# Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation

(Seq2Seq, GRU, 2014년 논문)

기계 번역을 위한 자연어 표현 학습

### Abstract

- RNN Encoder-Decoder : 두 개의 RNN으로 구성된 모델 제시
  - 인코더: 가변 길이의 seq -> 고정된 길이의 벡터
  - 디코더: 고정된 길이의 벡터 -> (다른 언어) 가변 길이의 seq
  - GRU: 새로운 hidden unit 제시
  - 인코더와 디코더는 같이(jointly) 학습된다.
- RNN Encoder-Decoder로 계산한 번역 확률을 log-linear 모델에 추가 feature로 사용 => SMT 성능 향상

seq2seq

• 의미적, 문법적 구조를 보존한 자연어 표현(representation) 학습

## Statistical Machine Translation (SMT)

- Decode 과정
- 목적

```
argmax_f P(f|e)
= argmax_f P(e|f)P(f) \quad (\because P(f|e) \propto P(e|f)P(f))
```

- P(e|f): translation model
- P(f): language model

## Statistical Machine Translation (SMT)

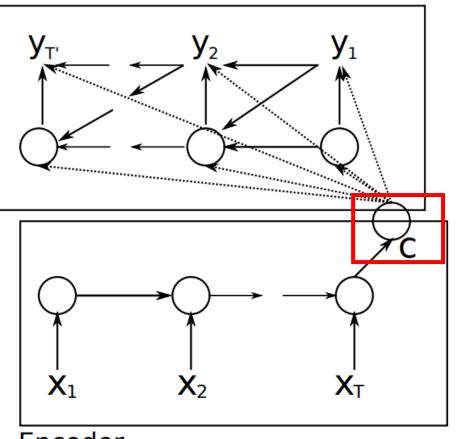
• 실제로는 log-linear model로 모델링

- $\bullet \log P(f|e) = \sum_{n=1}^{N} w_n f_n(f,e) + \log Z(e)$ 
  - $-\{f_n\}_{n=1}^N$ : feature 함수의 집합
  - $w_n$ : n 번째 feature 함수의 가중치 (BLEU score 최대화하는 방향으로 학습)
  - *Z*(*e*): 일반화 상수

- 좋은 feature 함수를 찾는 것이 중요!
  - => RNN Encoder-Decoder의 번역 확률을 feature 함수로 사용!

## RNN Encoder-Decoder

#### Decoder



Encoder

- $P(y_1, ..., y_{T'}|x_1, ..., x_T)$  번역 확률 학습
  - $X = (x_1, \dots, x_T)$
  - $Y = (y_1, ..., y_{T'})$
  - 목적 함수

 $: argmax_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \log P_{\theta}(Y_n | X_n)$ 

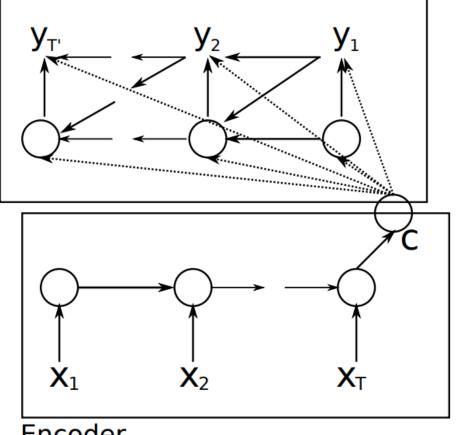
#### representation

- Encoder (요약): input -> C
  - $h_t = f_w(h_{t-1}, x_t)$
- Decoder (생성): C -> output
  - $h_t = f_w(h_{t-1}, y_{t-1}, C)$

\* C는 고정된 길이

#### RNN Encoder-Decoder

#### Decoder



Encoder

• 학습 후 사용하는 두 가지 방법

1. Seq 생성

: 입력 seq가 주어질 때 타겟 seq 생성

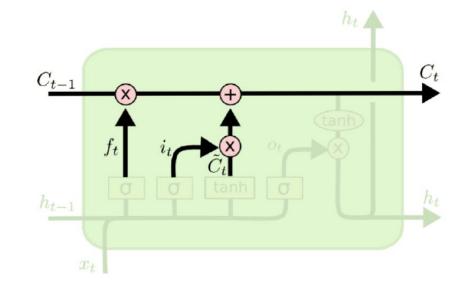
2. 점수 매기기 (Scoring)

: input과 output의 점수(번역 확률) 계산

## **LSTM**

: cell state 도입 for vanishing gradient 방지

- Forget gate :  $f_t$
- Input gate :  $i_t$  ,  $\widetilde{c_t}$
- Cell state
  - : 보존할 정보 계산
- Output gate
  - : cell state 반영한  $h_t$  계산



#### **Cell state**

# GRU(Gated Recurrent Unit)

- LSTM의 단순 변형
  - $f_t$ ,  $i_t$  가 아닌  $z_t$ ,  $(1-z_t)$  로
    - => Update gate

- cell state와 hidden state 합침
  - => 별도의 memory cell 가지지 않음

## GRU 수식

Reset gate

$$r_j = \sigma([W_r X]_j + [U_r h_{t-1}]_j)$$
$$\tilde{h}_j^t = \varphi([W X]_j + [U(r \odot h_{t-1})]_j)$$

Update gate

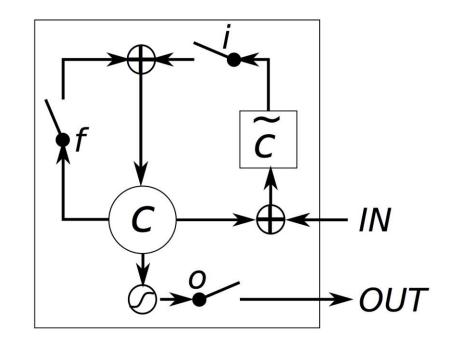
$$z_j = \sigma([W_z X]_j + [U_z h_{t-1}]_j)$$

• Hidden state 계산

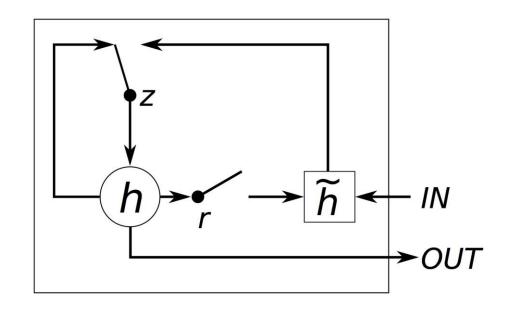
$$h_j^t = z_j h_j^{t-1} + (1 - z_j) \tilde{h}_j^t$$

## **GRU vs LSTM**

• GRU가 계산량 적고, 구현하기 쉬움



(a) Long Short-Term Memory



(b) Gated Recurrent Unit

# Scoring Phrase Pairs

Phrase table

① Rescore : 존재하는 phrase table에 new score 추가

② Replace : 존재하는 phrase table 교체 => expensive

- 학습 시 phrase pair의 빈도수 무시
  - 계산량 줄이기 위해
  - 단순히 빈도수만으로 학습하지 않다는 것을 보이기 위해
  - 존재하는 번역 확률이 이미 빈도수를 반영

#### Data and Baseline

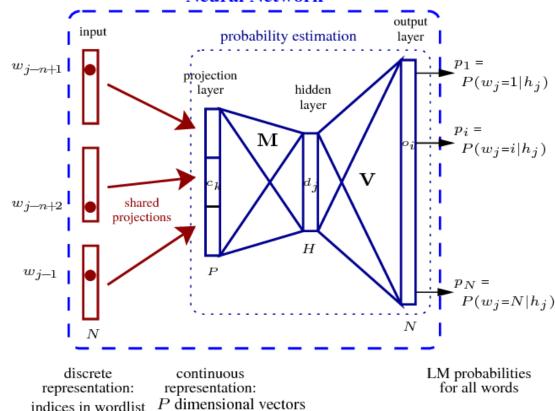
- WMT'14 English to French 사용
- Data selection
- baseline phrase-based SMT : Moses 기본 세팅

#### Combination

- Baseline
  - : Moses 기본 세팅
- Baseline + RNN
  - : RNN Encoder-Decoder 추가 적용
- Baseline + CSLM + RNN
  - : CSLM 추가 적용 (NN의 전통적인 방법)
- Baseline + CSLM + RNN + Word Penalty
  - : 모르는 단어에 penalty 적용

#### CSLM 구조

#### **Neural Network**



# Quantitative Analysis

Models	BLEU	
	dev	test
Baseline	30.64	33.30
RNN	31.20	33.87
CSLM + RNN	31.48	34.64
CSLM + RNN + WP	31.50	34.54

CSLM + RNN이 best!
 => 두 방법의 기여가 많이
 연관되지는 않는다

• WP 적용 시 dev 성능 올랐지만, test 성능은 떨어짐

• 짧은 phrases를 더 선호

#### => BLEU Score 짧은 phrase에서 높게 나옴

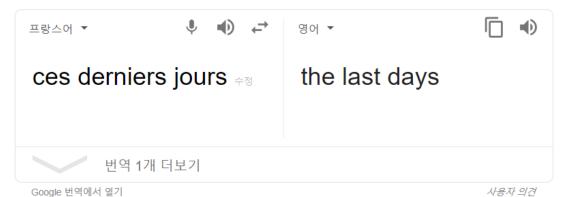
Translation Model	RNN Encoder–Decoder
[Secrétaire aux communications et aux trans-	[Secrétaire aux communications et aux trans-
ports :] [Secrétaire aux communications et aux	ports] [Secrétaire aux communications et aux
transports]	transports :]
[vestimentaire, ne correspondaient pas à des]	[n' ont pas respecté les] [n' était pas conforme
[susmentionnée n' était pas conforme aux]	aux] [n' ont pas respecté la]
[présentées n' étaient pas conformes à la]	
[© gions du monde .] [régions du monde con-	[parties du monde .] [les parties du monde .]
sidérées .] [région du monde considérée .]	[des parties du monde .]
[le petit texte .] [cours des tout derniers jours .]	[ces derniers jours .] [les derniers jours .] [cours
[les tout derniers jours .]	des derniers jours .]
[vendredi et samedi à la] [vendredi et samedi à]	[le vendredi et le samedi] [le vendredi et samedi]
[se déroulera vendredi et samedi ,]	[vendredi et samedi]
	[Secrétaire aux communications et aux transports :] [Secrétaire aux communications et aux transports] [vestimentaire , ne correspondaient pas à des] [susmentionnée n' était pas conforme aux] [présentées n' étaient pas conformes à la] [© gions du monde .] [régions du monde considérées .] [région du monde considérées .] [le petit texte .] [cours des tout derniers jours .] [les tout derniers jours .] [vendredi et samedi à la] [vendredi et samedi à]

(b) Long, rare source phrases

• 단순히 빈도수만으로 학습하는 것 아님

the past few days.	[le petit texte .] [cours des tout derniers jours .] [les tout derniers jours .]	[ces derniers jours .] [les derniers jours .] [cours des derniers jours .]
--------------------	--	--

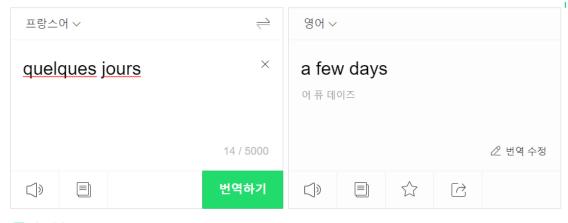


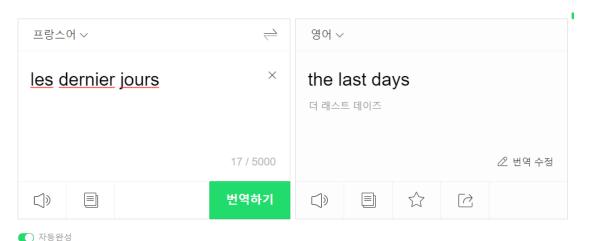


• 실제 phrase table 없이도 target phrase 잘 만든다.

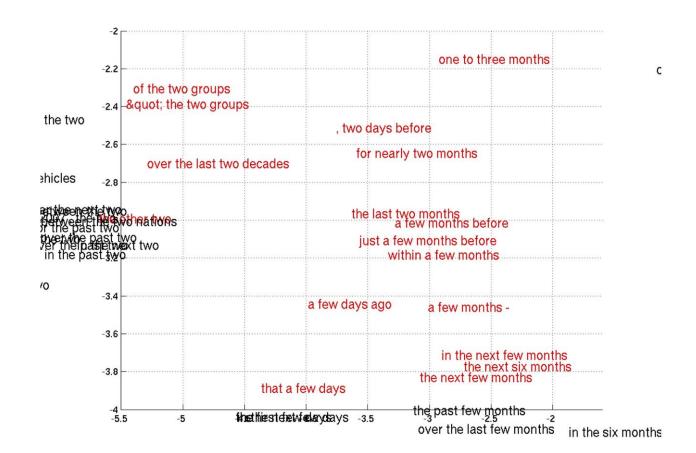
Source	Samples from RNN Encoder–Decoder	
, Minister of Communica-	[, ministre des communications et le transport] (×13)	
tions and Transport		
did not comply with the	[n' tait pas conforme aux] [n' a pas respect l'] ( $\times$ 2) [n' a pas respect la] ( $\times$ 3)	
parts of the world.	[arts du monde .] ( $\times$ 11) [des arts du monde .] ( $\times$ 7)	
the past few days.	[quelques jours .] ( $\times$ 5) [les derniers jours .] ( $\times$ 5) ces derniers jours .] ( $\times$ 2)	
on Friday and Saturday	[vendredi et samedi] ( $\times$ 5) [le vendredi et samedi] ( $\times$ 7) [le vendredi et le samedi] ( $\times$ 4)	

(b) Long, rare source phrases





• 의미적, 문법적으로 잘 표현



## Conclusion

- 가변 길이의 seq -> 가변 길이의 seq 학습
- Scoring a pair of seqs, Generating seq 가능
- 새로운 hidden unit 제시 (GRU)
- 언어의 규칙성 포착 => representation으로 활용 가능
- SMT에 사용된 기존 NN과 다소 orthogonal
- SMT 대체 가능성

# 감사합니다.