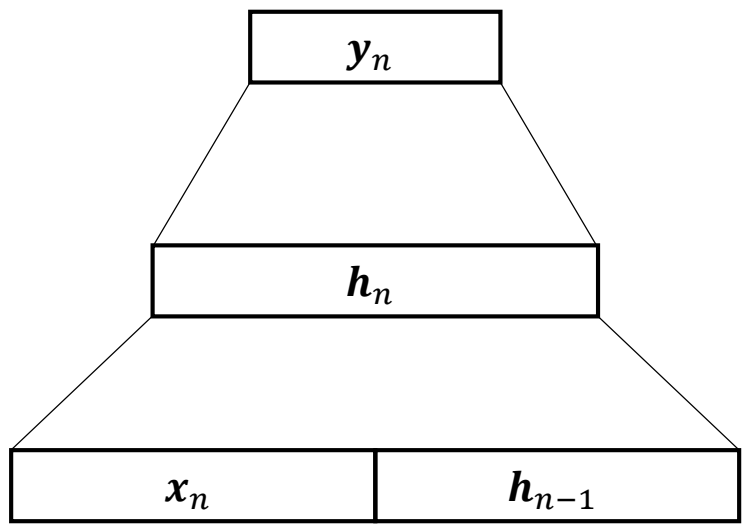
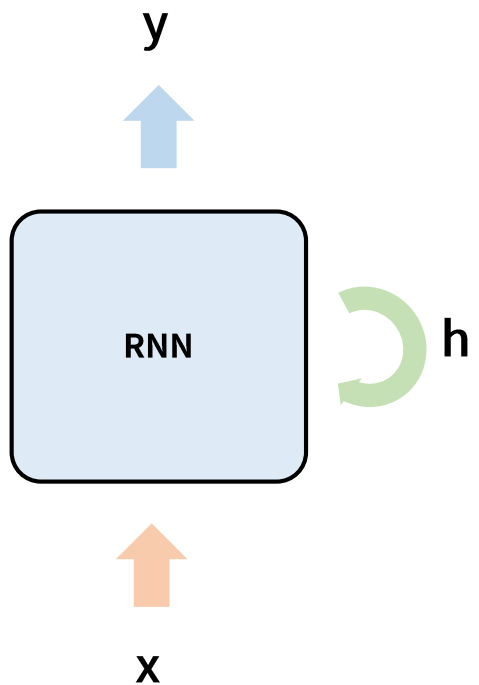


Chapter 06. 순환 신경망(RNN)

STEP2.

심화 순환 신경망의 수식적 이해

순환 신경망 RNN

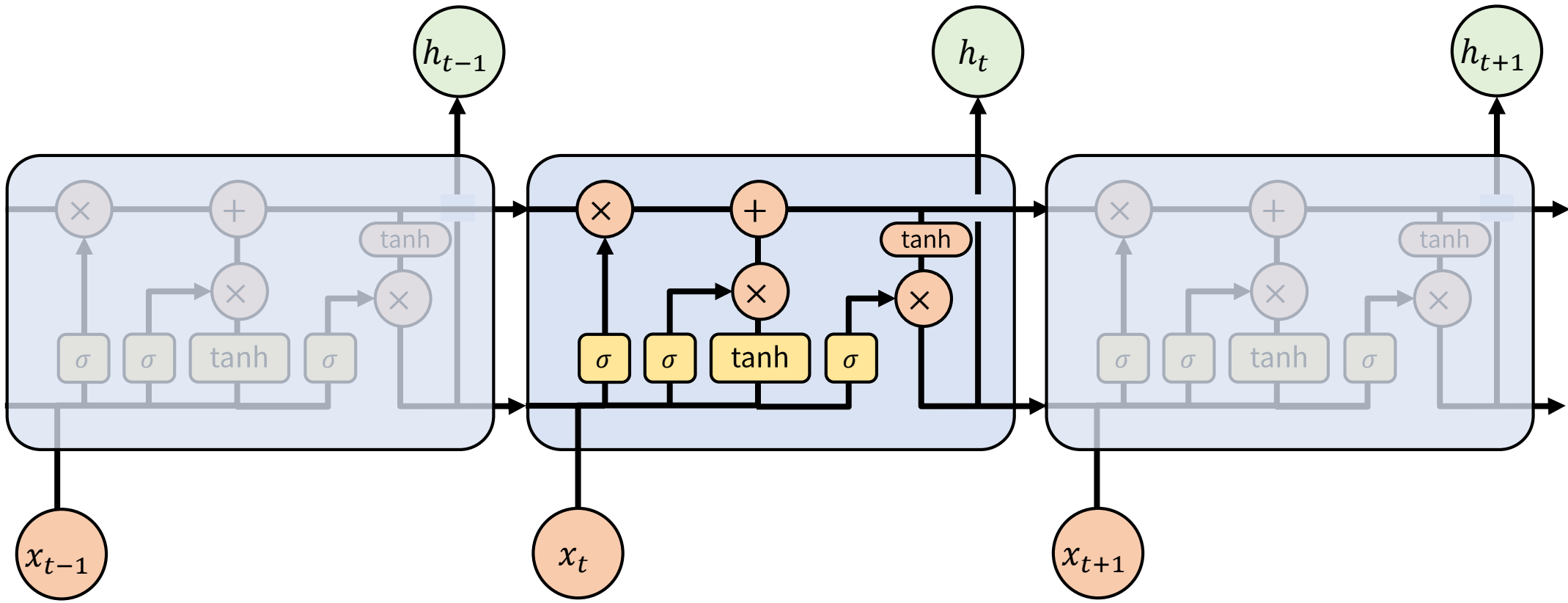


$$y_n = \tanh(W_o h_n + b_o)$$

$$h_n = \tanh(W_x x_n + W_h h_{n-1} + b_{in})$$

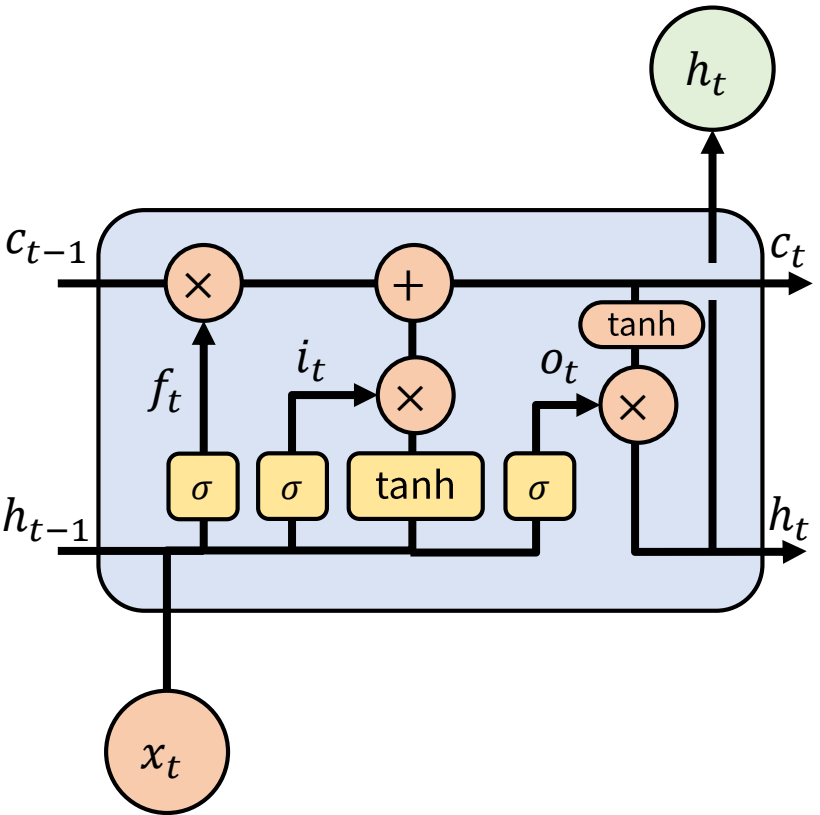
바닐라 RNN의 수식은 이전에 간단하게 다루었다. 이제 LSTM과 GRU도 수식으로 접근해 보자.

LSTM



기억을 떠올려 보자. Cell state, hidden state, forget gate, input gate, output gate ...

LSTM 수식



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

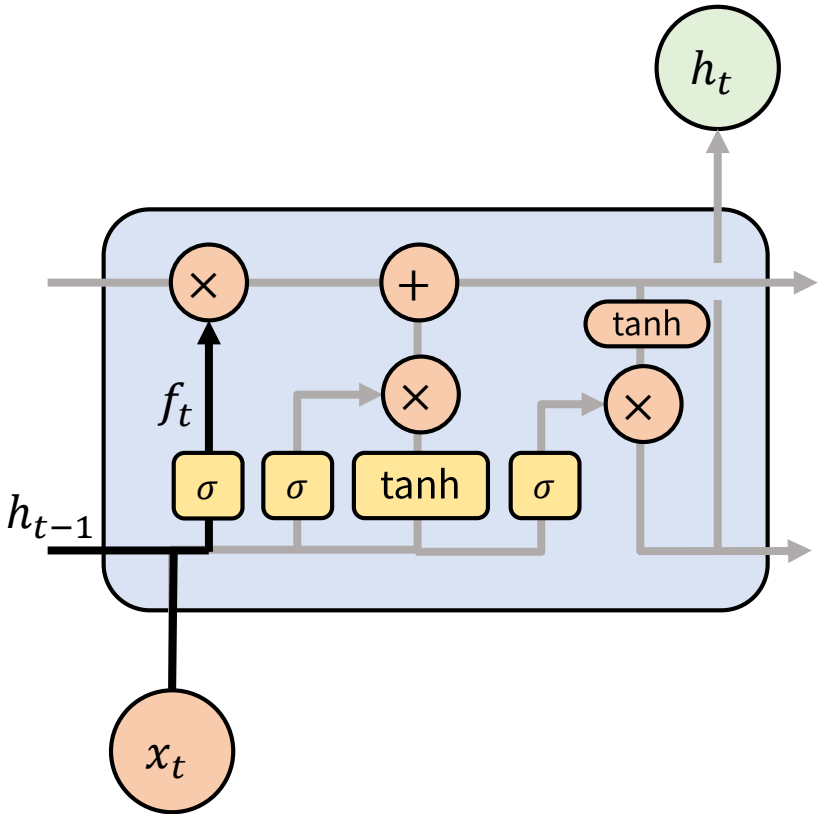
$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

수식으로 보니, 다시 한번 복잡해 보인다. 겁먹지 말고 하나씩 천천히 보자.

Forget gate



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

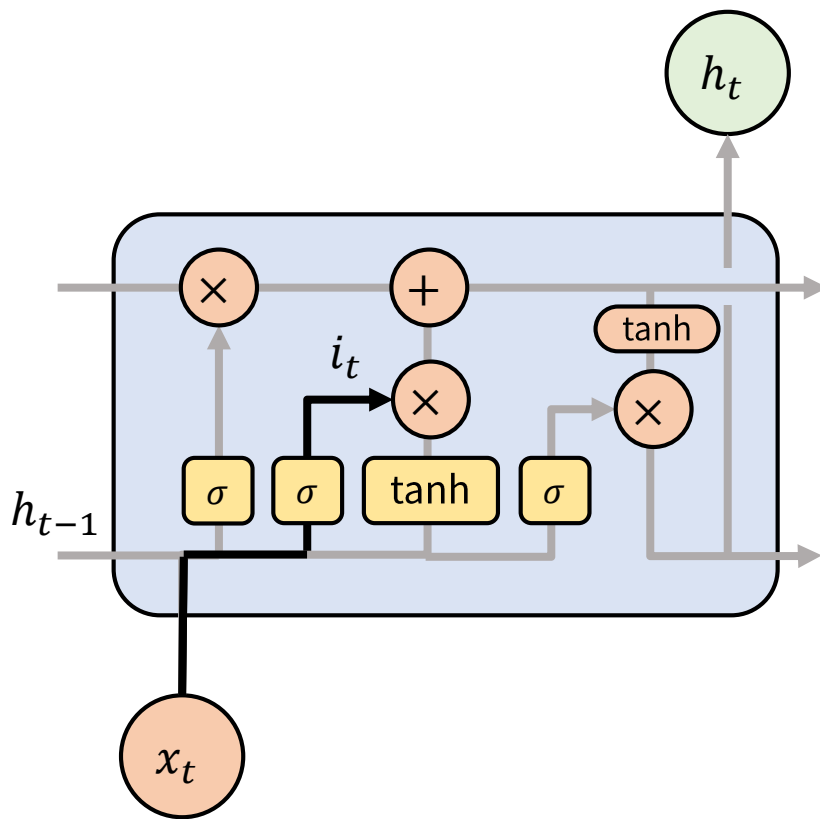
$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Forget gate는 기억을 ‘잊고자 하는 정도’를 나타낸다. Sigmoid activation이므로 값의 범위는 0~1이다. 특징은 여러 차원으로 되어 있으므로, **특징별로 기억할지 말지를 결정**할 수 있다.

Input gate



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

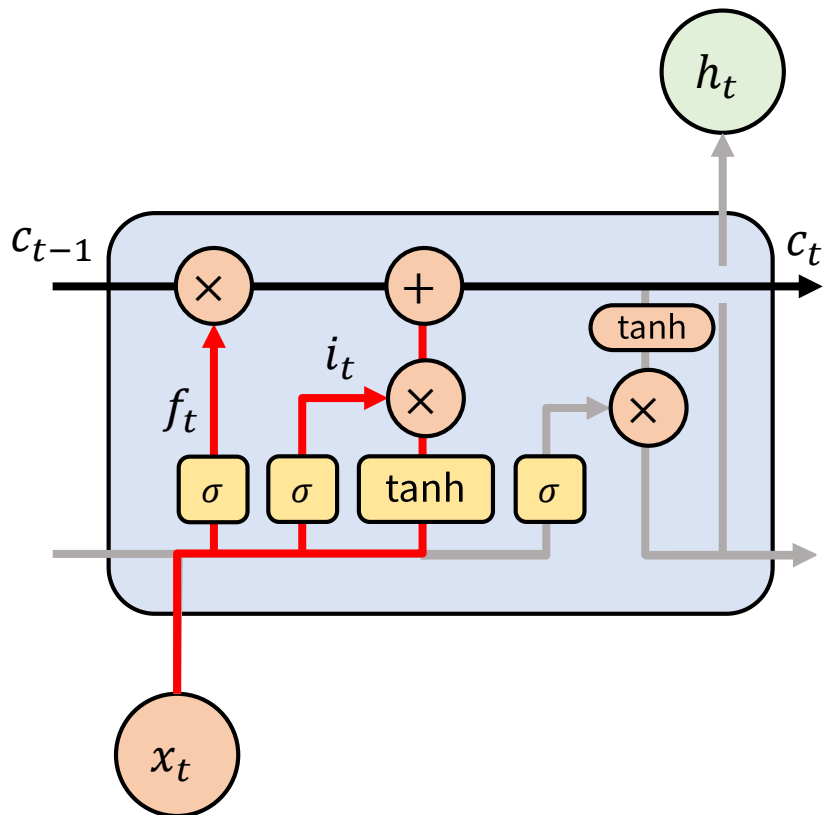
$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Input gate는 새로운 입력을 받고자 하는 정도를 나타낸다. Sigmoid activation이므로 값의 범위는 0~1이다. 특징은 여러 차원으로 되어 있으므로, **특징별로 받아들일지 말지를 결정**할 수 있다.

Cell state



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

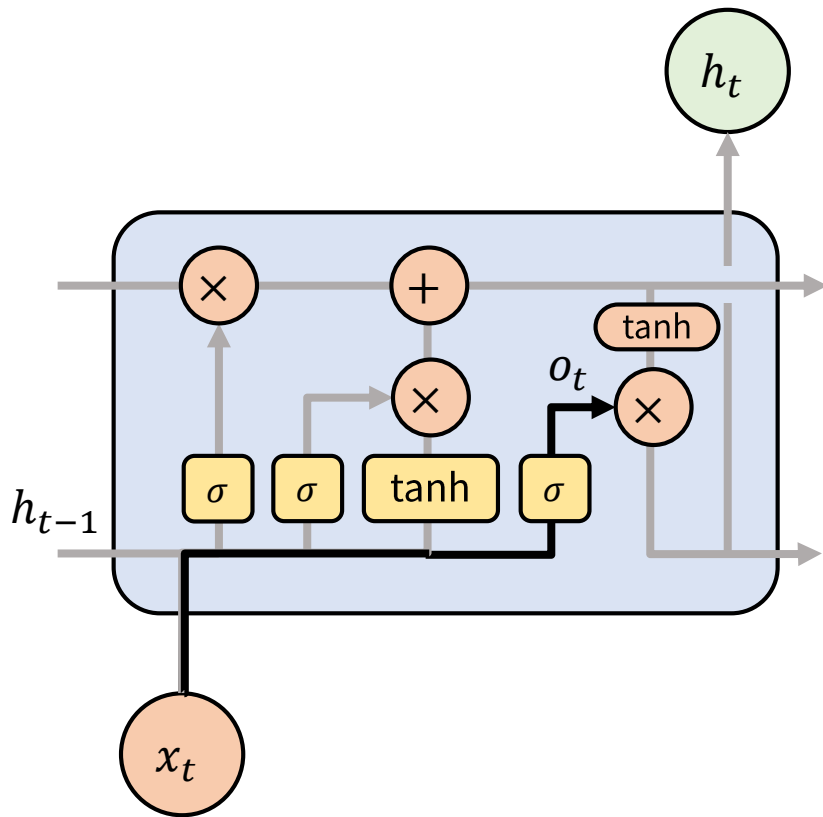
$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Cell state는 ‘기억’을 총괄하는 메모리 역할을 한다. 여러 차원으로 되어있어, 각 차원은 특정 정보를 기억한다. Hadamard 연산자의 특성으로 인해, **특징 별로 기억하고, 잊고, 새로이 정보를 받을 수 있다.**

Output gate



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

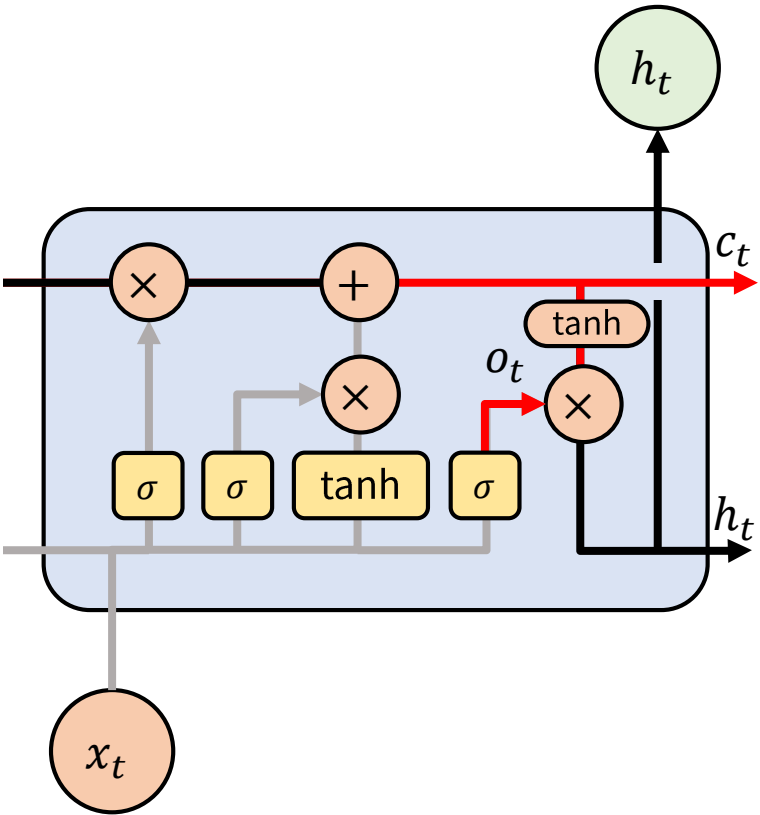
$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Output gate는 Cell state 중 어떤 특징을 출력할지 결정하는 역할을 한다.

Sigmoid activation이므로 값의 범위는 0~1이다.

Hidden state



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

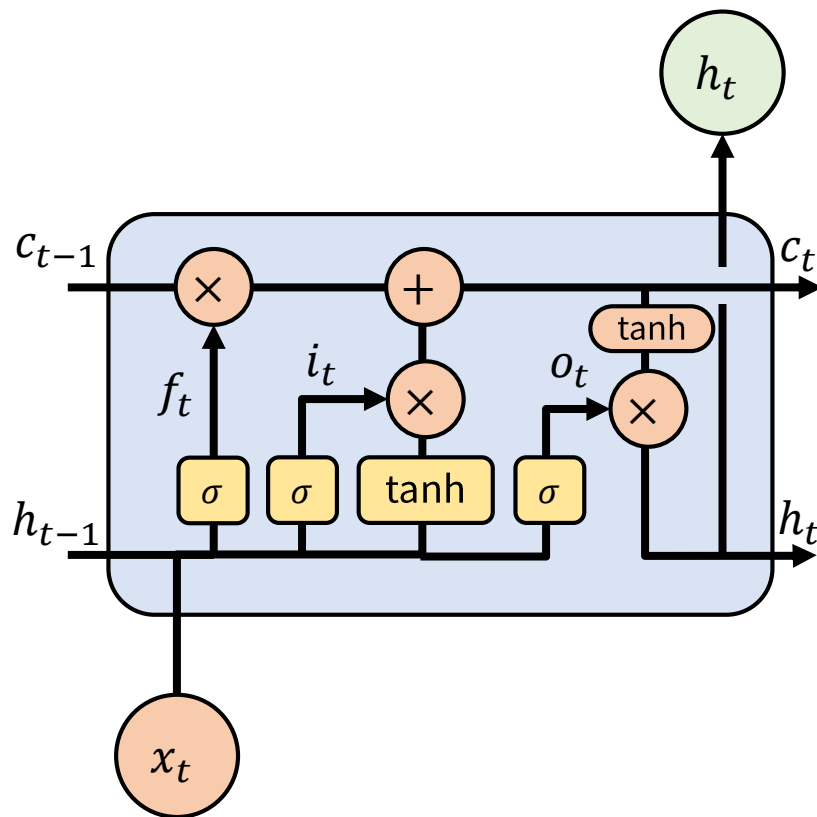
$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Hidden state는 Cell state에 \tanh activation을 적용한 후, Output gate로 선별하여 출력한다.
 \tanh 을 사용하는 이유는 출력 값의 범위가 -1~1로 bound되게 하기 위함이다.

LSTM Overview



$$f_t = \sigma(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f)$$

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o)$$

$$g_t = \tanh(W_{xg}x_t + W_{hg}h_{t-1} + b_g)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$