Seq2Seq

한양대학교 인공지능연구실 송지수

Seq2Seq?

Sequence-to-sequence (End-to-end algorithm)

• 입력 도메인(예: 영어) 에서 출력 도메인(예: 불어)으로 sequence 를 변환하는 알고리즘

• SMT(Statistical Machine Translation) 분야에서 딥러닝 기반의 기계번역이라는 새로운 접근 방식을 제시

논문

• Learning Phrase Representations using RNN Encoder— Decoder for Statistical Machine Translation (Cho et al., 2014)

• 영어-불어 간 번역 성능 비교

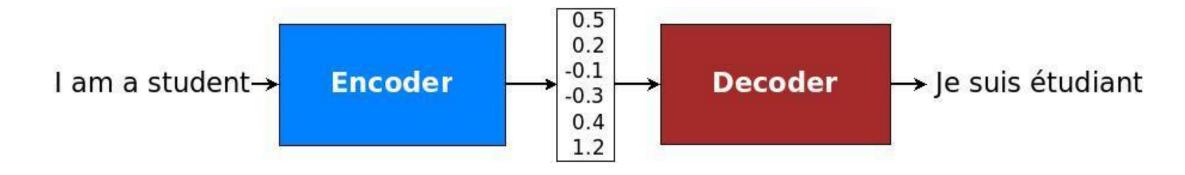
https://arxiv.org/pdf/1406.1078.pdf

Pros of Seq2Seq

• 입/출력 sequence의 길이가 달라도 학습 및 추론이 가능

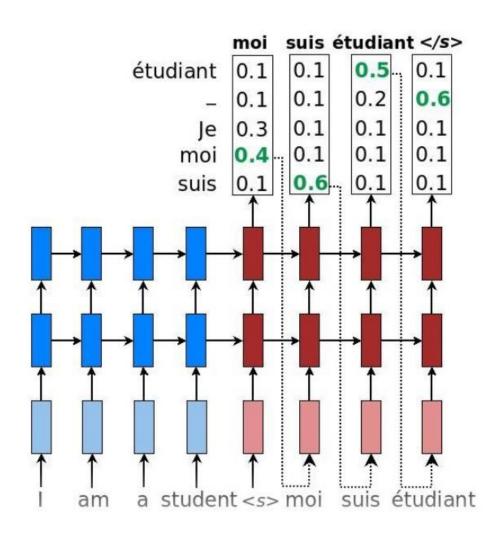
• RNN(LSTM Cell)을 사용, 장기 의존성(Long-term dependency) 문제를 효과적으로 해결

Model Architecture

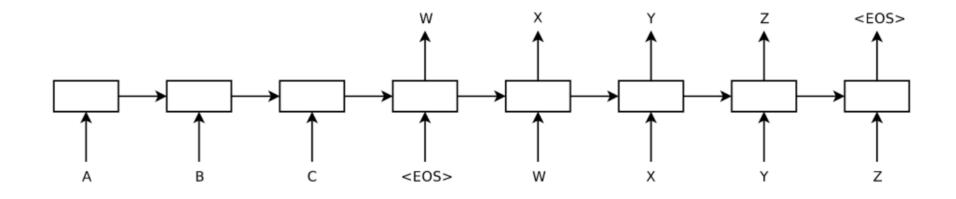


- 입력 domain의 sequence가 encoder에 입력되어 context vector를 생성함
- Context vector를 decoder가 해석해 출력 domain의 sequence 를 반환

Model Architecture

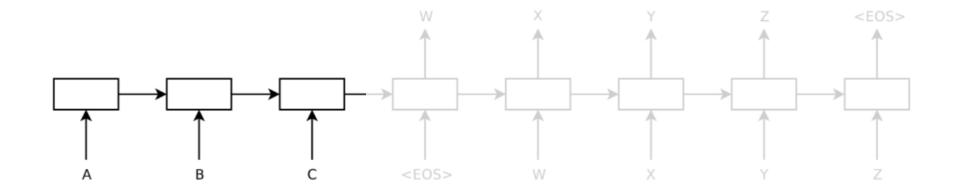


Model Architecture



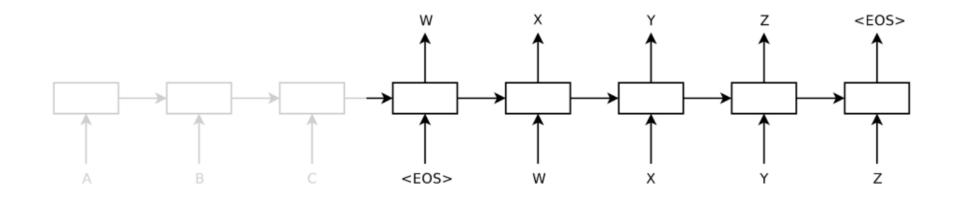
- 학습 시 input sequence: 입력 domain sequence <EOS> 출력 domain sequence
- 학습 시 output sequence: 출력 domain sequence <EOS>

Encoder



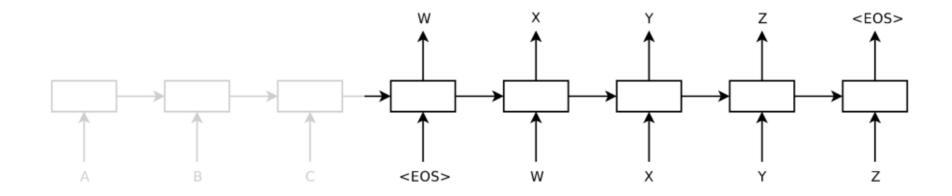
- 가변 길이의 입력 문장을 고정 차원의 context vector로 변환
- Sequence를 따라 순서대로 입력 문장의 token이 encoder에 입력되면서 hidden state가 변하고, 최종 hidden state가 context vector로 사용됨

Decoder



• 고정 차원의 context vector를 가변 길이의 출력 문장으로 변환

Decoder

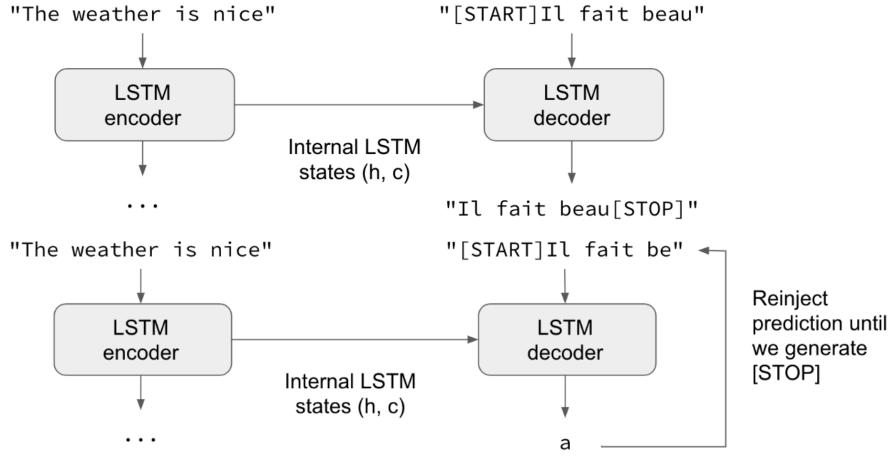


- Hidden state updates: $\mathbf{h}_{\langle t \rangle} = f\left(\mathbf{h}_{\langle t-1 \rangle}, y_{t-1}, \mathbf{c}\right)$
- Conditional distribution of the symbols at each step:

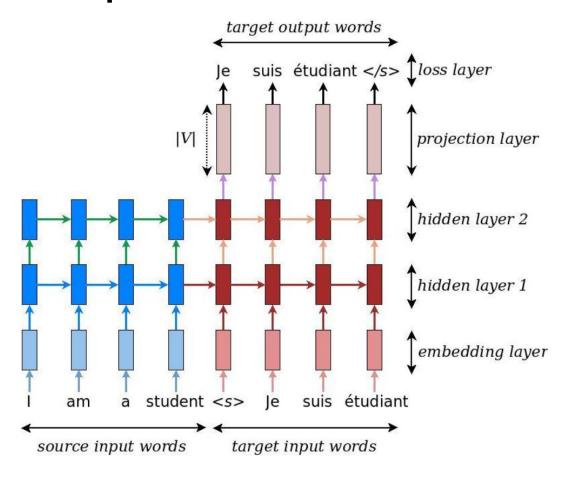
$$P(y_t|y_{t-1},y_{t-2},\ldots,y_1,\mathbf{c})=g\left(\mathbf{h}_{\langle t\rangle},y_{t-1},\mathbf{c}\right)$$

• 각 time step마다 LSTM 셀에서 입/출력되는 token의 단위는, character / word 중 선택할 수 있음

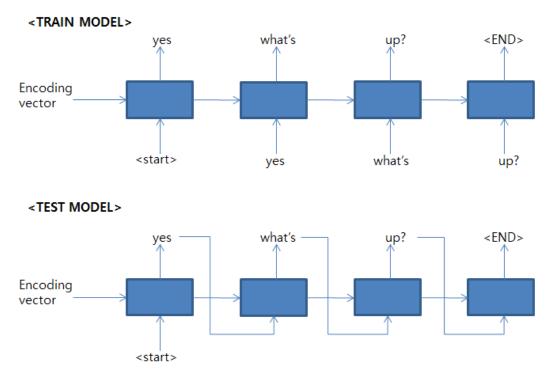
• 논문에서는 Word Embedding을 이용해 token의 단위를 word 로 지정



• Token의 단위가 word인 모델



• Token의 단위가 word인 모델



• 학습 단계에서는 출력 domain의 sequence가 한 칸씩 shifted 되어 decoder에 입력되고, test/inference 단계에서는 바로 앞에서 decoder가 출력한 token이 그대로 decoder에 입력됨

Thank you!