모델 아키텍처

경쟁력있는 neural sequence transduction models는 (encoder-decoder 구조. / auto-regressive: consuming previously generated symbols as additional input.

encoder: $(x_1, \cdots, x_n)$ (input) —mapping→ $(z_1, \cdots z_n)$

decoder: $(z_1, \cdots z_n)$ —output→ $(y_1, \cdots y_m)$

→ Transformer는 위의 구조를 이용 by using (stacked-self attention + pointwise (개별적) fully connected layers.) ← 인코더, 디코더 구조.

1) encoder & Decoder stacks

encoder: 6개의 layers stacked.
└ each has 2 sub layers —
- multi-head self attention ; 8개 헤드로 병렬 (연산) 수행
- position wise fully connected.

각 sub layers에 residual connection 후, layer normalization.
(LayerNorm(x + Sublayer(x))

임베딩 레이어 포함한 모든 레이어들의 output dim = 512 (d_{model}) ; residual connection 용이하게 하려고.

1개 문장 input
→ 6개의 인코딩 레이어 통과.
각 레이어 내에서 8개의 헤드 존재
각각 다른 방식으로
문맥 정보 학습 후,
최종 출력은 하나의 벡터로 압축
(디코더에서)

decoder: 6개의 layers.
└ has 3 sub layers —
- multi-head self attention ← revised: 이후 포지션에 집중하지 않도록, 즉, 미래 데이터를 못보게 각 포지션이 (이전에서 생성된 단어들만 보도록) masking.
- 인코더 스택의 아웃풋에 대한 multi head attention.

각 레이어 LayerNorm(x + Sublayer(x))

① 멀티헤드 어텐션 수행
→ 단어의 서로간을 문맥 정보벡터
② 8개를 하나로 합침
→ concatenate + 가중치 변환
③ FFN 통과시켜서 최종 출력 벡터생성
④ Softmax 적용해서 단어 분포로 변환
→ 가장 확률 높은 단어 선택

2) Attention

$Q - (K, V) \Rightarrow$ output

mapping

output : Value의 가중합.

이때 가중치 ; Q−K 간의 유사도 측정하는 호환성 함수로 결정

compatibility function

• Scaled Dot product Attention

$Q, K \in dim = d_k$

$V \in dim = d_v$

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

Q−K 중 연관성이 가장 높은거 선택

→ 확률로서 표현

d_k 작으면 additional attention 성능이 dot보다 좋음 (d_k 스케일링 X) 소프트맥스↑ 그레디언트↓

d_k 커지면 내적 크기 커져서 softmax 함수의 기울기를 매우 작게 한다. $\frac{d\,softmax}{dx} = y(1-y)$

input 길어지면 내적값도 커지겠다. → backprop 에서의 학습속도 ⇓ or 학습불능

y ↑ 0.000……

: gradient vanishing

$\Rightarrow \frac{1}{\sqrt{d_k}}$ 로 스케일링하여 해결!

• Multi-head Attention

64×8개

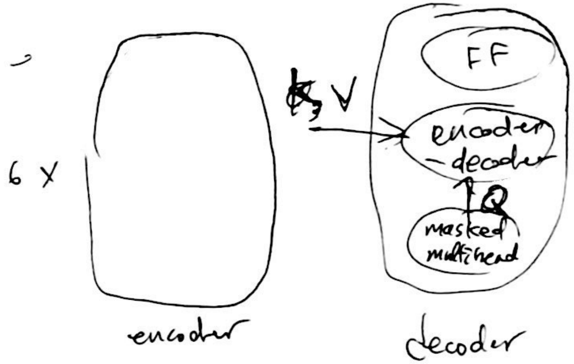
512

$h = 8$ (parallel)

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \ldots, head_h)W^O$$

$$\text{where } head_i = Attention(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$$

$$d_k, d_v = \frac{d_{model}}{h} = 64$$



• Fully Connected $d_{ff} = 2048$ (inner layer)

$$FFN(x) = max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2$$

ReLu

인풋, output dim 역시 모두 512.

• positional encoding ← 임베딩에 더해짐

즉, dim = 512

• 각 서브레이어 이후 dropout : residual dropout

(임베딩 & 위치인코딩 지난 후에도 드롭아웃

기본 모델에서는 0.1 비율

- 빔서치 : 여러 가능한 출력 시퀀스 동시 탐색해서 유망후보 선택
- 빔크기 : 한번에 고려할 후보시퀀스의 개수 설정.
- 길이 패널티 : 생성 시퀀스 길이에 따라 패널티 부여
  → 너무 긴 시퀀스 선택되지 않게 한다.

Result

(K, V) 에 따라 h 의 variation 주며 model variance 검증.

- d_k ↓ → 모델성능 ↓ : dot product보다 정교한 호환성함수 필요할지도?
  V에 곱해질 가중치 계산하는 함수
- 모델 클수록 성능 ↑
- dropout ← 과적합 방지에 효과적
- sinusoidal positional Encoding ≒ learned positional Encoding : base model과 별 차이 X

Conclusion

- recurrent 제거한 attention 모델인 Transformer.
- Sota model 보다 효과적 (성능 · 비용 · 시간면에서)
- 제약 : 텍스트 이외 모달리티에서의 Transformer 활용.

Further Task → large input (이미지/비디오) 처리하려면 local, restricted 어텐션메커니즘 필요.