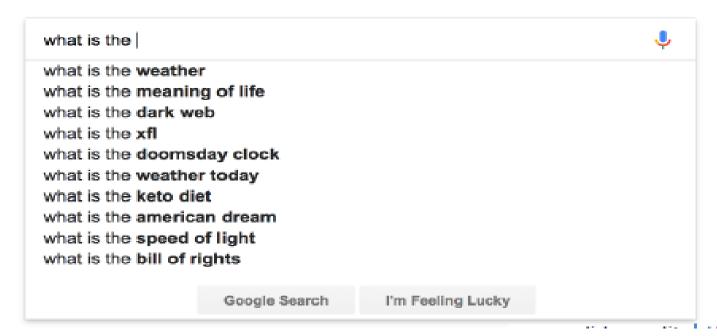
RNN 실습

● 구글





- 언어모델은 다음에 올 단어를 예측한다.
- 주어진 단어 시퀀스 x(1), x(2), ..., x(t)가 주어졌을 때, 다음 단어 x(t+1)의 출현 확률을 계산한다.

P(x(t+1)|x(t),..., x(1))

- 여기서 x(t+1)은 단어집 $V=\{w_1, ..., w_{|V|}\}$ 의 단어이다.
- 이러한 작업을 하는 시스템을 언어 모델이라 한다.

- 언어모델을 텍스트가 나올 확률을 계산하는 것으로도 생각할 수 있다.
- 예를 들어 어떤 텍스트 x(1), x(2), ..., x(T)가 있을 때, 이 텍스트가 나올 확률은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$P(\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(T)}) = P(\mathbf{x}^{(1)}) \times P(\mathbf{x}^{(2)} | \mathbf{x}^{(1)}) \times \dots \times P(\mathbf{x}^{(T)} | \mathbf{x}^{(T-1)}, \dots, \mathbf{x}^{(1)})$$

$$= \prod_{t=1}^{T} P(\mathbf{x}^{(t)} | \mathbf{x}^{(t-1)}, \dots, \mathbf{x}^{(1)})$$

- N그램: n그램이란 연속된 단어 덩어리이다.
- 예제: The students opened their _____
- 유니그램(unigram): the, students, opened, their
- 바이그램(bigram): the students, student opened, opened their
- 트라이그램(trigram): the students opened, students opened their
- 4그램: the students opened their
- 상이한 n그램이 어떤 빈도로 출현하는 지에 대한 통계량을 구하고 이를 이용해서 다음 단어를 예측한다.

● 고전적 n그램 언어모델: x(t+1)이 이전의 n-1 단어에 의해 결정된다.

$$P(oldsymbol{x}^{(t+1)}|oldsymbol{x}^{(t)},\ldots,oldsymbol{x}^{(1)}) = P(oldsymbol{x}^{(t+1)}|oldsymbol{x}^{(t)},\ldots,oldsymbol{x}^{(t-n+2)})$$
 (assumption)

prob of a n-gram
$$= P(\boldsymbol{x}^{(t+1)}, \boldsymbol{x}^{(t)}, \dots, \boldsymbol{x}^{(t-n+2)})$$
 (definition of conditional prob)

$$pprox rac{\mathrm{count}(oldsymbol{x}^{(t+1)},oldsymbol{x}^{(t)},\ldots,oldsymbol{x}^{(t-n+2)})}{\mathrm{count}(oldsymbol{x}^{(t)},\ldots,oldsymbol{x}^{(t-n+2)})}$$
 (statistical approximation)

● 예제: 4그램 언어모델

```
discard

condition on this
```

```
P(\boldsymbol{w}|\text{students opened their}) = \frac{\text{count}(\text{students opened their }\boldsymbol{w})}{\text{count}(\text{students opened their})}
```

- 예를 들어 우리의 데이터베이스에서
- "students opened their"가 1000번 나오고,
- "students opened their books"가 400번 나오면,
- -> P(books|students opened their)=0.4
- "students opened their exams"가 100번 나오면,
- -> P(exams|students opened their)=0.1
- ※ 만약 procter를 버리지 않았으면 더 추론하기 쉬웠을 것이다.

,

● 신경망 모델의 등장 (고정 윈도우)

output distribution

$$\hat{\boldsymbol{y}} = \operatorname{softmax}(\boldsymbol{U}\boldsymbol{h} + \boldsymbol{b}_2) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

hidden layer

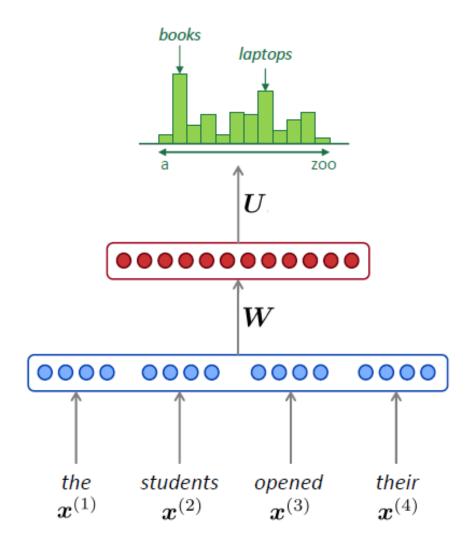
$$\boldsymbol{h} = f(\boldsymbol{W}\boldsymbol{e} + \boldsymbol{b}_1)$$

concatenated word embeddings

$$e = [e^{(1)}; e^{(2)}; e^{(3)}; e^{(4)}]$$

words / one-hot vectors

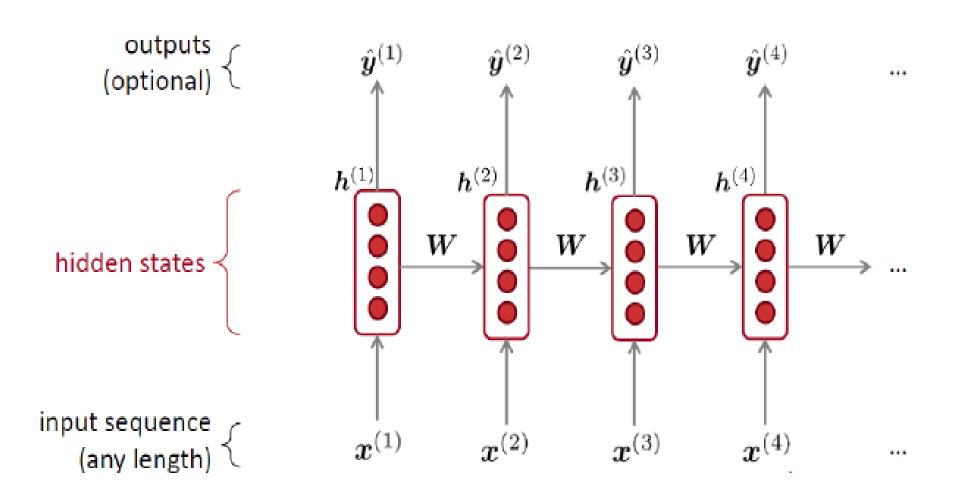
$$\boldsymbol{x}^{(1)}, \boldsymbol{x}^{(2)}, \boldsymbol{x}^{(3)}, \boldsymbol{x}^{(4)}$$



- 신경망 모델의 등장 (고정 윈도우)의 문제
- 고정 윈도우는 너무 작다.
- 장기 의존성을 반영할 수 없다.
- 윈도우는 클수록 좋다. -> 하지만 너무 많은 파라미터

=> 어떤 길이의 입력도 처리할 수 있는 신경망 구조의 필요성

● 순환신경망: 동일한 W가 반복적으로 적용



A Simple RNN Language Model

 $\hat{y}^{(4)} = P(x^{(5)}|\text{the students opened their})$

books

 \boldsymbol{E}

opened

 $x^{(3)}$

laptops

ZOO

 \boldsymbol{U}

 \boldsymbol{E}

their

 $x^{(4)}$

 $h^{(4)}$

output distribution

$$\hat{\boldsymbol{y}}^{(t)} = \operatorname{softmax}\left(\boldsymbol{U}\boldsymbol{h}^{(t)} + \boldsymbol{b}_2\right) \in \mathbb{R}^{|V|}$$

hidden states

$$\boldsymbol{h}^{(t)} = \sigma \left(\boldsymbol{W}_h \boldsymbol{h}^{(t-1)} + \boldsymbol{W}_e \boldsymbol{e}^{(t)} + \boldsymbol{b}_1 \right)$$

 $h^{(0)}$ is the initial hidden state

$\boldsymbol{h}^{(1)}$ $\boldsymbol{h}^{(2)}$ $\boldsymbol{h}^{(3)}$ $h^{(0)}$ W_h W_h W_h W_h W_e $oldsymbol{W}_e$ $m{W}_e$

 \boldsymbol{E}

students

 $\boldsymbol{x}^{(2)}$

word embeddings

$$\boldsymbol{e}^{(t)} = \boldsymbol{E} \boldsymbol{x}^{(t)}$$

$$\boldsymbol{x}^{(t)} \in \mathbb{R}^{|V|}$$

words / one-hot vectors

Note: this input sequence could be much longer, but this slide doesn't have space!

the

 $\boldsymbol{x}^{(1)}$

- RNN의 이점
- 어떤 길이의 입력도 처리 가능
- 많은 스텝의 정보를 처리
- 입력이 길어져도 모델 크기가 증가하지 않음
- 동일한 가중치가 매 스텝에서 반복 적용되므로, 입력의 처리의 대칭성 유지
- RNN의 문제점
- 계산이 매우 느리다.
- 실제로 많은 스텝에서 정보를 처리하는 것은 힘들다.

텐서플로우 2

● RNN 언어모델

https://www.tensorflow.org/tutorials/text/text_generation