

LSTM的主要思想是，引入门控制信息来控制信息的积累速度，有选择的加入信息，并且有选择的遗忘之前积累的信息。

基础的RNN 是 $h_t = f(U \cdot h_{t-1} + W \cdot X + b)$

LSTM的主要结构：遗忘门，输入门，输出门

遗忘门 $f_t = \text{sigmoid}(W \cdot [h_{t-1}, X_t] + b)$

更新门 $i_t = \text{sigmoid}(W \cdot [h_{t-1}, X_t] + b)$

细胞cell信息用 C表示：

$C = \text{sigmoid}(W \cdot [h_{t-1}, X_t] + b)$

$C_{\text{new}} = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot C$

输出门： $o_t = \text{sigmoid}(W \cdot [h_{t-1}, x_t] + b)$

隐藏状态就是输出 $h_t = o_t \cdot \tanh(C_{\text{new}})$

从t-1 到 t 有两个值会传递到下一个cell： C_{new} 和 h_t

总结：

- 遗忘门的作用是乘以t-1细胞信息，用来决定过去的细胞信息有多少留下来，
- 更新门的作用是乘以t时刻细胞信息，用来决定这次的细胞信息有多少能够加入，
- 新的细胞信息 = 遗忘门和更新门计算后的细胞信息之和
- 输出门的作用是乘以t时刻细胞信息，用于决定这次的细胞信息由多少能够表达为输出
- 那么这三个门是如何得到的呢？由一个统一的公式： $\text{sigmoid}(W \cdot [h_{t-1}, X_t] + b)$ ，隐藏状态 h_{t-1} 乘以权重矩阵再加上偏执向量，再激活。

注：细胞状态经过tanh层得到一个-1~1之间值的向量

