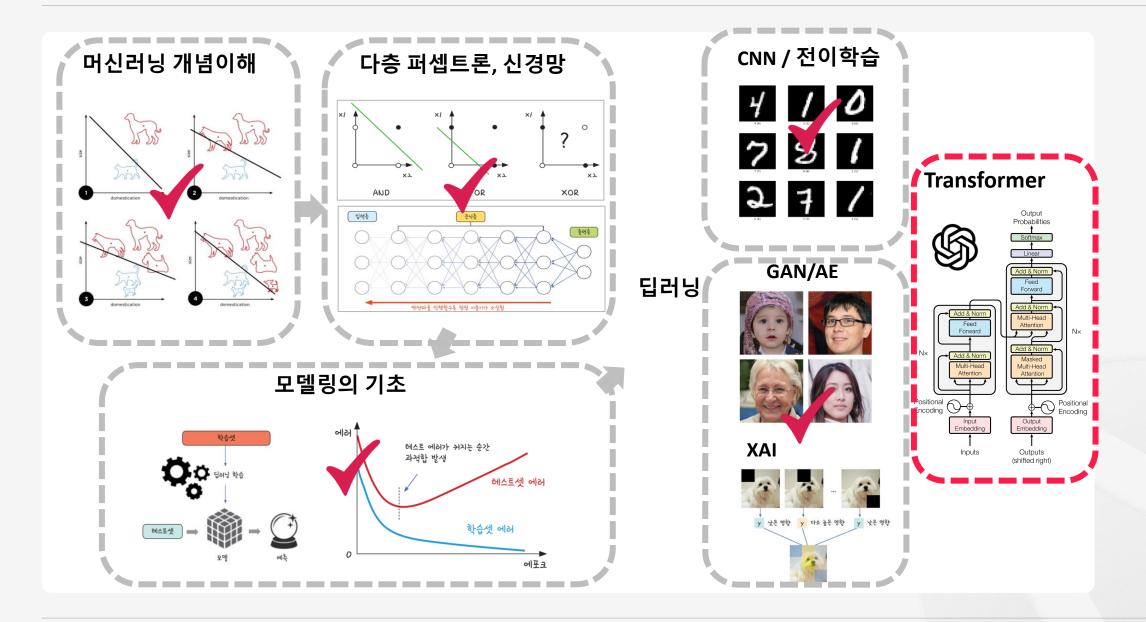
6교시: 챗GPT의 원리, 트랜스포머 이해하기



6교시: 챗GPT의 원리, 트랜스포머 이해하기

01 중요도를 나타내는 곱셈의 마법

02 쿼리, 키, 밸류



<실습> 어텐션의 핵심 원리

이 위치 인코딩 및 정규화

04 피드포워드 신경망과 잔차 연결

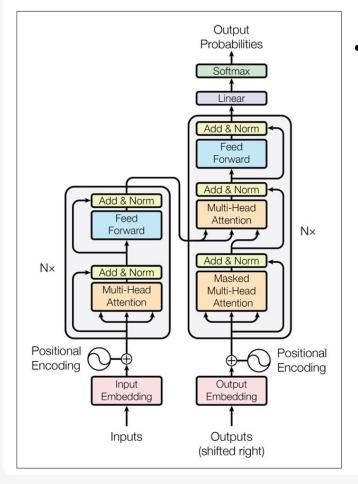


<실습> 트랜스포머의 기초

05 보충학습 안내 및 마무리

중요도를 나타내는 곱셈의 마법

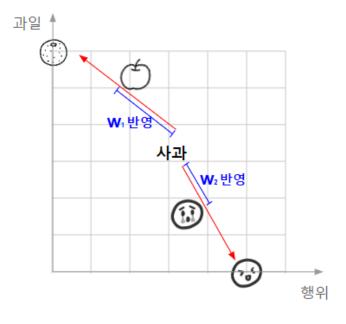
Part1. 내적으로 단어사이의 관계 알기 빠른 복습



• 단어들 사이의 관계 수정하기

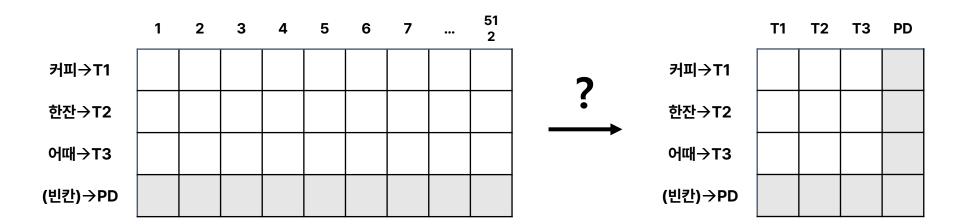
	귤	과	사과
귤	1	0	$\mathbf{W}_{\scriptscriptstyle 1}$
과	0	1	0
사과	$W_{\scriptscriptstyle 1}$	0	1

	어제일	읠	사과
어제일	1	0	\mathbf{W}_{2}
일	0	1	0
사과	W_{2}	0	1

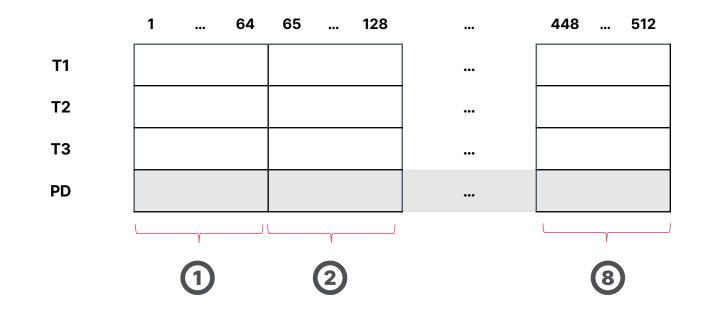


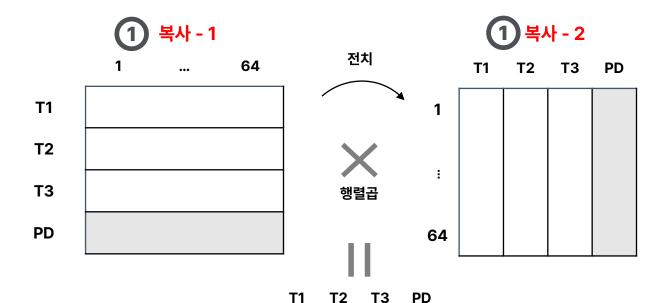
커피 한잔 어때?

- 토큰화: 문장을 개별 단어로 나누고 임베딩하여 숫자로 표현 (512)
- 패딩: 문장의 길이를 맞추기 위해 빈 자리를 채움



임베딩 벡터 분할: 512차원 임베딩 벡터를 8개의 64차원 벡터로 나눔
→ "헤드 (head)





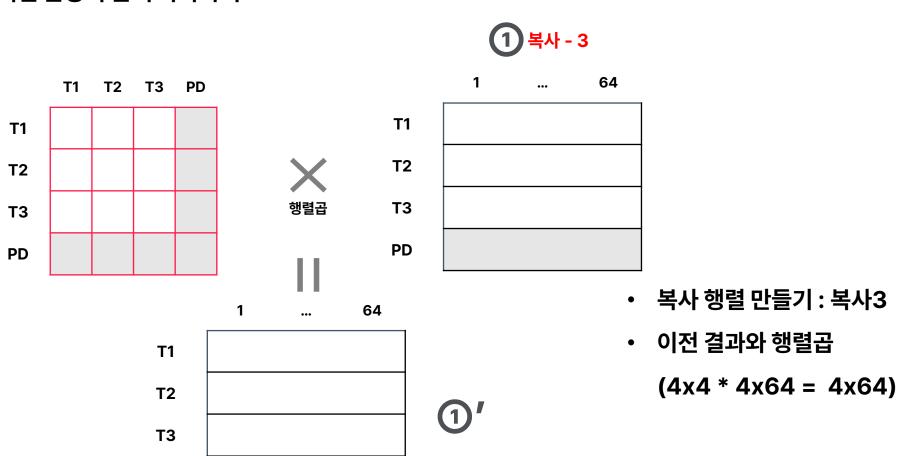
- 복사 행렬 만들기 : 복사1,2
- 복사2는 행과 열을 바꾸어 전치
- 행렬 곱셈: 첫 행렬의 열은 두 번째 행렬의 행과 같아야

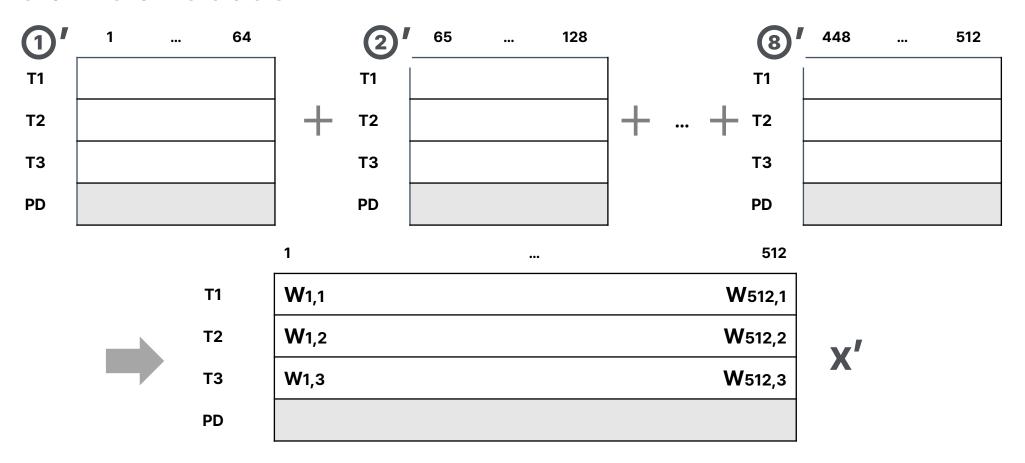
(예: 4x64 * 64x4 = 4x4)

T1			
T2			
Т3			>
PD			

	귤	과	사과
귤	1	0	$\mathbf{W}_{\scriptscriptstyle 1}$
과	0	1	0
사과	$W_{\scriptscriptstyle 1}$	0	1

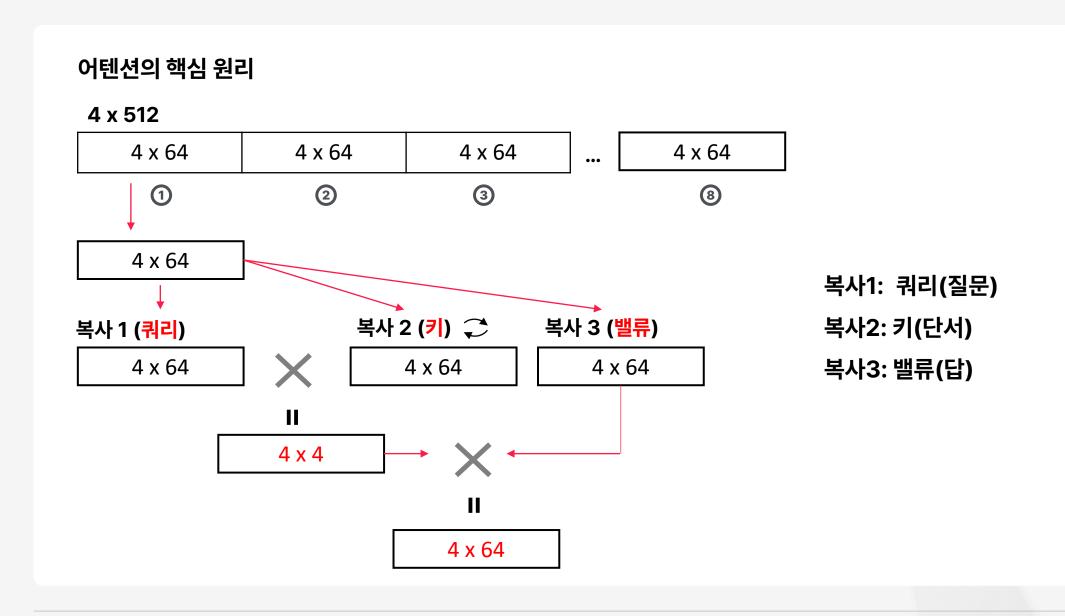
PD



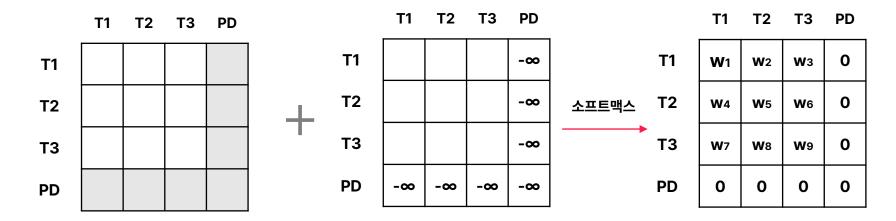


①번 헤드부터 ⑧번 헤드까지 반복하여, 4x64 형태의 행렬 여덟 개 생성

쿼리, 키, 밸류



어텐션의 핵심 원리



스케일링: 쿼리와 키의 내적 값을 헤드 길이의 제곱근으로 나누어 계산 복잡도를 줄임.

소프트맥스: 스케일링된 값을 소프트맥스로 변환, 0과 1 사이의 값으로 만들고, 합이 1이 되도록.

패딩 처리: 패딩된 부분은 -∞를 더해서 소프트맥스 결과가 0이 되도록.

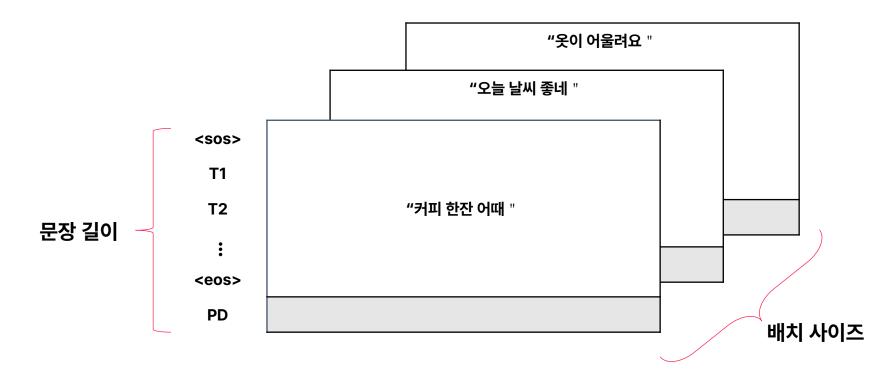
공식 어텐션 스코어 계산 식:

$$\operatorname{softmax}\left(rac{QK^T}{\sqrt{d_k}}
ight)V$$

 $\sqrt{d_k}$: 헤드 길이의 제곱근

어텐션의 핵심 원리

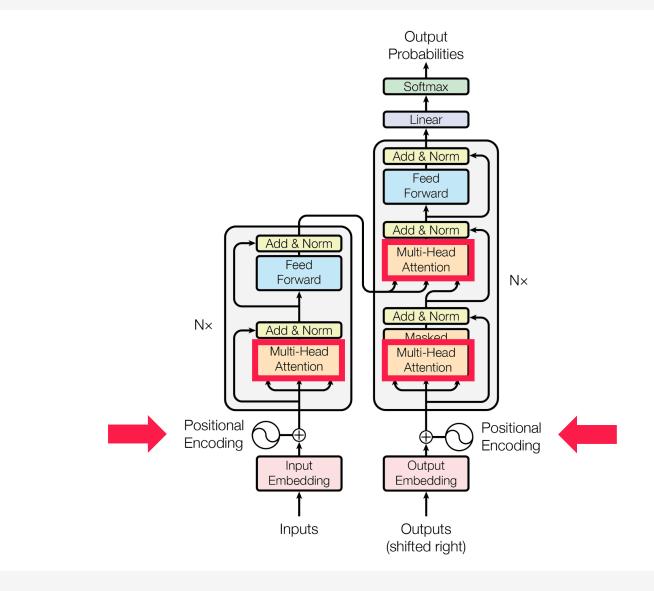
- <sos> 커피 한잔 어때 <eos>
- 여러 개의 문장을 동시에 입력하기 위해 배치 사이즈를 설정





https://github.com/taehojo/fastcampus_ai

위치 인코딩 및 정규화



포지셔널 인코딩

Dog bites man. (개가 사람을 물다)

Man bites dog. (사람이 개를 물다)

문제: 어텐션 모델에서 단어의 순서 정보가 사라질 수 있음.

T1 T2 T3 PD

T1

T2

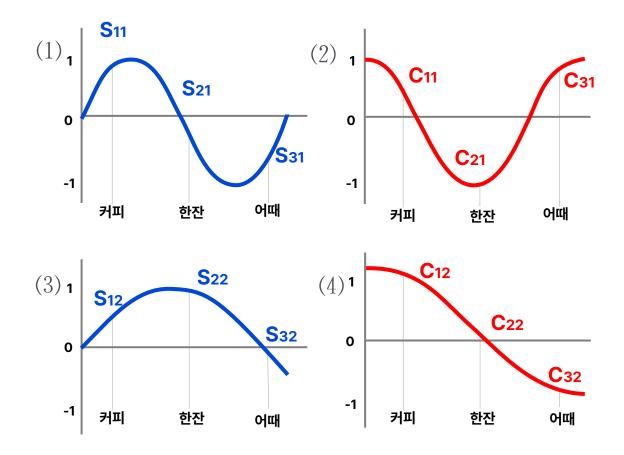
T3

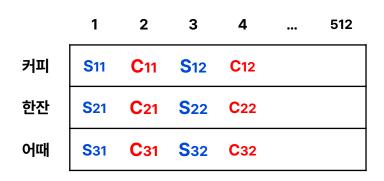
PD

W 1	W 2	W 3	0
W 4	W 5	W 6	0
W 7	W 8	W 9	0
0	0	0	0

- 포지셔널 인코딩: 단어의 위치를 나타내는 새로운 행렬을 임베딩 행렬과 같은 크기로 만듦.
 - → 이 행렬을 임베딩 행렬에 더하여 단어의 위치 정보를 포함시킴.

포지셔널 인코딩

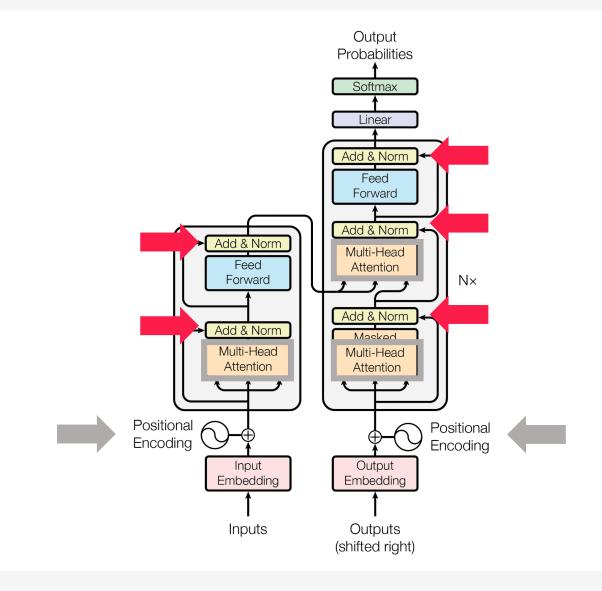




$$PE_{(pos,2i)} = sin(rac{pos}{10000^{2i/d_{
m model}}})$$

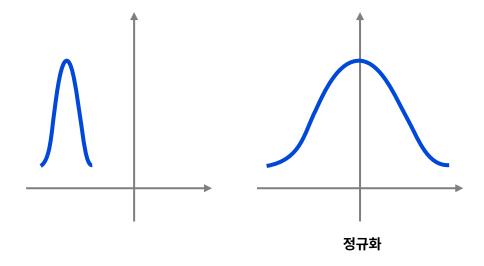
$$PE_{(pos,2i+1)} = cos(rac{pos}{10000^{2i/d_{
m model}}})$$

$$\frac{pos}{10000^{\frac{2i}{d_{\text{model}}}}} \quad \text{1,2,3...} \rightarrow 0.96, 0.93, 0.89...}$$



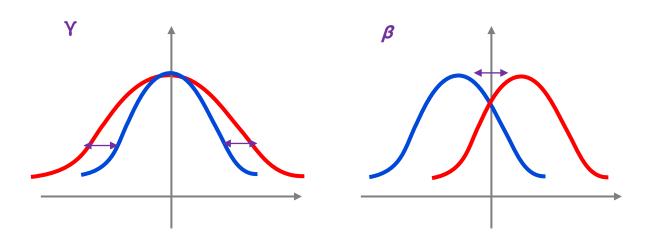
정규화

- 뉴럴 네트워크에서 입력 값들이 한쪽으로 치우쳐 있으면 학습이 잘 되지 않음.
- 배치 정규화 (Batch Normalization): 입력 값들의 분포를 평균이 0, 분산이 1인 표준정규분포로 정규화



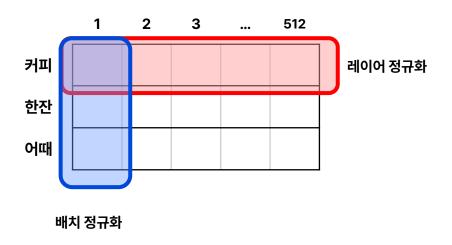
정규화

- 모든 데이터가 정규화되면 입력 값이 비슷해져 성능이 제한될 수 있음
- 이를 해결하기 위해 학습 가능한 파라미터인 감마(γ)와 베타(β)를 도입
- · 감마(γ): 정규화된 값의 스케일 조절
- 베타(β): 정규화된 값을 좌우로 이동



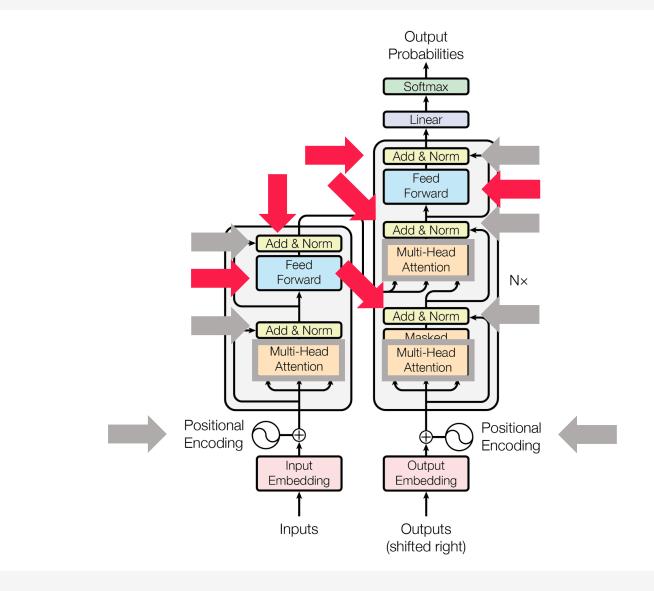
정규화

- 배치 정규화는 동일한 위치의 속성을 정규화하여, 트랜스포머의 각 토큰이 다른 의미를 가질 때 효과적이지 않음
- 이를 해결하기 위해, 각 토큰을 개별적으로 정규화하는 레이어 정규화 도입



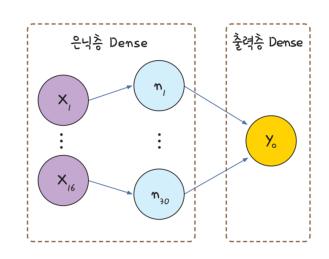
피드포워드 신경망과 잔차 연결

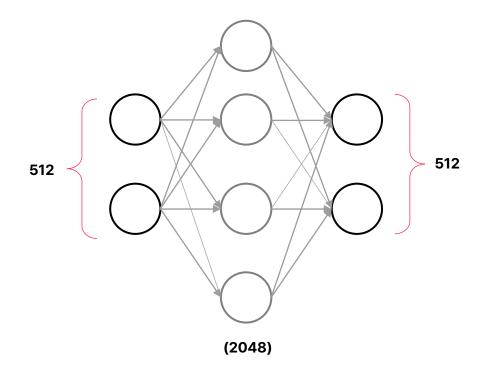




피드포워드 신경망

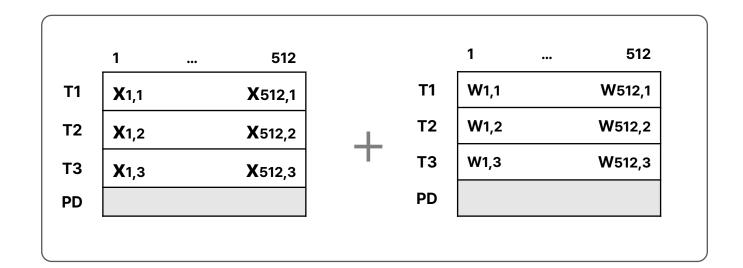
- 입력층에서 시작하여 은닉층을 거쳐 출력층으로 데이터를 전달
- 각 토큰의 임베딩을 독립적으로 변환함으로써 개별 단어의 특징을 더 잘 학습





잔차 연결

- 멀티헤드 어텐션의 결과에 원래 입력값을 더함
- 기울기 소실 문제를 완화하고 학습을 안정화

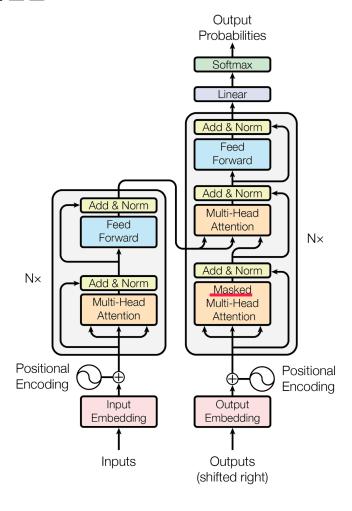




https://github.com/taehojo/fastcampus_ai

마스크드 어텐션

마스크드 어텐션



- 디코더의 셀프 어텐션 단계에서 사용
- 디코더가 현재 시점까지의 정보만을 사용하여 다음 단어를 예측하도록 보장

마스크드 어텐션

	입력 문장	디코더 입력	예측
1	How about coffee?		<sos></sos>
2	How about coffee?	<sos></sos>	커피
3	How about coffee?	<sos> 커피</sos>	한잔
4	How about coffee?	<sos> 커피 한잔</sos>	어때

<sos></sos>	-∞	-∞	-∞	-∞
<sos></sos>	커피	-∞	-∞	-∞
<sos></sos>	커피	한잔	-∞	-∞
<sos></sos>	커피	한잔	어때	-∞
<sos></sos>	커피	한잔	어때	<eos< td=""></eos<>



https://github.com/taehojo/fastcampus_ai