# 자연어 처리 딥러닝

다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

I'm becoming an AI \_\_\_\_\_.

- 1. were 2. expert
- 3. special 4. going

다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

I'm becoming an AI \_\_\_\_\_.

1. were 2. expert

3. special 4. going

### 다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

1. were 2. expert

3. special 4. going

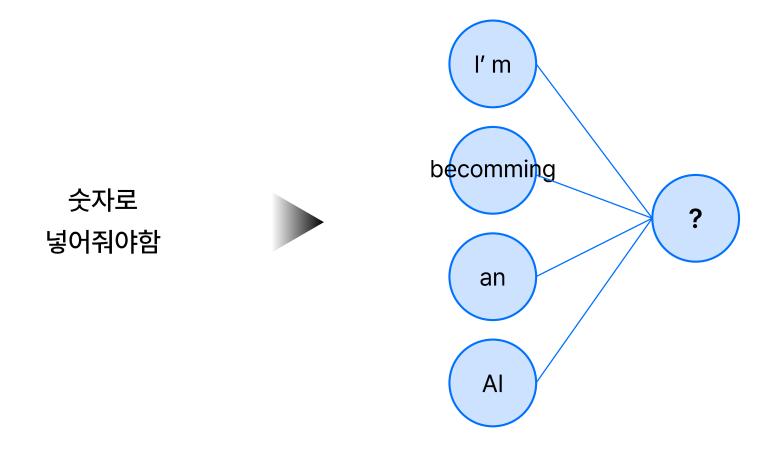
영어문장1 --- 빈칸에 들어갈 단어1

영어문장2 ── 빈칸에 들어갈 단어2

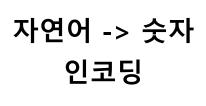
영어문장3 ── 빈칸에 들어갈 단어3

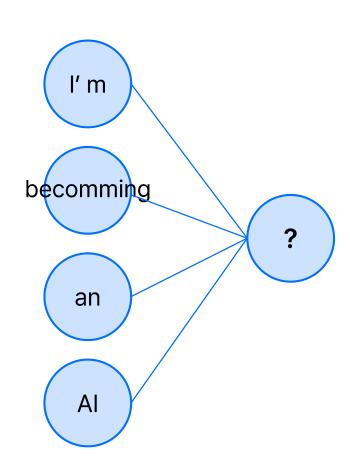
•••

I'm becoming an AI \_\_\_\_\_.



I'm becoming an AI \_\_\_\_\_.

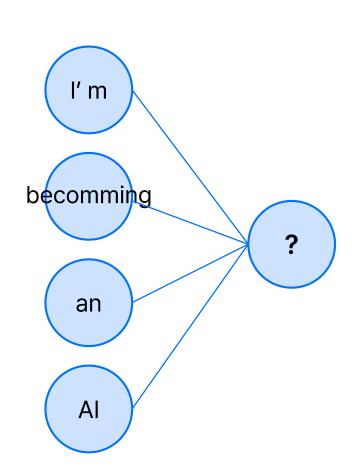




### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.



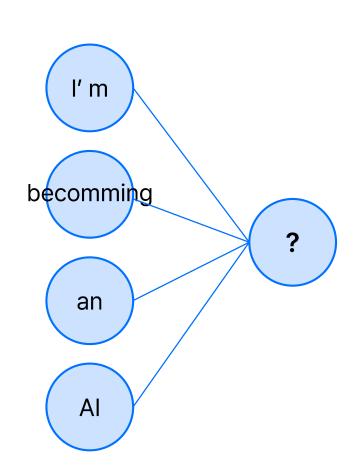
I'm 0000 becoming 0000 an 0000 Al 0000



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.



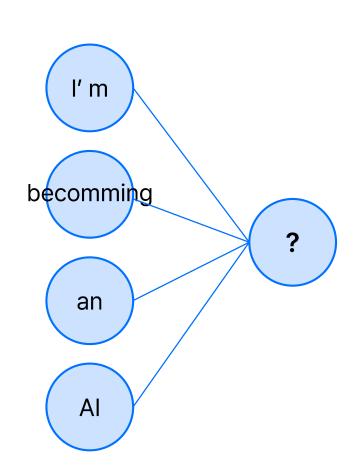
I'm 1000 becoming 0000 an 0000 Al 0000



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

원 핫 인코딩

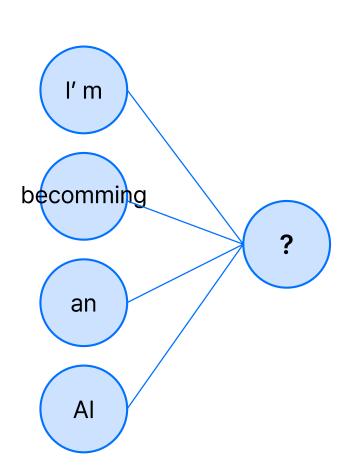
I'm 1000 becoming 0100 an 0000 Al 0000



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

원 핫 인코딩

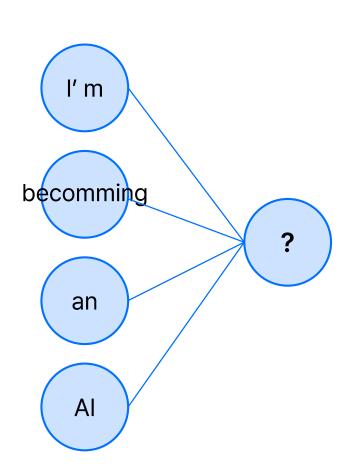
I'm 1000 becoming 0100 an 0010 Al 0000



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

원 핫 인코딩

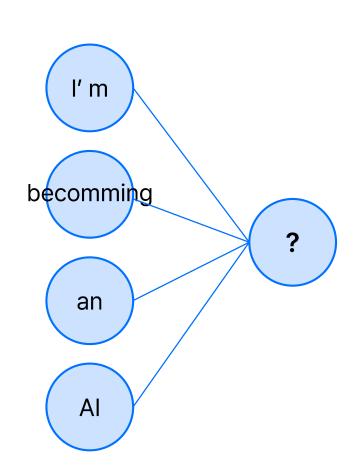
I'm 1000 becoming 0100 an 0010 Al 0001



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.



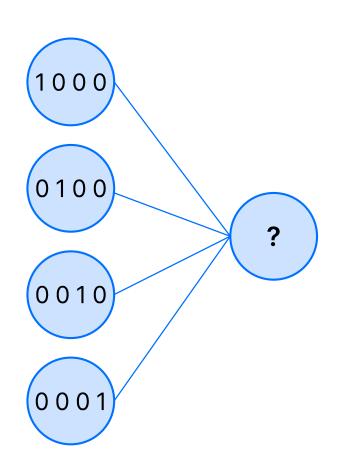
I'm 1000 becoming 0100 an 0010 Al 0001



### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

원 핫 인코딩

I'm 1000 becoming 0100 an 0010 Al 0001



were 1.5%

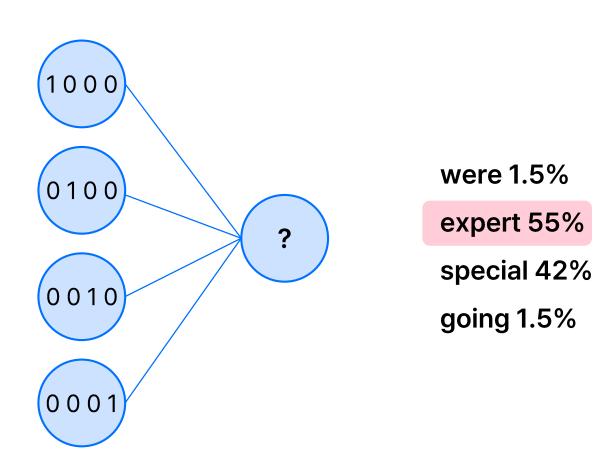
expert 55%

special 42%

**going 1.5%** 

### I'm becoming an Al \_\_\_\_\_.

자연어는 순서가 중요함

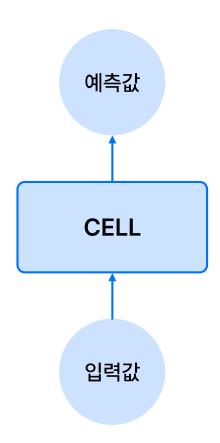


## 순서를 기억하는 것에 중점을 둔 모델들

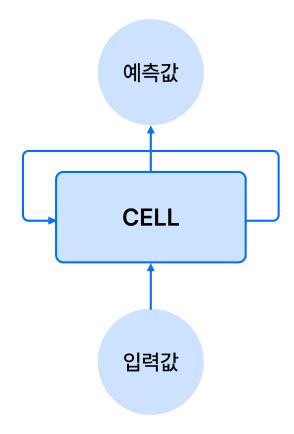
## RNN

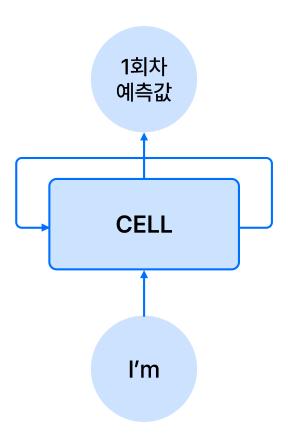
(Recurrent Neural Network)

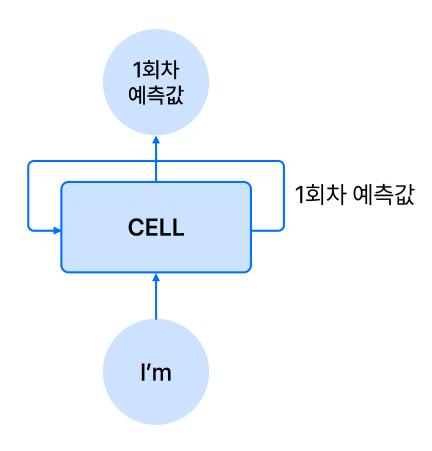
기존 모델

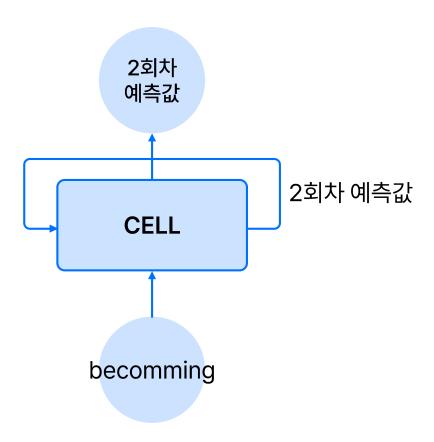


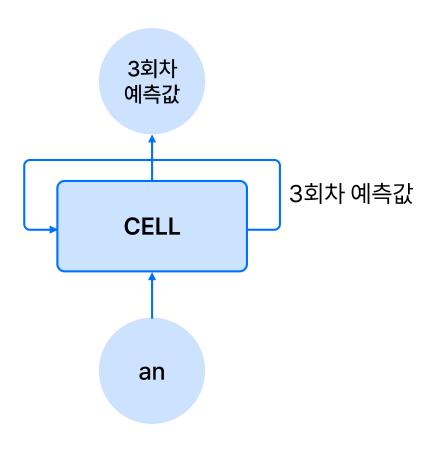
RNN

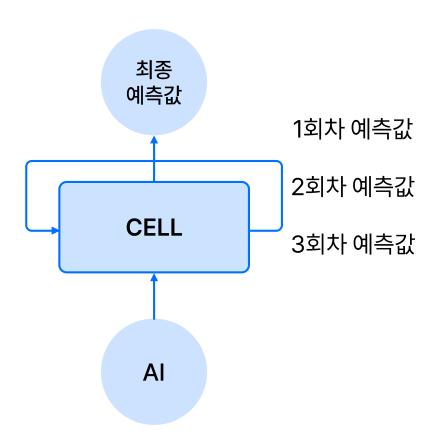


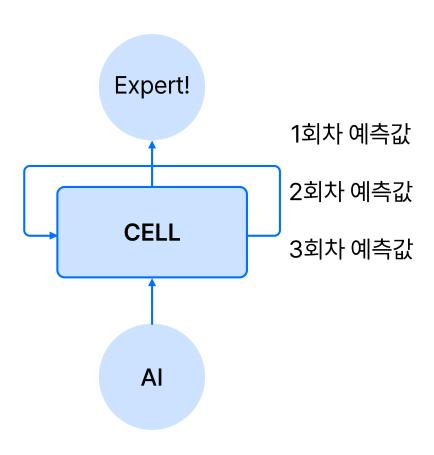


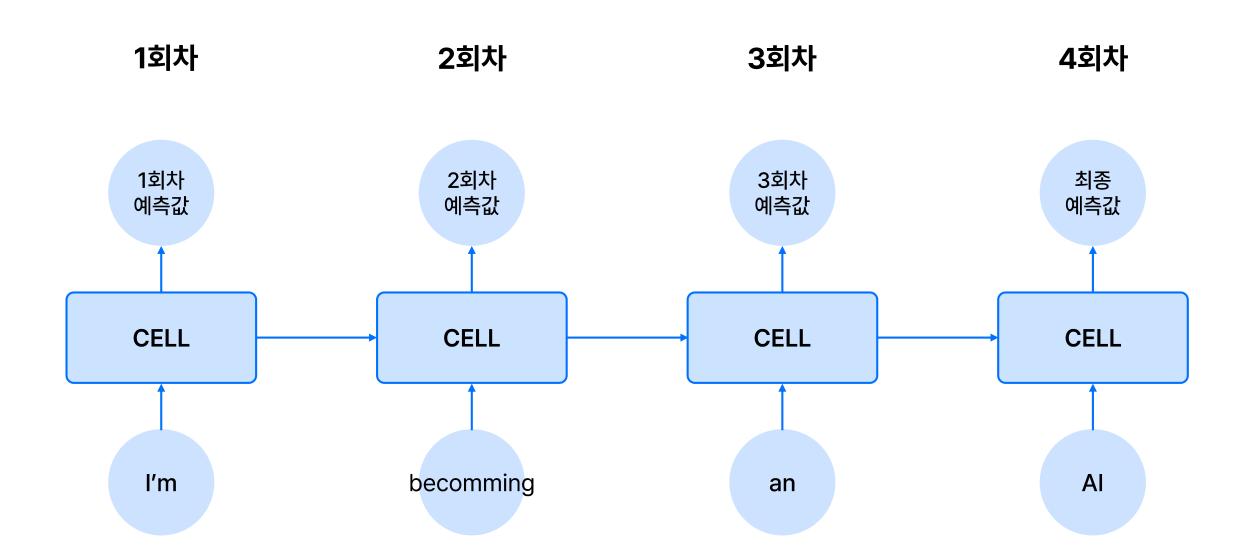








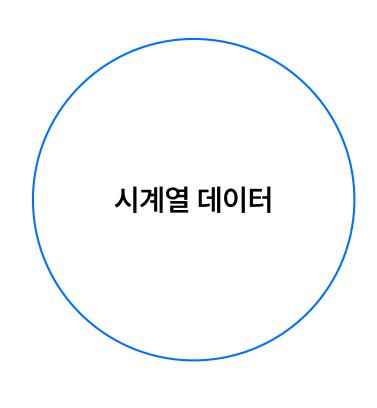




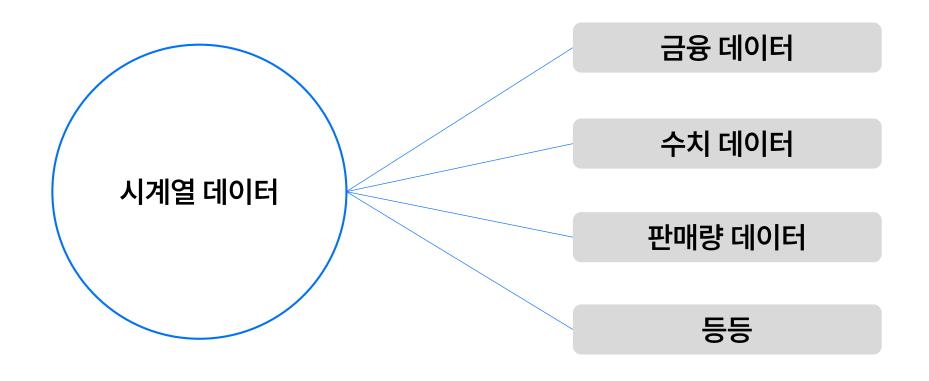
## RNN 구조는 순서가 있는 데이터에 많이 사용됩니다

자연어, 시계열 데이터

RNN 구조는 순<mark>서가 있는 데이터에 많</mark>이 사용됩니다



순서, 시간 등의 순차적인 정보가 들어가 있는 데이터



다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

탄수화물을 많이 먹으면

1. 근육 2. 스트레스

3. 지방

다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

탄수화물을 많이 먹으면 \_\_\_\_이 늘어난다.

- 1. 근육 2. 스트레스
- 3. 지방

다음 중 \_\_\_\_ 안에 들어갈 단어는 무엇일까요?

탄수화물을 많이 먹으면 \_\_\_\_이 늘어난다.

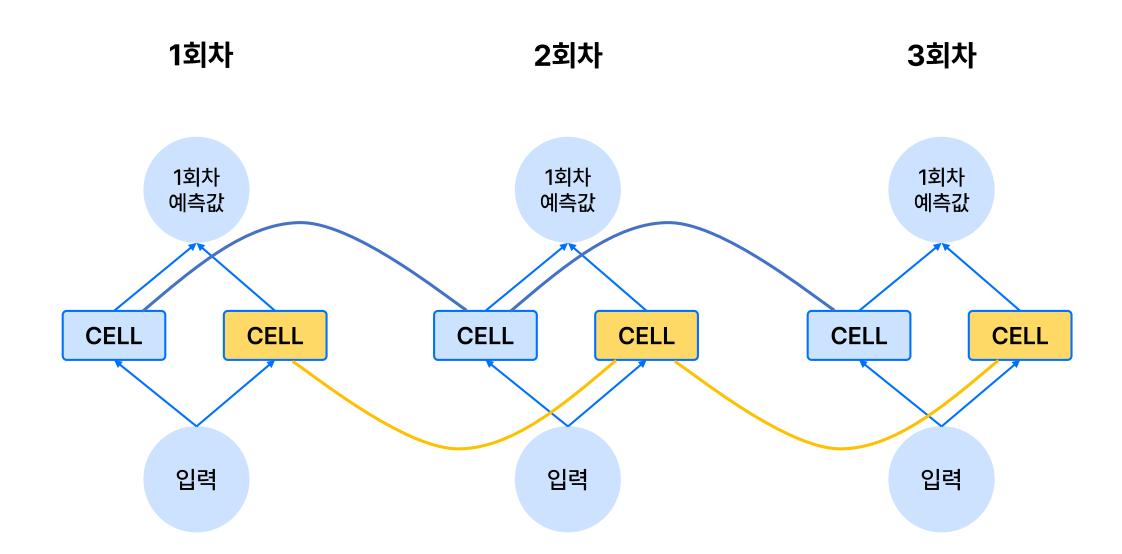
- 1. 근육 2. 스트레스
- 3. 지방

### **BRNN**

(Bidirectional Recurrent Neural Network)

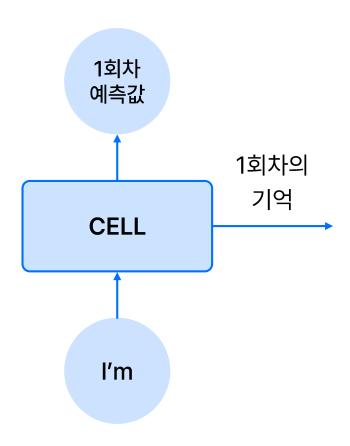
과거 시점과 미래 시점을 모두 고려

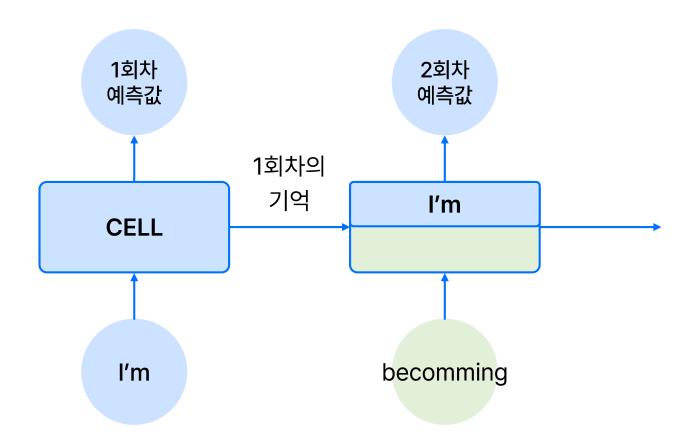
현재 시점의 예측을 더욱 정확하게 만듦

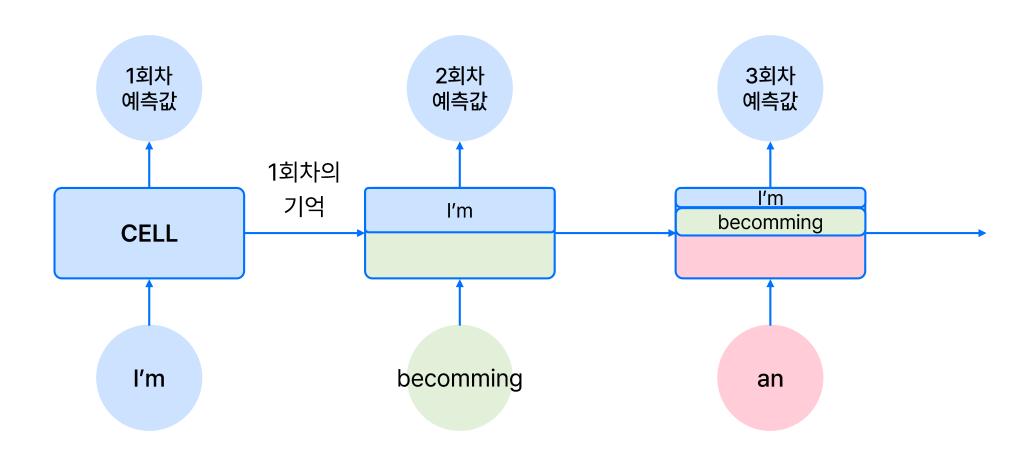


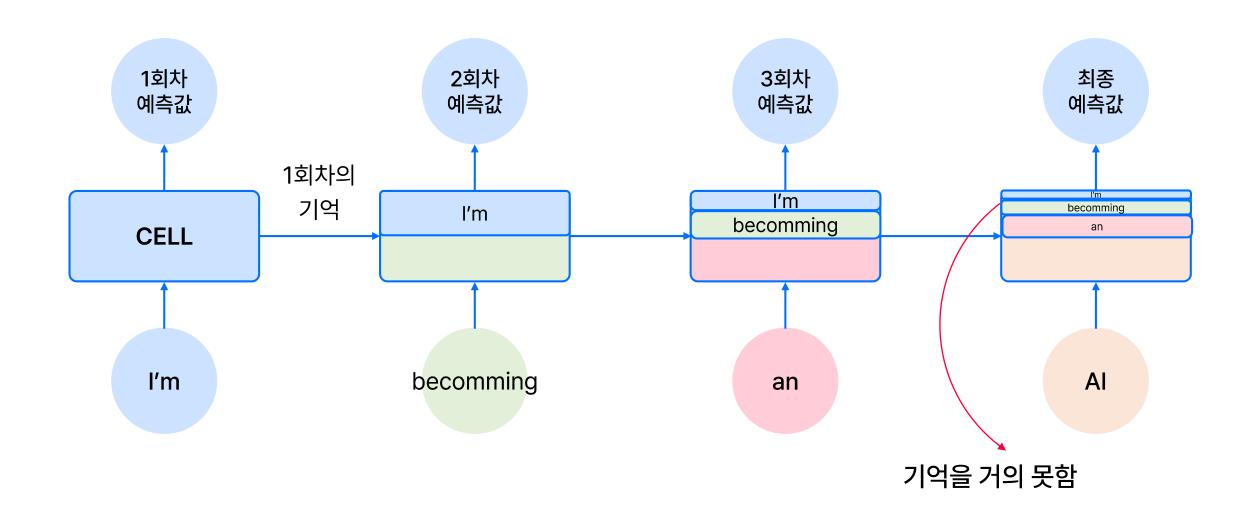
## RNN 구조의 문제점

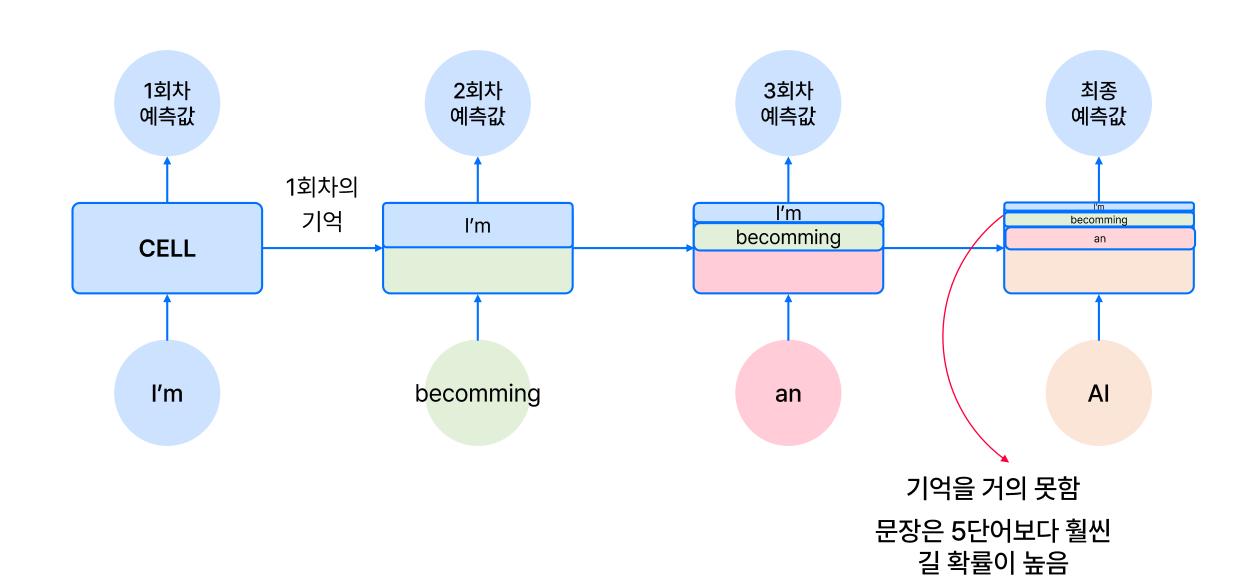
## RNN구조의 문제점











내가 이번에 일본 교토 여행을 다녀왔는데 건물도 너무 예쁘고 먹을 것도 맛있게 잘 먹었어. 그런데 갑자기 부모님한테 전화가 온거야. 지금 어디냐고 묻더라구 그래서 나는 말했지. 저 여행왔는데요. 여기 \_\_\_ 에요.

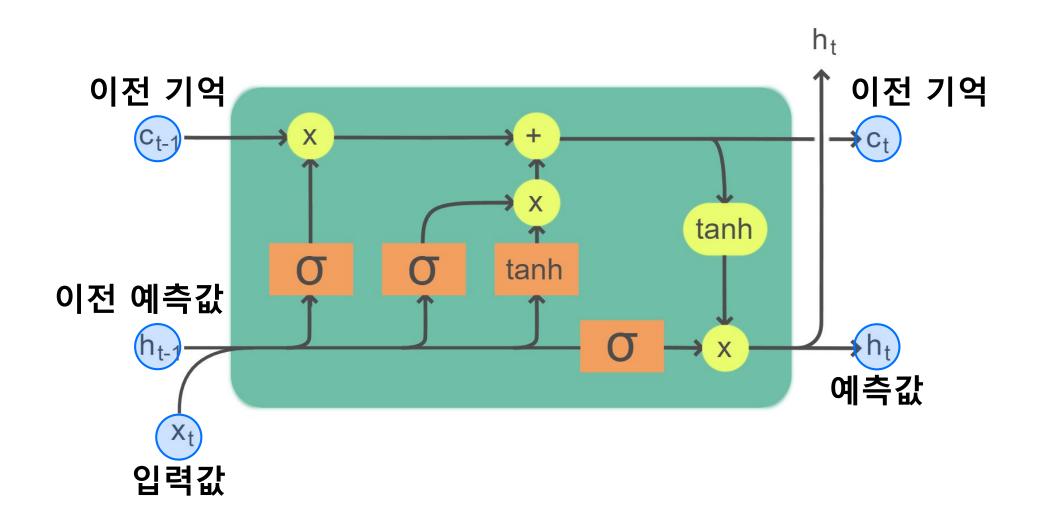
내가 이번에 일본 교토 여행을 다녀왔는데 건물도 너무 예쁘고 먹을 것도 맛있게 잘 먹었어. 그런데 갑자기 부모님한테 전화가 온거야. 지금 어디냐고 묻더라구 그래서 나는 말했지. 저 여행왔는데요. 여기 일본 교토 에요.

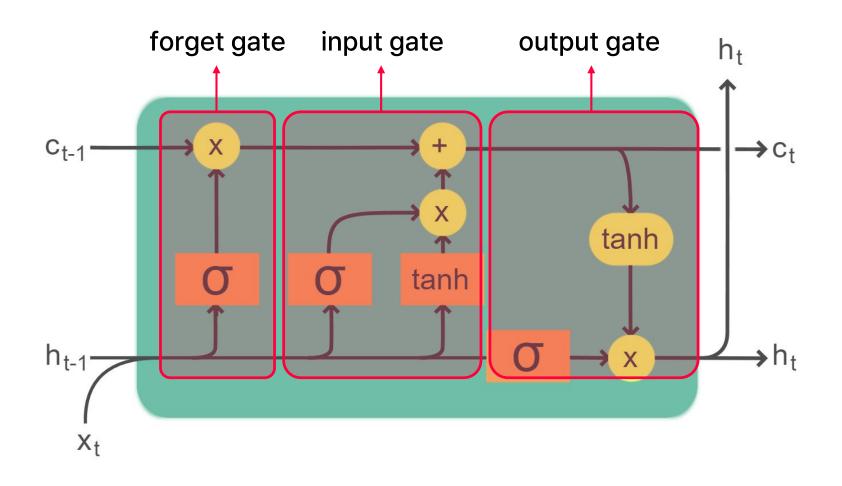
내가 이번에 일본 교토 여행을 다녀왔는데 건물도 너무 예쁘고 먹을 것도 맛있게 잘 먹었어. 그런데 갑자기 부모님한테 전화가 온거야. 지금 어디냐고 묻더라구 그래서 나는 말했지. 저 여행왔는데요. 여기 ????? 에요.

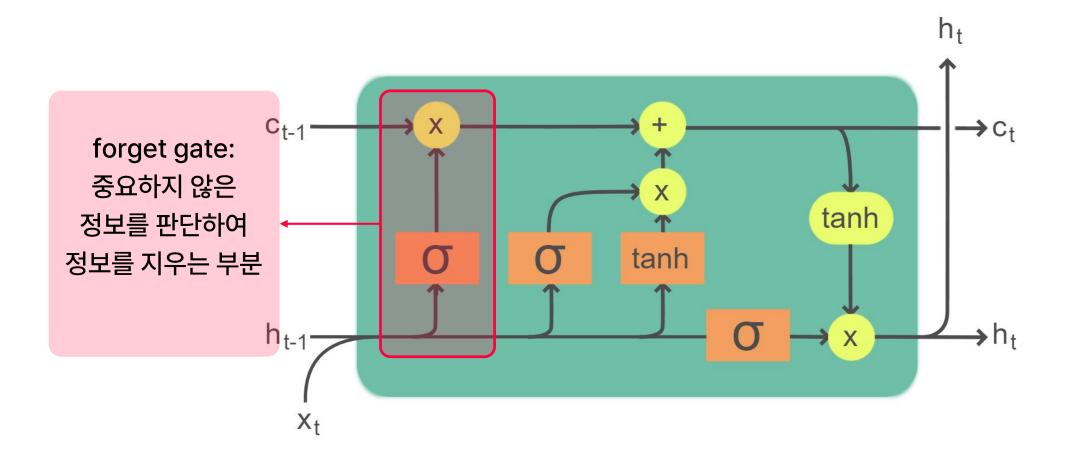
# RNN이 충분한 기억력을 가지고 있지 않다면, 예측이 어려움

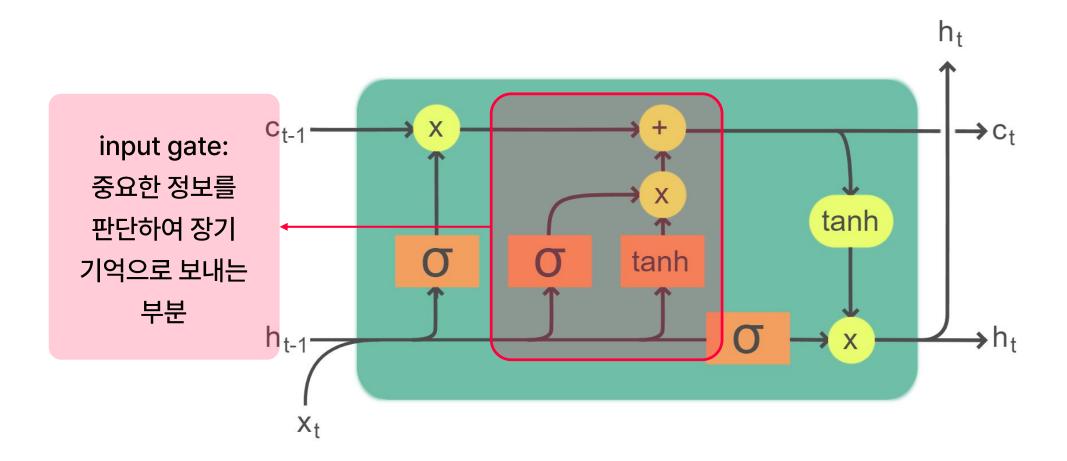
# Long Term dependency Problem (장기 의존성 문제)

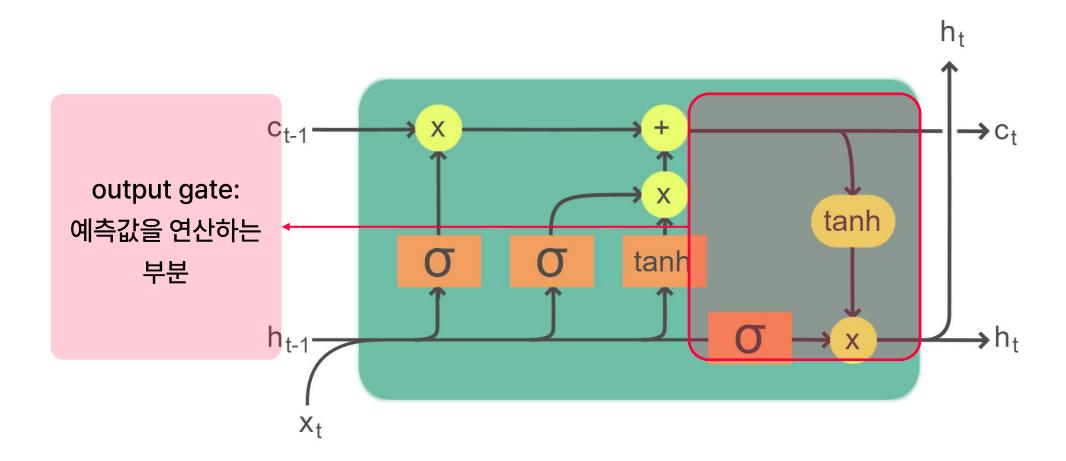
# LSTM(Long Short Term Memory) 모델

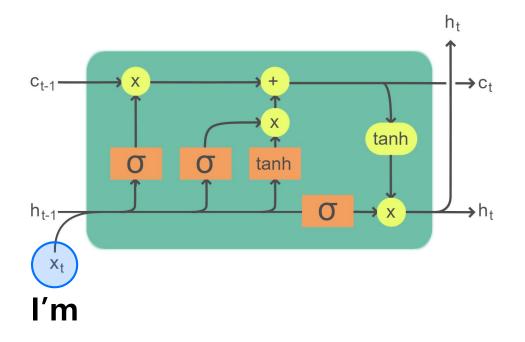


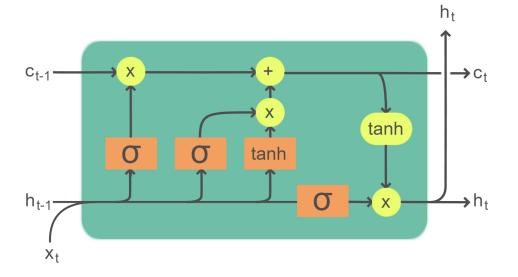




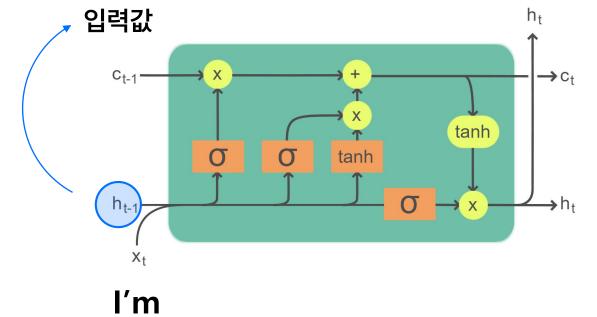


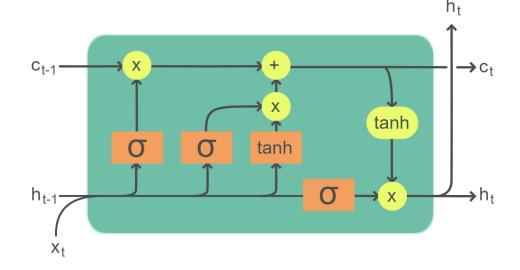


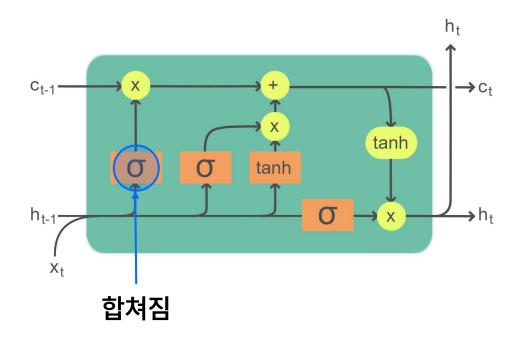


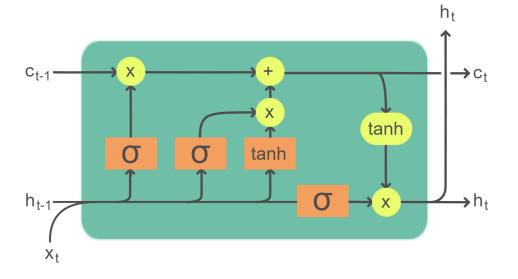


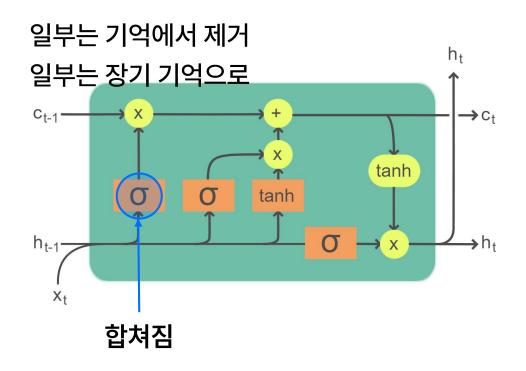
#### 이전에서 연산한

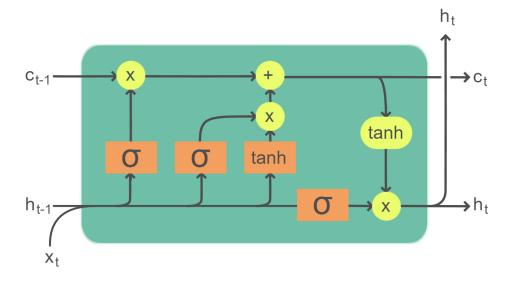


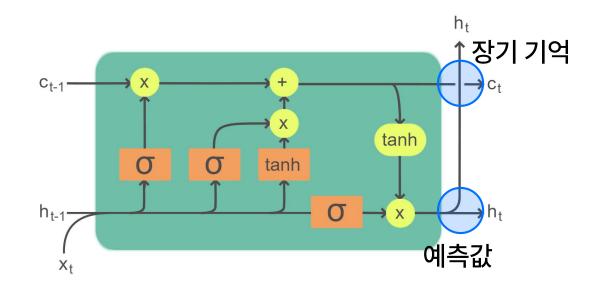


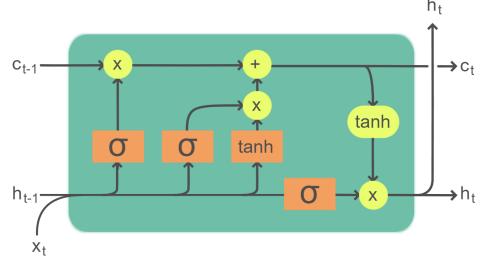


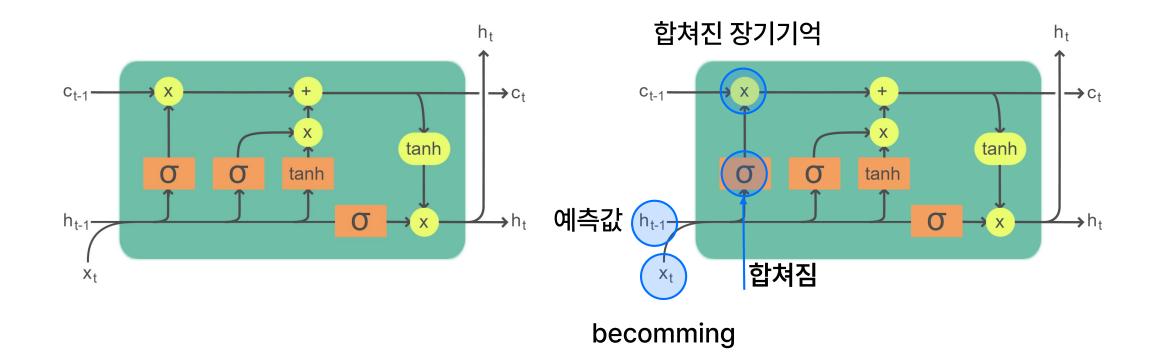


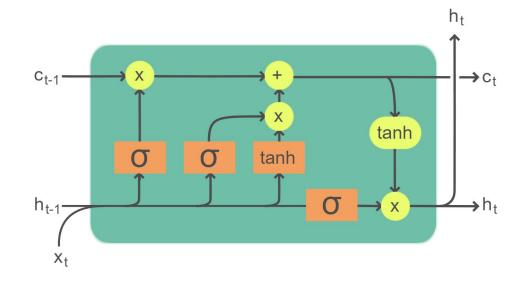


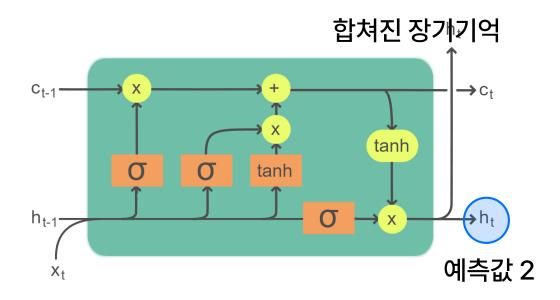






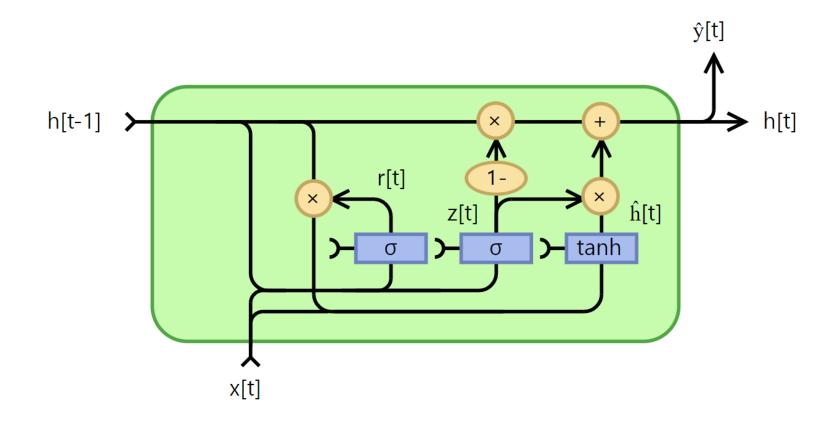




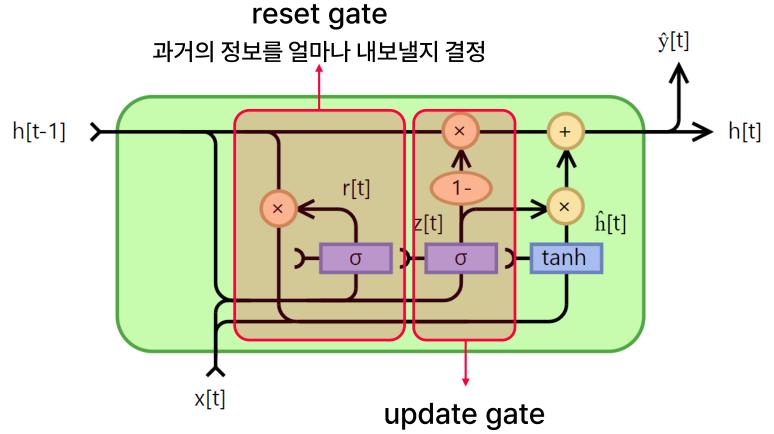


# GRU(Gated Recurrent Unit) 모델

# LSTM을 단순화한 GRU(Gated recurrent unit)



## LSTM을 단순화한 GRU(Gated recurrent unit)



과거 정보와 현재 정보를 얼마나 반영할지 결정

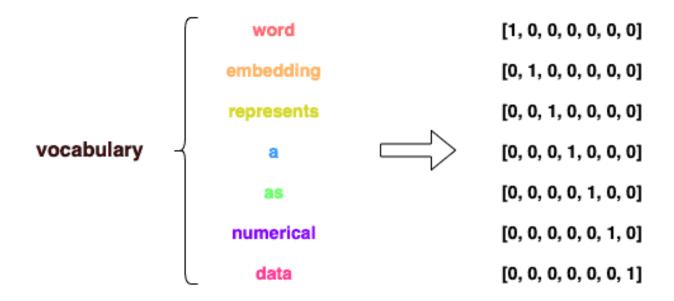
#### GRU의 구조

#### GRU 특징

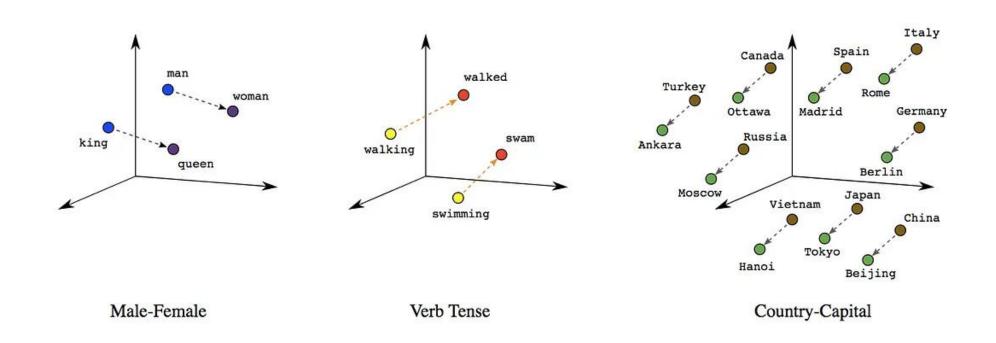
- 일반적으로 LSTM보다 학습 속도가 더 빠름
- 많은 평가 지표에서 LSTM과 비슷한 성능을 보임
- 그러나, LSTM에서 최적의 하이퍼파라미터를 찾았다면, 굳이 모델을 변경할 필 요는 없음

### 텍스트를 모델이 이해할 수 있도록 숫자로 바꿔주는 작업

Sentence: Word embedding represents a word as numerical data.



## 벡터형태이므로 좌표공간에 나타낼 수 있음



## Sparse embedding vs Dense embedding

#### Sparse Embedding

- •대부분의 값이 0, 몇몇 위치만 1인 벡터로 표현
- •문장에 나오는 단어의 빈도를 기준으로 벡터를 만든다.
- •tf-idf, BM25 등
- 겹치는 단어가 있다면 유사도가 높게 나오겠지만 단어간 의미적인 관계를 포착하지 못한다.

#### Dense Embedding

- •의미를 나타내는 실수 값들로 이루어진 벡터로 표현
- BERT와 같은 Pretrained Language Model이 주로 사용

## Sparse embedding vs Dense embedding

"아이들이 공원에서 놀고 있다."

"어린이들이 파크에서 뛰어놀고 있어."

- •Sparse Embedding을 하면
  - •위 2개 문장을 전혀 다르게 봄
- Dense Embedding을 하면
  - •위 2개 문장의 유사도가 매우 높게 나옴

따라서 요즘에는 Dense Embedding을 사용하는 추세



Q&A