## LSTM 이론

https://youtu.be/90JRQOhE8Ak





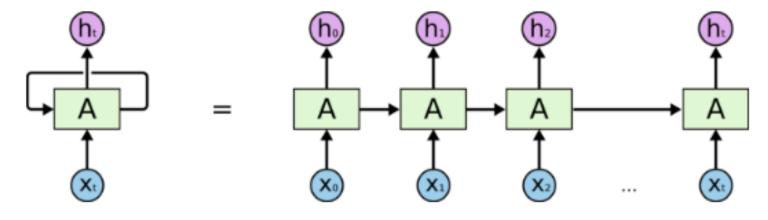
#### Contents

RNN이란

LSTM이란



- 순환신경망 (Recurrent Neural Network)
  - 순서를 가지고 있는 데이터를 위한 모델



An unrolled recurrent neural network.



• 구조  $h_{t+1}$  $h_t$  $h_{t+2}$ tanh Activation Activation Activation  $h_t = f(Ux_t + Wh_{t-1})$ W U  $h_{t-1}$  $h_t = f(W[h_{t-1}, x_t])$  $X_{t+1}$  $X_{\mathsf{t}}$  $X_{t+2}$ 

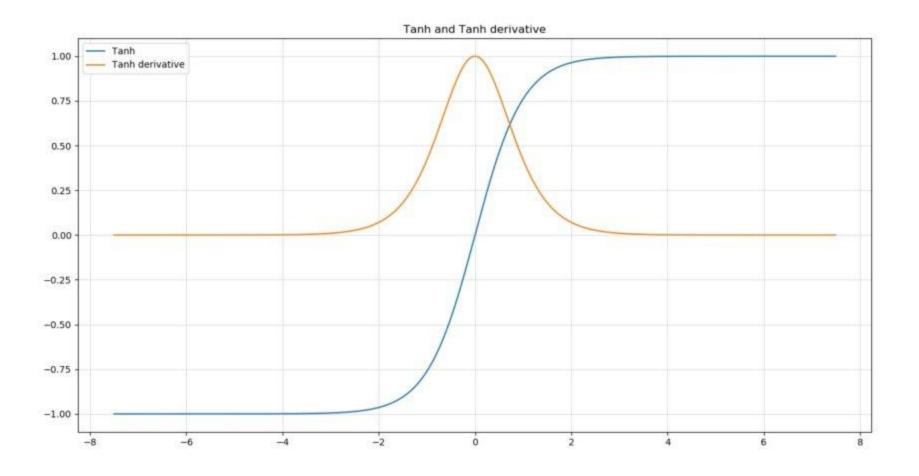


- 문제점
- Vanishing Gradient Problem

```
\begin{aligned} &h_t = tanh(W[h_{t-1}, \, x_t]) \\ &h_{t-1} = tanh(W[h_{t-2}, \, x_{t-1}]) \\ &h_{t-2} = tanh(W[h_{t-3}, \, x_{t-2}]) \end{aligned} -> h_t = tanh(W[tanh(..tanh(..ht-3)), \, x_t])
```

So many tanh(x)!

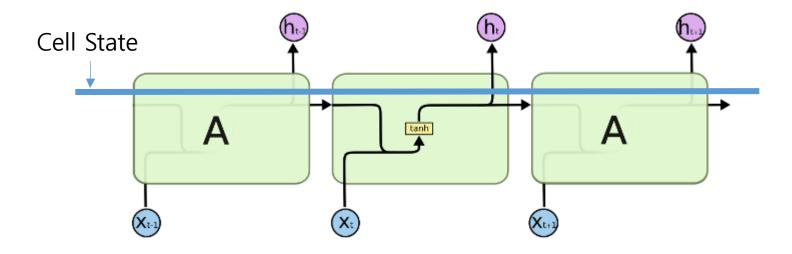






## LSTM이란

• 해결책

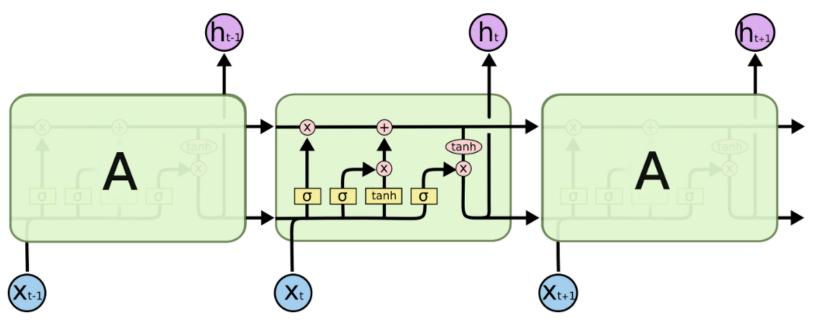


정보를 다음 스텝으로 흘려보내기 위한 Cell State 사용!' + 정보를 가공하기 위한 gate 사용!



## LSTM이란

Long Short Term Memory

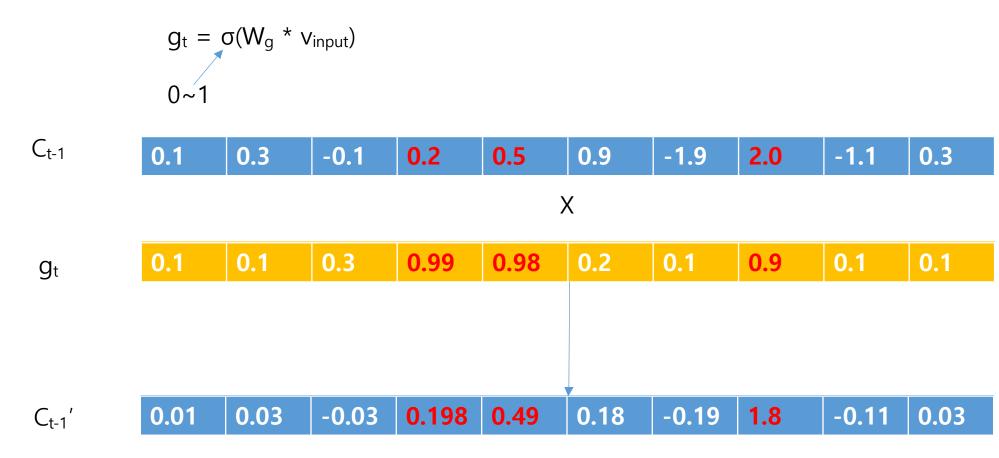


LSTM에 들어있는 4개의 상호작용하는 레이어가 있는 반복되는 모듈



## LSTM이란

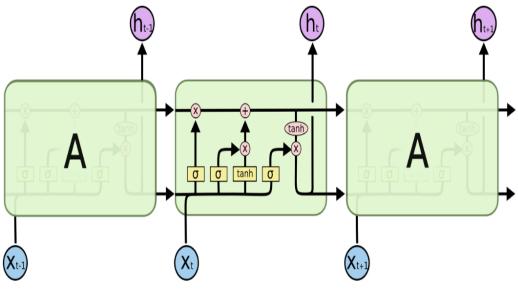
#### • 게이트





#### • 과정

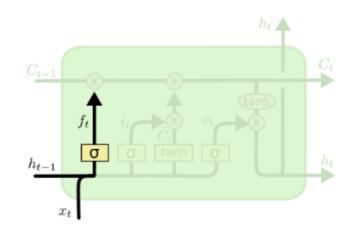
- 1. Ct-1에서 불필요한 정보를 지운다.
- 2. 새로운 인풋 x<sub>t</sub>와 h<sub>t-1</sub>을 보고 C<sub>t-1</sub>에 중요한 정보를 넣는다.
- 3. 위 과정을 통해 C<sub>t</sub>를 만든다.
- 4. Ct를 적절히 가공해 해당 t에서의 ht를 만든다.
- 5. Ct와 ht를 다음 스텝 t+1에 전달한다.



LSTM에 들어있는 4개의 상호작용하는 레이어가 있는 반복되는 모듈



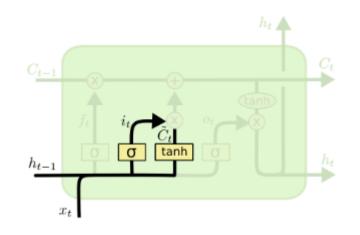
- Forget gate
  - 1. C<sub>t-1</sub>에서 불필요한 정보를 지운다.



$$f_t = \sigma \left( W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f \right)$$

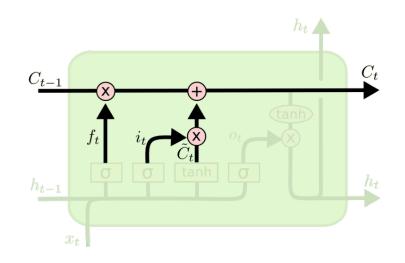


- Input gate
- 2. 새로운 인풋 x<sub>t</sub>와 h<sub>t-1</sub>을 보고 C<sub>t-1</sub>에 중요한 정보를 넣는다.



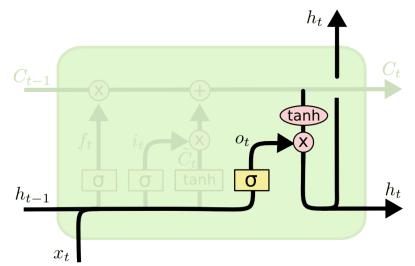
$$i_t = \sigma \left( W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i \right)$$
  
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

3. 위 과정을 통해 Ct를 만든다.



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

- Output gate
  - 4. Ct를 적절히 가공해 해당 t에서의 ht를 만든다.
  - 5. Ct와 ht를 다음 스텝 t+1에 전달한다.



$$o_t = \sigma (W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
$$h_t = o_t * \tanh (C_t)$$



# Q&A

