

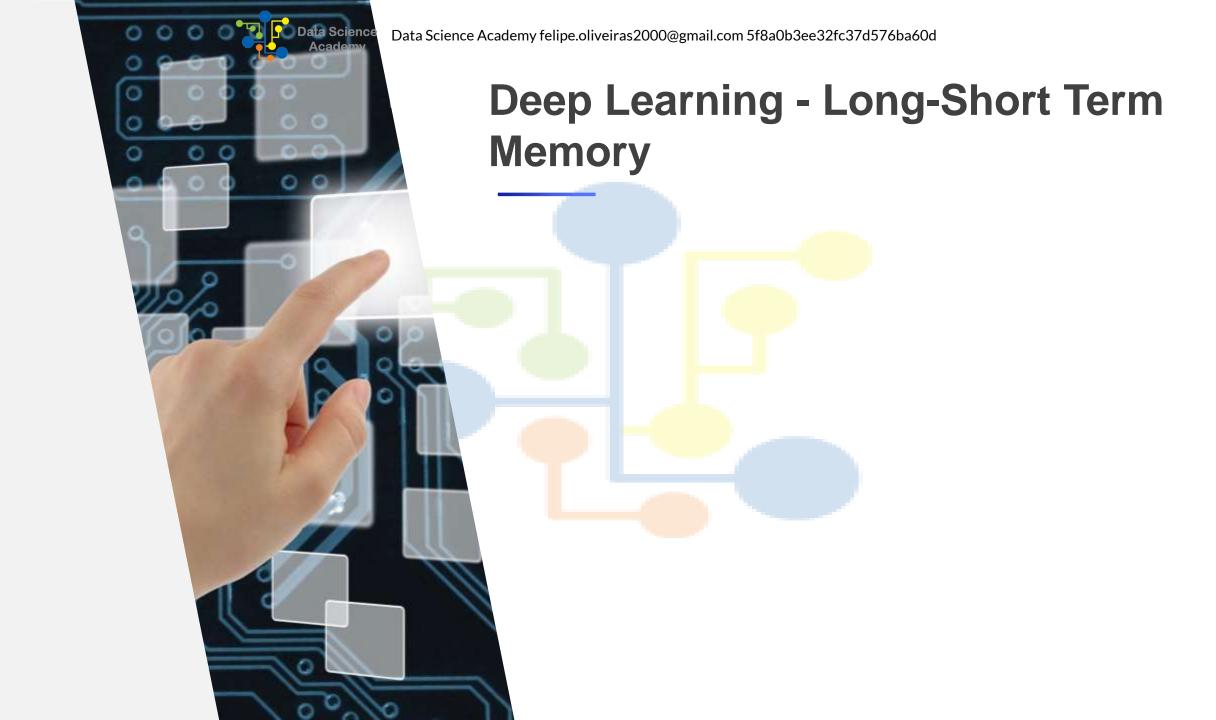


Formação Inteligência Artificial



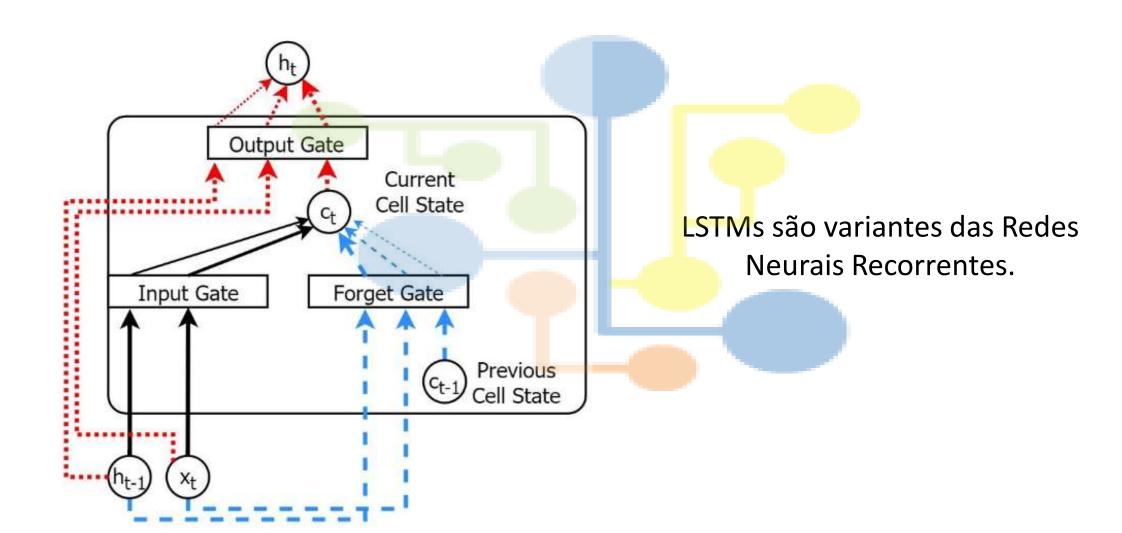
Processamento de Linguagem Natural





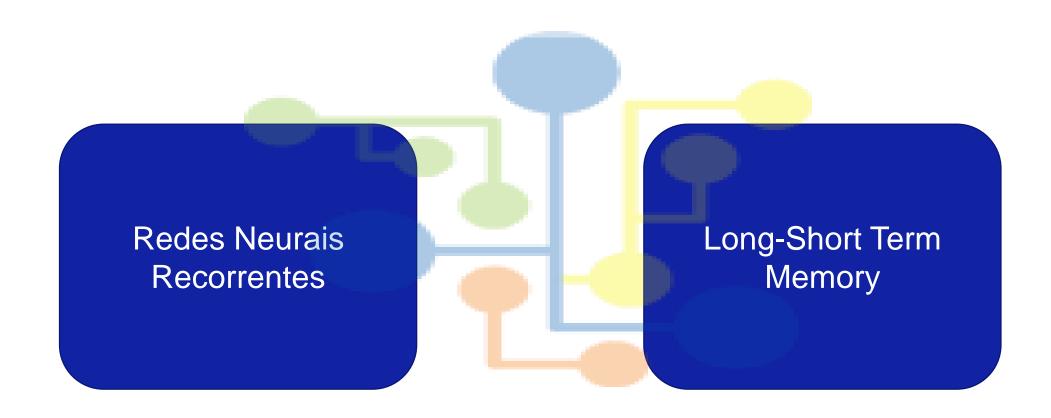


Deep Learning - Long-Short Term Memory

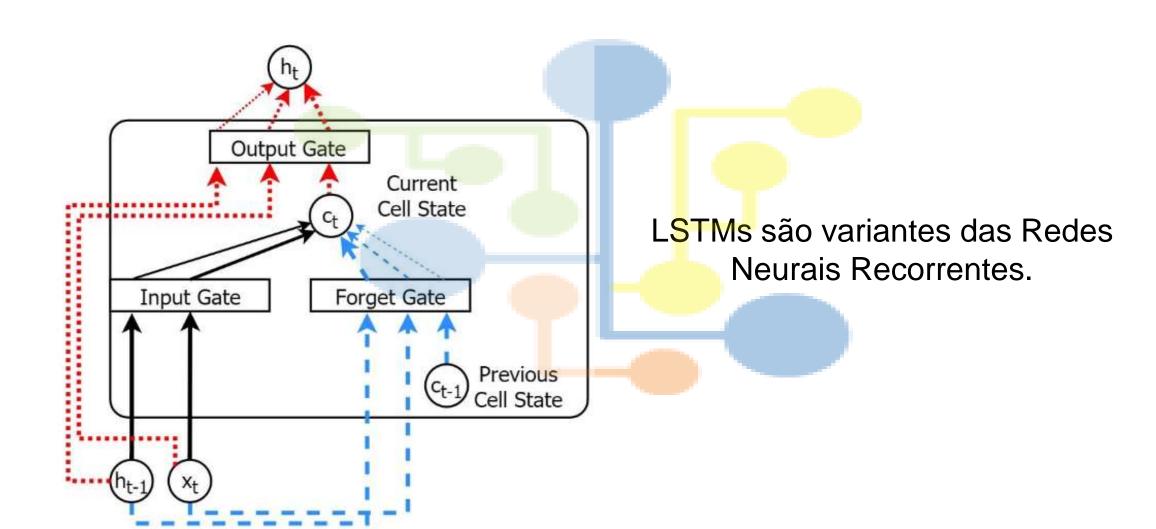


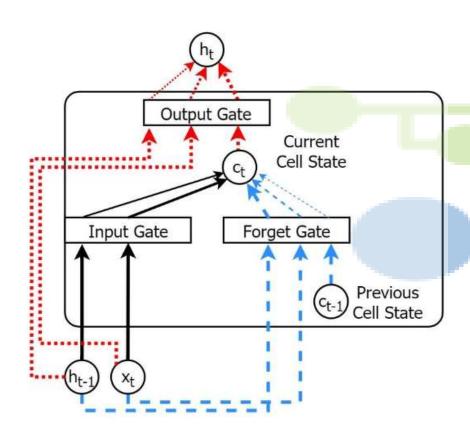


Deep Learning - Long-Short Term Memory



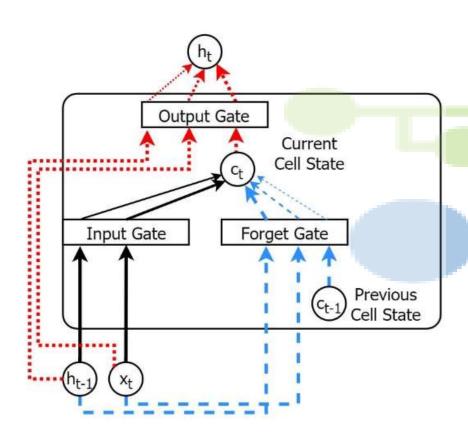






As LSTMs possuem 5 componentes:

- Cell State célula interna de estado (a memória) da LSTM.
- Hidden State estado externo oculto usado para calcular as previsões.
- **Input Gate** determina quanto do input corrente é alimentado na cell state.
- Forget Gate determina quanto da cell state anterior é enviado para a cell state corrente.
- Output Gate determina quanto da cell state é output da hidden state.



As LSTMs possuem 3 Portões (Gates):

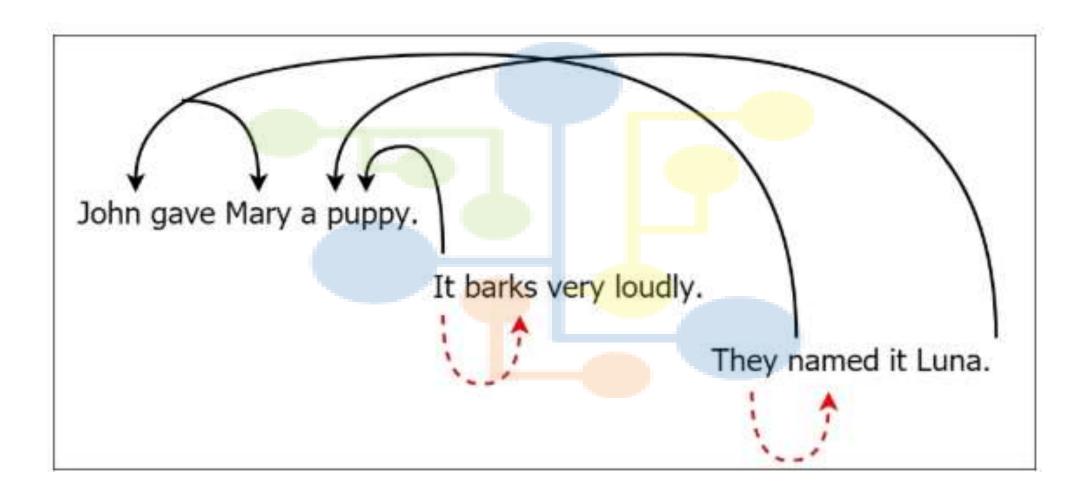
- Input Gate gate com valores entre 0 (o input corrente não é gravado na cell state) e 1 (o input corrente é totalmente gravado na cell state). Ativação Sigmóide é usada para garantir que os valores fiquem entre 0 e 1.
- Forget Gate gate sigmoidal com valores entre 0 (a cell state anterior é totalmente esquecida para o cálculo da cell state corrente) e 1 (a cell state anterior é totalmente usada para calcular a cell state corrente).
- Output Gate gate sigmoidal que gera a saída com valores entre 0 (a cell state corrente é totalmente descartada para o cálculo do estado final) e 1 (a cell state corrente é totalmente usada no cálculo da hidden state).

John gave Mary a puppy.

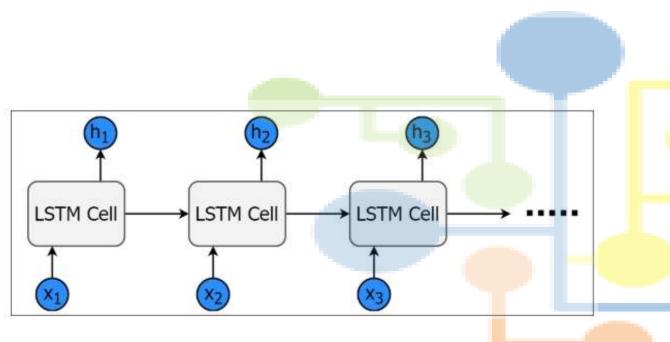
John gave Mary a puppy. It barks very loudly. They named it Luna.

John gave Mary a puppy. It barks very loudly. They named it Luna.

John gave Mary a puppy. It barks very loudly. They named it Luna.



Isso aqui é o que acontece dentro da LSTM cell:



$$i_{t} = \sigma(W_{ix}x_{t} + W_{ih}h_{t-1} + b_{i})$$

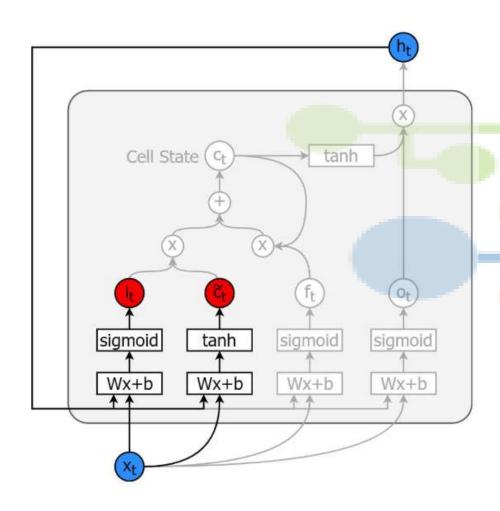
$$f_{t} = \sigma(W_{fx}x_{t} + W_{fh}h_{t-1} + b_{f})$$

$$\tilde{c}_{t} = \tanh(W_{cx}x_{t} + W_{ch}h_{t-1} + b_{c})$$

$$c_{t} = f_{t}c_{t-1} + i_{t}\tilde{c}_{t}$$

$$o_{t} = \sigma(W_{ox}x_{t} + W_{oh}h_{t-1} + b_{o})$$

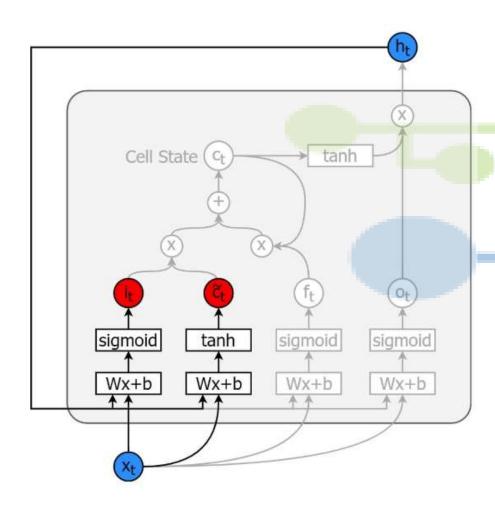
$$h_{t} = o_{t} \tanh(c_{t})$$



Primeiro o Input Gate (i) recebe o current input (x) e o hidden state anterior (ht-1) e calcula da seguinte forma:

$$i_{t} = \sigma \left(W_{ix} x_{t} + W_{ih} h_{t-1} + b_{i} \right)$$

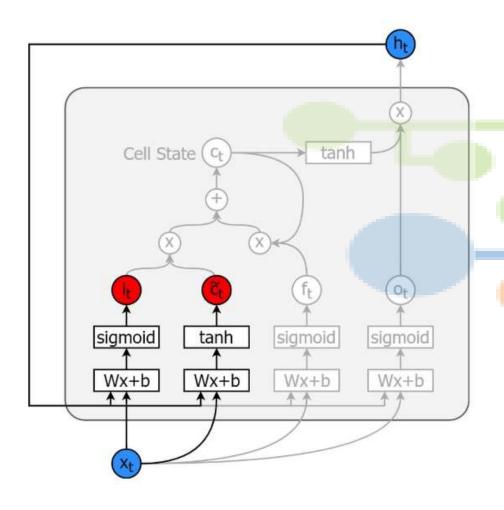
Input Gate – gate com valores entre 0 (o input corrente não é gravado na cell state) e 1 (o input corrente é totalmente gravado na cell state). Ativação Sigmóide é usada para garantir que os valores fiquem entre 0 e 1.

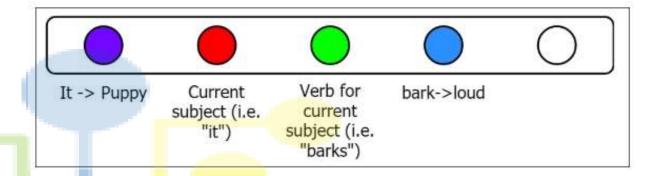


Em seguida, é calculado um valor chamado candidate value, que é adicionado para calcular o valor final da cell state.

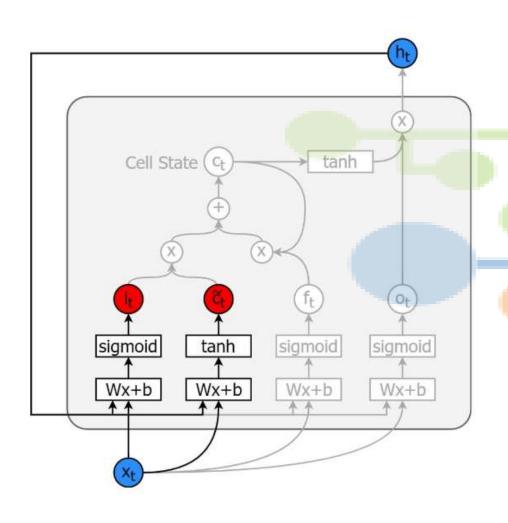
$$\tilde{c}_{t} = tanh\left(W_{cx}X_{t} + W_{ch}h_{t-1} + b_{c}\right)$$

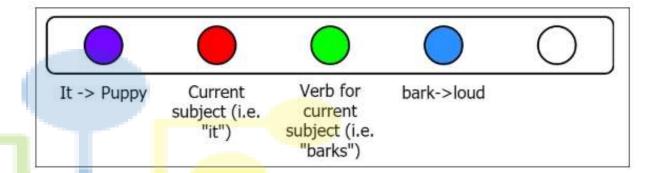
Compreed as LSTMs Data Science Academy felipe.oliveiras 2000@gmail.com 5f8a0b3ee32fc37d576ba60d Science Academy felipe.oliveiras 2000@gmail.com 5f8a0b3ee32fc37d576ba60d





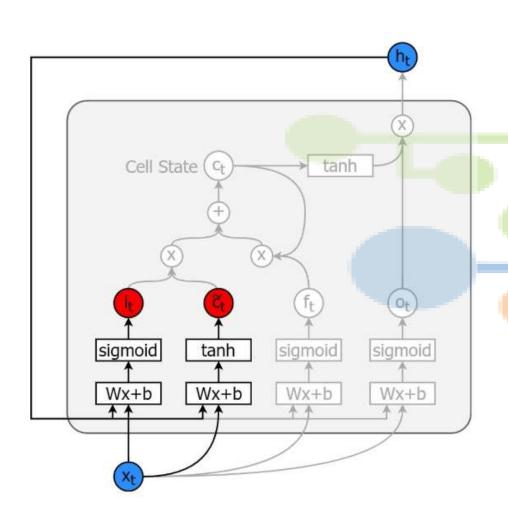
Vamos supor que nossa LSTM tem 5 neurônios para armazenar o estado. A primeira palavra que será a saída do nosso modelo LSTM, será a palavra it (considerando nosso exemplo), logo nosso modelo precisa aprender que it é o pronome usado para representar a palavra puppy. Além disso, nosso modelo precisa guardar na memória que it se refere a puppy. Nosso modelo deve aprender ainda que o s deve ser usado ao final do verbo na terceira pessoa do singular em inglês. Calculamos então a saída da Forget Gate.

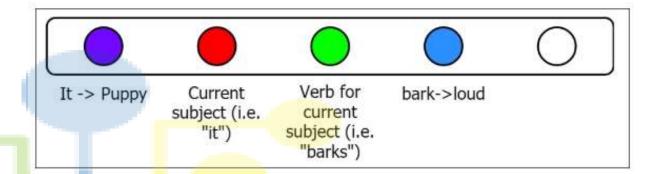




$$f_{t} = \sigma \left(W_{fx} x_{t} + W_{fh} h_{t-1} + b_{f} \right)$$

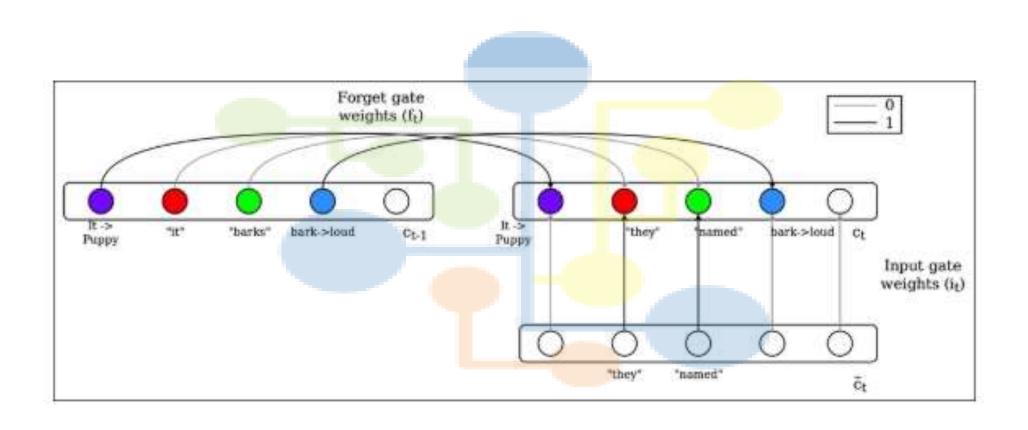
Forget Gate – gate sigmoidal com valores entre 0 (a cell state anterior é totalmente esquecida para o cálculo da cell state corrente) e 1 (a cell state anterior é totalmente usada para calcular a cell state corrente).

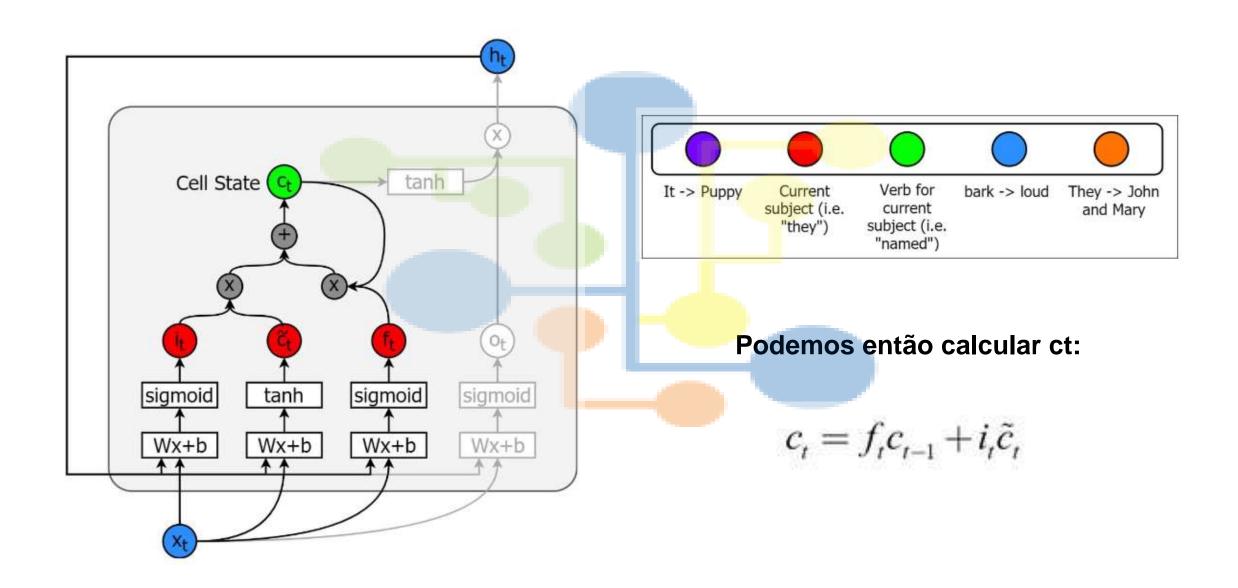


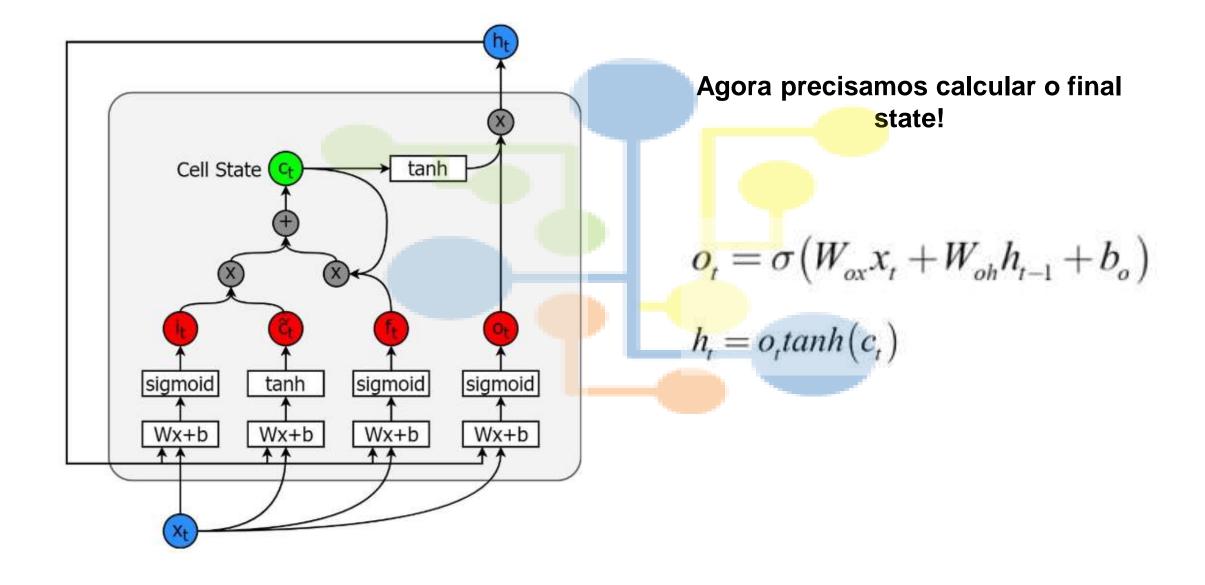


$$f_{t} = \sigma \left(W_{fx} x_{t} + W_{fh} h_{t-1} + b_{f} \right)$$

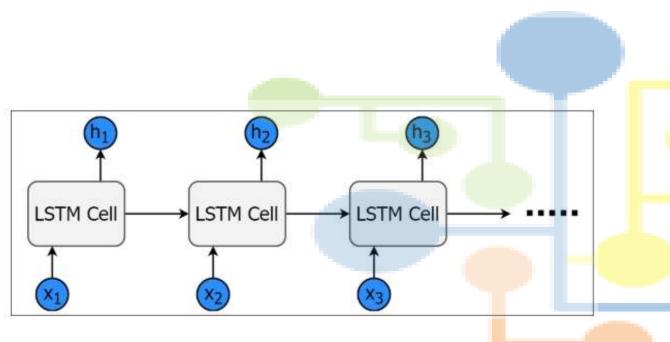
Um valor igual a 0 indica que nenhuma informação de ct-1 será passada para calcular ct e um valor igual a 1 significa que toda informação de ct-1 será propagada para calcular ct.







Isso aqui é o que acontece dentro da LSTM cell:



$$i_{t} = \sigma(W_{ix}x_{t} + W_{ih}h_{t-1} + b_{i})$$

$$f_{t} = \sigma(W_{fx}x_{t} + W_{fh}h_{t-1} + b_{f})$$

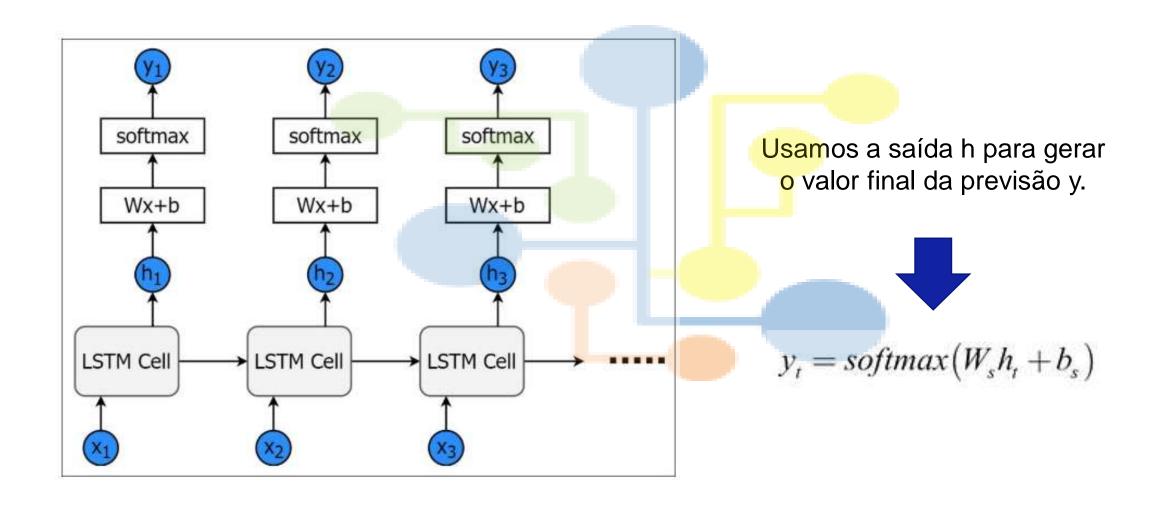
$$\tilde{c}_{t} = \tanh(W_{cx}x_{t} + W_{ch}h_{t-1} + b_{c})$$

$$c_{t} = f_{t}c_{t-1} + i_{t}\tilde{c}_{t}$$

$$o_{t} = \sigma(W_{ox}x_{t} + W_{oh}h_{t-1} + b_{o})$$

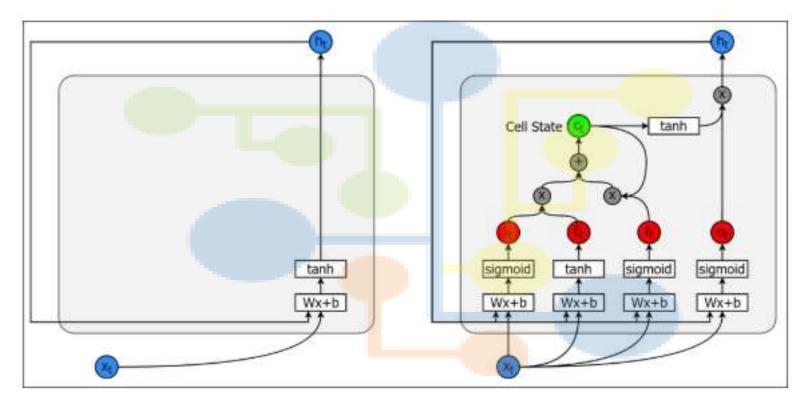
$$h_{t} = o_{t} \tanh(c_{t})$$

Compreed as LSTMs Data Science Academy felipe.oliveiras 2000@gmail.com 5f8a0b3ee32fc37d576ba60d Science Academy felipe.oliveiras 2000@gmail.com 5f8a0b3ee32fc37d576ba60d





A RNN possui apenas um hidden state ht.



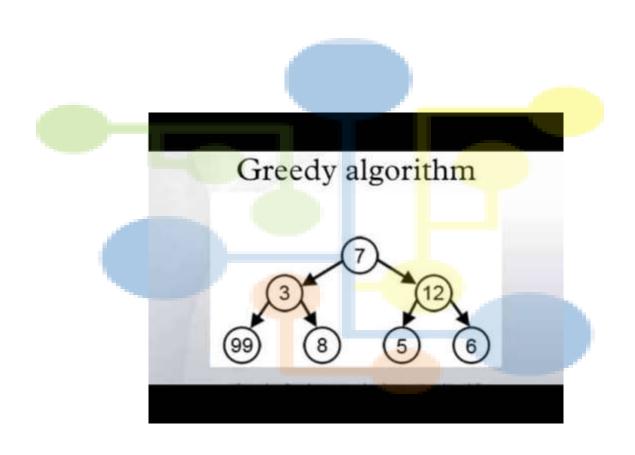
A LSTM possui 2 estados diferentes, cell state (ct) e final hidden state (ht).

RNN LSTM



Extensões que melhoram a performance de uma LSTM e tornam as saídas mais realísticas:

- Greedy Sampling
- Beam Search
- Usar Word Vectors ao invés de representações one-hot encoding





John gave Mary a puppy.

John _____ ___

John gave Mary gave John.
John gave Mary a puppy.
John gave puppy a puppy.

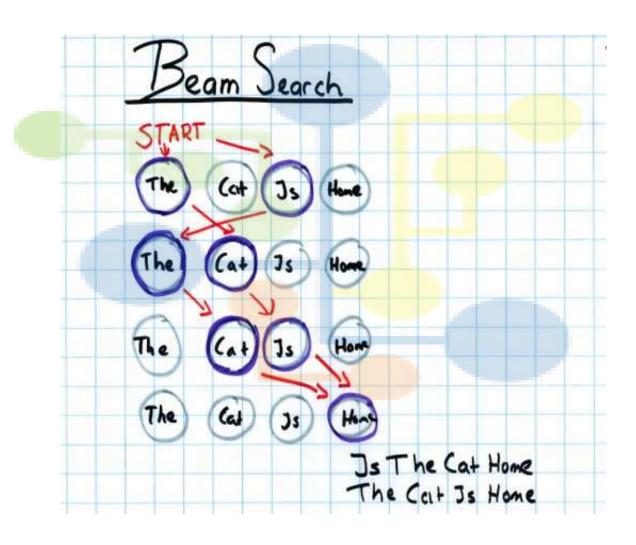


The cat is home.

The \rightarrow The Cat \rightarrow The Cat Is \rightarrow The Cat Is Home.

The cat The cat.







O Greedy Sampling faz uma amostragem entre as palavras com maiores probabilidades de serem a próxima palavra em uma frase e seleciona uma de forma aleatória.

O objetivo do Beam Search é aumentar a qualidade das previsões geradas pelos modelos LSTM. As melhores previsões são encontradas resolvendo um problema de busca.

A principal diferença entre os 2 métodos, é que o Beam Search utiliza joint probability (probabilidade conjunta), enquanto o Greedy Sampling utiliza apenas a maior probabilidade.

$$y_t, y_{t+1}, \dots, y_{t+b}$$

Beam Search gera **b outputs** ao invés de um único output yt. Aqui, b outputs é chamado de Beam.

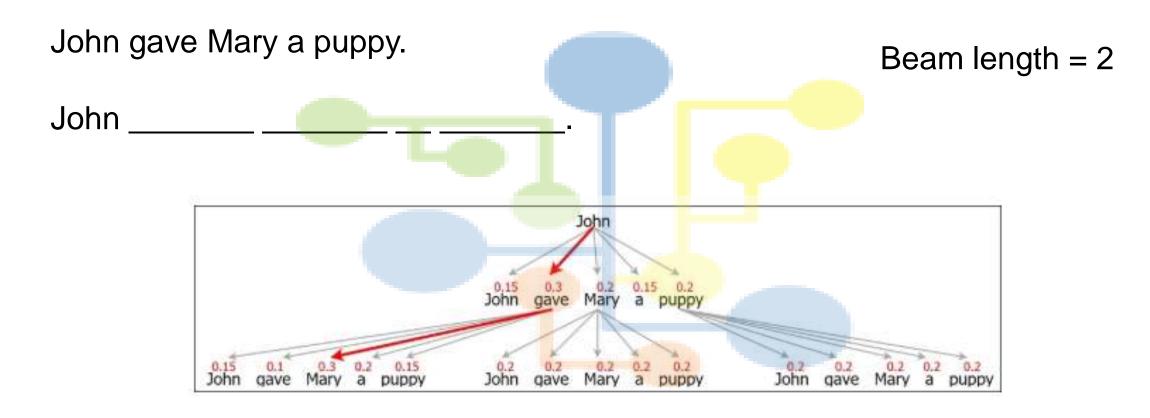
$$p(y_t, y_{t+1}, ..., y_{t+b} | x_t)$$

Com Beam Search nós obtemos o Beam de mais alta probabilidade conjunta.

$$p(y_t | x_t)$$

Com Greedy Sampling obtemos apenas as palavras de probabilidade mais alta e dessas palavras pegamos uma amostra para ser a próxima palavra no texto.





$$P(gave, Mary | John) = 0.09$$



Obrigado